

UNIVERSIDAD NACIONAL AMAZÓNICA DE MADRE DE DIOS

FACULTAD DE INGENIERÍA

**ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA FORESTAL Y
MEDIO AMBIENTE**



TESIS

**CUANTIFICACIÓN ESPACIAL DE LA VEGETACIÓN Y SUELO
DESNUDO EN EL CORREDOR MINERO DE MADRE DE DIOS AL
AÑO 2018**

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

Tesis presentada por:

Bachiller:

CARDENAS CAHUANA, Marcelino

GUZMÁN CERRO, Alan Oscar

Asesor: Dr. Gabriel Alarcón Aguirre

Puerto Maldonado, junio de 2022

UNIVERSIDAD NACIONAL AMAZÓNICA DE MADRE DE DIOS

FACULTAD DE INGENIERÍA

**ESCUELA ACADÉMICO PROFESIONAL DE INGENIERÍA
FORESTAL Y MEDIO AMBIENTE**



TESIS

**CUANTIFICACIÓN ESPACIAL DE LA VEGETACIÓN Y SUELO
DESNUDO EN EL CORREDOR MINERO DE MADRE DE DIOS AL
AÑO 2018**

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

Tesis presentada por:

Bachiller:

CARDENAS CAHUANA, Marcelino
GUZMÁN CERRO, Alan Oscar

Asesor: Dr. Gabriel Alarcón Aguirre

Puerto Maldonado, junio de 2022

Dedicatoria

Dedico esta investigación al Señor, primero que nada, dándome la fuerza para continuar el proceso de obtención del título. Dedico a mis padres, Gerardo Guzman Romainville y Marcelina Cerro Torres, por su amor, apoyo constante, trabajo y dedicación, y gracias, estuve aquí y lo que soy hoy. Y mis hermanos que estuvieron allí para agradecerles su apoyo durante este tiempo.

Las personas que me apoyaron durante todo el curso e hicieron que mi trabajo fuera un éxito.

ALAN OSCAR

Dedico este ensayo a mi padre, Concepción Cardenas Cahuana y a mi madre, Lourdes Cahuana Blas, quienes me han apoyado y alentado para lograr mis metas, por su amor incondicional como padres y por toda la sabiduría que me brindaron en la fecha propuesta, algún día. Agradezco también a mi abuelo, hermano y mejores amigos, que por sus consejos han contribuido en la finalización de la tesis.

M. Cardenas

Agradecimientos

A mi madre y padre, por el incondicional apoyo durante mi vida, que ha permitido llegar donde estamos y convertirnos en personas de bien, hoy es un orgullo y privilegio ser hijos de tan maravillosas personas.

A las personas y allegados que nos apoyaron a concretar el trabajo de investigación.

A los docentes de nuestra casa de estudios y en especial de nuestra carrera profesional que nos apoyaron en nuestra formación académica y científica. Un agradecimiento especial al Dr. Gabriel Alarcon Aguirre por su mentoría y amistad.

A nuestra casa de estudios “la Universidad Nacional Amazonica de Madre de Dios”, por brindarnos la posibilidad de forjarnos como profesionales y personas de bien.

A nuestros jurados, por tomarse la molestia y un momento de su tiempo para realizar las observaciones correspondientes de nuestro proyecto y las sugerencias acertadas para la mejora del mismo.

Al “Centro de Teledetección para el estudio y gestión de los recursos naturales (CETEGERN)”, por facilitarnos el laboratorio de sensores remoto y SIG, y asesoramiento en la ejecución del estudio.

Resumen

El presente estudio determina la cuantificación espacial de la vegetación y suelo desnudo en el área del corredor minero de Madre de Dios al año 2018. La cuantificación se realizó por medio de los algoritmos de clasificación Neural Net, Máximo Likelihood, y Spectral Angle Mapper del software ENVI. Las imágenes utilizadas fueron PlanetScope con una resolución espacial de 3m x 3m. Los resultados proporcionan información de la cuantificación de la vegetación y suelo desnudo del área de los métodos Neural Net (636 481,5589 ha – 46 384,7228 ha), Máximo Likelihood (616 771,4152 ha – 37 592,7006 ha), y Spectral Angle Mapper (587 800,2596 ha – 28 873, 1855 ha), siendo la más fiable a nivel de precisión en la cuantificación de la vegetación y suelo desnudo, el método Neural Net con 636 481,5589 ha y 46 384,7228 ha. Los resultados de la precisión se justifican en la validación de 383 puntos de muestreo mixto, con datos de campo, imágenes de alta resolución, e imágenes obtenidas con Dron. La matriz de precisión global (confusión) reporta un 82,22%, con un índice de kappa (k) de 0,74, estableciendo una concordancia considerable a nivel exactitud. Mientras que los métodos algoritmos de clasificación Máximo Likelihood y Spectral Angle Mapper presentan resultados subestimados, siendo la más excesiva el método de Spectral Angle Mapper respecto a los métodos Neural Net y Máximo Likelihood.

Palabras clave: Algoritmo, resolución espacial, Neural Net, Máximo Likelihood, Spectral Angle Mapper.

Abstract

The present study determines the spatial quantification of vegetation and bare soil in the area of the Madre de Dios mining corridor in 2018. The quantification was carried out through the Neural Net, Maximum Likelihood, and Spectral Angle Mapper software classification software ENVI. The images used were PlanetScope with a spatial resolution of 3m x 3m. The results provide information on the quantification of vegetation and dense soil in the area of the Neural Net methods (636 481,5589 ha - 46 384,7228 ha), Maximum Likelihood (616 771,4152 ha - 37 592,7006 ha), and Spectral Angle Mapper (587 800,2596 ha - 28 873, 1855 ha), being the most reliable at the level of precision in the quantification of vegetation and bare soil, the Neural Net method with 636 481,5589 ha and 46 384,7228 ha. The precision results are justified in the validation of 383 mixed sampling points, with field data, high resolution images, and images obtained with Drone. The matrix of global precision (confusion) reports 82,22%, with a kappa index (k) of 0,74, establishing a considerable concordance at the exact level. While the algorithm classification methods Maximum Likelihood and Spectral Angle Mapper have underestimated results, the Spectral Angle Mapper method being the most excessive with respect to the Neural Net and Maximum Likelihood methods.

Key words: Algorithm, spatial resolution, Neural Net, Maximum Likelihood, Spectral Angle Mapper.

Índice de contenidos

	Pág.
Dedicatoria.....	i
Agradecimientos	ii
Resumen	iii
Abstract.....	iv
Introducción	1
CAPÍTULO I: PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN.....	13
1.1 Planteamiento del problema de investigación.....	13
1.2 Formulación del problema	14
1.2.1 Problema general.....	14
1.2.2 Problemas específicos	14
1.3 Justificación e importancia.....	14
1.4 Objetivos de la investigación.....	15
1.4.1 Objetivo general	15
1.4.2 Objetivos específicos	15
1.5 Hipótesis	15
1.6 Variables de la investigación.....	16
1.6.1 Identificación de variables.....	16
1.6.2 Operacionalización de variables	16
1.7 Consideraciones éticas.....	17
CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO.....	18
2.1 Antecedentes de la investigación	18
2.1.1 Alcance internacional.....	18

2.1.2 Alcance nacional.....	20
2.1.3 Alcance local.....	21
2.2 Base teorica.....	24
2.2.1 Sistemas de Información Geográfica (SIG).....	24
2.2.2 Precepcion remota	25
2.2.3 Radiación electromagnética (RE).....	26
2.2.4 Resolución espacial	27
2.2.7 Algoritmos de geoprocesamiento	28
Algoritmo Spectral Angle Mapper (SAM)	28
Algoritmo de Máxima verosimilitud (probabilidad).....	29
Algoritmo Neural Net.....	29
2.2.8 Programa ENVI Harris.....	30
2.2.9 Empresa Planet.....	30
Descripción de los productos	30
Minería aurífera en Madre de Dios	32
Vegetación	33
Suelo desnudo	34
2.3 Marco conceptual.....	34
CAPÍTULO III: METODOLOGÍA DE INVESTIGACIÓN	36
3.1 Tipo de investigación	36
3.2 Diseño de la investigación	36
3.3 Delimitación espacial y temporal	36
3.3.1 Clima e hidrografía.....	37
3.4 Población y muestra	38
3.5 Técnicas e instrumentos de recolección de datos	40
3.5.1 Método y técnicas	40

3.5.2	Procesamiento de datos y análisis estadístico.....	41
	Clasificación supervisada de la imagen satelital.....	43
	Tratamiento de datos.....	45
	Proceso estadístico	46
	CAPÍTULO IV: RESULTADOS Y DISCUSIÓN	47
4.1	Cuantificación espacial del área de la vegetación y suelo desnudo en la zona del corredor minero	47
4.2.	Fiabilidad de los metodos.....	54
	CONCLUSIONES	58
	RECOMENDACIONES.....	59
	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	60
	ANEXOS.....	72

Índice de Tablas

	Pág.
Tabla 1. Variables e indicadores del estudio	16
Tabla 5. Data de de imágenes PlanetScope.....	41
Tabla 6. Características de la imagen de satélite PlanetScope	42
Tabla 7. Valoración del coeficiente kappa	45
Tabla 8. Areas de vegetación y suelo desnudo en la zona minera	51
Tabla 9. Fiabilidad general de los metodos	55
Tabla 10. Concordancia de Kappa de los metodos	55
Tabla 11. Fiabilidad por tipo de algoritmo	56

Índice de Figuras

	Pág.
<i>Figura 1.</i> Plataformas de teledeteccion.....	25
<i>Figura 2.</i> Variabilidad de la radiación electromagnetica.....	26
<i>Figura 3.</i> Parametros del infrarrojo.	27
<i>Figura 4.</i> Tipos de resolución espacial.....	28
<i>Figura 5.</i> Imágenes de PlanetScope.....	31
<i>Figura 6.</i> Analytic Ortho Azulejos de PlanetScope.....	32
<i>Figura 7.</i> Bandas analíticas de PlanetScope.	32
<i>Figura 8.</i> Ubicación del área de estudio.....	37
<i>Figura 9.</i> Ubicación de punto campo para medir la precisión de las clasificaciones en la zona minera.	39
<i>Figura 10.</i> Medicion de fiabilidad de la clasificación de la vegetación y suelo en el área de estudio, con imágenes de alta precisión.	39
<i>Figura 11.</i> Precision de la vegetación y suelo desnudo con fotografías de Drone.....	40
<i>Figura 12.</i> Imagen de satélite PlanetScope del área de estudio.	42
<i>Figura 13.</i> Imagen de Satelite PlanetScope 2018, R(1) G(4) B(3): a) vegetación y b) Suelo desnudo, en el área de estudio.	48
<i>Figura 14.</i> Cuantificación espacial de la vegetación y suelo desnudo en el área de estudio, método; Máximum Likelihood (ML).	49
<i>Figura 15.</i> Cuantificación espacial de la vegetación y suelo desnudo en el área de estudio, método; Neural Net (NN).....	50
<i>Figura 16.</i> Cuantificación espacial de la vegetación y suelo desnudo en el área de estudio, método; Spectral Angle Mapper (SAM).....	50

Índice de anexos

	Pág.
Anexo 1. Puntos de muestreo tomados en campo en el corredor minero de Madre de Dios.	73
Anexo 2. Panel fotográfico.	85

Introducción

Las tecnologías de percepción remota ha desarrollado grandes avances en el estudio y monitoreo de la tierra (Alarcón et al. 2016; Fabregat 1999), para ello, utiliza sensores remotos de baja, mediana y alta resolución manifestada en la identificación de objetivos y fenómenos por medio de firmas espectrales (Alarcón et al. 2016; Sacristán 2006). En la actualidad, la teledetección está cobrando cada vez más importancia en muchos campos diferentes relacionados con el estudio de la Tierra y sus fenómenos, tales como: “cambio de uso del suelo, incendios, oceanografía, comunicaciones de transporte, recursos pesqueros, investigación costera, contaminación e hidrogeología, mineralogía, agricultura, manejo de plaguicidas, gestión territorial, entre otros” (Chillihuani 2018; Pérez y Gonzalez 2011).

El estudio comprende el área de de la “zona minera de Madre de Dios, según Decreto de Urgencia (D.U.) N° 012-2010”, que conforma diversas actividades, como legales, ilegales, formales e informales de minería aurífera, la mayoría superpuesta con títulos habilitantes existentes de; concesiones forestales maderables, no maderables y derechos consuetudinarios de comunidades indígenas, zonas de amortiguamiento y reservas naturales (ANP). Esta zona corresponde a un “clima tropical”:

Con precipitaciones abundantes, redes hídricas y humedales, donde interactúan inmensos atractivos turísticos y la rica vegetación propia de los bosques Amazonicos caracterizado por su gran biodiversidad y singularidad (GOREMAD y IIAP 2009). Por otro lado, su ubicación es estratégica por su cercanía a áreas naturales protegidas, como parques y reservas (GOREMAD y IIAP 2009). A pesar de ello, a inmensa diversidad biológica se encuentra en riesgo por la amenaza y el avance celerado de la minería aurífera, ocasionando impactos socio-económicos y ambientales (Alarcón et al. 2016; Alarcón et al. 2018; Chávez et al. 2013; Hurtado 2014; Perz et al. 2016; Perz et al. 2013).

En esta situación, la cobertura vegetal y el suelo son los mas impactados en la zona minera, permaneciendo en muchos casos degradados

y transformados a suelo desnudo. La detección espacial de la cobertura mediante imágenes de satélite de “alta resolución espacial” en la zona de estudio correspondiente al periodo 2018, permitirá obtener información directa para la gestión del territorio.

CAPÍTULO I: PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

1.1 Planteamiento del problema de investigación

La extracción por la minería aurífera en Madre de Dios (legal, ilegal, formal e informal), genera impactos inmediatos y colaterales en el bienestar humano y el medio ambiente, no siendo exclusivo solo en el área de influencia del corredor, si no sobre la población en general que consume directa e indirectamente agua contaminada con mercurio y otros productos químicos de las fuentes hidrográficas principales (Chillihuani 2018; Osoreo et al. 2010; Osoreo et al. 2012).

La extracción de oro a cielo abierto sin control ni planificación, generan cambios al suelo, al agua y a otros recursos debido a que se tiene que eliminar la cobertura boscosa, para posteriormente degradar la tierra y verter a las redes hídricas grandes cantidades de productos químicos, cambiando la estructura natural del paisaje, del ecosistema, pérdida del suelo y susceptibilidad del área a fenómenos erosivos (Acevedo y Hernández 2013; Fernández 2012).

El desarrollo de la actividad minera implica un riesgo ambiental elevado, de allí la importancia de contar con instrumentos de gestión para el control y monitoreo de cada uno de los procesos, no tomarlos en cuenta implicaría impactos negativos con efectos en muchos casos irreversibles (Torrejón 2016).

La actividad de minería de oro con fines de lucro implica necesariamente eliminar la cobertura del bosque, así como revolver la tierra de escasa presencia viviente. La presencia de la actividad en arroyos o riberas, involucra la posibilidad del uso de maquinarias para mover masas de tierra, partículas sólidas de residuos fluviales, transporte y depósito

contaminado, y en situación drásticas modificar y aislar las fuenste del curso de las redes hídricas (Torrejón 2016).

Generar información de los cambios producidos en el en la zona minera para una adecuada toma de decisiones como parte de la gestión ambiental en el territorio, dimensiona la aplicación de sateites ópticos de alta resolución espacial y espectral como herramienta imprescindible la evaluación y monitoreo de la cobertura y uso de suelo a consecuencia de la minería aurífera, así como demostrar sus cambios.

1.2 Formulación del problema

1.2.1 Problema general

¿Cuánto será el área de la vegetación y suelo desnudo en el corredor minero de Madre de Dios, mediante el uso de imágenes de satélite de alta resolución espacial al año 2018?

1.2.2 Problemas específicos

- ✓ ¿Cuánto será el área de la vegetación en el ámbito del corredor minero de Madre de Dios?
- ✓ ¿Cuánto será el área de suelo desnudo en el ámbito del corredor minero de Madre de Dios?
- ✓ ¿Es posible contrastar la precisión de los resultados de tres algoritmos de clasificación supervisada?

1.3 Justificación e importancia

Uno de los desafíos en la aplicación de tecnologías de sensoramiento remoto es adecuarlos a los diferentes tipos de rsolucion espacial de imágenes de satélite a problemas específicos, en tal sentido, se debe determinar sus potencialidades y limitaciones, ello implica, el uso adecuado de algoritmos de clasificación para casos puntuales, modalidad de investigación y objeto mediante el uso de satélites con imágenes de resolución alta. El estudio,

contribuira al apoyo de varias disciplinas, en nuestro caso, facilitando información concreta en el monitoreo de la cobertura y uso de suelo que permita a los gestores politocos y técnicos en la estauracion de áreas en zonas mineras.

El proyecto desarrolla tres algortimos para la clasificación supervisada de la “vegetación y suelo desnudo”; método de máxima verosimilitud, red neuronal y método de mapeo de ángulo espectral (SAM). Se contara con el apoyo y asesoramiento del personal técnico del CETEGERN).

