

**UNIVERSIDAD PERUANA UNIÓN**  
FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA  
Escuela Profesional de Ingeniería Ambiental



*Una Institución Adventista*

**Determinación de la deforestación entre los años 1986 y 2016  
mediante técnicas de teledetección y SIG, distrito Sauce – Perú**

Por:

Nelson Yohel Rodriguez Calampa

Asesor:

Ing. Ivone Vásquez Briones

**Tarapoto, octubre de 2018**

DECLARACIÓN JURADA  
DE AUTORÍA DEL INFORME DE TESIS

Ivone Vásquez Briones de la Facultad de Ingeniería y Arquitectura, Escuela Profesional de Ingeniería Ambiental de la Universidad Peruana Unión.

DECLARO:

Que el presente informe de investigación titulado: "DETERMINACIÓN DE LA DEFORESTACIÓN ENTRE LOS AÑOS 1986 Y 2016 MEDIANTE TÉCNICAS DE TELEDETECCIÓN Y SIG, DISTRITO SAUCE – PERÚ " constituye la memoria que presenta el Bachiller Nelson Yohel Rodriguez Calampa para aspirar al Título de Profesional de Ingeniero Ambiental ha sido realizada en la Universidad Peruana Unión bajo mi dirección.

Las opiniones y declaraciones en este informe son de entera responsabilidad del autor, sin comprometer a la institución.

Y estando de acuerdo, firmo la presente constancia en Morales, a los 25 días del mes de octubre del año 2018.



---

Ivone Vásquez Briones

Determinación de la deforestación entre los años 1986 y 2016 mediante técnicas de teledetección y SIG, distrito Sauce – Perú

# TESIS

Presentada para optar el Título Profesional de Ingeniero Ambiental

## JURADO CALIFICADOR



Ing. Jhon Patrick Rios Bartra  
Presidente



Ing. Jessica Quipas Pezo  
Secretario



Ing. Henry Carbajal Mogollón  
Vocal



Ing. Ivone Vásquez Briones  
Asesor de tesis

**Tarapoto, 25 de octubre de 2018**

## DEDICATORIA

*A DIOS, quien inspiro mi espíritu para la realización de este estudio, por darme la vida, concederme salud y la bendición para alcanzar mis metas como persona y como profesional.*

*A mis queridos padres **Oscar Wilfredo Rodriguez Mego** y **Rosa Esperanza Calampa Santillán** por haber sido instrumentos de Dios para darme la vida, enseñanza, protección y todo lo que soy. A ellos este logro.*

## **AGRADECIMIENTO**

A Dios por haberme cuidado a lo largo de mi formación profesional y brindarme sabiduría, felicidad, éxitos, logros, y poner en mi camino a grandes personas.

A mis padres por haber dedicado gran parte de su vida en forjarme como persona íntegra, confiaron en mí y siempre me apoyaron incondicionalmente, permitiéndome cumplir mis más grandes sueños.

A cada uno de mis familiares y amigos, por su apoyo brindado, por compartir grandes momentos que de una u otra manera están pendientes de mí, por todos por sus consejos y buenos deseos.

A la Ing. Ivone Vásquez Briones por su tiempo y conocimientos empleados en el asesoramiento del presente trabajo de investigación.

Al Ing. Nilton Beltrán Rojas Briceño por su tiempo y conocimientos empleados en el asesoramiento del presente trabajo de investigación.

A los docentes miembros del jurado, Ing. Jhon Patrick Rios Bartra, Ing. Jessica Quipas Pezo e Ing. Henry Carbajal Mogollón por sus aportes brindados en el desarrollo de la presente investigación.

Al equipo de Investigadores del proyecto Geomática y el Instituto de Investigación para el Desarrollo Sustentable de Ceja de Selva (INDES-CES), el Ing. Segundo Manuel Oliva Cruz, Blgo. Fernando Corroto de la Fuente, Ing. Rolando Salas López, Ing. Elgar Barboza Castillo e Ing. Segundo José Mamani Cruz, por su amistad, confianza y apoyo en el desarrollo de la investigación y en mi formación profesional.

## TABLA DE CONTENIDOS

DECLARACIÓN JURADA DE AUTORÍA DEL INFORME DE TESIS .....	ii
JURADO CALIFICADOR .....	iii
DEDICATORIA .....	iv
AGRADECIMIENTO .....	v
TABLA DE CONTENIDOS .....	vi
ÍNDICE DE TABLAS .....	viii
ÍNDICE DE FIGURAS.....	ix
RESUMEN.....	x
ABSTRACT .....	xi
CAPÍTULO I.....	12
I. EL PROBLEMA.....	12
1.1 Identificación del problema .....	12
1.2 Objetivos .....	14
1.2.1 Objetivo general .....	14
1.2.2 Objetivos específicos .....	14
1.3 Justificación .....	14
1.4 Presuposición Filosófica.....	16
CAPÍTULO II.....	17
II. REVISIÓN DE LA LITERATURA .....	17
2.1 Antecedentes .....	17
2.2 Bases teóricas.....	20
2.2.1 Cambios de cobertura y uso del suelo (CCUS) y deforestación.....	20
2.2.2 Los Sistemas de Información Geográfica (SIG).....	21
2.2.3 La Teledetección .....	23
2.2.4 Sensores remotos e imágenes de teledetección.....	26
2.2.5 Análisis de imágenes satelitales.....	28
2.2.6 Clasificación supervisada de imágenes satelitales.....	28
2.3 Definición de términos.....	31
2.4 Marco normativo .....	33
CAPÍTULO III.....	34
III. MATERIALES Y MÉTODOS .....	34
3.1 Área de estudio.....	34
3.2 Materiales, equipos y software .....	34
3.3 Variables evaluadas .....	36
3.3.1 Variable independiente .....	36
3.3.2 Variables dependientes .....	37
3.4 Diseño metodológico.....	37

3.5	Preprocesamiento del material satelital.....	38
3.6	Clasificación de la Cobertura y Uso del Suelo (CUS) .....	40
3.6.1	Identificación de las clases de CUS.....	40
3.6.2	Clasificación Supervisada de Máxima Probabilidad .....	41
3.6.3	Interpretación visual interdependiente .....	42
3.6.4	Limpieza, suavizado y corrección topológica .....	43
3.7	Evaluación de exactitud temática .....	44
3.8	Evaluación espacio-temporal de cambios, deforestación y matrices de transición .....	45
CAPÍTULO IV. ....		47
IV.	RESULTADOS Y DISCUSIÓN .....	47
4.1	Mapas de Cobertura y Usos del Suelo (CUS) .....	47
4.2	Exactitud temática .....	47
4.3	Matrices y tasas de cambios y deforestación .....	52
4.4	Evaluación de cambios de la cobertura del suelo.....	53
4.4.1	A nivel de período de tiempo y superficie .....	53
4.4.2	A nivel de A nivel de transiciones por clases .....	55
4.5	Identificación de factores que se asocian a la deforestación .....	61
CAPÍTULO V. ....		65
V.	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES .....	65
5.1	Conclusiones .....	65
5.2	Recomendaciones .....	66
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....		67
ANEXOS.....		75
Anexo 1. Ficha GCP para la ubicación y toma de Puntos de control Terrestre.....		75
Anexo 2. Puntos de Control Terrestre (GCP).....		78
Anexo 3. Áreas de entrenamiento.....		79
Anexo 4. Zonas de verificación.....		80
Anexo 5. Distribución del uso actual del suelo, según la ZEE.....		81
Anexo 6. Panel fotográfico.....		82

## ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Características espectrales de bandas del satélite Landsat. ....	27
Tabla 2. Características espectrales de bandas del satélite Sentinel-2. ....	27
Tabla 3. Serie de imágenes de satélite empleadas. ....	36
Tabla 4. Clases de CUS identificadas para el estudio. ....	40
Tabla 5. Matriz de confusión. ....	45
Tabla 6. Matriz de tabulación cruzada. ....	46
Tabla 7. Matriz de confusión para el año 2016. ....	47
Tabla 8. Matriz de tabulación cruzada y tasa de cambio para el periodo de 1986 – 1995. ....	52
Tabla 9. Matriz de tabulación cruzada y tasa de cambio en el periodo de 1995 – 2005. ....	52
Tabla 10. Matriz de tabulación cruzada y tasa de cambio en el periodo de 2005 – 2016. ....	53
Tabla 11. Población y tasa de crecimiento de los distritos de la provincia de San Martín. ....	62
Tabla 12. Centros poblados del distrito de Sauce. ....	62

## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Elementos que forman el sistema SIG.....	22
Figura 2. Principales componentes asociados con las actividades de teledetección.....	23
Figura 3. Principales bandas espectrales dentro del espectro electromagnético.....	25
Figura 4. Imagen multispectral procesada para producir una clasificación de la cobertura y uso del suelo. ....	29
Figura 5. Izquierda: Ejemplo de región incremental. Derecha: Ejemplo de clase y macroclases de coberturas y usos del suelo. ....	30
Figura 6. Las principales firmas espectrales.....	32
Figura 7. Ubicación del distrito de Sauce.....	35
Figura 8. Diseño metodológico para determinar la deforestación en el distrito de Sauce.....	37
Figura 9. (a) Banda espectral sin calibrar. (b) Banda espectral calibrada. ....	38
Figura 10. Puntos de Control Terrestre (GCP) fotoidentificables.....	39
Figura 11. Resultado de la Clasificación Supervisada de Máxima Probabilidad en el SCP. ..	41
Figura 12. Composiciones en color natural y falso color. ....	42
Figura 13. Izquierda. Clasificación sin limpieza. Derecha. Clasificación con limpieza. ....	43
Figura 14. Suavizado de polígonos y aparición de errores topológicos. ....	43
Figura 15. Cobertura y uso del suelo en el distrito de Sauce para el año de 1986.....	48
Figura 16. Cobertura y uso del suelo en el distrito de Sauce para el año de 1995.....	49
Figura 17. Cobertura y uso del suelo en el distrito de Sauce para el año de 2005.....	50
Figura 18. Cobertura y uso del suelo en el distrito de Sauce para el año de 2016.....	51
Figura 19. Dinámica espaciotemporal de las clases de cobertura y uso del suelo en hectáreas para los años 1986, 1995, 2005 y 2016 en el distrito de Sauce. ....	53
Figura 20. Porcentajes de superficie de ganancia y pérdida para período 1986 – 1995.....	54
Figura 21. Porcentajes de superficie de ganancia y pérdida para período 1995 – 2005.....	54
Figura 22. Porcentajes de superficie de ganancia y pérdida para período 2005 – 2016.....	54
Figura 23. Clases de origen destino para el período de evaluación 1986 – 1995.....	55
Figura 24. Clases de origen destino para el período de evaluación 1995 – 2005.....	55
Figura 25. Clases de origen destino para el período de evaluación 2005 – 2016.....	56
Figura 26. Representación esquemática de los procesos de CCUS en ha en el período 1986 – 1995..	56
Figura 27. Representación esquemática de los procesos de CCUS en ha en el período 1995 – 2005..	57
Figura 28. Representación esquemática de los procesos de CCUS en ha en el período 2005 – 2016..	57
Figura 29. Dinámica de transición de las clases de CUS en el período 1986 – 1995. ....	58
Figura 30. Dinámica de transición de las clases de CUS en el período 1995 – 2005. ....	59
Figura 31. Dinámica de transición de las clases de CUS en el período 2005 – 2016. ....	60