1.4 Objetivos de la investigación

1.4.1 Objetivo general

Identificar y cuantificar el área de la vegetación y suelo desnudo utilizando imágenes de alta resolución espacial en el ámbito del corredor minero de Madre de Dios, al año 2018.

1.4.2 Objetivos específicos

- ✓ Cuantificar el área de la vegetación en el ámbito del corredor minero de Madre de Dios.
- ✓ Cuantificar el área de suelo desnudo en el ámbito del corredor minero de Madre de Dios.
- ✓ Contrastar los resultados de tres algoritmos de clasificación supervisada.

1.5 Hipótesis

Hipó tesis nula (H₀): La aplicación de métodos de sensoramiento remoto a imágenes PlanetScope no permitite detectar y cuantificar la vegetación y suelo en la zona minera de Madre de Dios.

Hipó tesis alterna (H₁): La aplicación de métodos de sensoramiento remoto a imágenes PlanetScope no permite detectar y cuantificar la vegetación y suelo en la zona minera de Madre de Dios.

1.6 Variables de la investigación

1.6.1 Identificación de variables

Variable Dependiente

- ✓ Vegetación y suelo desnudo.

Variable Independiente

- ✓ Variabilidad del pixel en la imagen en la “zona del corredor minero”.

1.6.2 Operacionalización de variables

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

Tabla 1. *Variables e indicadores del estudio*

Objetivo	Variable	Dimensión	Indicadores
“Cuantificar el área de la vegetación en el área del corredor minero de Madre de Dios”.	Cobertura	Vegetación en la zona minera	1. Area de vegetacion 2. Precision
“Cuantificar el área del suelo desnudo en el corredor minero de Madre de Dios”.	Cobertura de suelo	Cobertura sin vegetación	1. Area de suelo desnudo 2. Precision
“Contrastar los resultados de tres algoritmos de clasificación supervisada”.	Fiabilidad de algoritmos	Precision global y Kappa de los algoritmos	1. Data de imágenes y campo 2. Precsion global y Kappa

1.7 Consideraciones éticas

El trabajo de investigación estará relacionado con los diferentes métodos de procesamiento de imágenes, donde aplico métodos de cartografía de ángulo espectral, máxima verosimilitud y redes neuronales basado en programas de uso comercial proporcionados por el CETEGERN.

Como parte del marco nacional, la investigación se realizará de acuerdo con la política marco del Ministerio de Defensa a cargo del CONIDA ("Decreto 20643").

Asimismo, la UNAMAD, a través del CETEGERN, cumple la reglamentación de uso de Planet Inc. Sobre el uso de sus productos, "para fines no comerciales y únicamente informativos", en este caso el desarrollo de investigación a nivel de pregrado.

En materia de seguridad, estudiantes y colaboradores de pregrado acordaron seguir protocolos en las instalaciones del CETEGERN en la ejecución del estudio.

CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO

2.1 Antecedentes de la investigación

2.1.1 Alcance internacional

Núñez y Toro (2017) evaluaron los cambios de cobertura en Huita Colombia en los periodos 1987, 2000, 2010 y 2014, con imágenes Landsat-5, -7, y -8. La información más reciente (2014) analizaron 16 categorías de cuerpos de agua con superficies de 168,23 ha, mientras que en el año 2010 mostraron 68,7 ha.

Bustamante-Icedo et al. (2018) en su estudio cobertura y uso de suelo vinculado a pasturas en Sierra Libre, Sonora-México entre los años 1993 y 2011, presentaron una ganancia efectiva de 4 049 ha de pastizales, mientras que en pastizales y matorrales subtropicales reportó una pérdida efectiva de 3 313 ha de los mismos.

Demattê et al. (2018) “reportaron que el mapeo de suelos ha sido identificado como clave para los problemas ambientales, la determinación de los atributos del suelo para lograr la mejor toma de decisiones sobre la planificación del uso del suelo es crucial”, “el uso de sensores remotos (imágenes satelitales) puede mejorar la comprensión de la superficie, ya que recopila una huella digital de reflectancia espectral relacionada con las propiedades del suelo”; por lo tanto, “todavía hay espacio para mejorar la información como una superficie continua, este trabajo tiene el propósito de desarrollar un procedimiento que utiliza información de imagen satelital multitemporal”, “con el objetivo de construir una imagen sintética única que represente los suelos, el trabajo se llevó a cabo en el estado de São Paulo, Brasil, en una área de 14 614 km²”, se basó en los siguientes pasos: “a) creación de una base de datos con datos Landsat 5; b) filtrado de la base de

datos para proporcionar imágenes de la estación seca; c) inserción de un conjunto de reglas en el sistema para filtrar otros objetos”; “d) Cada ocurrencia de suelo desnudo para calcular la reflectancia espectral sintética temporal (TESS) de la superficie del suelo; e) la agregación de todo TESS compone la Imagen de Suelo Sintética (SYSI)””; “f) validación cuantitativa y cualitativa del SYSI a través de la correlación entre el laboratorio y el TESS, la evaluación de la línea del suelo y el análisis de componentes principales (PCA)”. “GEOS3 fue capaz de proporcionar la mejor reflectancia representativa de los suelos para cada banda durante el período histórico, por lo tanto, TESS no es lo verdadero sino una reflectancia espectral sintética”, “la correlación canónica entre laboratorio y datos satelitales alcanzó 0,93, también se logró un valor de hasta 0,88 en la correlación de Pearson entre el laboratorio y TESS, en una sola escena, solo el 0,5% del área estaba disponible como suelo desnudo aislado para el análisis espacial”. “Sin embargo, SYSI alcanzó el 68%, considerando las áreas agrícolas de caña de azúcar, se logró un valor de 92%, el estudio indica que un procedimiento de minería de datos multitemporal puede recuperar la representación de la superficie del suelo”, “la clave de los resultados fue calcular la reflectancia espectral mediana de los píxeles del suelo desnudo a lo largo del período de la serie temporal, los productos GEOS3 pueden ayudar en la evaluación del suelo ayudando en el mapeo digital del suelo”.

Liu et al. (2019) “determinan que la variación en la vegetación puede proporcionar información fundamental sobre el medio ambiente y la gestión de recursos, especialmente en áreas mineras con ecosistemas vulnerables, la investigación ha demostrado que los patrones de vegetación en las cuencas hidrográficas”, “las mesetas y las montañas se han visto afectados por el cambio climático, sin embargo, rara vez se examina la variación en la vegetación causada por las condiciones naturales y las actividades mineras en las zonas mineras áridas y semiáridas”, “utilizando el área minera de Yushenfu como un estudio de caso, las características espaciotemporales de la variación de la vegetación se analizaron por primera vez utilizando datos de series temporales de NDVI de 2006 a 2015”, “para comparación, se aplicó el

método de regresión lineal para caracterizar las tendencias del NDVI, la viabilidad del método, posteriormente, se evaluó la influencia geomorfología, cantidad de red subterránea y el índice de sequía en NDVI”, “la misma geomorfología o profundidad del agua subterránea no correspondió a un valor específico de NDVI, y se obtuvo una relación entre el índice de sequía y el NDVI, luego, se compararon áreas no explotadas y áreas minadas”, “lo que revela que las practicas mineras tienen efecto negativo muy obvio en la dinámica de la vegetación, además, se determinó que la profundidad enterrada que describe la relación entre la profundidad de las aguas subterráneas y el NDVI”, “este análisis produjo un mapa de sensibilidad ecológica con cuatro zonas clave: áreas sensibles primarias, secundarias y terciarias y áreas no sensibles”.

2.1.2 Alcance nacional

Diaz (2017) evaluaron las tranformaciones radiométricas para elaborar la cartografía de cobertura y uso de suelo en el Santuario Histórico Bosque de Pómac y la zona circundante al área urbana del distrito de Iberia mediante imágenes Landsat. Para ello, se aplico Componentes Principales (PC), Modelo Lineal de Mezcla Espectral (MLME), y el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI). Los resultados en Iberia y Pomac el MLME obtuvo una fiabilidad de 100%.

Gamarra (2017) utiliza imágenes Landsat-8 para caracterizar la cobertura del distrito de San Ramón. El algoritmo Random Forest obtuvo 97,2% de fiabilidad y unvalor de kappa de 0,922.

Prado (2017) evaluo mediante imágenes Landsat-5, -7, y -8 la dinamica de cobertura y uso de suelo para los años 1900 y 2016. Caracterizando zonas urbanas, agricultura, redes hídricas, pastos y bosque en general en el distrito de Yurimaguas. La cusa principal de la deforestación los pastizales mostrando un retroceso de 108 564,48 hectáreas.

Saldaña (2019) proceso imágenes Landsat-5, -7, y -8 para evaluar la cobertura y uso de suelo en el distrito de Chancay provincia de San Marcos

departamento de Cajamarca, periodos 2001 y 2018, mediante el método Corine Land Cover. En 17 años se produjo un cambio de 2 470,29 ha, hierbas con hierbas de 220,35 ha a 699,39 ha, incrementadndo 479,04 ha. Mientras que la pérdida de cultivos transitorios represento 1 916,79 ha a 1104,97 ha, disminuyéndose 811,82 ha.

2.1.3 Alcance local

Swenson et al. (2011) “presentaron evidencia de la pérdida del ambiente y la demanda general proviene de la extracción de oro que se observa que la extracción volátil es una nueva modalidad de pérdida de vegetación y superó la perdida por zonas urbanas colidantes”. “La cartografía de salida fue la perdida de bosque ocasionada por la minería de oro de 2003 a 2009 mediante imágenes satelitales para verificar la correlación de las áreas perdidas con los aumentos de costos y las importaciones de mercurio”. “El estudio cuantifica que 1 500 hectáreas de bosques y humedales primarios se perdieron en tres sitios mineros (Guacamayo, Colorado-Punquiri y Hupetuhe) iniciado en agosto de 2009”, “muestran una gran intranquilidad porque la explotación de los bosques crece sobre la época y parece superar la perdida neta de la vegetación en los ultimos periodos”.

Alarcón et al. (2011) la deforestación en Inambari se estudió entre 2000 y 2009 mediante: “sin mejora espectral; 6 931,541 ha de deforestación y mejora espectral-Índice de Vegetación Diferencial Normalizado (NDVI); 7 641,50 ha. Designado como la minería de oro el motor principal de la dinámica de cambio en los bosques estatales no especificados”.

Zorogastúa et al. (2011) analizaron la variación temporal y espacial de la deforestación de los depósitos aluviales de la “Quebrada Guacamayo por el método de segmentación por umbral de imágenes satelitales Landsat-5, -7, -8 (con resolución espacial de 30 m x 30 m)”. El procesamiento utiliza el software ENVI v5.2 para procesar estas imágenes y obtener la reflectancia de la superficie y luego calcular el NDVI para determinar los umbrales utilizando la tecnología de segmentación de umbral basada en varios agregados de

píxeles de tipo superficial que permite la delimitación de áreas de limpieza de lavado de oro en terrenos desnudos de vegetación escasa, vegetación natural, tierras cultivables y cuerpos de agua, según el análisis de segmentación utilizado en base a imágenes, el umbral superior se establece en 0,52 y “el limite menor es 0,28. Los resultados muestran que la pérdida de la vegetación por minería en la Quebrada Guacamayo se inicio entre 2006-2007”, lo que se definió como una tasa de crecimiento promedio anual de 1 260 ha/año durante el período de estudio (2006-2015) por esta actividad. El aumento de la deforestación se debe entre 2010 y 2011, período con una superficie estimada de 1746,45 hectáreas debido al aumento del precio del oro, análisis estadísticos recientes muestran el precio promedio anual de oro y el aumento de la pérdida de la vegetación anual debido al oro, muestra una relación altamente lineal entre estas dos variables, con el coeficiente de reciprocidad de Pearson $r = 0,95$.

Asner et al. (2013) analizaron las zonas mineras de la Amazonia de Madre de Dios desde 1999 a 2012 mediante imágenes de alta resolución, datos de campo y fotografías aéreas, obteniéndose una pérdida de mas de 50 000 hectáreas, lo que confirma que el 94 % de los hallazgos utilizaron CLASlite (Carnegie Landsat Analysis System-lit), que despejó 46 417 hectáreas de bosque en 2009-2011, abandonando atrás una pequeña parte de actividades mineras potenciales que no se han probado, lo que también sugiere que la extracción de oro está en aumento y recomiendan el seguimiento en imágenes de alta resolución para cuantificarlo; también confirma que a fines de 2006 se inicio una nueva mina grande, denominada Guacamayo, de la cual en 2012 representó un total del 13% del área.

Moreno (2013) analizaron a partir de la imagen LANDSAT, la deforestación en la provincia de Tambopata detectando un aumentado desde hace 4 años, del 2007 al 2011, con una tasa anual de deforestación de 970 ha, creciendo muy rápidamente en poco tiempo, así del 2007 de 212,89 ha a 4 041,72 ha en el 2011.

DeVries et al. (2015), determinan que la creciente atención “a la deforestación tropical y la degradación de los bosques” ha requerido un

conocimiento más detallado de la dinámica del cambio forestal en los trópicos, con una cantidad cada vez mayor de datos satelitales que se lanzan al público de forma gratuita, la comprensión de la dinámica del cambio forestal en los trópicos se está convirtiendo gradualmente en una realidad, los métodos para rastrear los cambios en los bosques utilizando series de tiempo de satélites densos permiten la descripción de los cambios en los bosques con una resolución espacial, temporal y temática sin precedentes, desarrollamos un enfoque basado en datos basados en métodos de monitoreo de cambio estructural para rastrear las dinámicas de rebrote de perturbaciones usando series temporales densas de Landsat (LTS) en un paisaje de bosque tropical en Madre de Dios, sur de Perú, mientras que la mayoría de los métodos de monitoreo de recrecimiento posteriores a la perturbación se basan en series de tiempo anuales o casi anuales, nuestro método utiliza todos los datos de Landsat disponibles, usando nuestro método de rebrote de perturbaciones, detectamos perturbaciones anuales de 1999 a 2013 con una precisión total ponderada por área de $91 \pm 2,3\%$, la precisión de los resultados de rebrote dependía en gran medida de la sincronización de la perturbación original, estimaron una precisión de rebrote ponderada por área total de $61 \pm 3,9\%$ para los píxeles donde se predijeron las perturbaciones originales antes de 2006, mientras que la precisión de la clase de rebrote para estos píxeles fue alta ($84 \pm 8,1\%$), la precisión del productor fue baja ($56 \pm 9,4\%$), con precisiones de productor notablemente más bajas cuando también se incluyeron perturbaciones posteriores, estas precisiones indican que con nuestro método no se capturó una cantidad significativa de rebrote identificada en los datos de referencia, la mayoría de estos errores de omisión surgieron de perturbaciones tardías en la serie de tiempo o de una falta de sensibilidad al recrecimiento a largo plazo debido a una menor densidad de datos cerca del final de la serie de tiempo, a pesar de los errores de omisión, nuestro estudio representa la primera demostración de un algoritmo puramente basado en datos diseñado para detectar las perturbaciones y el recrecimiento posterior a la perturbación utilizando todos los datos LTS disponibles, con este método, proponemos un marco de monitoreo continuo de perturbación-recrecimiento, donde los datos LTS se monitorean continuamente para

detectar perturbaciones, recrecimiento post-perturbación, repeticiones de perturbaciones.

Alarcón et al. (2016) utilizaron imágenes landsat-5 y -8 para detectar áreas deforestadas en el suroeste de Madre de Dios (Puerto Maldonado-Inambari). Los hallazgos mostraron la pérdida de 55 426 ha de bosque en el período 1999-2013, con un cambio anual de cobertura de 0,22% y una pérdida anual promedio de 3 246 ha/año, excluyendo el área de bosque degradado de 1999-2008. La tasa de variación anual para los años 2008-2011 y 2011-2013 fue de 0,18%, 0,30% y 0,31%, respectivamente, y la superficie deforestada anual promedio fue de 2 594 ha/año, 4 427 ha/año y 4 410 ha/año, de 2008-2011 se destinaron sistemáticamente a la deforestación 29 478 ha de bosque, que es la mayor causa del avance de la explotación del oro aluvial, debido a la influencia vías fluviales y los altos precios internacionales. En menor medida, se presentan la expansión de la agricultura, la ganadería y la silvicultura.

Asner y Tupayachi (2017) utilizaron imágenes de alta definición para evaluar los cambios anuales en la minería de oro en la región de Madre de Dios desde 1999 hasta 2016, donde se considera la Reserva Nacional Tambopata y la Zona de Amortiguamiento. La tasa asociada corresponde a 4 437 ha/año⁻¹, con una disminución por acciones de interdicción en el 2012. La pérdida se duplica entre 2013-2014, aumentando en un 40% entre 2012 y 2016, afectando la reserva.

2.2 Base teórica

2.2.1 Sistemas de Información Geográfica (SIG)

Un SIG está compuesto por hardware, software, programas y personas que ejecutan una serie de programas basados en datos geográficos para permitir que los objetos se representen en el mundo real con propiedades geográficas y literales. La cantidad de Tecnología de Información Geográfica (GIT) en diferentes contextos han permitido concebir los diferentes elementos

centrales de los SIG a lo largo de su medio siglo de existencia (Buzai y Ruiz 2018).

2.2.2 Precepcion remota

La teledetección proporciona información sobre objetos en o cerca de la superficie de la Tierra y la atmósfera en función de la radiación reflejada o emitida por esos objetos. La información generalmente se captura a una distancia desde arriba en forma de datos de imagen. Dichos datos nos permiten determinar la composición y la naturaleza de la superficie y la atmósfera de la Tierra desde escalas locales a globales, y evaluar los cambios mediante el análisis de imágenes capturadas en diferentes momentos. En este sentido, la teledetección es útil para proporcionar información espacial que de otro modo sería difícil o imposible de obtener. En las ciencias sociales la teledetección es útil para visualizar (proporcionar vistas alternativas y sinópticas) y clasificar entornos humanos. Los investigadores de ciencias sociales comúnmente integran datos de sensores remotos o sus derivados con otros conjuntos de datos socioeconómicos dentro de los sistemas de información geográfica para realizar análisis espaciales. Este artículo revisa la historia y los principios de la teledetección y presenta tipos comunes de análisis y aplicaciones de ciencias sociales de datos de teledetección. (Figura 1) (Mehl y Peinado 1997).

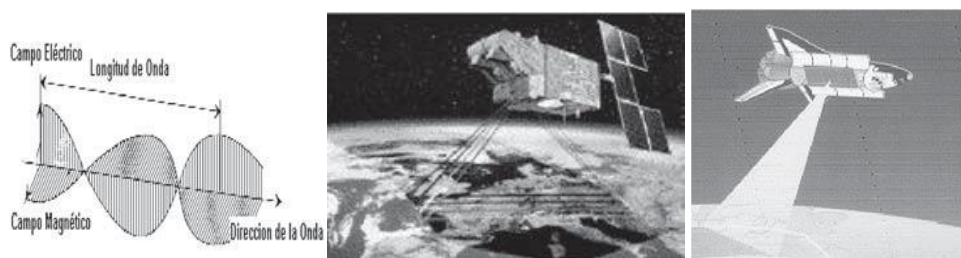


Figura 1. Plataformas de teledetección.

Fuente: Mehl y Peinado (1997).

2.2.3 Radiación electromagnética (RE)

La radiación electromagnética es una perturbación eléctrica y magnética que viaja por el espacio a la velocidad de la luz ($2,998 \times 10^8$ m/s). No contiene masa ni carga, pero viaja en paquetes de energía radiante llamados fotones o cuantos. Los ejemplos de radiación EM incluyen ondas de radio y microondas, así como rayos infrarrojos, ultravioleta, gamma y rayos X. Algunas fuentes de radiación EM incluyen fuentes en el cosmos (p. ej., el sol y las estrellas), elementos radiactivos y dispositivos fabricados. EM exhibe una naturaleza dual de ondas y partículas (Figura 2) (Gutiérrez y Nieto 2006).

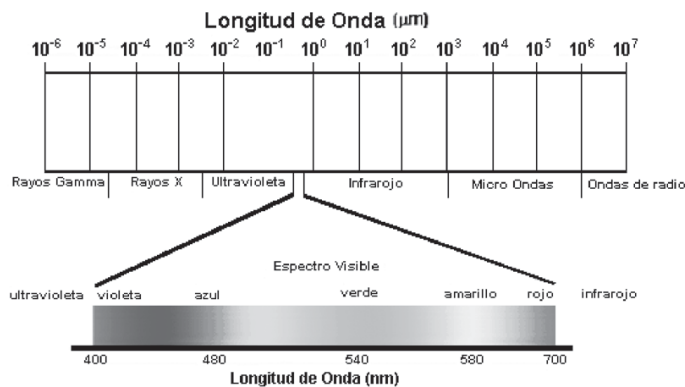


Figura 2. Variabilidad de la radiación electromagnética.

Fuente: Gutiérrez y Nieto (2006).

La radiación electromagnética viaja en forma de onda a una velocidad constante. Las características de onda de la radiación EM se encuentran en la relación de la velocidad con la longitud de onda (la distancia en línea recta de un solo ciclo) y la frecuencia (ciclos por segundo, o hertz, Hz (Figura 3) (Gutiérrez y Nieto 2006).

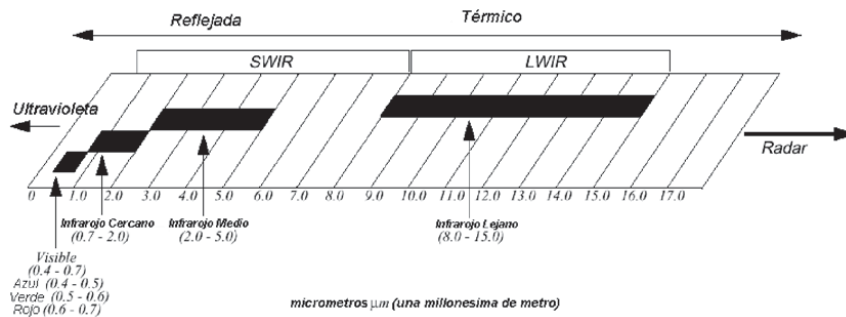


Figura 3. Parametros del infrarrojo.

Fuente: (Gutiérrez y Nieto 2006).

2.2.4 Resolución espacial

La resolución se refiere al tamaño más pequeño que un objeto o detalle puede representar en una imagen. Una resolución más alta significa que los tamaños de píxeles son más pequeños, lo que proporciona más detalles. Por ejemplo, las imágenes satelitales de resolución de 30 cm pueden capturar detalles en el suelo que son mayores o iguales a 30 cm por 30 cm. Cualquier cosa en el suelo que sea menor que ese tamaño se combinará con el área circundante para formar un cuadrado de 30 cm por 30 cm. Según esta definición, las imágenes de resolución de 30 cm capturarían más detalles fotográficos que las imágenes de resolución de 1 m. (Figura 4) (Tristán et al. 2007).

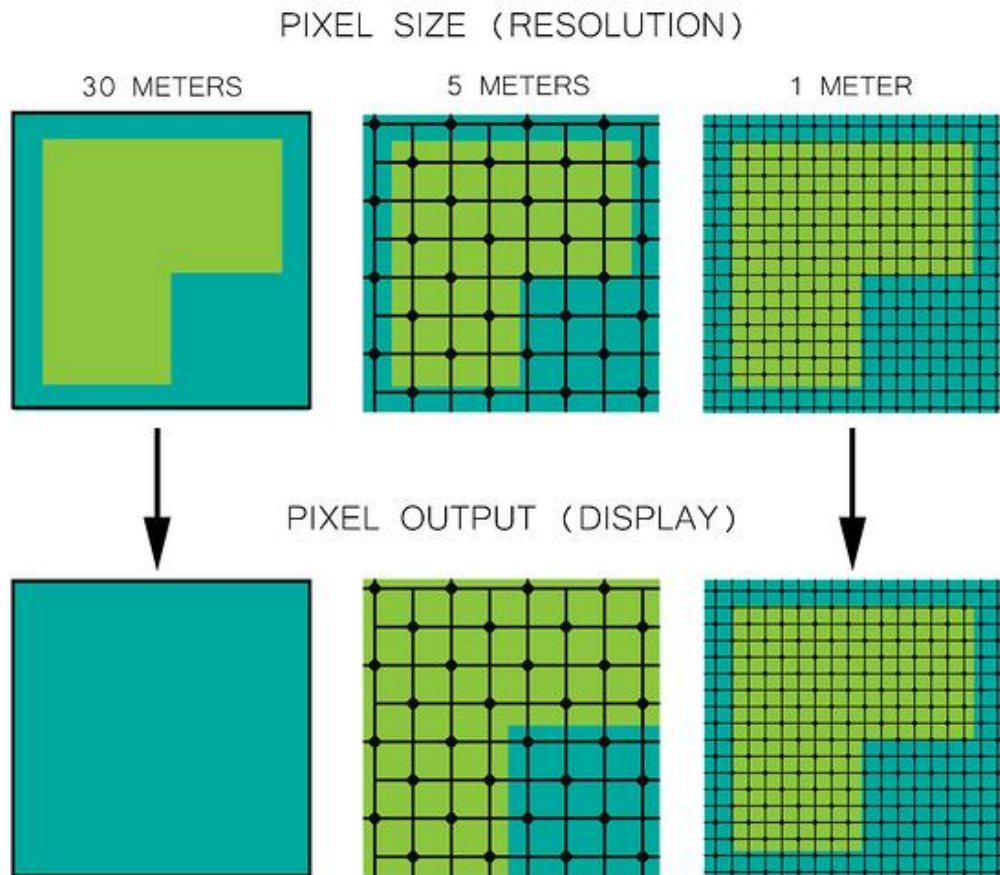


Figura 4. Tipos de resolución espacial.

Fuente: Tristán et al. (2007).

2.2.7 Algoritmos de geoprocésamiento

Algoritmo Spectral Angle Mapper (SAM)

SAM es un algoritmo de clasificación supervisado que identifica las distintas clases en la imagen basándose en el cálculo del ángulo espectral. El ángulo espectral se calcula entre el vector de prueba construido para cada píxel y el vector de referencia construido para cada clase de referencia seleccionada por el usuario. Los resultados se obtienen para leer y reorganizar múltiples conjuntos de datos 2-D en un solo cubo de conjunto de datos 3D compacto. El vector de referencia se crea para realizar la clasificación SAM y el ángulo entre el vector de referencia y el vector de píxeles se calcula para compararlo con el valor del ángulo de umbral

determinado (Oliva et al. 2011).

Algoritmo de Máxima verosimilitud (probabilidad)

El método de máxima verosimilitud es la técnica más popular para derivar estimadores. Se basa en la función de verosimilitud que, para una muestra observada x , se define como la probabilidad (o densidad) de x expresada en función de θ . Esta función proporciona una medida de plausibilidad de cada valor posible de θ sobre la base de los datos observados. Entonces, el método en cuestión consiste en estimar θ a través del valor de θ que maximiza $L(\theta)$ ya que este corresponde al valor del parámetro para el cual la muestra observada es más probable (Chuvieco 2002; Richards y Richards 1999).

Algoritmo Neural Net

Las redes neuronales artificiales son modelos computacionales y se inspiran en el cerebro humano. Muchos de los avances recientes se han realizado en el campo de la inteligencia artificial, incluido el reconocimiento de voz, el reconocimiento de imágenes y la robótica mediante redes neuronales artificiales. Las redes neuronales artificiales son simulaciones de inspiración biológica realizadas en la computadora para realizar ciertas tareas específicas como: Agrupación, Clasificación, y Reconocimiento de patrones.

Las redes neuronales artificiales, en general, son una red inspirada biológicamente de neuronas artificiales configuradas para realizar tareas específicas. Estos métodos biológicos de computación se conocen como el próximo gran avance en la industria de la computación.

El término 'Neural' tiene su origen en la unidad funcional básica del sistema nervioso humano (animal) 'neurona' o células nerviosas presentes en el cerebro y otras partes del cuerpo humano (animal). Una red neuronal es un grupo de algoritmos que certifican la relación subyacente en un conjunto de datos similar al cerebro humano. La red neuronal ayuda a cambiar la entrada

para que la red dé el mejor resultado sin rediseñar el procedimiento de salida. También puede obtener más información sobre ONNX en esta perspectiva. (Richards y Richards 1999; Rumelhart et al. 1987).

2.2.8 Programa ENVI Harris

El software de análisis de imágenes ENVI ayuda a los profesionales de SIG a extraer información significativa de las imágenes para tomar mejores decisiones. Implementado desde el escritorio, en la nube o en dispositivos móviles, ENVI se puede personalizar a través de una API para satisfacer las necesidades únicas de su proyecto (Canty 2014).

2.2.9 Empresa Planet

Planet revolucionó la industria de la observación de la Tierra con los datos satelitales de mayor frecuencia disponibles comercialmente. Los datos de Planet están transformando la forma en que las empresas y los gobiernos utilizan los datos de imágenes satelitales, brindando información al ritmo diario del cambio en la tierra. Este conjunto de datos diferenciados impulsa la toma de decisiones en una gran variedad de industrias, incluidas la agricultura, la silvicultura, la cartografía y el gobierno. Nuestra flota de más de 200 satélites de imágenes de la Tierra, la más grande de la historia, captura imágenes de toda la masa terrestre de la Tierra diariamente (Planet-Team 2021).

Descripción de los productos

Planet proporciona alta cadencia, cobertura global y entrega eficiente con una plataforma abierta y accesible. Hacemos esto a través de soluciones líderes en la industria. Planet integra más de 1,5 millones de escenas diariamente para producir un mapa base global anual que es impecable y visualmente atractivo. Completo y sin nubes, el mapa base global de alta precisión y alta resolución cubre toda la masa terrestre de la Tierra y es ideal para la creación de mapas, la actualización de gráficos y la visualización

(Planet-Team 2017; Planet-Team 2021).

Planet Platform es una plataforma de análisis e imágenes totalmente automatizada y basada en la nube que brinda acceso al conjunto de datos completo y diario capturado por las constelaciones de PlanetScope y SkySat. PlanetScope; Bandas RGB y NIR, resolución espacial de 3,7 m, capturadas por la constelación Planet's Dove. SkySat; RGB, NIR y bandas panorámicas, resolución espacial de 0,5, Planet Platform descarga, procesa y administra más de 15 terabytes de datos todos los días. Este conjunto de datos satelitales único vive en línea, lo que simplifica el acceso y la descarga para los clientes a través de herramientas basadas en la web y API e GUI fáciles de usar (Planet-Team 2017; Planet-Team 2021).

La plataforma basada en la nube, diseñada para la escalabilidad, la velocidad y la flexibilidad, brinda acceso eficiente a los datos satelitales de Planet, lo que permite a los clientes ejecutar análisis y crear soluciones a escala (Planet-Team 2017; Planet-Team 2021).

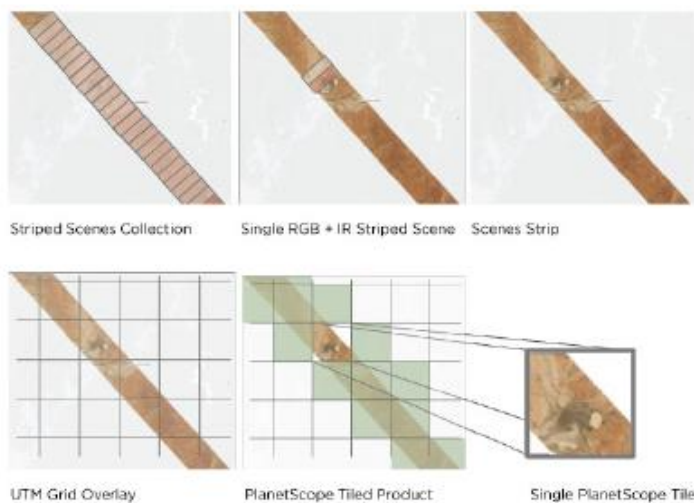


Figura 5. Imágenes de PlanetScope.

Fuente: Planet-Team (2021).



Figura 6. Analytic Ortho Azulejos de PlanetScope.

Fuente: Planet-Team (2021).

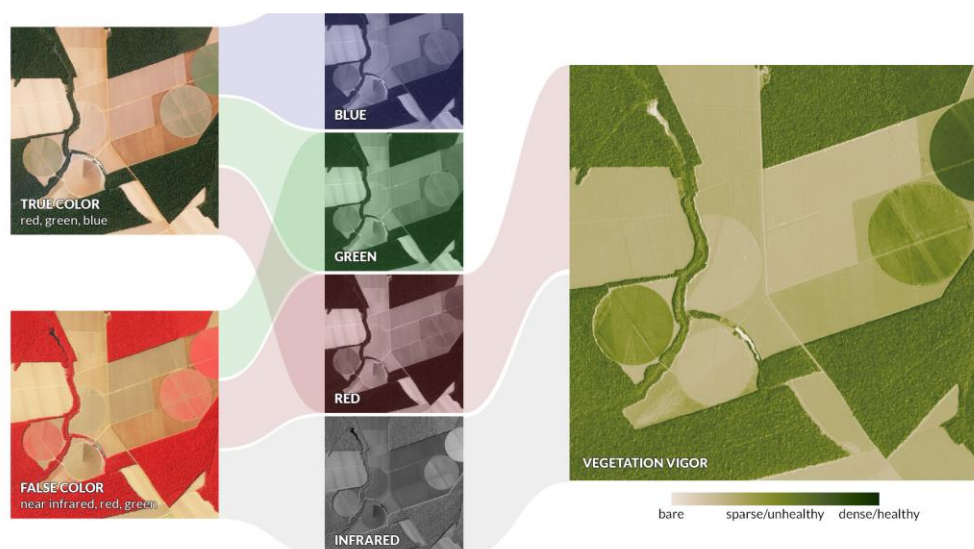


Figura 7. Bandas analíticas de PlanetScope.