## RESUMEN

Los bosques de la Amazonia peruana han experimentado importantes transformaciones desde mediados del siglo pasado. La Región de San Martín ha sufrido las tasas más altas de este fenómeno acumulado y creciente. En este trabajo se evaluó los cambios de cobertura y uso del suelo (CCUS) y la consecuente deforestación en el distrito de Sauce (San Martín), mediante los métodos de clasificación supervisada de máxima probabilidad e interpretación visual interdependiente de imágenes de los satélites Landsat y Sentinel de los años 1986, 1995, 2005 y 2016. Se construyeron matrices de tabulación cruzada y se calcularon tasas e índices anuales de cambio y deforestación. Los resultados reportan que el distrito durante el primer período (1986 – 1995), se determinó una pérdida del 20,71% de la superficie de bosque y una tasa de deforestación anual de 1,11%. En el segundo período de 1995 – 2005, se observó una pérdida del 26,93% de la superficie de bosque, registrándose las mayores tasas anuales de deforestación (1,22%). Finalmente, en el período (2005 – 2016) la pérdida de cubierta de bosque se incrementó al 29,36% y presentó una tasa anual de deforestación de 0,98%. La principal causa fue la expansión agropecuaria migratoria a pequeña escala, favorecida por la accesibilidad de infraestructuras de transporte.

**Palabras clave:** Cambios de cobertura y uso del suelo, Índices de cambio, San Martín, Software SIG de código abierto, Tabulación cruzada.

## ABSTRACT

The forests of the Peruvian Amazon have undergone important transformations since the middle of the last century and the San Martín Region has suffered the highest rates of this accumulated and growing phenomenon. This work evaluated the Land Cover/Land Use Changes (LCLUC) and the consequent deforestation in the district of Sauce (San Martín), through the methods of supervised classification of maximum probability and interdependent visual interpretation of images from the Landsat and Sentinel satellites of the years 1986, 1995, 2005 and 2016. Cross-tabulation matrices were constructed and annual rates of change and deforestation were calculated. The Sauce district lost 25,66% of its forest cover in 30 years (1986 - 2016). During the first period (1986 - 1995), a loss of 20,71% of the forest area and an annual deforestation rate of 1,11% was determined. In the period of 1995 - 2005, a loss of 26,93% of the forest area was observed, in this period the highest annual rates of deforestation (1,22%) were registered. In the last period (2005 - 2016) the loss of forest cover increased to 29,36% and presented an annual deforestation rate of 0,98%. The main cause of forest loss was small-scale agricultural expansion, favored by the accessibility of transport infrastructures.

**Keywords:** Land Cover/Land Use Changes, Indexes of change, San Martín, Open source GIS software, Cross tabulation.

## **CAPÍTULO I.**

### **EL PROBLEMA**

#### **1.1 Identificación del problema**

Se estima que para el año 2050 la población mundial será de 9 100 millones de personas, 34% más que la década actual (Alexandratos y Bruinsma, 2012). La población urbana se prevé aumente entre 64% y 69%, frente al 30% en 1950 y al más del 50% actual (IPCC, 2015); y la demanda mundial de alimentos aumentará al menos un 60% por encima de los niveles de 2006 (FAO, 2016). Hasta el 2011, esta tendencia, demandó un incremento del 12% de la superficie cultivada en tan sólo 50 años, utilizando así el 11% de la superficie terrestre para la producción de cultivos y el 70% del agua total extraída de los acuíferos, ríos y lagos (FAO, 2011). América Latina, con sólo un 8% de la población mundial, tiene el 23% de la tierra potencialmente cultivable del mundo, de la cual, el 12% es actualmente cultivada, que afectan al 31% y 46% del agua dulce y bosques tropicales amazónicos, respectivamente (FAO y GTIS, 2015).

Los bosques tropicales comprenden un ecosistema que cumple un rol clave en la mitigación y adaptación al cambio climático al proveer bienes y servicios ambientales de valor local, regional, nacional y global (FAO, 2016). Los cambios relativamente pequeños en la cubierta forestal y la productividad podrían tener implicaciones importantes para el ciclo del carbono, las circulaciones atmosféricas, el ciclo hidrológico y el clima (Malhi *et al.*, 2008). Actualmente, los bosques y el clima de la Amazonia están siendo amenazados por las tendencias sinérgicas en las economías, que podrían llevar a la sustitución o la degradación severa de más de la mitad de los bosques densos de la cuenca del Amazonas para el año 2030 (Nepstad *et al.*, 2008).

En 1990, el mundo tenía 4 128 millones de hectáreas (ha) de bosque; en 2015 esa área había disminuido a 3 999 millones de ha. Esto representa un cambio de la superficie mundial del 31,6% en 1990 al 30,6% en 2015 (FAO, 2015). El Perú posee aproximadamente 74 millones de ha de bosques, es el segundo en Sudamérica, después de Brasil, y está entre los diez países con mayor área de bosque reportada del mundo (FAO, 2015). No obstante, en 2001 la tasa de deforestación anual era de 83 000 ha, en 2014 la cifra superó las 177 000 ha, es decir, en poco más de una década el ritmo de desaparición de la cobertura boscosa del país se duplicó, y se estima que para el año 2030 la deforestación podría superar las 350 000 ha (MINAM, 2016). Pese a la alta biodiversidad que alberga la Amazonia peruana; la región de San Martín es el que presenta la mayor superficie deforestada acumulada en el año 2000 con 1 327 736,15 ha (18,51%) (MINAM, 2009) y durante el período 2000 - 2015 con 341 514,65 ha (Llactayo, 2016).

Los factores que inciden en la deforestación son generalmente las acciones de origen antropogénico (Geist y Lambin, 2002). Estos procesos están relacionados con los Cambios de la Cobertura y Usos de Suelo (CCUS), y afectan directamente a organismos claves de un determinado tipo de ambiente que dependen de una determinada estructura boscosa (Fontúrbel, 2007). Los CCUS son impulsados por la interacción en espacio y tiempo entre factores biofísicos y humanos, modificando los intercambios de energía de la superficie. Por lo tanto, la necesidad de monitorear y entender los factores asociados a los procesos de CCUS, en especial la deforestación, en las últimas décadas (De Sy *et al.*, 2012), es debido a sus implicancias ambientales como el calentamiento global, la pérdida de biodiversidad, la degradación de suelos, los cambios en la hidrología de cuencas y los cambios en el bienestar humano (Lambin *et al.*, 2001; Geist y Lambin, 2002; Nené-Preciado *et al.*, 2017). Se ha demostrado que un método poderoso y rentable para el monitoreo y análisis, en el espacio y el tiempo, de los CCUS es el uso integrado de la Teledetección y los Sistemas de Información Geográfica (SIG) (Hathout, 2002, Serra *et al.*, 2008, Phukan *et al.*, 2013), con métodos, técnicas y algoritmos cada vez más exactos. Los datos de teledetección son muy útiles debido a su visión sinóptica, cobertura repetitiva y adquisición en tiempo real (Hegazy y Kaloop, 2015). El estudio y la aplicación de estos datos han permitido estudiar los CCUS y deforestación en menos tiempo, a bajo costo y con mayor precisión (Kachhwala, 1985), proporcionando una plataforma adecuada para el análisis, actualización y recuperación de datos (Cihlar, 2000).

Se han realizado diversos estudios sobre CCUS y deforestación basados en datos de teledetección en el mundo (Osorio *et al.*, 2015; Rawat y Kumar, 2015; Dile *et al.*, 2016; Marinas, 2017), en América del Sur (De Sy *et al.*, 2015; Peralta-Rivero *et al.*, 2015; Messina *et al.*, 2006) y en Perú (Malleux, 1975; INRENA, 1996; MINAM, 2009; MINAM, 2015; Llactayo, 2016), desde el nivel mundial al nacional, no obstante, el nivel local ha sido menos estudiado. Este último adquiere mayor importancia en el Perú, ya que las actividades agrícolas y ganaderas son desarrolladas a pequeña escala y con tecnología convencional, los cuales causan el 41,9 % y 19,9 % de la pérdida de bosques, respectivamente, e indujeron la emisión de 170 TgC entre 1990 y 2005 (De Sy *et al.*, 2015). Aún más, en el distrito de Sauce y otros de la región de San Martín que, por encontrarse ubicados en Ceja de Selva y Selva Alta, cuentan con abundante cobertura boscosa, acompañado de innumerables atractivos turísticos, los que favorecen la actividad antrópica, la migración y la ocupación de nuevos espacios de tierras. Ante tal problemática surge la siguiente interrogante ¿Cuánto será la deforestación y los cambios de cobertura del suelo en el distrito Sauce entre los años 1986 y 2016?

## **1.2 Objetivos**

### **1.2.1 Objetivo general**

Determinar la deforestación entre los años 1986 – 2016 mediante técnicas de teledetección y Sistemas de Información Geográfica (SIG) en el distrito de Sauce.

### **1.2.2 Objetivos específicos**

- Identificar la cobertura y uso del suelo de los años 1986, 1995, 2005 y 2016 mediante la clasificación supervisada de imágenes satelitales.
- Evaluar la exactitud temática del mapa de cobertura y uso del suelo del año 2016 a través de la matriz de confusión y el Índice de Kappa.
- Evaluar los cambios de cobertura y uso del suelo y deforestación entre los períodos 1986 – 1995, 1995 – 2005 y 2005 – 2016 a través de matrices de tabulación cruzada y tasas de cambio.
- Identificar los factores directos e indirectos que potencialmente promueven el proceso de deforestación en el distrito de Sauce.

## **1.3 Justificación**

El uso sostenible de los bosques hace referencia al uso de los recursos vegetales para producir bienes y servicios de modo que, a largo plazo, sean conservados y que las necesidades de las futuras generaciones puedan ser satisfechas. Para lograr este desarrollo es necesario incrementar políticas y herramientas de planificación adecuadas, con las que se pueda realizar una óptima regulación de los recursos vegetales, es así que a través del presente trabajo de investigación se pretende evaluar los CCUS y la deforestación en diferentes periodos de tiempo en el distrito de Sauce. Dichos resultados y metodología pueden ser empleada como una herramienta para la planificación y manejo sostenible de los recursos naturales en especial de los bosques, a nivel de distrito y en los bosques amazónicos.

Por otro lado, el estudio de los CCUS no solo es importantes para el desarrollo de una gestión de bosque sostenible, sino que también es la medida indirecta de los cambios ambientales generados en un territorio. Además, evalúa el comportamiento humano con respecto al aumento del cambio global, es decir que los CCUS multitemporales muestran los constantes cambios ocasionados por las actividades antrópicas en el mismo, y la interacción entre los procesos sociales, ecológicos y geofísicos sobre los cambios en el territorio. El presente estudio determinó los CCUS en el distrito de Sauce, donde se evaluó a la pérdida de la cobertura vegetal en distintos períodos de tiempo.

En los artículos 3.3, 3.4, y 3.7 del protocolo de Kyoto (1997) establecen mecanismos que permiten determinar el balance de carbono entre la atmósfera y la biosfera terrestre mediante los CCUS y las actividades silvícolas como: la forestación, reforestación y deforestación. Para cumplir los acuerdos planteados en materia de reducción de emisiones, la teledetección es una herramienta fundamental para recabar información territorial en cuanto a la fijación del carbono atmosférico por parte de los ecosistemas vegetales terrestres y en especial de los bosques. Esta información es importante para evaluar las emisiones y la captura de gases de efecto invernadero (GEI), que están directamente relacionadas con la vegetación y los usos del suelo, por lo que cabe esperar que los estudios de teledetección en cambios de cobertura vegetal, como éste, desempeñen un papel importante en la implementación definitiva del Protocolo de Kyoto.

Los bosques representan un elemento fundamental de nuestro patrimonio natural y cultural, sin embargo, han sufrido deterioro debido a las actividades productivas antrópicas y a una deficiente gestión y manejo del territorio. Por lo anterior, la presente investigación, permitirá evaluar el estado de la deforestación en el distrito de Sauce, resultados que servirán para proponer acciones de mejora, definir algunas medidas de restauración y conservación de los bosques. La investigación aportará con información para la formulación de proyectos de restauración forestal y conservación de los recursos vegetales en el departamento de San Martín.

Este trabajo también se justifica desde el punto de vista geográfico, pues se demuestra cómo el conocimiento de esta ciencia y la aplicación de herramientas digitales intervienen y comprenden los procesos territoriales en su conjunto. Así, es posible observar que en la situación actual de la preservación ambiental y del grave peligro que afronta la agricultura, así como de problemas limítrofes que contribuyen a la poca gestión territorial, el quehacer geográfico entiende, compara e integra los distintos componentes de esta problemática. Se expone el problema en su conjunto y se muestra de manera espacial la gran contradicción subyacente: actualmente se sigue un patrón de informalidad y desatino en la expansión y consolidación urbana, la cual en el lado formal es desincentivada, pero política y realmente están impulsadas por políticas públicas contradictorias. El abordaje realizado al territorio como un conjunto permite entender el espacio como un todo y por lo mismo permite proponer acciones que incidan sobre los principales componentes de dicho espacio: rural y urbano.

El distrito de Sauce por ser el segundo destino con mayores visitas (25 000 turistas al año) en la región de San Martín (Ponce, 2013), y que en la actualidad la deforestación, el establecimiento de nuevos pueblos el acelerado crecimiento poblacional, la migración con el desarrollo de las

actividades productivas han ido generando impactos negativos con respecto a la conservación de los bosques. Es así que, la presente investigación aporta con información para el manejo sostenible de los bosques y el desarrollo social, económico y turístico del distrito a través de la evaluación de la pérdida de bosques para la adecuada gestión y conservación de los mismos. Además, considerando lo estipulado en la Ley N° 26839, Ley sobre la conservación y aprovechamiento sostenible de la diversidad biológica, donde declara la prioridad e interés nacional la investigación científica sobre la conservación, gestión y manejo sostenible de los recursos naturales, en particular de los bosques, mediante el uso de tecnologías apropiadas que en el presente estudio fue la teledetección y los SIG.

#### **1.4 Presuposición Filosófica**

La presente investigación describe como el ser humano ha aprovechado de manera irracional los recursos naturales, entre ellos los bosques. A lo largo de la historia el hombre ha moldeado su carácter conforme la influencia social, adquiriendo nuevos conocimientos, habilidades, costumbres y prácticas, entre ellas el descuido y despreocupación por la naturaleza. Los capítulos 1 y 2 del libro de Génesis nos presentan a Dios como el creador de todo lo que existe, la misma que refleja su carácter y la perfección del artista que la llevó a cabo. También menciona que, tras acabar la creación, el propio Dios declaró que todo lo creado era bueno en gran manera. Lo mismo se puede contrastar en otras partes de la biblia, donde Dios también ha declarado ser propietario absoluto de toda la creación (Salmos 21:1; 89; 8-14; 148), y en respuesta a ello toda la creación reconoce y alaba al señor.

Los Cristianos dejamos de lado la preocupación por la conservación del medio ambiente, o dicho desde perspectiva bíblica, la mayordomía de la creación, puesto que estemos abusando y destruyendo la creación de Dios. En Génesis 1:26-28, Dios responsabiliza al ser humano de hacerse cargo y administrar la creación, dentro de estas responsabilidades se puede connotar al cuidado de la misma. En esta perspectiva y para el desarrollo de tal responsabilidad, se plantea la presente investigación con el fin de contribuir con la información del estado ambiental y natural que se encuentra un ecosistema, una de las bellezas paisajísticas naturales en la región de Martín, es el distrito de Sauce con su majestuosa laguna azul; para que la población actual entienda el grado de degradación que está ocasionando a la creación divina y puedan reflexionar, tomar conciencia y cuidar como parte de la mayordomía Cristiana, con la finalidad de alcanzar un desarrollo sostenible y equilibrado con el medio ambiente y de esta manera podamos ser testigos de lo que afirma Apocalipsis 21:1 “Entonces vi un cielo nuevo y una tierra nueva, porque el primer cielo y la primera tierra habían pasado y el mar ya no existía más”.

## CAPÍTULO II.

### REVISIÓN DE LA LITERATURA

#### 2.1 Antecedentes

##### A nivel internacional

De Sy *et al.* (2015), cuantificaron los impulsores inmediatos de la deforestación y las pérdidas de carbono relacionadas en América del Sur en base a series temporales de teledetección. El uso del suelo se analizó mediante la interpretación visual de imágenes satelitales de alta resolución. Las pérdidas brutas de carbono derivadas de la deforestación, se estimó mediante la utilización de los niveles de biomasa de Nivel 1 por país y zona ecológica por defecto. El pasto fue el impulsor dominante del área forestal (71,2%) y la pérdida de carbono relacionada (71,6%), seguido por las tierras agrícolas comerciales (14% y 12,1% respectivamente). Los focos de deforestación debido al pastoreo ocurrieron en el norte de Argentina, el oeste de Paraguay, y en el arco de deforestación en Brasil, donde gradualmente se trasladan a bosques de biomasa más altos, lo que causa pérdidas adicionales de carbono. La deforestación impulsada por las tierras de cultivo aumentó en el tiempo, con puntos conflictivos en Brasil (Estado de Mato Grosso), el norte de Argentina, el este de Paraguay y el centro de Bolivia. La infraestructura, como la expansión urbana y las carreteras, contribuyó sólo un 1,7% a los motores de la pérdida de superficie forestal.

Rawat y Kumar (2015), expresan que las técnicas digitales de detección de cambios de la cobertura y uso del suelo y deforestación mediante el uso de imágenes satelitales multitemporales ayudan a comprender la dinámica del paisaje. Estudiaron la dinámica espacio-temporal de la cobertura y uso del suelo del bloque Hawalbagh del distrito Almora, Uttarakhand (India). En base a imágenes satelitales Landsat cuantificaron los cambios durante el periodo 1990-2010. Las imágenes del área de estudio se clasificaron, utilizando el clasificador de máxima verosimilitud, en cinco clases diferentes: vegetación, agricultura, estéril, urbanizado y cuerpo de agua. Los resultados indicaron que, durante las últimas dos décadas, la vegetación y la tierra edificada se han incrementado en un 3,51% (9,39 km<sup>2</sup>) y 3,55% (9,48 km<sup>2</sup>) mientras que la agricultura, tierra estéril y cuerpo de agua han disminuido en 1,52% (4,06 km<sup>2</sup>), 5,46% (14,59 km<sup>2</sup>) y 0,08% (0,22 km<sup>2</sup>), respectivamente.

Osorio *et al.* (2015) analizaron los cambios en la cobertura y uso del suelo en la cuenca del río Coyuquilla, en Guerrero (México) durante dos períodos: 1986-2000 y 2000-2011 mediante la interpretación visual de imágenes satelitales. Durante el primer período (1986-2000) determinó una pérdida del 16% de la cobertura vegetal, afectando principalmente al bosque

tropical seco, alcanzado una tasa anual de deforestación de -3,7%. En el último período observó una pérdida del 22% de cobertura vegetal, donde el bosque de encino presentó la tasa más alta de deforestación (-5.54%). Las principales causas de la pérdida de la cobertura forestal fue el incremento de los pastizales inducidos. Los principales indicadores que permite explicar la deforestación en los dos periodos analizados fueron: la altitud, la distancia a carreteras, la distancia a localidades y la pendiente del terreno.

Leblois *et al.* (2017), utilizaron datos de teledetección de alta resolución recién publicados y disponibles a nivel mundial sobre la pérdida de bosques, actualizaron la evaluación de los determinantes de la deforestación en los países en desarrollo (incluido Perú). Validaron la mayoría de los determinantes principales encontrados en la literatura previa, generalmente basados en períodos de tiempo anteriores, excepto por el papel de la calidad institucional. El comercio agrícola, hasta ahora relativamente descuidado, se considera uno de los principales factores causantes de la deforestación. Centrándose en el efecto del comercio internacional, mostraron que los países con diferentes niveles de cobertura forestal relativa reaccionan de manera diferente a un shock en el valor de las exportaciones agrícolas. También enfatizaron que tomar en cuenta el desarrollo de los países puede ser crítico para evaluar las tendencias globales de la deforestación. El impacto del comercio es alto en los países que aún poseen una gran proporción de cubierta forestal, mientras que es menor en los países con una cubierta forestal restante más pequeña.

### **A nivel nacional**

Malleux (1975), en el Mapa Forestal del Perú, determinó que la deforestación en la Selva ascendía a 4 500 000 ha, las cuales estaban siendo utilizadas en áreas agrícolas y pasturas, pero en su mayoría, estaban recubiertas de vegetación secundaria. Según el Mapa Forestal del Perú del año 1985, existían 5 642 447 ha deforestadas, la misma que fue elaborado a partir de imágenes del satélite Landsat MSS, a escala 1/1 000 000, (INRENA, 1996a). Según el estudio Monitoreo de la Deforestación en la Amazonia Peruana en el año 1990 dicha superficie ascendió a 6 948 237 ha, trabajado a escala 1/250 000 (INRENA, 1996b), ubicadas principalmente en los bosques de montañas de las regiones de San Martín, Amazonas, Cajamarca, Huánuco, Pasco y Junín, así como en las terrazas y colinas bajas de los departamentos de Loreto y Ucayali (Selva Baja).