Fuente: ; Planet-Team (2021).

Minería aurífera en Madre de Dios

“La minería artesanal en el Perú” ha cobrado impulso con un alto grado de informalidad en Madre de Dios desde la década de 1980, en medio de la recesión económica, la crisis rural y la violencia política provocada por el terrorismo, que condicionan el proceso migratorio, principalmente por los altos precios. en metales, en campos relacionados con el oro, esto explica que

cuando se sancionó la “Ley N° 27651 - Ley de Regulación y Fomento de la Minería Pequeña y Manual” iniciando el 2002, se orientó una gran parte de esta actividad a la minería de oro aluvial, y posteriormente a su respectivo reglamento - DS 013-2002-EM - un marco regulatorio de establecimiento formal de la actividad, asimismo se creó porque había tomado prestado del Banco Mundial-adoptado previamente definición de operaciones (la mayoría de los principales tipos de minería, caracterizados por la extracción de depósitos de mineral de bajo volumen) (Chillihuani 2018; Gutiérrez La Torre 2015).

Vegetación

Vegetación es un término general para la vida vegetal de una región; se refiere a la cobertura del suelo proporcionada por las plantas y es, con mucho, el elemento biótico más abundante de la biosfera. La vegetación cumple varias funciones críticas en la biosfera, en todas las escalas espaciales posibles. En primer lugar, la vegetación regula el flujo de numerosos ciclos biogeoquímicos, sobre todo los del agua, el carbono y el nitrógeno; también es de gran importancia en los balances energéticos locales y globales. Tales ciclos son importantes no solo para los patrones globales de vegetación sino también para los del clima. En segundo lugar, la vegetación afecta fuertemente las características del suelo, incluido el volumen, la química y la textura del suelo, que se retroalimentan para afectar varias características de la vegetación, incluida la productividad y la estructura. En tercer lugar, la vegetación sirve como hábitat para la vida silvestre y como fuente de energía para la gran variedad de especies animales del planeta (y, en última instancia, para aquellos que se alimentan de ellas).

La vegetación también tiene una importancia crítica para la economía mundial, particularmente en el uso de combustibles fósiles como fuente de energía, pero también en la producción mundial de alimentos, madera, combustible y otros materiales. Quizás lo más importante es que la vegetación global (incluidas las comunidades de algas) ha sido la principal fuente de oxígeno en la atmósfera, lo que ha permitido que los sistemas de metabolismo

aeróbico evolucionen y persistan. Por último, la vegetación es psicológicamente importante para los seres humanos, que evolucionaron en contacto directo con la vegetación y en dependencia de ella, para obtener alimento, refugio y medicinas (Pérez et al. 2005).

Suelo desnudo

Se caracterizan por suelo mineral desnudo o poco o nada de suelo sobre lecho rocoso. Las comunidades de suelo desnudo incluyen playas, dunas y lodazales temporales a lo largo de ríos y lagos formados por depresiones naturales o controladas. Muchas comunidades de suelo desnudo tienen abundancia de plantas anuales, que brotan del banco de semillas o se extienden a lo largo de la costa, mientras que las dunas están dominadas por pastos perennes de raíces profundas y arbustos ocasionales de bajo crecimiento (Llovería et al. 2014).

2.3 Marco conceptual

Algoritmo: Es un proceso o conjunto de reglas a seguir en los cálculos u otras operaciones de resolución de problemas. Por lo tanto, el algoritmo se refiere a un conjunto de reglas/instrucciones que, paso a paso, definen cómo se debe ejecutar un trabajo para obtener los resultados esperados (Brassard y Bratley 1996).

Banda espectral: Una banda espectral es una matriz de puntos definida por tres dimensiones, sus coordenadas y la intensidad relativa a la radiancia (Brizuela et al. 2007).

Algoritmo de clasificación supervisada: La técnica supervisada tiene algunas ventajas sobre la no supervisada las categorías de información se distinguen primero, y luego se examina su separabilidad espectral (Lizarazo 2008).

Firma espectral: Es la variación de la reflectancia o emitancia de un material con respecto a las longitudes de onda (es decir, reflectancia/emisividad en función de la longitud de onda) (Hernández y Montaner 2009).

Pixel: Cualquiera de una serie de elementos de imagen muy pequeños que componen una imagen, como en una unidad de visualización (Li et al. 2017).

Ráster: Gráficos de trama, técnicas gráficas que utilizan matrices de valores de píxeles, editor de gráficos de trama, un programa de computadora (Hijmans y van Etten 2014).

Teledetección: La teledetección es la ciencia de adquirir información sobre un objeto o fenómeno midiendo la radiación emitida y reflejada. Hay dos tipos principales de instrumentos de teledetección: activos y pasivos (Chuvieco 1996).

CAPÍTULO III: METODOLOGÍA DE INVESTIGACIÓN

3.1 Tipo de investigación

El estudio “cuantificación espacial de la vegetación y suelo desnudo en el corredor minero de madre de dios al año 2018” propone un tipo “correlacional y predictivo” (Baray 2006; Castro 2003; Cazau 2006; Hernández et al. 2010).

3.2 Diseño de la investigación

La delimitación de la tesis fue transaccional porque cuantificó las áreas de vegetación y tierra desnuda en la zona minera (Baray 2006; Castro 2003; Cazau 2006; Hernández et al. 2010).

3.3 Delimitación espacial y temporal

El área de estudio incluye una delimitación espacial correspondiente a la extensión del corredor minero Madre de Dios, con superficies adaptadas a las realidades actuales y de mayor expansión minera, para un área total de 733 104,80 ha como se muestra en la figura 8.

En cuanto a la evaluación temporal, la identificación y cuantificación del área de la vegetación y suelo desnudo corresponde al 2018.

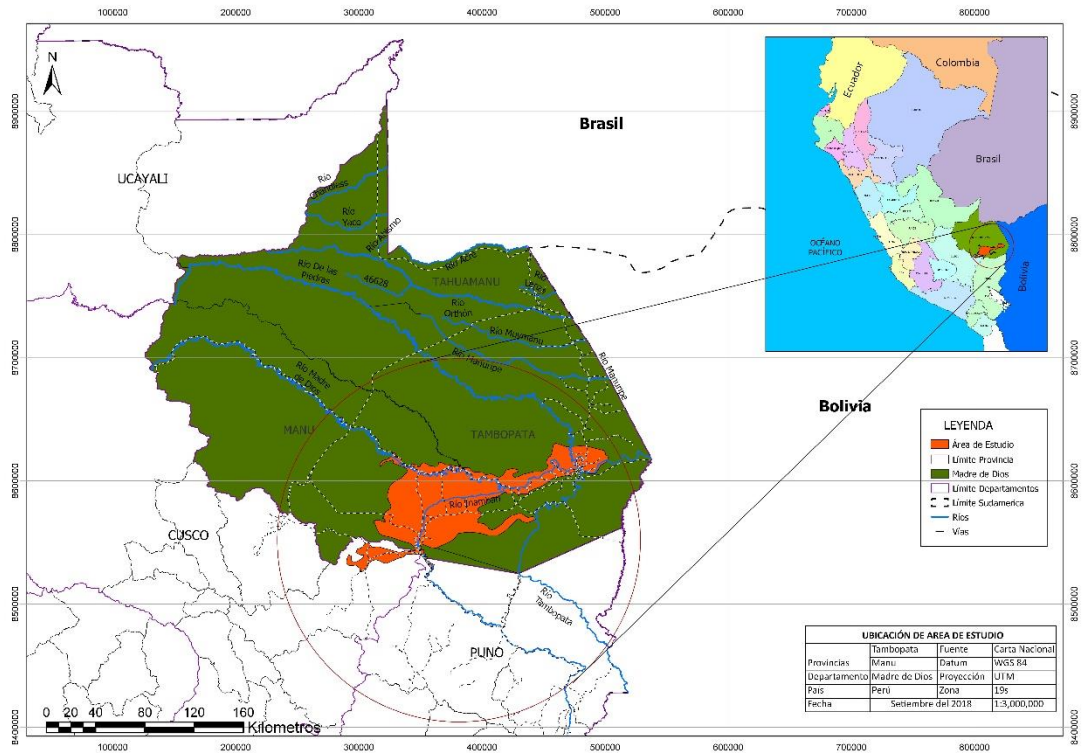


Figura 8. Ubicación del área de estudio.

Fuente: Chillihuani (2018).

3.3.1 Clima e hidrografía

Las temperaturas son semicálidas, observándose los valores más altos en el fondo de la cuenca, oscilando entre 25 y 26°C, para Puerto Maldonado, Inapari, Iberia y Pakica, respectivamente.

Octubre y marzo son los meses de mayor Temperatura. El área es lluvioso, cálido, y abundante humedad, con inviernos secos, precipitaciones abundantes durante todo el año. El área de estudio corresponden a zonas muy inestables (las temperaturas disminuyen con la altitud), con una media anual de temperatura de 27°C de verano a invierno, cayendo a 10°C durante los períodos más fríos (GOREMAD y IIAP 2009).

La red hídrica esta conformado por una serie de afluentes de diferentes orden, destacando entre los mas importantes el rio madre de Dios, Las Piedras e Inambari (GOREMAD y IIAP 2009).

3.4 Población y muestra

El área de estudio comprende un área aproximada de 733 104,80 ha (7 331,048 km²).

El calculo de muestras para validar y medir la precisión con un método mixto se aplico la “distribución binomial de probabilidad” (Anaya y Chuvieco 2010; Chuvieco y Hantson 2010), el algoritmo se representa por (Ecuación 1):

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

Dónde:

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

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

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

“N: Tamaño de la población”.

“E: El error permitido, 0,05 (5%)”.

$$n = \frac{(1,96)^2 * 0,5(0,5 * 733\ 104,80)}{(733\ 104,80 - 1) * 0,05^2 + 1,96^2 + (0,5 * 0,5)}$$

$$n = 383,305 = 383$$

La distribución de muestra fue mediante un criterio donde todas los datos tuvieron la misma posibilidad de ser seleccionadas, para ello se aplicó la técnica de inclusión y exclusión (François Mas et al. 2003). Es decir, zonas con similares características, se optó por el más cercano. El estudio desarrollo una distriucion al azar con un criterio estratificado de acuerdo a la categorías de clasificación, para ello, se utilizó 383 puntos de muestreo distribuidos en 191 para vegetación y 192 para suelo desnudo.

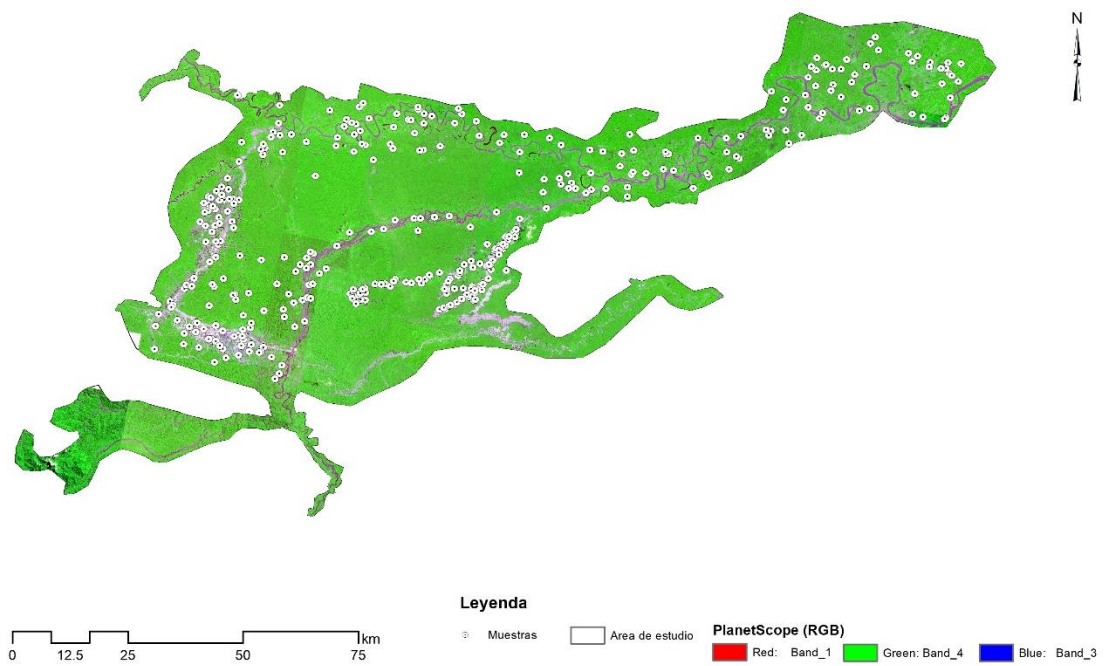


Figura 9. Ubicación de punto campo para medir la precisión de las clasificaciones en la zona minera.

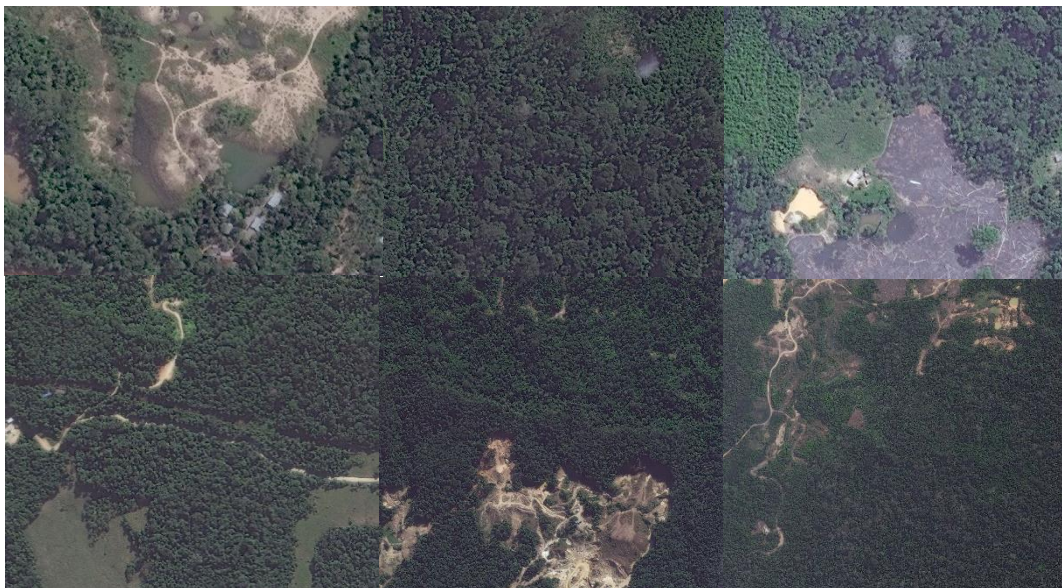


Figura 10. Medición de fiabilidad de la clasificación de la vegetación y suelo en el área de estudio, con imágenes de alta precisión.



Figura 11. Precisión de la vegetación y suelo desnudo con fotografías de Drone.

3.5 Técnicas e instrumentos de recolección de datos

3.5.1 Método y técnicas

El proceso de evaluación y medición de la precisión de las imágenes del satélite PlanetScope correspondiente a la “vegetación y suelo desnudo” en la zona minera, aplicó la metodología propuesta y adaptada de CORINE Land Cover (Alarcón et al. 2016; Chillihuani 2018; IDEAM 2010), método que las categorías de la cobertura. Corine Land Cover Colombia (CLC) presenta una gran gama para analizar la cobertura terrestre mediante técnicas de geoprocesamiento de imágenes de satélite con baja y mediana resolución, obteniendo resultados sobre la cobertura terrestre a diferentes escalas de trabajo.

El trabajo consistió inicialmente en el co-registro y posteriormente la clasificación supervisada mediante tres técnicas en la zona minera.

Este método se basa en el clasificador multicampo supervisado ENVI 5.3®, ArcGis Pro 2.1®, método de máxima verosimilitud ArcGis 10.4.1®, red neuronal y método de mapeo de ángulo espectral (SAM). “Proporcionado por la UNAMAD a través del CETEGERN (Alarcón et al. 2016). Inicialmente se colocaron puntos de validación en el mapa, luego se recolectó vegetación y

suelo desnudo en el área de estudio como puntos de entrenamiento. La comparación con datos de campo se levanto con GPS (Garmin 60 CSx Map y Garmin 62 CSx Map) (Alarcón et al. 2016). Finalmente, se validó utilizando una matriz de error mixta, datos de campo e imágenes de alta resolución (la precisión se medirá mediante el índice Kappa) (Alarcón et al. 2016).

El uso de hardware, software e información cartográfica del área de estudio fueron proporcionadas por el CETEGERN.

3.5.2 Procesamiento de datos y análisis estadístico

Material bibliográfico: Fase realizada en las etapas de la investigación, para ello se utilizó motores de búsqueda especializada de CONCYTEC (Alarcón et al. 2016; Chillihuani 2018).