MINAM (2009), elaboró el Mapa de Deforestación de la Amazonia Peruana con base a 45 imágenes del satélite Landsat TM y ETM+, determinó un área deforestada para el año 2000 de 7 172 554 ha, el que representa el 9,25% de la superficie de los bosques amazónicos y el 5,58%

del territorio nacional. Asimismo, reportó que el área deforestada en la selva amazónica durante el período 1990 – 2000 fue de 1 496 317,56 ha, el que que representa el 10,36% de la superficie de los bosques amazónicos. Donde, la región de San Martín representa la mayor superficie deforestada con 1 327 668,52 ha (18,51%) seguido de la región Amazonas con 1 001 467,16 ha (13,96%) y la región Loreto con 945 590,61ha (13,18%).

MINAM (2015), cuantificó que la superficie deforestada en base a 46 imágenes del satélite Landsat 8 OLI y TIRS. A partir de la línea de base, del año 2000 hasta el 2014 la superficie deforestada ha sido 1 315 673 ha, de los cuales en el período 2010-2014 la deforestación fue de 415 278 ha, lo que significa una tasa de pérdida de 103 819 ha/año (MINAM, 2009). Las regiones con mayor superficie deforestada en este último periodo son en orden San Martín, Loreto, Ucayali, Huánuco y Madre de Dios, este ranking se mantiene más o menos regular desde el año 2000. Estas regiones representan el 86% de la superficie deforestada en este periodo de análisis. Asimismo, recalcan que, a nivel local, la distribución geográfica de la deforestación cambia notoriamente.

### **A nivel regional**

Ysuiza (2004), analizó imágenes del satélite Landsat TM y ETM+, mediante técnicas de geomática, reportó que, en la provincia de Moyobamba, existe un incremento en la deforestación de 3 065,25 ha/año, lo que representa una tasa de deforestación del 1,105 %; de continuar estos índices, se predice que aproximadamente en 54 años se habrá deforestado toda el área de la cobertura vegetal. Por otro lado, en la provincia de Rioja, el incremento de la deforestación es de 1 379,33 ha/año (tasa de deforestación de 0,75%); de continuar estos eventos, se proyecta que aproximadamente a 70 años se habrá acabado toda el área del bosque.

García (2008), mediante el procesamiento digital de las imágenes de satélite, evaluó la pérdida de superficie boscosa en el ANP Bosque de Protección de Alto Mayo (BPAM) y su Zona de Amortiguamiento (ZA). Encontró una superficie deforestada para el ANP de -7763 ha, y para la ZA de -3980 ha, para el período comprendido entre 1990 y 2000. Indica que la creación del ANP ha servido para atenuar los procesos de deforestación en la zona.

La Universidad Agraria La Molina *et al.* (2012), revelaron que en la región San Martín hubo una pérdida de bosque para el período 2000 - 2005 de 114 991 ha y para el período 2005 - 2010 de 117 727 ha. Estos datos se obtuvieron en base a una clasificación según “Árbol de decisiones” de imágenes del satélite Landsat. Indican que las provincias de Bellavista, Mariscal Cáceres, Picota y Moyobamba son las que han tenido mayor pérdida de cobertura forestal, causadas principalmente por el avance de la frontera agrícola debido a la migración.

## **2.2 Bases teóricas**

### **2.2.1 Cambios de cobertura y uso del suelo (CCUS) y deforestación**

Cobertura y uso del suelo son dos terminologías separadas que a menudo se usan indistintamente. La cobertura terrestre se refiere a las características físicas de la superficie de la tierra, capturadas en la distribución de la vegetación, el agua, el suelo y otras características físicas de la tierra, incluidas las creadas únicamente por actividades humanas, por ejemplo, asentamientos. Mientras que el uso de la tierra se refiere a la forma en que la tierra ha sido utilizada por los humanos y su hábitat, por lo general con énfasis en el papel funcional de la tierra para las actividades económicas. El patrón de CUS de una región es el resultado de factores naturales y socioeconómicos y su utilización por el hombre en el tiempo y el espacio. La información sobre la CUS y las posibilidades para su uso óptimo es esencial para la selección, planificación e implementación de esquemas de uso de la tierra para satisfacer las crecientes demandas de bienestar y necesidades humanas básicas. Esta información también ayuda a monitorear la dinámica del uso del suelo como resultado de las demandas cambiantes de una población en aumento (Rawat y Kumar, 2015).

El uso del suelo afecta la cobertura del suelo y los cambios en la cobertura del suelo afectan el uso del suelo. Los cambios en la cobertura del suelo por uso del suelo no implican necesariamente la degradación del suelo. Sin embargo, muchos patrones cambiantes de uso del suelo impulsados por una variedad de causas sociales resultan en cambios en la cobertura del suelo que afectan la biodiversidad, el agua y los presupuestos de radiación, las emisiones de gases y otros procesos que afectan el clima y la biosfera. La detección de los CCUS es muy esencial para una mejor comprensión de la dinámica del paisaje durante un período conocido de tiempo con una gestión sostenible. Los CCUS son un proceso generalizado y acelerado, impulsado principalmente por fenómenos naturales y actividades antropogénicas, que a su vez generan cambios que afectarían el ecosistema natural (Ruiz-Luna y Berlanga-Robles, 2003; Turner y Ruscher, 2004). Comprender los patrones del paisaje, los cambios y las interacciones entre las actividades humanas y los fenómenos naturales son esenciales para el manejo adecuado del territorio y la mejora de las decisiones. En la actualidad, los datos de los satélites de recursos de la tierra son muy aplicables y útiles para los estudios de detección de los CCUS (Turner y Ruscher, 2004).

#### **Factores determinantes de la deforestación**

Las causas de la deforestación pueden ser inmediatas (directas) o subyacentes (indirectas) (Geist y Lambin, 2002). Las causas inmediatas de la deforestación son las actividades humanas con repercusiones directas en la cubierta forestal, por ejemplo, la expansión agrícola, el crecimiento urbano, el desarrollo de infraestructuras y la minería. Aunque la extracción de

madera de forma insostenible, incluida la extracción ilegal, se considera en ocasiones una causa de deforestación, esta se asocia más a menudo a la degradación de los bosques, ya que la extracción de madera no conlleva necesariamente cambios en el uso de la tierra. Las causas subyacentes de la deforestación están relacionadas con las interacciones a nivel macro de los factores de carácter demográfico, económico, tecnológico, social, cultural y político (Kissinger *et al.*, 2012; Geist y Lambin 2001), que pueden ejercer su influencia a cierta distancia de los bosques que se ven afectados por ellos. Las causas inmediatas y subyacentes de la deforestación se describen más en detalle a continuación.

### **Consecuencias de la deforestación**

La pérdida de los bosques interviene directamente destrucción de hábitats biológicos, la reducción de los recursos forestales, el incremento en la erosión, la pérdida de la fertilidad del suelo, la pérdida de valores culturales y estéticos, Asimismo, favorece en la emisión de gases de efecto invernadero (CO<sub>2</sub>, N<sub>2</sub>O, CH<sub>4</sub>). Se ha considerado que los cambios de uso del suelo influyen las emisiones de dióxido de carbono a la atmósfera, la desertificación y el cambio climático (FAO, 2016).

### **Factores de la conversión de terrenos agrícolas en bosques**

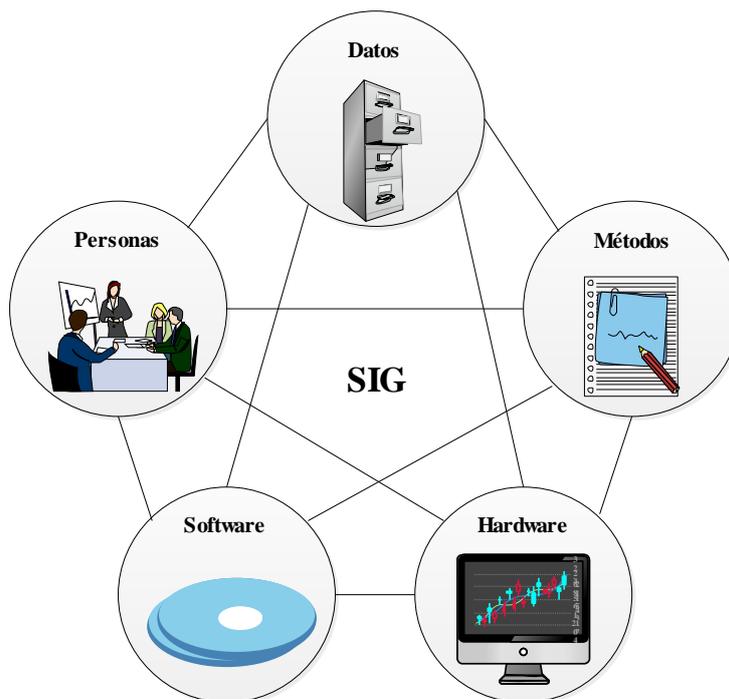
La conversión de terrenos agrícolas en bosques puede deberse a la expansión natural del bosque o a la plantación de árboles. La expansión natural del bosque se puede producir cuando se abandona un terreno agrícola, por ejemplo, al disminuir una población rural, cuando la tierra se ha degradado tanto que ya no es productiva como terreno agrícola o cuando existen terrenos agrícolas más productivos disponibles en otras zonas. Se pueden aplicar políticas forestales para fomentar la plantación de árboles con el objetivo de satisfacer necesidades previstas para el futuro relacionadas con los bienes forestales (por ejemplo, combustible de madera, madera y alimentos cultivados en el bosque) y los servicios medioambientales (por ejemplo, los relacionados con la fijación de carbono, la conservación de la biodiversidad, la polinización y la protección de los suelos y los recursos hídricos) (FAO, 2016).

#### **2.2.2 Los Sistemas de Información Geográfica (SIG)**

Los SIG están formados por un sistema de hardware, software, datos, personas, organizaciones y arreglos institucionales para recopilar, almacenar, analizar y diseminar información sobre áreas de la tierra (Chrisman *et al.*, 1989). Brindan herramientas poderosas que ayuda a ver, consultar, calcular, toma de decisiones y realizar diversos análisis espaciales de los datos, que generalmente suelen ser del tipo ráster y vectorial (Olaya, 2009). El poder y

el valor de los SIG no están simplemente en “hacer mapas”, sino que también se puede tamizar o combinar múltiples capas de datos e identificar las interdependencias y el valor acumulado de esas capas (Estes y Star, 1990). La información vectorial está constituida por objetos representados a través de puntos, líneas o polígonos, los cuales pueden contener uno o más atributos con diversos valores. Los ráster son cuadrículas (imagen) en la que cada celda almacena un atributo con valores determinados (Fisher y Unwin, 2005). Gran parte de las aplicaciones de los SIG emplean imágenes ráster obtenidas a través de sensores remotos (imágenes satelitales).

En un concepto actual, los SIG son sistemas exclusivos que integran una serie de elementos interrelacionados; son cinco los elementos principales que se relacionan entre sí (Olaya, 2009) (Figura 1): **a) Datos:** son los elementos básicos e iniciales necesarios para las operaciones y procesos en un SIG, y contienen la información geográfica necesaria para la propia existencia de los SIG; **b) Métodos:** son el conjunto de procesos, formulaciones, operaciones y metodologías aplicados sobre los datos; **c) Software:** es la parte informática necesaria para trabajar con los datos e implementar los diversos métodos anteriores; **d) Hardware:** es el conjunto de equipos necesarios para poder ejecutar el software y **e) Personas:** son las encargadas de realizar el diseño y utilizar el software, siendo la parte central y más significativo del sistema SIG.

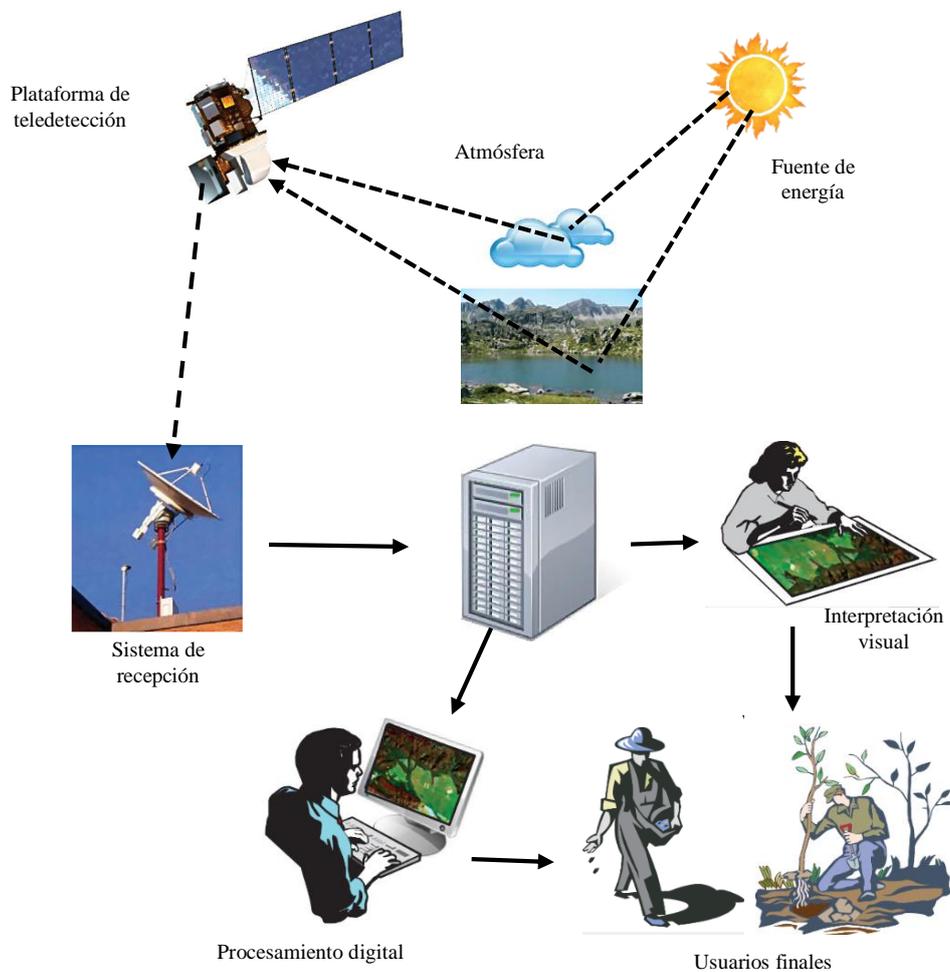


**Figura 1.** Elementos que forman el sistema SIG.

Fuente: Elaboración propia basada en Olaya (2009)

### 2.2.3 La Teledetección

La teledetección o percepción remota, es una técnica mediante la cual se obtiene información digital de las diversas cubiertas situados sobre la superficie de la tierra, desde una cierta distancia, sin necesidad de entrar en contacto directo con ella, por medio de reflexión, emisión o por emisión-reflexión (Chuvieco, 2002; Richards y Jia, 2006; Chuvieco, 2016). Para lo cual, es necesario que entre los objetos y el sensor exista algún tipo de interacción como: el flujo energético proveniente de la energía emitida por el propio sensor (teledetección activa); o bien, la reflexión de la luz solar en la superficie terrestre (teledetección pasiva). La reflexión es la más importante para los sensores remotos ya que la principal fuente de energía es el Sol, pues al iluminar la superficie terrestre, esta refleja diferente cantidad de energía en función del tipo de cubierta, la cual posteriormente es captada por el sensor para luego transmitir a los sistemas de recepción (Melo y Camacho, 2005; Coutiño, 2013). Un sistema de teledetección incluye los siguientes seis principales componentes (Chuvieco, 2016) (Figura 2):



**Figura 2.** Principales componentes asociados con las actividades de teledetección.  
Fuente: Chuvieco (2016)

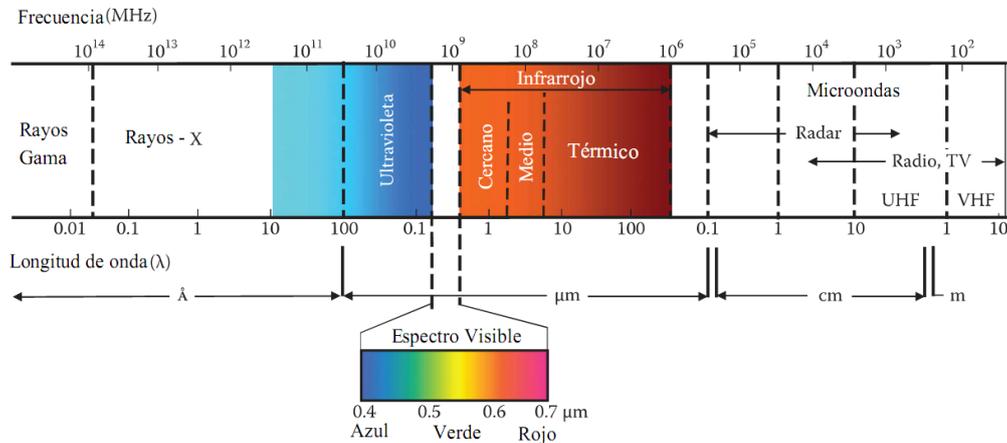
- i. **Una fuente de energía**, que produce la radiación electromagnética que interactúa entre el sensor y la superficie. La más importante es el Sol, ya que ilumina y calienta la Tierra.
- ii. **La superficie de la Tierra**, que consiste en vegetación, suelos, agua, rocas, nieve, hielo y estructuras humanas. Estas superficies reciben la energía incidente de la fuente (i) y, como resultado de la interacción física y química con la energía entrante, reflejan y emiten una parte de esa energía hacia el sensor del satélite. Parte o todo el pulso de energía puede ser filtrado por la atmósfera, dependiendo de sus concentraciones de gas y materia particulada.
- iii. **Sensor y plataforma**. El sensor es el instrumento que mide y registra la energía que proviene de la superficie. La plataforma proporciona los principales servicios para el funcionamiento del sensor, como el control de actitud y órbita, el suministro de energía y las comunicaciones con el sistema de recepción en tierra.
- iv. **El sistema de recepción** en el suelo recoge los datos digitales sin procesar medidos por el sensor, almacena los datos y los formatea adecuadamente. El sistema de tierra realiza algunas correcciones de preprocesamiento básicas antes de la distribución de las imágenes.
- v. **El analista**, que convierte los datos de imagen procesados en información temática de interés, utilizando técnicas visuales y/o digitales.
- vi. **La comunidad de usuarios**, que utiliza la información extraída de los datos originales para una amplia variedad de aplicaciones.

### **Radiación y espectro electromagnético**

El flujo energético que se da entre el objeto de la superficie terrestre y el sensor se define como radiación electromagnética. Esta es la energía ondulatoria o partículas materiales que se propaga, siguiendo un modelo armónico y continuo, a la velocidad constante de la luz ( $c$ ), y conteniendo dos campos, el eléctrico ( $E$ ) y el magnético ( $M$ ), ortogonales entre sí, a través del espacio (Melo y Camacho, 2005).

El espectro electromagnético (Figura 3) es el sistema que clasifica, toda la radiación electromagnética (desde onda corta cósmica hasta onda larga de radio), en series de bandas de longitudes de onda con comportamientos similares (NASA, 2013; Arévalo, 2001). Se destacan una serie de bandas espectrales más empleadas (Melo y Camacho, 2005): **Espectro visible (0,4 a 0,7  $\mu\text{m}$ )**: la única radiación electromagnética que puede percibir el ojo humano, coincidiendo con las longitudes de onda en donde es máxima la radiación solar. Hay tres (3) bandas elementales y son: Azul (0,4 a 0,5  $\mu\text{m}$ ); Verde (0,5 a 0,6  $\mu\text{m}$ ) y Rojo (0,6 a 0,7  $\mu\text{m}$ ). **Infrarrojo cercano (0,7 a 1,3  $\mu\text{m}$ )**: infrarrojo fotográfico, porque se puede detectar a partir de películas con emulsiones especiales. Es importante por su capacidad para discriminar características tales

como concentraciones de humedad y comunidades vegetales. **Infrarrojo medio (1,3 a 8  $\mu\text{m}$ ):** en donde se entremezclan los procesos de reflexión de la luz solar y de emisión de la superficie, es ideal para detectar las concentraciones de  $\text{CO}_2$ . **Infrarrojo lejano o térmico (8 a 14  $\mu\text{m}$ ):** incluye la porción emisiva del espectro que permite estudiar la distribución espacial de las temperaturas de la superficie del mar y las corrientes marinas, así como el estrés hídrico en los cultivos. **Microondas (a partir de 1 mm):** de gran interés por ser un tipo de energía que puede traspasar la cubierta de nubes.



**Figura 3.** Principales bandas espectrales dentro del espectro electromagnético  
Fuente: Chuvieco (2016)

La interacción entre la energía solar y los materiales depende de la longitud de onda. La energía llega desde el Sol hasta la Tierra y de ahí es reflejada hacia el sensor. A lo largo de esta trayectoria, la energía solar atraviesa varios medios y puede ser (NASA, 2013):

- i. **Transmitida:** energía atraviesa de un medio a otro con un cambio en su velocidad determinado por el índice de refracción de los dos medios.
- ii. **Absorbida:** energía que se incorpora a la estructura molecular del material.
- iii. **Reflejada:** energía que regresa sin cambio con un ángulo de reflexión igual al ángulo de incidencia. La longitud de onda reflejada (no la absorbida) determina el color de un objeto.
- iv. **Dispersada:** la dirección de propagación de la energía cambia aleatoriamente. La dispersión de Rayleigh y la de dispersión de Mie son los dos tipos más importantes de dispersión que ocurren en la atmósfera.
- v. **Emitida:** De hecho, la energía es primero absorbida y luego re-emitida generalmente con una longitud de onda mayor. El objeto se calienta.