Proceso de obtención de información cartográfica e imágenes de satélite:

1. La cartografía fue proporcionada por el CETEGERN – UNAMAD (Alarcón et al. 2016).
2. Datos satelitales de alta resolución de PlanetScope, a partir de 2018, a una resolución de 3 m x 3 m por píxel (Tablas 5 y 6, figura 14).

Tabla 2. *Data de de imágenes PlanetScope*

Sensor	Cobertura	Fecha de Imagen
Imágenes PlanetScope	“Corredor minero”	“05-15 de Julio 2018”

Fuente: Planet-Team (2018).

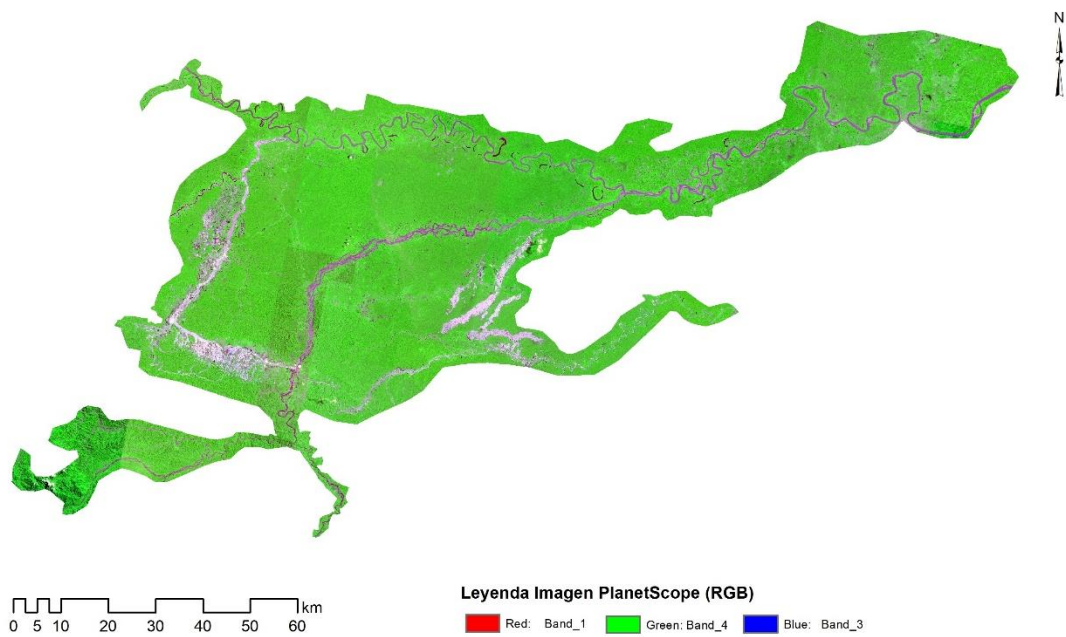


Figura 12. Imagen de satélite PlanetScope del área de estudio.

Tabla 3. Características de la imagen de satélite PlanetScope

Características de la misión	Orbita de la estación espacial internacional	Orbita sincrónica solar
Orbit altitude (reference)	400 km (51.6 ° of inclination)	475 km (~ 98 ° of inclination)
Max/Min latitude coverage	± 52 °	± 81.5 ° (depending on the season)
Equator crossing time	Driver	09:30-11:30 am (local solar time)
Sensor type	Three-band frame imager or Four-band frame imager with split-frame NIR filter	Three-band frame imager or Four-band frame imager with split-frame NIR filter
The spectral bands	Blue 455 - 515 nm	Blue 455 - 515 nm
	Green 500 - 590 nm	Green 500 - 590 nm

Fuente: Planet-Team (2018).

	Red 590 - 670 nm	Red 590 - 670 nm
	NIR 780-860 nm	NIR 780-860 nm
Soil sampling Distance (nadir)	3,0 m (approx.)	3.7 m (at reference altitude 475 kilometers)
Strip width	24.6 kilometers x 16.4 km (in reference altitude 475 kilometers)	24.6 km x 16.4 km (at reference altitude)
Maximum Image Gaze per orbit	8100 km ²	20 000 km ²
Camera dynamic range	12-bit	12-bit

El criterio de obtención y descarga de las imágenes PlanetScope fue la no presencia de nubosidad que dificulte el análisis de la clasificación supervisada de la vegetación y suelo desnudo en el ámbito de estudio, se considero la época de menor precipitación” (Alarcón et al. 2016; Chillihuani 2018).

✓ **Clasificación supervisada de la imagen satelital**

La clasificación para el presente estudio comprendió tres (3) fases:

- 1. Preprocesamiento**, se preparo las imágenes de satélite para su clasificación, para ello se realizó el mosaico, corte en función al área de estudio, realce y composición de bandas para el análisis (Alarcón et al. 2016; Chillihuani 2018).
- 2. Procesamiento**, se determina las superficies para definir la clasificación, que son pixeles puros y homogéneas de los tipos de categoria definida en la evaluación. La investigación planteo el uso de los métodos de clasificación multiespectral supervisada: Máximum Likelihood, Spectral Angle Mapper (SAM), y Neural Net del programa ENVI Harris.

La idea principal de la Clasificación de Máxima Verosimilitud es predecir la etiqueta de clase y que maximiza la probabilidad de nuestros datos observados x . Consideraremos x como un vector aleatorio e y como un parámetro (no aleatorio) del que depende la distribución de x . Primero, necesitamos hacer una suposición acerca de la distribución de x (usualmente una distribución Gaussiana). (Richards y Richards 1999). Se expresa con la siguiente función (Ecuación 2) (Chillihuani 2018; Richards y Richards 1999):

$$g_i(x) = 1np(\omega_i) - \frac{1}{2} \ln|\Sigma_i| - \frac{1}{2} (x - m_i)^t \Sigma_i^{-1} (x - m_i) \quad (2)$$

“Dónde”:

“ i = clase”

“ x = datos n -dimensionales (donde n es el número de bandas)”

“ $p(\omega_i)$ = probabilidad de que la clase ω_i ocurra en la imagen y se asume igual para todas las clases”

“ $|\Sigma_i|$ = determinante de la matriz de covarianza de los datos en la clase ω_i ”

“ Σ_i^{-1} = su matriz inversa”

“ m_i = vector malo”

Las redes neuronales artificiales son modelos computacionales y se inspiran en el cerebro humano. Muchos de los avances recientes se han realizado en el campo de la inteligencia artificial, incluido el reconocimiento de voz, el reconocimiento de imágenes y la robótica mediante redes neuronales artificiales. Las redes neuronales artificiales son simulaciones de inspiración biológica realizadas en la computadora para realizar ciertas tareas específicas como: Agrupación, Clasificación, y Reconocimiento de patrones (Chillihuani 2018; Lora López 2016).

El método de máxima verosimilitud es la técnica más popular para derivar estimadores. Se basa en la función de verosimilitud que, para una muestra observada x , se define como la probabilidad (o densidad) de x expresada en función de θ (Chillihuani 2018; Lora López 2016).

3. Post-Clasificación, procedimiento de comparacion de la unidad mínima de medida de la imogene con fines de rectificación (Jensen et al. 1991; Xiuwan 2002). Seguidamente se midio la precisión mediante el uso de una “matriz de confusión e indice de kappa”. Luego, se transformó el producto ráster a formato vectorial para su análisis en ArcMap (SIG) (Alarcón et al. 2016; Chillihuani 2018).

✓ **Tratamiento de datos**

Se calculo la precisión general para comparar una clasificación resultante versus información de campo (Alarcón et al. 2016; Chillihuani 2018; Chuvieco 2002; Chuvieco y Hantson 2010; Elijah y Jensen 1996) y el indice de kappa para medir la conocrdancia de las vistas (Alarcón et al. 2016; Cerda y Villarroel 2008; Chillihuani 2018).

La escala de medición se realiza de acuerdo a los parámetros de la tabla 7 (Alarcón et al. 2016; Cerda y Villarroel 2008; Chillihuani 2018).

Tabla 4. *Valoración del coeficiente kappa*

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

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

La investigación aplico una validación mixta; 1. Información obtenida a través de trabajo de campo, y 2. Contratación de unidades mediante imágenes WorldView y Drones (Alarcón et al. 2016; Chillihuani 2018).

Los formatos de datos de campo utilizo lo propuesto por el “Centro para el Estudio de Instituciones, Población y Cambios en el Medio Ambiente de la Universidad de la Indiana (CIPEC)”.

✓ **Proceso estadístico**

“El análisis estadístico utilizo la estadística descriptiva e inferencial, como herramientas utilizo los programas estadísticos, de sensoramiento remoto y SIG”.

El primer y segundo objetivo, cuantificar espacialmente el área de la vegetación y suelo desnudo en el área de estudio utilizo algoritmos de clasificación de imágenes de satélite PlanetScope para el año 2018. La medición utilizo una clasificación multiespectral supervisada en base al método de Máximo Likelihood, Neural Net, y Spectral Angle Mapper (SAM) (Chillihuani 2018; Richards y Richards 1999). Posteriormente se midió la precisión mediante una matriz general e índice de kappa (Alarcón et al. 2016; Cerda y Villarroel 2008; Chillihuani 2018; Landis y Koch 1977).

Respecto al tercer objetivo, sobre medir la precisión de los algoritmos de clasificación, se procesó con programas estadísticos, mientras que para la fiabilidad, se aplicó la matriz de confusión e índice de Kappa (Alarcón et al. 2016; Cerda y Villarroel 2008; Chillihuani 2018; Landis y Koch 1977).

CAPÍTULO IV: RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1 Cuantificación espacial del área de la vegetación y suelo desnudo en la zona del corredor minero

La descarga de la imagen de satélite PlanetScope de fecha del 5 al 15 de julio del año 2018, fue de la plataforma web Planet, con acceso del Centro de Teledetección para el Estudio y Gestión de los Recursos Naturales (CETEGERN). Los requerimientos de descarga fue la mínima presencia de nubosidad. Según las fechas, las data no presenta nubosidad (Figura 13).

La clasificación de la vegetación y suelo desnudo en el área del corredor minero, fue planteada según la propuesta adaptada de CORINE Land Cover (IDEAM 2010), método estándar que determina el levantamiento de información de campo mediante sensoramiento remoto. La cobertura de la base de datos de Corine Land Cover Colombia (CLC) admite representar, identificar, interpretar, estratificar y confrontar los rasgos de la vegetación y suelo desnudo por medio de imágenes de satélite de diferentes tipos de resolución espacial (PlanetScope), en la obtención de cartografía a diferentes escalas.

Para el análisis y procesamiento de la imagen se utilizó el ENVI 5,3®. La colecta de áreas de muestreo se realizó a través de dos técnicas, según el método de clasificación; i) Firma espectral y ii) ROI. Este procesamiento permite agrupar píxeles con las mismas características y asemejar las cubiertas mediante PlanetScope del año 2018 (Figura 13).

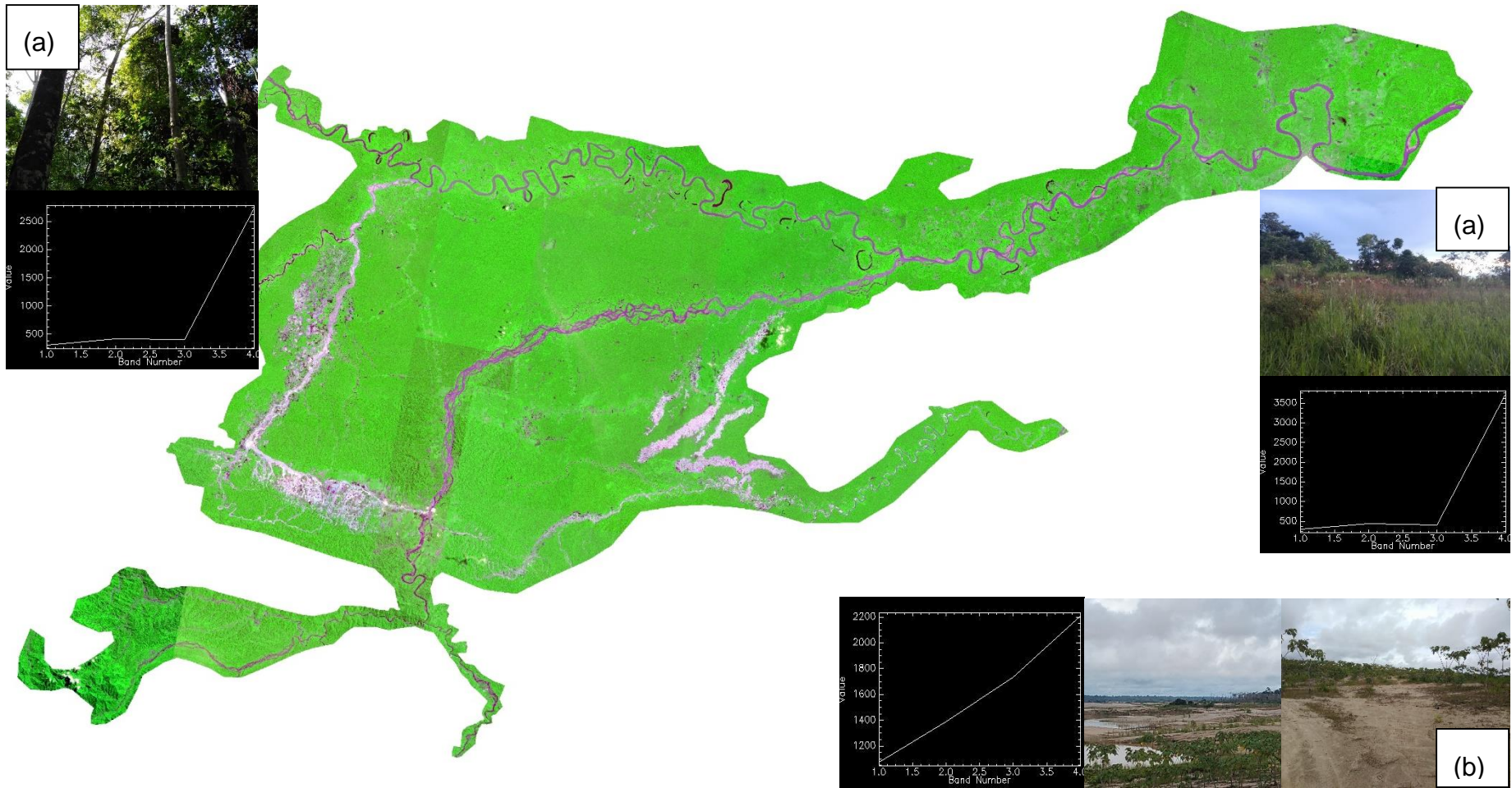


Figura 13. Imagen de Satelite PlanetScope 2018, R(1) G(4) B(3): a) vegetación y b) Suelo desnudo, en el área de estudio.

Máximo Likelihood algoritmo de clasificación, con interacción de bandas 1, 4, 3 de la Imagen de satélite PlanetScope del 2018, evidencia 616 771,4152 ha de vegetación y 37 592,7006 ha de suelo desnudo en la zona minera (Figura 14 y Tabla 8).

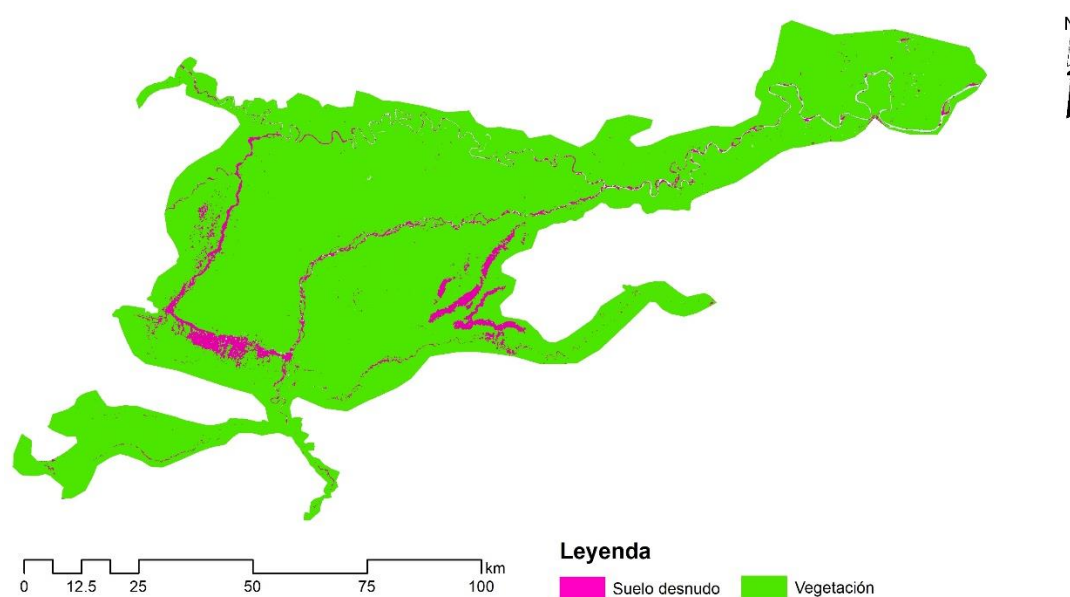


Figura 14. Cuantificación espacial de la vegetación y suelo desnudo en el área de estudio, método; Máximo Likelihood (ML).