#### 2.2.4 Sensores remotos e imágenes de teledetección

Los sensores son dispositivos que pueden estar a bordo de aviones o de satélites, midiendo la radiación electromagnética en rangos específicos (normalmente llamadas bandas). Como resultado, las mediciones son cuantificadas y convertidas en una imagen digital, donde cada elemento de la imagen (i.e. pixel) tiene un valor discreto en unidades de Digital Number (DN) (NASA, 2013). Las imágenes resultantes tienen diferentes características (resoluciones) dependiendo del sensor:

- i. **Resolución espacial**, normalmente medida en tamaño de pixel, es el poder de resolución que necesita un instrumento para la discriminación de entidades y está basada en el tamaño del detector, longitud focal, y la altitud del sensor (NASA, 2013);
- ii. **Resolución espectral**, es el número y localización en el espectro electromagnético (definido por dos longitudes de onda) de la banda espectral (NASA, 2013);
- iii. **Resolución radiométrica**, normalmente medida en bits (dígitos binarios), es el rango de valores de brillo disponibles, los cuales en la imagen corresponden al máximo rango de DNs; una imagen con 8 bit tiene 256 niveles de brillo (Richards y Jia, 2006);
- iv. Para sensores satelitales, existe también la **resolución temporal**, que es el tiempo requerido para la revisita de la misma área de la Tierra (NASA, 2013).

#### Imágenes satelitales

Las imágenes satelitales son capturadas por un sensor instalado a bordo de un satélite artificial, donde se capta la radiación electromagnética emitida o reflejada por la tierra, el cual posteriormente es enviada a los sistemas de recepción para su visualización, procesamiento y análisis (Richards y Jia, 2006). Los más importantes para monitoreo de los CCUS, por su disponibilidad y temporalidad, son las imágenes satelitales Landsat y Sentinel.

#### Satélite Landsat

Landsat es un conjunto de satélites desarrollados por la NASA (Administración Nacional de la Aeronáutica y del Espacio), desde comienzos de 1970.

El propósito del programa Landsat es proveer imágenes para el monitoreo y gestión de los recursos de la Tierra, adquiriendo imágenes de manera casi ininterrumpida desde 1972. El más reciente es el satélite Landsat 8 puesto en órbita en febrero de 2013. Todos con un periodo de revisita de 16 días y una resolución radiométrica de 8 bits, excepto Landsat 8 que tiene 16 bits (NASA, 2013), las características principales de las imágenes Landsat fueron descritas en la Tabla 1.

**Tabla 1.** Características espectrales de bandas del satélite Landsat.

Satélite/Sensor	Bandas espectrales	Longitud de onda ( $\mu\text{m}$ )	Resolución espacial (m)
Landsat 4 Thematic Mapper (TM)	B1 - Azul	0.45 - 0.52	30
	B2 - Verde	0.52 - 0.60	30
	B3 - Rojo	0.63 - 0.69	30
	B4 - Infrarrojo Cercano (NIR)	0.76 - 0.90	30
Landsat 5 Thematic Mapper (TM)	B5 - Infrarrojo Cercano (SWIR)	1.55 - 1.75	30
	B6 - Infrarrojo Térmico	10.40 - 12.50	120
	B7 - Infrarrojo Cercano (SWIR)	2.08 - 2.35	30
Landsat 7 Thematic Mapper (TM) y Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+)	B1 - Azul	0.45 - 0.52	30
	B2 - Verde	0.52 - 0.60	30
	B3 - Rojo	0.63 - 0.69	30
	B4 - Infrarrojo Cercano (NIR)	0.77 - 0.90	30
	B5 - Infrarrojo Cercano (SWIR)	1.57 - 1.75	30
	B6 - Infrarrojo Térmico	10.40 - 12.50	60
	B7 - Infrarrojo Cercano (SWIR)	2.09 - 2.35	30
	B8 - Pancromática	0.52 - 0.90	15
Landsat 8 Operational Land Imager (OLI) y Thermal Infrared Sensor (TIRS)	B1 - Coastal aerosol	0.43 - 0.45	30
	B2 - Azul	0.45 - 0.51	30
	B3 - Verde	0.53 - 0.59	30
	B4 - Rojo	0.64 - 0.67	30
	B5 - Infrarrojo Cercano (NIR)	0.85 - 0.88	30
	B6 - Infrarrojo Cercano (SWIR 1)	1.57 - 1.65	30
	B7 - Infrarrojo Cercano (SWIR 2)	2.11 - 2.29	30
	B8 - Pancromática	0.50 - 0.68	15
	B9 - Cirrus	1.36 - 1.38	30
	B10 - Infrarrojo Térmico (TIRS 1)	10.60 - 11.19	100
	B11 - Infrarrojo Térmico (TIRS 2)	11.50 - 12.51	100

Fuente: Elaboración propia basada en NASA (2013)

### Satélite Sentinel-2

Es un satélite multiespectral desarrollado por la Agencia Espacial Europea (ESA) en el marco del Copernicus Land Monitoring Services (Mas Monsonis, 2017). Sus características espectrales están descritas en la tabla 2.

**Tabla 2.** Características espectrales de bandas del satélite Sentinel-2.

Satélite/Sensor	Bandas espectrales	Longitud de onda ( $\mu\text{m}$ )	Resolución espacial (m)
Sentinel-2	B1 - Coastal aerosol	0.443	60
	B2 - Azul	0.490	10
	B3 - Verde	0.560	10
	B4 - Rojo	0.665	10
	B5 - Vegetation Red Edge	0.705	20
	B6 - Vegetation Red Edge	0.740	20
	B7 - Vegetation Red Edge	0.783	20
	B8 - Infrarrojo Cercano (NIR)	0.842	10
	B8A - Vegetation Red Edge	0.865	20
	B9 - Water vapour	0.945	60
	B10 - SWIR - Cirrus	1.375	60
	B11 - SWIR	1.610	20
B12 - SWIR	2.190	20	

Fuente: Elaboración propia basada en ESA (2015)

### **2.2.5 Análisis de imágenes satelitales**

Analizar imágenes de sensores remotos con fines de determinar cobertura boscosa y los cambios en la cobertura que pueden reflejar procesos de deforestación o cambios por procesos naturales, se basa en el Análisis de Mezcla Spectral (SMA). El SMA es un medio para extraer desde los datos de reflectancia de una imagen, información que modela la cobertura de la tierra a nivel de pixel que sea representativo de las propiedades físicas de la superficie de la tierra en fracciones de tipos puros de cobertura denominado *endmembers* que quedan definidos por las longitudes de ondas detectadas y el número de bandas del sensor (Llactayo *et al.*, 2014).

#### **El análisis multitemporal**

En el seguimiento de procesos dinámicos al tratarse de información adquirida mediante la percepción remota, siendo una fuente de gran valor para estudiar los cambios que se producen en la cubierta terrestre ya sea debido a ciclos estacionales de las superficies, catástrofes naturales o alteraciones antrópicas. Los rasgos orbitales de los satélites permiten que las imágenes sean obtenidas periódicamente y en condiciones similares de observación, facilitándose así cualquier estudio que requiera una dimensión temporal. Los estudios multitemporales pueden abordarse como un doble objetivo, para detección de cambios entre dos fechas de referencia, deduciendo de ahí la evolución del medio natural o los efectos de la acción humana sobre ese medio, y planeando, en efecto, las medidas adecuadas para evitar su deterioro o asegurar su mejor conservación (Coutiño, 2013).

#### **Análisis basado en píxeles**

Los clasificadores basados por pixel, son los más tradicionales debido a su facilidad de procesamiento, se destacan el Supervisado y No supervisado (Lewinsky y Zerimski, 2004; Santos, 2007; Lang *et al.*, 2008). Utilizan algoritmos que se basan en los valores espectrales de reflectancia y emitancia (Guntli, 2006), compendiados en grupos de píxeles que representan una clase de la clasificación (Rodríguez, 2011).

### **2.2.6 Clasificación supervisada de imágenes satelitales**

#### **Calibración radiométrica y corrección atmosférica**

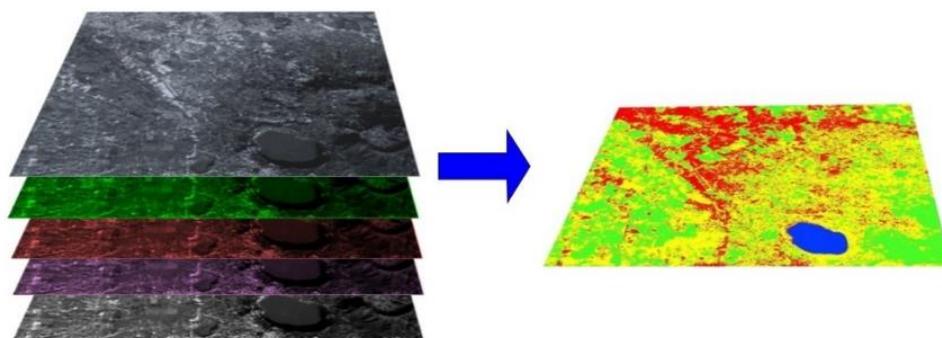
La energía capturada por los sensores de teledetección atraviesa a través de una profundidad considerable de la atmósfera, en este proceso la energía recibida es alterada en intensidad y longitud de onda por las partículas y gases presentes en la atmósfera, estos cambios degradan la calidad de la imagen e influyen en la exactitud de las interpretaciones (Campbell y Wynne, 2011), por lo que es de vital importancia realizar correcciones antes de clasificar imágenes de satélite.

Este proceso permite convertir la información de la imagen original (bruta) de cada pixel, de Niveles Digitales (ND) a Niveles de Reflectancia captada por el sensor en el tope de la atmosfera, lo que permite disminuir los efectos de dispersión o absorción causados por la presencia de partículas en la atmósfera. Adicionalmente, se busca remover el efecto de los diferentes ángulos de incidencia de la energía solar y de la distancia Tierra - Sol, que se producen a consecuencia de las diferencias de tiempo de adquisición de las imágenes. También es conveniente su aplicación en el caso de utilizar imágenes de diferentes tipos de sensores, pues permite normalizar las diferencias de valores de la radiación solar causados por las diferencias de los rangos espectrales entre las bandas de las imágenes. Estas correcciones buscan minimizar los errores que influyen en la radiación o en el valor radiométrico de cada elemento captado en la escena.

El proceso de corrección atmosférica puede aplicar opcionalmente la corrección de neblina y/o el enmascaramiento de nubes, por lo cual es necesario inspeccionar previamente la imagen para detectar la presencia de nubes y/o neblina evidente. Como resultado final de este sub-proceso, se obtiene una imagen en valores de reflectancia que mejora la separabilidad espectral de los objetos presentes en la imagen corregida (coberturas de la Tierra) respecto a la imagen original, mejorando los resultados finales del proceso de clasificación digital.

### **Clasificación supervisada**

Una clasificación semi-automática (también llamada una clasificación supervisada) es una técnica de procesamiento de imágenes que permite la identificación de materiales en una imagen a partir de sus firmas espectrales. Dependiendo de las resoluciones del sensor, el número y tipo de clases coberturas del suelo que pueden ser identificadas en una imagen pueden variar significativamente. Existen varios tipos de algoritmos de clasificación, pero el propósito general es producir un mapa temático de la cobertura del suelo (Figura 4) (Congedo, 2016).



**Figura 4.** Imagen multiespectral procesada para producir una clasificación de la cobertura y uso del suelo.

Fuente: Congedo (2016)

El procesamiento de imágenes y el análisis espacial con Sistemas de Información Geográfica (SIG) requieren de software específico, tal como el Semi-Automatic Classification Plugin de QGIS.

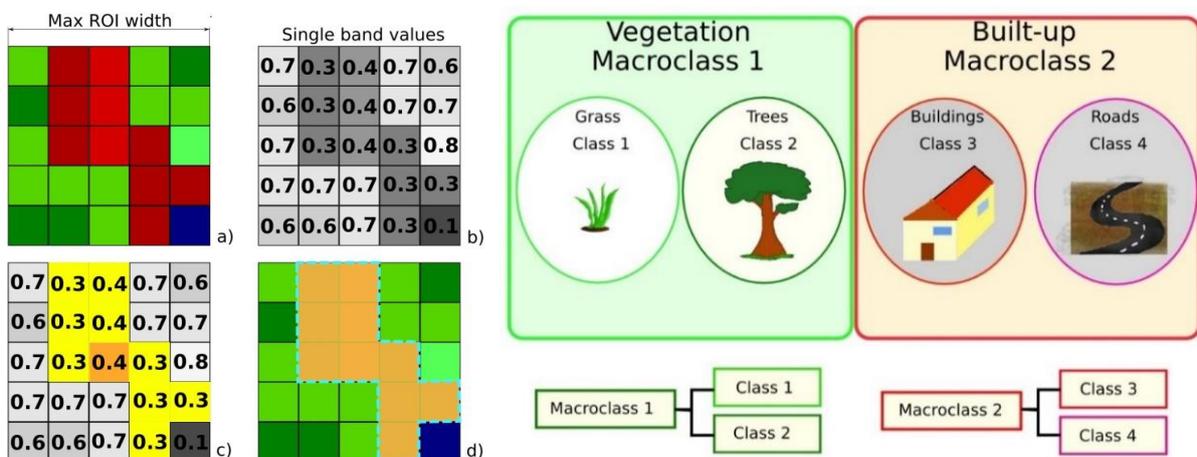
### Áreas de entrenamiento

La clasificación supervisada requiere que el usuario seleccione una o más Regiones de Interés (ROIs, o Áreas de Entrenamiento) para cada clase de cobertura del suelo identificada en la imagen. Las ROIs son polígonos dibujados sobre áreas homogéneas de la imagen que se superponen a píxeles pertenecientes a la misma clase de cobertura del suelo (Congedo, 2016).

### Algoritmo de Región Incremental

El Algoritmo de Región Incremental permite seleccionar los píxeles similares a un píxel semilla, considerando la similitud espectral (es decir, la distancia espectral) de los píxeles adyacentes. El parámetro distancia está relacionado a la similitud de los valores de los píxeles al píxel semilla (mientras más bajo el valor, más similares serán los píxeles seleccionados). Un parámetro anexo es el ancho máximo, el cual es el lado de un cuadrado, centrado en el píxel semilla, el cual inscribe el área de entrenamiento (si todos los píxeles tuviesen el mismo valor, el área de entrenamiento sería este cuadrado). El tamaño mínimo es utilizado como condición, eligiendo al menos los píxeles que son más similares al píxel semilla hasta que el número de píxeles elegidos sean iguales al tamaño mínimo (Congedo, 2016).

En la Figura 5 Izquierda, el píxel central es usado como semilla (a), para la región incremental de una banda (b) con el parámetro distancia espectral = 0.1; los píxeles similares son seleccionados para crear el área de entrenamiento (c, d). Por otro lado, en la Figura 5 Derecha también se observa la manera en que se pueden agrupar y asignar códigos a las clases de cobertura del suelo.



**Figura 5. Izquierda:** Ejemplo de región incremental. **Derecha:** Ejemplo de clase y macroclases de coberturas y usos del suelo.

Fuente: Congedo (2016)

## **Algoritmos de clasificación**

Las firmas espectrales de las clases de cobertura de referencia son calculadas considerando los valores de los píxeles de cada Área de entrenamiento que tengan el mismo Clase ID (código). Por lo tanto, el algoritmo de clasificación, clasifica la imagen completa comparando las características de cada píxel con las características espectrales de las clases de referencia (Congedo, 2016). Se pueden tener diferentes algoritmos de clasificación en el SCP, así tenemos (Richards y Jia, 2006; Congedo, 2016): (a) Distancia mínima, el cual calcula la distancia Euclídea entre las firmas espectrales de los píxeles de la imagen y las firmas espectrales de entrenamiento, (b) Máxima Probabilidad (MLC, por sus siglas en inglés), es ampliamente utilizado en todo el mundo (Rawat y Kumar, 2015) y las probabilidades de distribución de las clases son asumidas de la forma de modelos normales multivariados, (c) el Mapeo del Angulo Espectral calcula el ángulo espectral entre las firmas espectrales de los píxeles de la imagen y las firmas espectrales de entrenamiento y (d) Clasificación de Paralelepípedo, que considera el rango de valores de cada banda, formando un paralelepípedo multidimensional que define la clase de cobertura.

### **Distancia Espectral**

La distancia espectral entre firmas de entrenamiento o píxeles permite evaluar si las diferentes clases de coberturas son muy similares entre sí y que podrían causar errores de clasificación (Congedo, 2016). Se pueden tener diferentes algoritmos para evaluar la similitud de firmas espectrales, como: (a) Jeffries-Matusita Distance, se calcula la separabilidad de un par de distribuciones de probabilidad. Esto puede tener significado particularmente para evaluar los resultados de las MLC (Richards y Jia, 2006), (b) Angulo Espectral, (c) Distancia Euclidiana y (d) Similitud de Bray-Curtis.

## **2.3 Definición de términos**

### **Bosque**

Tierras que se extienden por más de 0,5 ha dotadas de árboles de una altura superior a 5 metros y una cubierta de dosel superior al 10 %, o de árboles capaces de alcanzar esta altura *in situ*. No incluye la tierra sometida a un uso predominantemente agrícola o urbano (FAO, 2012).

### **Deforestación**

La conversión de los bosques a otro tipo de uso de la tierra o la reducción de la cubierta de copa, a menos del límite del diez por ciento. La deforestación implica la pérdida permanente de la cubierta de bosque e implica la transformación en otro uso de la tierra. Dicha pérdida puede ser

causada y mantenida por inducción humana o perturbación natural y también incluye áreas de bosque convertidas a la agricultura, pasto, reservas de aguas y áreas urbanas (FAO, 2012).

### Degradación del bosque

Disminución de la capacidad del bosque para suministrar bienes y servicios (FAO, 2012).

### Cambio climático

Variación del estado del clima, identificable en las variaciones del valor medio o en la variabilidad de sus propiedades, que persiste durante largos períodos de tiempo, generalmente decenios o períodos más largos. El cambio del clima es atribuido directa o indirectamente a la actividad humana que altera la composición de la atmósfera global y que se suma a la variabilidad natural del clima observada en períodos de tiempo comparables” (IPCC, 2013).

### Radiancia y reflectancia

Los sensores miden la radiancia, la cual corresponde a la energía enviada en una dirección dada hacia el sensor; la reflectancia es la relación entre la reflejada contra la potencia total de energía (Congedo, 2016). En la identificación de objetos y procesos en la superficie terrestre, lo que nos interesa es la reflectividad (relación entre el flujo incidente y el que refleja una superficie) de estos objetos respecto a las diferentes longitudes de onda. Cada tipo de material, suelo, vegetación, agua, etc. reflejará la radiación incidente de forma diferente lo que permitirá distinguirlo de los demás si medimos la radiación reflejada (Gonzaga, 2014; Sobrino *et al.*, 2004).

### Firma Espectral

La firma espectral (Figura 6) es la reflectancia en función de la longitud de onda; cada material tiene una firma única, por lo tanto, puede ser usada para la clasificación de materiales (NASA, 2013).



**Figura 6.** Las principales firmas espectrales.  
Fuente: Chuvieco (2016)

## **2.4 Marco normativo**

### **Constitución Política del Perú**

La Constitución Política del Perú en el artículo 67 indica que los recursos naturales, renovables y no renovables, son patrimonio de la Nación y el Estado es soberano en su aprovechamiento. Asimismo, señala que el Estado promueve el uso sostenible de los recursos naturales. También establece que el Estado está obligado a promover la conservación de la diversidad biológica y el desarrollo sostenible de la Amazonia con una legislación adecuada.

### **Ley General del Ambiente**

La Ley N° 28611, Ley General del Ambiente, expone que el Estado establece la política forestal, propiciando el aprovechamiento sostenible y conservación de los recursos forestales y de fauna silvestre, asimismo promueve y apoya el manejo, la protección de las especies y variedades endémicas y en peligro de extinción, en base a la información técnica, científica y a los conocimientos tradicionales.

### **Ley Forestal y de Fauna Silvestre**

La Ley N° 29763, Ley Forestal y de Fauna Silvestre, establece a los recursos forestales y la fauna silvestre como Patrimonio de la Nación; los cuales están conformados por la diversidad biológica forestal y de fauna silvestre.

### **Ley sobre la Conservación y Aprovechamiento Sostenible de la Diversidad Biológica**

La Ley N° 26839, Ley sobre la Conservación y Aprovechamiento Sostenible de la Diversidad Biológica, declara de prioridad e interés nacional al estudio y el desarrollo de investigaciones científicas sobre diversos temas como: El estudio de las diversas especies de flora, fauna, microorganismos y ecosistemas mediante la aplicación de diversas metodologías y donde los resultados puedan favorecer la sostenibilidad de la misma.

### **Ley Orgánica para el Aprovechamiento Sostenible de los Recursos Naturales**

La Ley N° 26821, Ley Orgánica para el Aprovechamiento Sostenible de los Recursos Naturales, establece las condiciones para el aprovechamiento sostenible de los recursos naturales; evita su sobreexplotación y los repone cualitativa y cuantitativamente los recursos.

### **Política Nacional del Ambiente**

El D. S. N° 012-2009-MINAM, establece la Política Nacional del Ambiente, el mismo que destaca la importancia de los bosques en el Perú en la mitigación y adaptación al cambio climático, los lineamientos de política sobre la conservación y el aprovechamiento sostenible de los bosques, los que permitan prevenir la degradación de los bosques y sus recursos; fomentar la reforestación; fortalecer el control y vigilancia con participación de la sociedad para evitar la deforestación.