Neural NET, con interacción de bandas 1, 4, 3 de la Imagen de satélite PlanetScope del 2018, evidencia 636 481,5589 ha de vegetación y 46 384,7228 ha de suelo desnudo en el área del corredor minero (Figura 15 y Tabla 8).

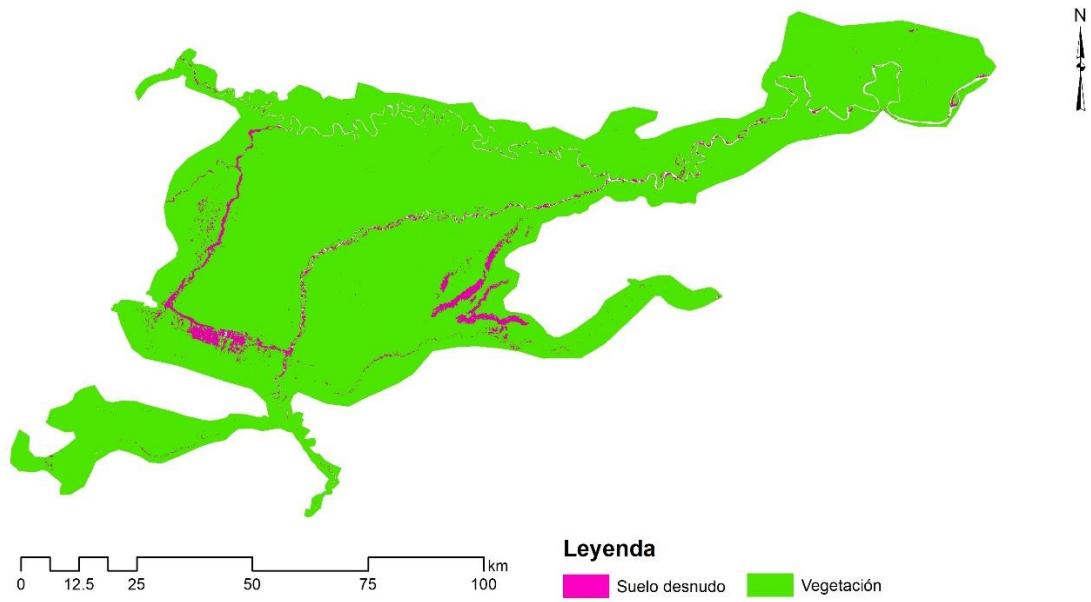


Figura 15. Cuantificación espacial de la vegetación y suelo desnudo en el área de estudio, método; Neural Net (NN).

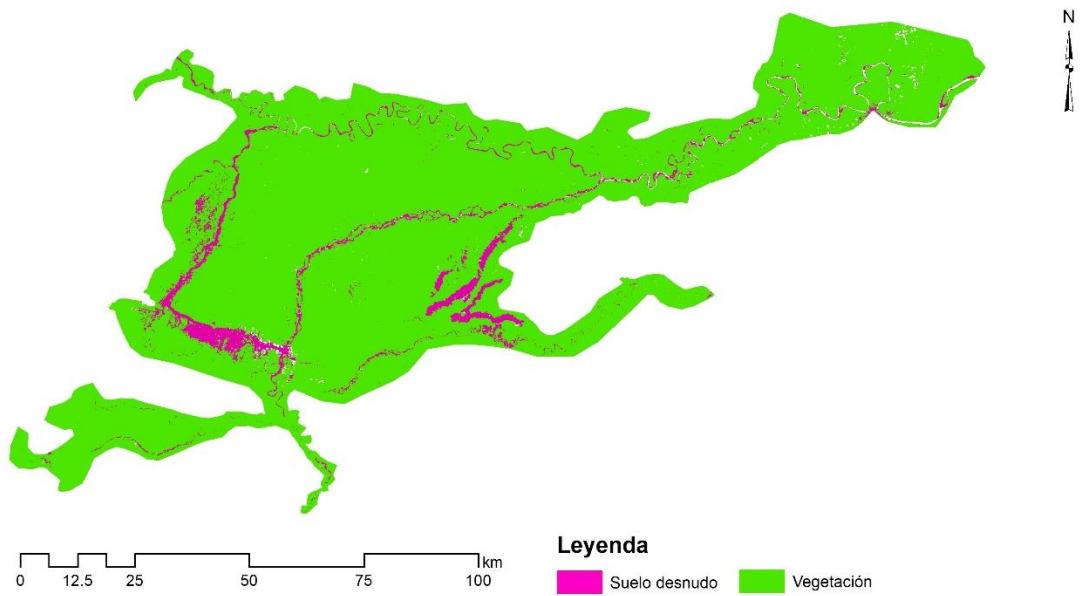


Figura 16. Cuantificación espacial de la vegetación y suelo desnudo en el área de estudio, método; Spectral Angle Mapper (SAM).

Mientras que Spectral Angle Mapper, con interacción de bandas 1, 4, 3 de la Imagen de satélite PlanetScope del 2018, evidencia 587 800,2596 ha de vegetación y 28 873,1855 ha de suelo desnudo en el área del corredor minero (Figura 16 y Tabla 8).

Tabla 5. *Áreas de vegetación y suelo desnudo en la zona minera*

Método	Área total (ha)		Área de estudio (ha)
	Vegetación	Suelo desnudo	
Máximo Likelihood	616 771,4152	37 592,7006	733 097,0188
Neural Net	636 481,5589	46 384,7228	
Spectral Angle Mapper	587 800,2596	28 873,1855	

La cuantificación espacial donde se determina la pérdida de vegetación (suelo desnudo) producto de la minería de oro y otras actividades, refleja el impacto al suelo y actividades de restauración o rehabilitación, debido a la alta presión a las capas del suelo para obtener el oro. Las evidencias muestran un precedente sobre la pérdida de bosques y la generación de suelo desnudo en el área de estudio, sumándose a una larga data de estudios desarrollados sobre el tema (Alarcon 2011; Alarcón et al. 2016; Asner et al. 2013; Asner y Tupayachi 2017; Bax y Francesconi 2018; Chávez et al. 2013; Cortés-McPherson 2019; Perz et al. 2013; Recanati et al. 2015; Scullion et al. 2014; Swenson et al. 2011), el cual incluye la pérdida de bosque por minería y actividades productivas.

Por otro lado, los resultados de la cuantificación espacial de la vegetación y suelo desnudo en la zona minera a través de algoritmos de clasificación de imágenes de satélite; “Máximo Likelihood, Neural Net, y Spectral Angle Mapper” muestran una subestimación. Una explicación básica, es que cada objeto tiene su propia composición química y característica física, por lo que cada objeto evaluado tiene su propia firma espectral, y puede variar de acuerdo a las condiciones meteorológicas, época del año, y condiciones

de iluminación. A ello debe agregarse la sensibilidad del método de clasificación en la separabilidad de las firmas (Alarcón et al. 2016; Babaeian et al. 2016; Song et al. 2017; Wang et al. 2019).

En este contexto el análisis e interpretación se fundamenta en entender las imágenes de satélite, para ello es necesario contar con conocimientos interdisciplinarios, la base física y principalmente la radiometría. Debido a que todos los objetos (vegetación y suelo desnudo) reflejan y refractan de manera específica la energía proveniente del Sol (% radiación reflejada + % absorbida + % transmitida) (Gao et al. 2020; Lassalle et al. 2019).

La flora presenta un comportamiento complejo por la variabilidad espectral, determinada por una variada composición de especies y categorías (árboles, arbustos, palmeras, herbáceas, otros), asimismo, la cubierta vegetal es un medio heterogéneo conformado por hojas, tallos, troncos, todos interactuando con el suelo y el agua. Además, como seres vivos, están sujetos a factores que inciden en ella, las estaciones del año, fenómenos climáticos y las enfermedades que afectan la reflectividad y por consiguiente su identificación y clasificación en las imágenes de satélite (Alarcón et al. 2016; Demattê et al. 2017; Gao et al. 2020; Lassalle et al. 2019; Song et al. 2017; Taddeo et al. 2019).

Según el comportamiento más específico, la vegetación sana tiene una reflectividad baja en la longitud de onda visible (clorofila) y muy alta en el infrarrojo próximo. Mientras que la vegetación enferma presenta un comportamiento inverso. Otro factor importante, es la composición de agua en la planta, su mayor presencia disminuye la reflectividad, debido al aumento de la captura de energía por el agua concentrada en la vegetación (Alarcón et al. 2016; Gao et al. 2020; Taddeo et al. 2019; Wang et al. 2019; Yeo et al. 2020).

En cuanto al comportamiento espectral del suelo desprovisto, este acrecienta levemente la escala perceptible al infrarrojo próximo de la radiación, modificando entre los diferentes tipologías de suelo, de tierra seco y húmeda, así como su composición mineral (Alarcón et al. 2016; Babaeian et al. 2016; Demattê et al. 2017).

La cuantificación espacial de la vegetación presenta como resultado “de los métodos Neural Net, Máximo Likelihood y Spectral Angle Mapper” 636 481,5589 ha, 616 771,4152 ha, y 587 800,2596 ha respectivamente. Con una mejor aproximación del método Neural Net (se explicará en otro apartado), respecto a los “métodos Máximo Likelihood y Spectral Angle Mapper” arrojaron un decremento de área en -3,20% (Neural Net–Máximo Likelihood), -4,93% (Máximo Likelihood-Spectral Angle Mapper), y -8,28% (Neural Net–Spectral Angle Mapper). En el caso de suelo desnudo, la cuantificación por los “métodos Neural Net, Máximo Likelihood y Spectral Angle Mapper” reporta 46 384,7228 ha, 37 592,7006 ha, y 28 873,1855 ha, con un mejor resultado del método Neural net, entretando los algoritmos “Máximo Likelihood y Spectral Angle Mapper” exhiben un decremento de área en 23,39% (Neural Net – Máximo Likelihood), - 30.20% (Máximo Likelihood-Spectral Angle Mapper), y 60,65% (Neural Net – Spectral Angle Mapper).

Ello es deducible, debido a que el algoritmo de clasificación Neural Net usa retropropagación neuronal que ajusta los pesos y mermar la diferencia entre el producto del nódulo y la salida mediante un método recursivo no lineal (Chillihuani 2018; Richards y Richards 1999; Rumelhart et al. 1987). Por consiguiente, las firmas espectrales de los objetos (vegetación y suelo desnudo) de clasificación son más exactos, debido a la pirámide neuronal en el proceso (ponderación de firmas espectrales), y se ajustan al entorno de análisis, en este caso la zona minera. Por otro lado, el método de clasificación de posibilidad máxima, método robusto pero de menor precisión en el estudio, plantea estadísticas que se distribuyen bajo la posibilidad que un determinado pixel corresponda a una categoría definida, en este caso, dependerá de la pureza de la muestra del pixel en la fiabilidad del método y salida de clasificación, y en áreas donde la separabilidad es reducida, se produce conflictos de firmas espectrales, disminuyendo la probabilidad de éxito (Richards y Richards 1999). En cuanto, al método al algoritmo Spectral Angle Mapper (SAM), está basado en un supuesto ideal de píxel de control asignado a un objeto, por lo tanto, está limitado al uso de un gran numero áreas

entrenamiento para su fiabilidad. La no asignación, implica baja separabilidad entre firmas espectrales y áreas sin clasificar (Chillihuani 2018; Lora López 2016). Bajo este marco conceptual y escenario de trabajo, se justifica el mejor comportamiento en la clasificación de la vegetación y suelo desnudo en el corredor minero, al método Neural Net.

Los procedimientos realizados, la fiabilidad y dificultades son similares a estudios planteados por Alarcón et al. (2016); Alarcón et al. (2011); Asner y Tupayachi (2017); Asner et al. (2013); Bustamante-Icedo et al. (2018); Núñez y Toro (2017); Demattê et al. (2018); DeVries et al. (2015); Diaz (2017); Gamarra (2017); Liu et al. (2019); Moreno (2013); Prado (2017); Saldaña (2019); Swenson et al. (2011); Zorogastúa et al. (2011). Donde el método utilizado fue determinante en la salida de los resultados.

4.2. Fiabilidad de los metodos

Los algoritmos de clasificación de la imagen PlanetScope del 2018, por los “métodos Neural Net, Maximum Likelihood, y Spectral Angle Mapper” de la vegetación y suelo desnudo, muestran un 82,22%, 81,08%, y 62,77% de exactitud general (Tabla 9), en tanto que el índice de Kappa obtiene 0,74, 0,73, y 0,53 (Tabla 9).

La fuerza de concordancia considerable según los rangos establecidos por kappa (k) (0,61 – 0,80), presenta un índice de 0,74 y 0,73, por lo que se puede afirmar que presenta una correcta clasificación de la categorías de vegetación y suelo desnudo, y muestra una interpretación fiable de la zona de estudio (Cerdea y Villarroel 2008; Chávez et al. 2013; de Oliveira et al. 2018; Mokgedi et al. 2019; Yang y Zhou 2015). Caso contrario sucede en el método Spectral Angle Mapper, en el que exhibe un grado de “concordancia moderada (0,41 – 0,60)” con índice de kappa (k) de 0,53, por lo que se puede afirmar que la clasificación de las categorías es discreta y no representa una correcta interpretación del corredor minero (Tabla 10) (Cerdea y Villarroel 2008; Chávez et al. 2013; de Oliveira et al. 2018; Mokgedi et al. 2019; Yang y Zhou 2015).

Tabla 6. *Fiabilidad general de los metodos*

Metodo de clasificación	Global (%)
“Neural Net”	82,22
“Máximum Likelihood”	81,08
“Spectral Angle Mapper”	62,77

Tabla 7. *Concordancia de Kappa de los metodos*

Metodo de clasificación	Kappa
“Neural Net”	0,74
Máximum Likelihood”	0,73
“Spectral Angle Mapper”	0,53

Asimismo, se evaluó las variaciones de “omisión” y “comisión”, referidos a una expresión imperfecta y una delimitación excesivamente amplia de la categoría de clasificación (vegetación y suelo desnudo). Algunos científicos lo denominan precisión del “usuario y del productor”. La fiabilidad presentan una relación inversa con los errores de “omisión y comisión” (Alarcón et al. 2016; Barandela 1987; Chávez et al. 2013; Cortijo y erez de la Blanca 1996; de Oliveira et al. 2018; Mokgedi et al. 2019; Yang y Zhou 2015).

El estudio utilizo 383 puntos de validación (muestreo), de los cuales 241 distribuidos en campo, 31 con fotografías de Drone y 111 con imagenes WorldView (Tabla 10, Figura 9, 10, y 11).

Los resultados por algoritmo de clasificación (método), el Neural Net mostro, del total, 341 puntos clasificados como vegetación (172) y suelo desnudo (169), de los cuales 42 fueron clasificados en otra categoría. Máximum Likelihood, 334 del total fueron clasificadas como vegetación (170) y suelo desnudo (164), y 49 en otra categoría. Respecto a “Spectral Angle Mapper”, del total (299), 155 fueron vegetacion 144 suelo desnudo, y 84 en otra categoría (Tabla 11, Figura 11, 12 y 13).

Tabla 8. *Fiabilidad por tipo de algoritmo*

Método	Categoría	Obs. totales	Correctas totales	Número Correcto	Fiabilidad de productores	Fiabilidad de usuarios
Neural Net	Vegetación y suelo desnudo	383	341	336	87,73%	98,53%
Máximum Likelihood		383	334	331	86,42%	99,10%
Spectral Angle Mapper		383	299	280	73,11%	93,65%

El coeficiente de conformidad o Índice de Kappa, mide la precisión (fiabilidad) del algoritmo y es ampliamente aplicada en sensoramiento remoto Según (Hudson 1987). Cuando la efectividad o precisión global es elevada mayormente el valor del Índice de Kappa presenta un elevado grado concordancia, aunque la relación no lineal.

En el caso del estudio, el método Neural Net mostro un mejor comportamiento en la precisión general e análisis de concordancia con valores de 82,22% y 0,74 (concordancia considerable), afirmando que las fases de análisis y procesamiento de la imagen PlanetScope en la cuantificación espacial de la vegetación y suelo desnudo fueron eficaces (Chávez et al. 2013; Hart 1968; Pontius 2000; Preparata y Shamos 1985).

Asimismo, la precisión general (82,22%) y analisis de concordancia (k) (0,74) del método Neural Net (Tabla 9, 10 y 11) determina la precisión (exactitud) de productores con nivel alto (87,73%) y de usuarios con nivel bajo (98,53%), respecto a los otros. Estos datos contrastan la precisión de la verificación visual a mediante fotografías de Drone e imágenes WorldView.

Finalmente, la cuantificación espacial de la vegetación y suelo desnudo en la zona minera por el método Neural Net es más fiable (Figura 17). Caso contrario sucede con los algoritmos “Máximum Likelihood y Spectral Angle Mapper (SAM)” donde muestran una subestimación alta del área, en menor

proporción en Maximum Likelihood, y más drástica en el método Spectral Angle Mapper.

El mejor comportamiento del algoritmo Neural Net se fundamenta en la sensibilidad del método, que discrimina y controla mejor la firma de la radiación de la flora y suelo desnudo, donde la separabilidad de la conducción de la energía y resolución del pixel puro es más correcta. La funcionalidad y precisión se basa en el modelo no paramétrico robusto, es decir si los patrones de clase no siguen una respuesta de normalidad, las ecuaciones lo almacenan en la red neural que crea una adición moderada y genera una fuga en función al umbral de media ponderada (vegetación y suelo desnudo. El comportamiento eficaz del método de clasificación por el algoritmo Neural Net , es similar en estudios de cambios de uso de suelo reportados por Alarcón et al. (2016); Alarcón et al. (2011); Asner y Tupayachi (2017); Asner et al. (2013); Bustamante-Icedo et al. (2018); Núñez y Toro (2017); Demattê et al. (2018); DeVries et al. (2015); Diaz (2017); Gamarra (2017); Liu et al. (2019); Moreno (2013); Prado (2017); Saldaña (2019); Swenson et al. (2011); Zorogastúa et al. (2011). Donde el método utilizado fue determinante en la salida de los resultados.

CONCLUSIONES

Entre otros efectos colaterales, la agricultura y la minería aurífera son los mas importantes motores de la perdida de la vegetación y la formación de terrenos baldíos en la Amazonia de Madre de Dios.

La cuantificación espacial de vegetación y suelo desnudo en la zona minera de la Amazonia de Madre de Dio utilizando el algoritmo de clasificación de imágenes PlanetScope; “Neural Networks, Maximum Probability, y Spectral Angle Mapping”, muestran que el método de Redes Neuronales es el método más preciso de clasificación, interpretación, y precisión con un área de vegetación de 636 481 5589 ha y 46 384,7228 ha de terreno desnudo. La validación del método de precisión se basa en información de campo, fotografías de Drone e imágenes WorldView, con una precisión global del 82,22 % y un factor kappa (k) de 0,74.

Los algoritmos de “clasificación Máximum Likelihood y Spectral Angle Mapper” muestran resultados subestimados, reportando el de menor precisión y excesiva subestimación, el método Sepctral Angle Mapper.

Se rechaza la hipótesis nula, donde la aplicación de métodos de sensoramiento remoto a imágenes PlanetScope no permitite detectar y cuantificar la vegetación y suelo en la zona minera de Madre de Dios.

RECOMENDACIONES

El avance de la tecnología en sensoramiento remoto ha posibilitado el monitoreo y obtención de imágenes casi en tiempo real, situación que ha permitido una base fundamental en la gestión del territorio.

El Satélite PeruSat-1 y sus productos deben permitir implementar sistema de monitoreo y vigilancia de la cubierta terrestre, para una adecuada decisión de los gestores políticos y técnicos.

El portal web para el acceso de productos del satélite PeruSat-1 debe ser de acceso abierto bajo protocolos adecuados para las instituciones de gobierno e instituciones académicas y de investigación.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ACEVEDO, J. A. A. y HERNÁNDEZ, G. M. Fenología de ambientes tropicales en el marco de la teledetección. *Revista Internacional de Ciencia y Tecnología de la Información Geográfica*, 2013, (13_2), 195-211.

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

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

ALARCÓN, G., DÍAZ, J. L., VELA, M., QUIÑONEZ, J. J., ZEVALLOS, P. A. y GUTIÉRREZ, J. D. Valor de conservación en bosques de comunidades indígenas: Un estudio de caso en la Amazonia Peruana, San Jacinto y Puerto Arturo. *Journal of High Andean Research*, 2018-07-27 2018, 20(3).

ALARCÓN, G., FRISANCHO, R., CORREA, G., ULLOA, J., VELA, M., DÍAZ, J., PUMA, M., PORTAL, L., BOURONCLE, C., MENDOZA, J. R. y VÁSQUEZ, J. Detección de cambios de cobertura boscosa a través del análisis multitemporal de imágenes satelitales en el distrito de Inambari. *Biodiversidad Amazonica*. ISSN: 2075-8081, 2011, 3, 9.

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

ASNER, G. P., LLACTAYO, W., TUPAYACHI, R. y LUNA, E. R. Elevated rates of gold mining in the Amazon revealed through high-resolution monitoring. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2013, 110(46), 18454-18459.

ASNER, G. P. y TUPAYACHI, R. Accelerated losses of protected forests from gold mining in the Peruvian Amazon. *Environmental Research Letters*, 2017, 12(9), 094004.

BABAEIAN, E., HOMAEI, M., MONTZKA, C., VEREECKEN, H., NOROUZI, A. A. y VAN GENUCHTEN, M. T. Soil moisture prediction of bare soil profiles using diffuse spectral reflectance information and vadose zone flow modeling. *Remote Sensing of Environment*, 2016/12/15/ 2016, 187, 218-229.

BARANDELA, R. *The Nearest Neighbor rule: an empirical study of its methodological aspects*. 1987.

BARAY, H. L. Á. *Introducción a la metodología de la investigación*. Edtion ed.: Juan Carlos Martínez Coll, 2006. ISBN 8469019996.

BAX, V. y FRANCESCONI, W. Environmental predictors of forest change: An analysis of natural predisposition to deforestation in the tropical Andes region, Peru. *Applied Geography*, 2018/02/01/ 2018, 91, 99-110.

BRASSARD, G. y BRATLEY, P. *Fundamentals of algorithmics*. Edtion ed.: Prentice Hall Englewood Cliffs, 1996.

BRIZUELA, A., AGUIRRE, C. y VELASCO, I. Aplicación de métodos de corrección atmosférica de datos Landsat 5 para análisis multitemporal. *Memorias. Teledetección. Hacia un mejor entendimiento de la dinámica global y regional*. Madrid, España, 2007, 21.

BUSTAMANTE-ICEDO, A. K., ROMO-LEÓN, J. R., CASTELLANOS-VILLEGAS, A. E., MÉNDEZ-ESTRELLA, R. y GANDARILLA-AIZPURO, F. J. Análisis espacial del cambio de cobertura/uso del suelo asociado a pastos exóticos en la Sierra Libre, Sonora. *Biotecnia*, 2018, 21(1), 79-86.

BUZAI, G. y RUIZ, E. Geotecnósfera. Tecnologías de la información geográfica en el contexto global del sistema mundo. *Anekumene*, 2018, (4), 88-106.

CANTY, M. J. *Image analysis, classification and change detection in remote sensing: with algorithms for ENVI/IDL and Python*. Edtion ed.: Crc Press, 2014. ISBN 1466570385.

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

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

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

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

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

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

----- Teledetección espacial: la observación de la Tierra desde el espacio 2002.

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

CORTÉS-MCPHERSON, D. Expansion of small-scale gold mining in Madre de Dios: 'capital interests' and the emergence of a new elite of entrepreneurs in the Peruvian Amazon. *The Extractive Industries and Society*, 2019/04/01/ 2019, 6(2), 382-389.

CORTIJO, F. y EREZ DE LA BLANCA, N. Image classification using non-parametric classifiers and contextual information. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 1996, 31, 120-124.

DE OLIVEIRA, M. A., ARAUJO, N. V. S., INMAN, D. J. y FILHO, J. V. Kappa-PSO-FAN based method for damage identification on composite structural health monitoring. *Expert Systems with Applications*, 2018/04/01/ 2018, 95, 1-13.

DEMATTÊ, J. A. M., FONGARO, C. T., RIZZO, R. y SAFANELLI, J. L. Geospatial Soil Sensing System (GEOS3): A powerful data mining procedure to retrieve soil spectral reflectance from satellite images. *Remote Sensing of Environment*, 2018/06/01/ 2018, 212, 161-175.

DEMATTÊ, J. A. M., SAYÃO, V. M., RIZZO, R. y FONGARO, C. T. Soil class and attribute dynamics and their relationship with natural vegetation based on satellite remote sensing. *Geoderma*, 2017/09/15/ 2017, 302, 39-51.

DEVRIES, B., DECUYPER, M., VERBESSELT, J., ZEILEIS, A., HEROLD, M. y JOSEPH, S. Tracking disturbance-regrowth dynamics in tropical forests using structural change detection and Landsat time series. *Remote Sensing of Environment*, 2015/11/01/ 2015, 169, 320-334.

DIAZ, F. J. Aplicación de Técnicas de Percepción Remota en la Determinación de Áreas Deforestadas en la Amazonía y Costa Peruana-2016 2017.

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

FABREGAT, V. Fundamentos teóricos del control de las extracciones mediante teledetección. Medidas y evaluación de las extracciones de agua subterránea, 1999, 89-105.

FERNÁNDEZ, O. S. Elaboración de un estado de arte para los impactos ambientales que genera la pequeña minería de oro en aluvión y tecnologías apropiadas para su prevención, mitigación y corrección 2012.

FRANÇOIS MAS, J., REYES DÍAZ-GALLEGOS, J. y PÉREZ VEGA, A. Evaluación de la confiabilidad temática de mapas o de imágenes clasificadas: una revisión. Investigaciones geográficas, 2003, (51), 53-72.

GAMARRA, S. E. Análisis de la cobertura y uso de la tierra utilizando imágenes de resolución espacial media para el distrito de San Ramón-Chanchamayo-Junín-Perú 2017.

GAO, L., WANG, X., JOHNSON, B. A., TIAN, Q., WANG, Y., VERRELST, J., MU, X. y GU, X. Remote sensing algorithms for estimation of fractional vegetation cover using pure vegetation index values: A review. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020/01/01/ 2020, 159, 364-377.

GOREMAD y IIAP. Macro Zonificación Ecológica Económica de Madre de Dios. In G.D.R.N.Y.M. AMBIENTE. Madre de Dios - Perú, 2009, p. 208.

GUTIÉRREZ, C. P. y NIETO, Á. L. M. *Teledetección: nociones y aplicaciones*. Edtion ed.: carlos perez, 2006. ISBN 8461116135.

GUTIÉRREZ LA TORRE, T. A. Impactos mineros, agropecuarios y de la conservación en la calidad del agua y los sedimentos, cuenca Tambopata, Madre de Dios 2015.

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

HERNÁNDEZ, H. y MONTANER, D. Patrones de respuesta espectral. Tecnologías Geoespaciales: Experiencias Aplicadas al Estudio y Gestión del Territorio. Carlos Mena (Ed.) ISBN, 2009, 978-996.

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

HIJMANS, R. J. y VAN ETTEN, J. raster: Geographic data analysis and modeling. R package version, 2014, 2(8).

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

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

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

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

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

LASSALLE, G., FABRE, S., CREDOZ, A., HÉDACQ, R., BORDERIES, P., BERTONI, G., ERUDEL, T., BUFFAN-DUBAU, E., DUBUCQ, D. y ELGER, A. Detection and discrimination of various oil-contaminated soils using vegetation reflectance. *Science of The Total Environment*, 2019/03/10/ 2019, 655, 1113-1124.

LI, S., KANG, X., FANG, L., HU, J. y YIN, H. Pixel-level image fusion: A survey of the state of the art. *Information Fusion*, 2017, 33, 100-112.

LIU, S., LI, W., QIAO, W., WANG, Q., HU, Y. y WANG, Z. Effect of natural conditions and mining activities on vegetation variations in arid and semiarid mining regions. *Ecological Indicators*, 2019/08/01/ 2019, 103, 331-345.

LIZARAZO, I. Clasificación de la cobertura y del uso del suelo urbano usando imágenes de satélite y algoritmos supervisados de inteligencia artificial. *Teledetección, medio ambiente y cambio global*, 2008, (2), 4-18.

LLOVERÍA, R. M., CABELLO, F. P., MARTÍN, A. G., VLASSOVA, L. y DE LA RIVA FERNÁNDEZ, J. R. La severidad del fuego: revisión de conceptos, métodos y efectos ambientales. In *Geoecología, cambio ambiental y paisaje: homenaje al profesor José María García Ruiz*. Instituto Pirenaico de Ecología, 2014, p. 427-440.

LORA LÓPEZ, J. C. Comparativa de sensores espaciales de diferente resolución espectral en la exploración minera. *Universitat Politècnica de Catalunya*, 2016.

MEHL, H. y PEINADO, O. Fundamentos del procesamiento digital de imágenes. Aplicación de la teledetección y de los sistemas de información geográfica en la gestión de recursos naturales. Parte I: Fundamentos teóricos y prácticos, 1997.

MOKGEDI, L., NOBERT, J. y MUNISHI, S. Assessment of lake surface dynamics using satellite imagery and in-situ data; case of Lake Ngami in North-West Botswana. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 2019/08/01/2019, 112, 175-186.

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

NÚÑEZ, E. J. y TORO, O. A. Desarrollo de un modelo espacial a partir de herramientas de procesamiento digital de imágenes para cuantificar la tendencia de la desertificación del desierto de la Tatacoa, en el departamento del Huila 2017.

OLIVA, P., MARTÍN, P. y CHUVIECO, E. Burned area mapping with MERIS post-fire image. *International journal of remote sensing*, 2011, 32(15), 4175-4201.

OSORES, F., GRÁNDEZ, J. A. y FERNÁNDEZ, J. L. Mercurio y salud en Madre de Dios, Perú. *Acta medica peruana*, 2010, 27(4), 310-314.

OSORES, F., ROJAS, J. E. y MANRIQUE, C. H. Minería informal e ilegal y contaminación con mercurio en Madre de Dios: Un problema de salud pública. *Acta medica peruana*, 2012, 29(1), 38-42.

PÉREZ, L., SOUSA, M., HANAN, A. M., CHIANG, F. y TENORIO, P. Vegetación terrestre. *Biodiversidad del estado de Tabasco*, 2005, 65-110.

PÉREZ, M. y GONZALEZ, L. Aplicaciones de la teledetección y SIG en la caracterización de humedales en la Reserva de la Biosfera de la Mancha Húmeda. Universidad Complutense de Madrid. Pedraza–Peñalosa P, Betancur J. y Franco–Roselli.(2005). Chisacá. Un recorrido por los páramos andinos. Segunda edición. Instituto de Ciencias Naturales e Instituto de Investigación de Recursos Biológicos Alexander Von Humboldt. Bogotá, Colombia, 2011, 340.

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

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

PLANET-TEAM. Planet Application Program Interface: In Space for Life on Earth. 2017. Available from Internet:<<https://api.planet.com>>.

----- Planet Application Program Interface: In Space for Life on Earth. 2018. Available from Internet:<<https://api.planet.com>>.

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

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

PRADO, J. P. Dinámica de cobertura vegetal debido al cambio de uso del suelo, a través del análisis multitemporal de imágenes satelitales del distrito de yurimaguas, 2017 2017.

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

RECANATI, F., ALLIEVI, F., SCACCABAROZZI, G., ESPINOSA, T., DOTELLI, G. y SAINI, M. Global Meat Consumption Trends and Local Deforestation in Madre de Dios: Assessing Land Use Changes and other Environmental Impacts. *Procedia Engineering*, 2015/01/01/ 2015, 118, 630-638.

RICHARDS, J. A. y RICHARDS, J. *Remote sensing digital image analysis*. Edtion ed.: Springer, 1999. ISBN 3642300618.

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

SACRISTÁN, F. Teledetección satelital en la visión territorial y sistemas de protección ambiental urbano-rural (1ª parte). *Urbano*, 2006, 9(14).

SALDAÑA, V. A. Análisis de los cambios de cobertura y uso del suelo con imágenes satelitales del distrito de Chancay años 2001 y 2018 2019.

SCULLION, J. J., VOGT, K. A., SIENKIEWICZ, A., GMUR, S. J. y TRUJILLO, C. Assessing the influence of land-cover change and conflicting land-use authorizations on ecosystem conversion on the forest frontier of Madre de Dios, Peru. *Biological conservation*, 2014/03/01/ 2014, 171, 247-258.

SONG, W., MU, X., RUAN, G., GAO, Z., LI, L. y YAN, G. Estimating fractional vegetation cover and the vegetation index of bare soil and highly dense vegetation with a physically based method. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2017/06/01/ 2017, 58, 168-176.

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

TADDEO, S., DRONOVA, I. y DEPSKY, N. Spectral vegetation indices of wetland greenness: Responses to vegetation structure, composition, and spatial distribution. *Remote Sensing of Environment*, 2019/12/01/ 2019, 234, 111467.

TORREJÓN, J. A. V. Mecanismo de producción más limpia: EL reuso de aguas residuales en la actividad minera. *Vox Juris*, 2016, 30(2), 263-278.

TRISTÁN, P., DOORN, J. H. y WAINSCHEKER, R. El problema de normalización en súper-resolución de imágenes satelitales. In *IX Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación*. 2007.

WANG, G., WANG, J., ZOU, X., CHAI, G., WU, M. y WANG, Z. Estimating the fractional cover of photosynthetic vegetation, non-photosynthetic vegetation and bare soil from MODIS data: Assessing the applicability of the NDVI-DFI model in the typical Xilingol grasslands. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2019/04/01/ 2019, 76, 154-166.

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

YANG, Z. y ZHOU, M. Weighted kappa statistic for clustered matched-pair ordinal data. *Computational Statistics & Data Analysis*, 2015/02/01/ 2015, 82, 1-18.

YEO, S., LAFON, V., ALARD, D., CURTI, C., DEHOUCK, A. y BENOT, M.-L. Classification and mapping of saltmarsh vegetation combining multispectral images with field data. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 2020/05/05/2020, 236, 106643.

ZOROGASTÚA, P., QUIROZ, R. y GARATUZA, J. Evaluación de cambios en la cobertura y uso de la tierra con imágenes de satélite en Piura-Perú. *Ecología Aplicada*, 2011, 10(1), 13-22.

ANEXOS

Anexo 1. Puntos de muestreo tomados en campo en el corredor minero de Madre de Dios.

N°	Categoría	Coordinada UTM (WGS84)	
		Este	Norte
1	Vegetación	333265	8554855
2	Suelo desnudo	335058	8557768
3	Suelo desnudo	387434	8576003
4	Suelo desnudo	423722	8595553
5	Vegetación	361896	8607525
6	Suelo desnudo	374817	8572199
7	Suelo desnudo	380033	8573639
8	Vegetación	405353	8588229
9	Vegetación	370012	8583756
10	Suelo desnudo	331389	8580970
11	Vegetación	461469	8612800
12	Vegetación	485854	8621262
13	Vegetación	492457	8619894
14	Suelo desnudo	378873	8572784
15	Suelo desnudo	432896	8596410
16	Suelo desnudo	323590	8568031
17	Vegetación	390746	8603945
18	Vegetación	352325	8568337
19	Suelo desnudo	331908	8587713
20	Vegetación	348450	8564636
21	Suelo desnudo	336317	8592385
22	Vegetación	361448	8605845
23	Vegetación	344241	8601378
24	Suelo desnudo	385577	8567790
25	Suelo desnudo	394590	8578620
26	Vegetación	410052	8595783
27	Suelo desnudo	334809	8592885

28	Vegetación	371426	8602165
29	Suelo desnudo	385369	8570847
30	Vegetación	339134	8602611
31	Suelo desnudo	329169	8561384
32	Suelo desnudo	335369	8590143
33	Vegetación	467507	8615080
34	Suelo desnudo	393790	8577640
35	Suelo desnudo	382064	8566340
36	Suelo desnudo	331446	8589431
37	Suelo desnudo	426982	8595881
38	Vegetación	353223	8602683
39	Suelo desnudo	388616	8568972
40	Vegetación	351854	8576027
41	Suelo desnudo	343881	8558125
42	Vegetación	492798	8617491
43	Suelo desnudo	328844	8573082
44	Suelo desnudo	331184	8587373
45	Vegetación	372792	8608799
46	Vegetación	367728	8598782
47	Vegetación	394497	8587424
48	Vegetación	471603	8615601
49	Suelo desnudo	334358	8585846
50	Vegetación	365991	8601968
51	Suelo desnudo	457286	8605113
52	Suelo desnudo	430707	8596730
53	Vegetación	408538	8601996
54	Vegetación	364649	8610253
55	Suelo desnudo	333395	8588085
56	Suelo desnudo	332087	8589084
57	Suelo desnudo	390680	8570628
58	Vegetación	467079	8613756
59	Vegetación	464591	8607784
60	Vegetación	347361	8552406

61	Vegetación	415070	8592264
62	Vegetación	355171	8595292
63	Suelo desnudo	383302	8566357
64	Suelo desnudo	386180	8573675
65	Vegetación	353449	8568829
66	Vegetación	410793	8593768
67	Vegetación	339513	8565021
68	Suelo desnudo	330898	8589383
69	Vegetación	348400	8577601
70	Vegetación	411629	8592491
71	Vegetación	348180	8566304
72	Vegetación	396112	8604229
73	Suelo desnudo	334066	8580395
74	Vegetación	376570	8586051
75	Suelo desnudo	440583	8595032
76	Suelo desnudo	383020	8566643
77	Vegetación	495325	8619657
78	Suelo desnudo	389349	8575350
79	Suelo desnudo	337338	8590239
80	Suelo desnudo	338500	8556394
81	Suelo desnudo	395299	8579732
82	Suelo desnudo	332625	8559821
83	Vegetación	338282	8612772
84	Suelo desnudo	333580	8559430
85	Vegetación	335201	8572982
86	Suelo desnudo	365976	8568324
87	Vegetación	492051	8618560
88	Vegetación	337700	8569575
89	Vegetación	354140	8576007
90	Suelo desnudo	330124	8585319
91	Suelo desnudo	395142	8580140
92	Suelo desnudo	334369	8589981
93	Vegetación	378618	8600900

94	Vegetación	344025	8566037
95	Vegetación	485312	8613137
96	Suelo desnudo	396485	8582034
97	Suelo desnudo	396628	8574709
98	Suelo desnudo	384321	8572935
99	Vegetación	341083	8562314
100	Suelo desnudo	389632	8569691
101	Suelo desnudo	326739	8570825
102	Suelo desnudo	333555	8577628
103	Vegetación	422908	8592771
104	Vegetación	376697	8604549
105	Suelo desnudo	327845	8562531
106	Vegetación	350872	8574538
107	Suelo desnudo	387491	8568995
108	Suelo desnudo	398105	8582999
109	Suelo desnudo	339411	8561976
110	Vegetación	475453	8609955
111	Suelo desnudo	364875	8569713
112	Suelo desnudo	333707	8591999
113	Suelo desnudo	340824	8557176
114	Vegetación	320242	8557672
115	Suelo desnudo	392366	8575844
116	Suelo desnudo	332873	8588664
117	Vegetación	404843	8594510
118	Vegetación	464035	8620876
119	Suelo desnudo	394090	8578174
120	Vegetación	484691	8608681
121	Vegetación	378775	8608794
122	Suelo desnudo	364981	8568403
123	Suelo desnudo	398553	8582661
124	Suelo desnudo	320511	8562655
125	Suelo desnudo	338368	8560731
126	Vegetación	457336	8611844

127	Suelo desnudo	389131	8571261
128	Vegetación	347373	8610606
129	Suelo desnudo	341205	8558678
130	Suelo desnudo	386482	8574211
131	Vegetación	438183	8603444
132	Vegetación	423423	8604242
133	Vegetación	346849	8571850
134	Suelo desnudo	444914	8596720
135	Vegetación	470506	8620510
136	Suelo desnudo	393251	8577440
137	Vegetación	408479	8593429
138	Vegetación	363486	8600559
139	Vegetación	372125	8605841
140	Suelo desnudo	392476	8580473
141	Suelo desnudo	336505	8590291
142	Suelo desnudo	334848	8591121
143	Vegetación	491203	8615301
144	Suelo desnudo	379921	8573760
145	Vegetación	354739	8578442
146	Vegetación	382208	8601746
147	Suelo desnudo	431466	8600237
148	Suelo desnudo	394265	8577749
149	Vegetación	343773	8599834
150	Suelo desnudo	366078	8569926
151	Suelo desnudo	365926	8570914
152	Vegetación	343358	8601051
153	Suelo desnudo	329182	8563375
154	Suelo desnudo	363932	8568528
155	Vegetación	362560	8582980
156	Suelo desnudo	389027	8570712
157	Suelo desnudo	397785	8582532
158	Vegetación	400514	8604165
159	Suelo desnudo	394069	8579159

160	Suelo desnudo	431259	8600025
161	Vegetación	467359	8618409
162	Suelo desnudo	453995	8605090
163	Vegetación	377439	8583370
164	Suelo desnudo	339465	8559781
165	Vegetación	386967	8608668
166	Suelo desnudo	392683	8573011
167	Vegetación	465811	8619291
168	Vegetación	488604	8619943
169	Suelo desnudo	362705	8569720
170	Suelo desnudo	393294	8574924
171	Vegetación	469277	8618412
172	Vegetación	348072	8600445
173	Vegetación	377842	8600773
174	Vegetación	454139	8613603
175	Suelo desnudo	363180	8568671
176	Vegetación	493259	8617027
177	Suelo desnudo	368056	8571850
178	Suelo desnudo	388951	8569883
179	Vegetación	493016	8612284
180	Suelo desnudo	437219	8592603
181	Vegetación	381019	8586346
182	Suelo desnudo	376020	8572050
183	Suelo desnudo	335057	8561683
184	Suelo desnudo	339053	8558413
185	Vegetación	354183	8568689
186	Suelo desnudo	334573	8581087
187	Vegetación	477413	8622559
188	Suelo desnudo	447119	8599065
189	Suelo desnudo	383588	8571504
190	Vegetación	329863	8558006
191	Vegetación	488395	8618911
192	Suelo desnudo	453621	8604053

193	Suelo desnudo	370253	8571819
194	Vegetación	377494	8609659
195	Vegetación	463768	8614797
196	Vegetación	410144	8592559
197	Vegetación	352855	8563729
198	Suelo desnudo	398754	8583640
199	Vegetación	404618	8591696
200	Suelo desnudo	326747	8561066
201	Suelo desnudo	329490	8563393
202	Suelo desnudo	334410	8558392
203	Suelo desnudo	396893	8581347
204	Suelo desnudo	388082	8569525
205	Vegetación	345928	8604793
206	Vegetación	399378	8596003
207	Vegetación	422852	8590739
208	Vegetación	399533	8600437
209	Vegetación	388870	8584139
210	Vegetación	337346	8569412
211	Vegetación	353279	8577495
212	Suelo desnudo	388971	8576812
213	Suelo desnudo	421620	8600117
214	Vegetación	326605	8558783
215	Suelo desnudo	363961	8567548
216	Vegetación	462160	8616708
217	Vegetación	364884	8605077
218	Vegetación	375351	8607444
219	Vegetación	492015	8607865
220	Suelo desnudo	399540	8585967
221	Vegetación	335712	8555821
222	Suelo desnudo	324262	8567216
223	Suelo desnudo	332006	8559882
224	Vegetación	343446	8577057
225	Vegetación	378720	8606682

226	Suelo desnudo	453025	8605303
227	Suelo desnudo	378185	8571979
228	Vegetación	347861	8554206
229	Vegetación	343836	8602175
230	Suelo desnudo	384174	8567092
231	Vegetación	337092	8585383
232	Suelo desnudo	372491	8572864
233	Vegetación	347516	8604125
234	Vegetación	367264	8583124
235	Suelo desnudo	393527	8577280
236	Suelo desnudo	332716	8583125
237	Vegetación	490993	8618713
238	Vegetación	414948	8595895
239	Suelo desnudo	395848	8579465
240	Suelo desnudo	389646	8568185
241	Vegetación	456732	8609549
242	Vegetación	353230	8575218
243	Vegetación	365572	8611071
244	Vegetación	408129	8594734
245	Vegetación	463870	8618189
246	Vegetación	356044	8574043
247	Suelo desnudo	334207	8586301
248	Vegetación	372442	8585709
249	Vegetación	447520	8603907
250	Suelo desnudo	446538	8599464
251	Suelo desnudo	383597	8569817
252	Suelo desnudo	336117	8587603
253	Suelo desnudo	389203	8569147
254	Vegetación	418262	8592542
255	Vegetación	385437	8606757
256	Vegetación	353801	8571581
257	Vegetación	390059	8607175
258	Suelo desnudo	345644	8555936

259	Vegetación	345486	8603676
260	Vegetación	354084	8578825
261	Vegetación	349953	8604300
262	Vegetación	494755	8615730
263	Vegetación	457928	8602345
264	Suelo desnudo	393086	8575934
265	Suelo desnudo	394235	8579267
266	Vegetación	341202	8563427
267	Vegetación	350438	8567756
268	Suelo desnudo	394380	8579549
269	Vegetación	364053	8606545
270	Suelo desnudo	323861	8566726
271	Suelo desnudo	363341	8570677
272	Suelo desnudo	385879	8567850
273	Vegetación	395139	8602444
274	Vegetación	332080	8567125
275	Suelo desnudo	377693	8572855
276	Suelo desnudo	333394	8584534
277	Suelo desnudo	390558	8570655
278	Suelo desnudo	337549	8560401
279	Vegetación	346395	8551213
280	Vegetación	333150	8571218
281	Suelo desnudo	440254	8595825
282	Suelo desnudo	330915	8562016
283	Suelo desnudo	389894	8568426
284	Suelo desnudo	364501	8569378
285	Suelo desnudo	364873	8569803
286	Vegetación	363614	8604241
287	Vegetación	462826	8619020
288	Vegetación	349353	8569660
289	Suelo desnudo	339248	8560513
290	Vegetación	414732	8600931
291	Suelo desnudo	343319	8557106

292	Vegetación	359992	8603647
293	Suelo desnudo	396362	8580197
294	Suelo desnudo	334345	8584980
295	Vegetación	332850	8571759
296	Vegetación	487075	8608069
297	Vegetación	359832	8580081
298	Suelo desnudo	424260	8600763
299	Suelo desnudo	386490	8574663
300	Vegetación	475652	8624029
301	Suelo desnudo	331270	8584428
302	Suelo desnudo	431825	8600048
303	Suelo desnudo	383676	8570641
304	Suelo desnudo	393629	8576882
305	Suelo desnudo	387215	8570855
306	Vegetación	338788	8578012
307	Vegetación	338528	8598426
308	Suelo desnudo	383176	8570748
309	Vegetación	357505	8575151
310	Vegetación	350676	8562518
311	Vegetación	375908	8607384
312	Suelo desnudo	333549	8581013
313	Suelo desnudo	338543	8590070
314	Vegetación	363100	8606832
315	Suelo desnudo	327189	8571586
316	Vegetación	384172	8586553
317	Suelo desnudo	331975	8590749
318	Vegetación	465303	8608927
319	Vegetación	377446	8610234
320	Suelo desnudo	392836	8576036
321	Vegetación	371988	8601255
322	Vegetación	484754	8620119
323	Suelo desnudo	336063	8594741
324	Suelo desnudo	424151	8596164

325	Suelo desnudo	332219	8576611
326	Suelo desnudo	395338	8580273
327	Vegetación	476762	8625365
328	Vegetación	462130	8610148
329	Suelo desnudo	391332	8570535
330	Suelo desnudo	333564	8562828
331	Suelo desnudo	398467	8582025
332	Suelo desnudo	395351	8579827
333	Suelo desnudo	332488	8590416
334	Vegetación	337883	8568404
335	Vegetación	413884	8591570
336	Suelo desnudo	395904	8580442
337	Suelo desnudo	417623	8600597
338	Suelo desnudo	321107	8565318
339	Vegetación	472251	8617284
340	Suelo desnudo	389804	8570358
341	Suelo desnudo	444447	8600418
342	Suelo desnudo	337441	8589212
343	Suelo desnudo	371458	8571338
344	Suelo desnudo	384473	8567239
345	Suelo desnudo	394940	8579186
346	Vegetación	466016	8619461
347	Vegetación	491785	8607623
348	Vegetación	469243	8612411
349	Vegetación	490956	8618532
350	Vegetación	365289	8602249
351	Vegetación	347201	8606767
352	Vegetación	377992	8586018
353	Suelo desnudo	421278	8597398
354	Vegetación	474773	8619057
355	Vegetación	473287	8609441
356	Suelo desnudo	390914	8576279
357	Suelo desnudo	386911	8568583

358	Vegetación	354556	8571853
359	Vegetación	405962	8603501
360	Vegetación	340626	8569886
361	Vegetación	366758	8607786
362	Suelo desnudo	395003	8578218
363	Suelo desnudo	369506	8571751
364	Suelo desnudo	397167	8582101
365	Vegetación	386210	8609873
366	Suelo desnudo	332444	8590524
367	Suelo desnudo	372134	8572435
368	Suelo desnudo	325206	8563984
369	Vegetación	361428	8606007
370	Vegetación	359668	8601785
371	Suelo desnudo	383992	8572400
372	Vegetación	358279	8609499
373	Suelo desnudo	343000	8556983
374	Suelo desnudo	382083	8574320
375	Vegetación	337360	8584014
376	Vegetación	380455	8608270
377	Vegetación	460728	8604148
378	Suelo desnudo	391534	8571757
379	Vegetación	328345	8571298
380	Vegetación	444390	8603444
381	Vegetación	483898	8621939
382	Vegetación	431180	8600510
383	Vegetación	365395	8570662

Anexo 2. Panel fotográfico.



Foto 1. Reconocimiento de campo.



Foto 2. Puntos UTM en campo, suelo desnudo.



Foto 3. Captura de puntos UTM, suelo desnudo y vegetación.



Foto 4. Puntos de campo, vegetación y suelo desnudo.



Foto 5. Levantamiento de punto de campo, vegetación.



Foto 6. Levantamiento de punto de campo, vegetación.



Foto 7. Accesando a punto de muestreo.



Foto 8. Puntos de muestreo, vegetación y suelo desnudo.



Foto 9. Puntos de muestreo con dron, vegetación y suelo desnudo.