## **CAPÍTULO III.**

### **MATERIALES Y MÉTODOS**

#### **3.1 Área de estudio**

El distrito de Sauce se ubica en el margen derecho del río Huallaga en la provincia y región de San Martín, en el nororiente del Perú. Abarca una superficie aproximada de 10 079.58 Ha y limita por el este con el distrito de Chazuta; por el oeste con el distrito de Cabo Leveau; por el norte con el distrito de Shapaja y por el sur con el distrito de Tres Unidos (provincia de Picota). Está situada entre los paralelos 6°38'42" y 6°46'22" de latitud Sur y los meridianos 76°07'37" y 76°16'01" de longitud Oeste, con un gradiente altitudinal que oscila entre los 308 y 1 448 msnm (Figura 7).

El área de estudio, comprendida dentro de los ecosistemas de Ceja de Selva, está conformada por la culminación de la cordillera oriental, en las estribaciones de la Cordillera Azul (Reátegui *et al.*, 2011), dominada por un relieve poco accidentado, de 0,5 a 30% de pendiente (Alvidon *et al.*, 1995). Presenta las formaciones vegetales de bosque seco-Tropical (bs-T), bosque húmedo Premontano Tropical (transicional a bh-T) (bh-PT/bh-T) y bosque muy húmedo Premontano Tropical (bmh-PT) (Holdridge, 1987).

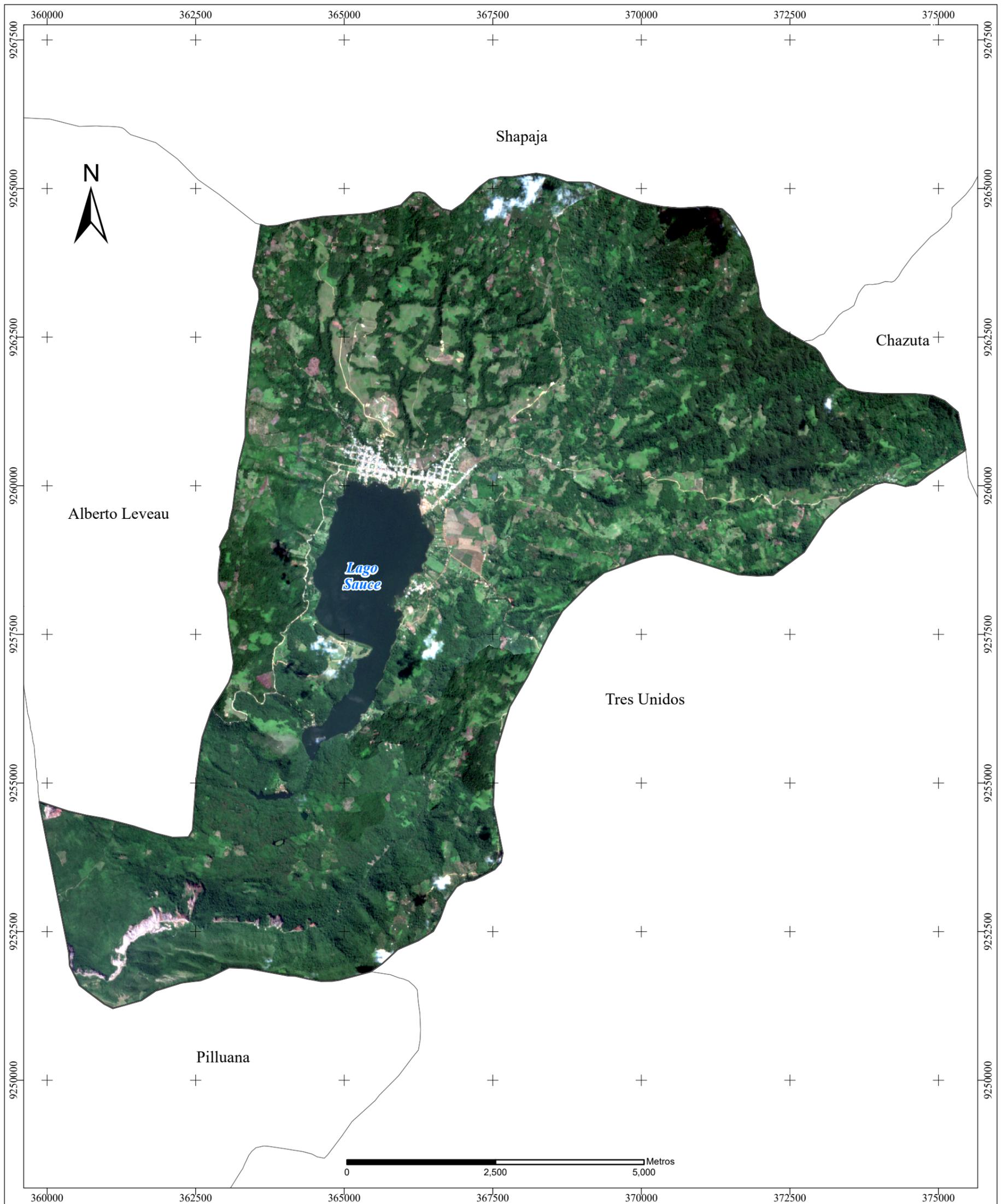
Según el INEI (2007), el distrito está constituido por 2 zonas urbanas y 33 zonas rurales, con una población aproximada de 10 598 habitantes y una de las tasas de crecimiento poblacional promedio anual más altas de la región (6,2 %). La actividad económica predominante es el turismo debido a la Laguna de Sauce, seguida de la agricultura con cultivos como el arroz.

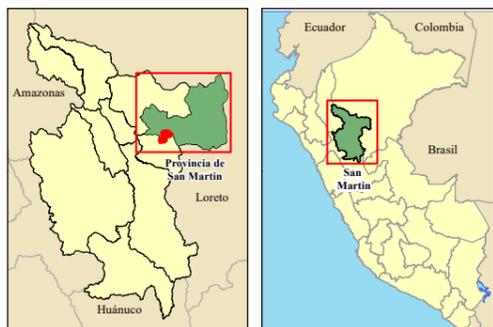
Laguna de Sauce, también conocida como Laguna Azul. Se trata de un cuerpo de agua de tipo lentisco, de hundimiento tectónico, con una extensión aproximada de 430,80 ha. El centro poblado de Sauce se sitúa en la franja costera limpia, rodeado de pastizales y centros turísticos, así como el Centro Piscícola Sauce del Ministerio de Pesquería. El estado actual es regular, presentan contaminación de agroquímicas de cultivos de arroz aledaños a la laguna. Como un punto turístico, la Laguna El Sauce, ha adquirido un mayor número de visitas.

#### **3.2 Materiales, equipos y software**

Se utilizó una laptop HP Core i5 - 12GB RAM, dos GPS Garmin Montana 680, una cámara digital SONY, un USB de 16 GB de capacidad, una Impresora láser HP Laserjet. También Fichas de Puntos de Control Terrestre (Ficha GCP del Anexo 1) y libretas de campo.

En consecuencia, de la creciente demanda para que el software utilizado en ciencia sea de código abierto, para garantizar la reproducibilidad, fiabilidad, seguridad y rápido despliegue



 <p><b>UNIVERSIDAD PERUANA UNIÓN</b></p> <p>FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA</p> <p>ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA AMBIENTAL</p>	<p><b>TESIS</b></p> <p><b>DETERMINACIÓN DE LA DEFORESTACIÓN ENTRE LOS AÑOS 1986 Y 2016 MEDIANTE TÉCNICAS DE TELEDETECCIÓN Y SIG, DISTRITO SAUCE – PERÚ</b></p> <p><b>Mapa 1</b></p> <p><b>MAPA DE UBICACIÓN DEL DISTRITO DE SAUCE - PERÚ</b></p>	<p><b>Datos técnicos</b></p> <p><b>Fuente de datos</b> : Los límites distritales fueron tomadas del INEI. La imagen satelital pertenece a la misión de observación terrestre Sentinel-2</p> <p><b>Datum y zona</b> : WGS 84 18 Sur</p> <p><b>Proyección</b> : Cilíndrica UTM</p> <p><b>Departamento</b> : San Martín</p> <p><b>Provincia</b> : San Martín</p> <p><b>Distrito</b> : Sauce</p> <hr/> <p><b>Datos marginales</b></p> <p><b>Autor</b> : Nelson Yohel Rodríguez Calampa</p> <p><b>Asesores</b> : Ing. Ivone Vásquez Briones : Ing. Nilton Beltrán Rojas Briseño</p>	
---	--	--	---

**Figura 7.** Mapa de ubicación del Distrito de Sauce - Perú

(Bhatt *et al.*, 2014; Fan *et al.*, 2015; Dile *et al.*, 2016); para el manejo y gestión de la cartografía digital, en esta investigación se priorizó el uso del software libre QGIS (v. 3.0.0). Además de los portales Google Earth Pro (v. 7.3.0.3832) y SAS Planet (v. 160707) para la visualización de imágenes de satélite históricas. También se trabajó con el paquete para Windows de Microsoft Office 2016, tanto para cálculos numéricos como para la elaboración del informe.

### **Cartografía base y material satelital**

Se utilizó la hoja 14k de la Carta Nacional del Instituto Geográfico Nacional (IGN) a escala 1:100 000 (hidrografía e hipsografía), la red vial del Ministerio de Transportes y Comunicaciones (MTC) y la información de la división política del Perú elaborada por el Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). Asimismo, se utilizó el Modelo de Elevación Digital del Terreno (MED) elaborado con imágenes ALOS PALSAR de 12,5 metros de resolución espacial, de la Agencia Japonesa de Exploración Aeroespacial (AJAX).

Para elaborar los mapas de Cobertura y Uso del Suelo (CUS) se utilizaron 3 imágenes del satélite Landsat y 1 del satélite Sentinel 2A, con resolución espacial de 30 m y 10 m, respectivamente (Tabla 3). Éstas fueron obtenidas vía internet y los criterios de selección de imágenes fueron: a) no presentar errores ni distorsiones; b) tener un máximo de 10% de nubes y sombras en el área de estudio y c) haber sido tomadas en la misma época del año, para que las condiciones de vegetación y climáticas fueran homogéneas y permitieran obtener mejores resultados en la investigación (Chuvieco, 1998). Se consultó el catálogo del Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais de Brasil (<http://www.dgi.inpe.br/CDSR/>), el portal de Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS, por sus siglas en inglés) (<https://earthexplorer.usgs.gov/>) y finalmente el portal Remote Pixel (<https://search.remotepixel.ca/>), del cual se descargaron las imágenes Sentinel 2A a través de Amazon Web Services Free.

**Tabla 3.** Serie de imágenes de satélite empleadas.

Fecha	Satélite/Sensor	Path/Row	Bandas espectrales empleadas
09 - marzo - 1986	Landsat 5 TM		
31 - diciembre - 1995	Landsat 5 TM	008/065	1, 2, 3, 4, 5 y 7
24 - enero - 2005	Landsat 5 TM		
25 - diciembre - 2016	Sentinel 2A	18MUT	2, 3, 4, 5, 6 y 7

Fuente: Elaboración propia

### **3.3 Variables evaluadas**

#### **3.3.1 Variable independiente**

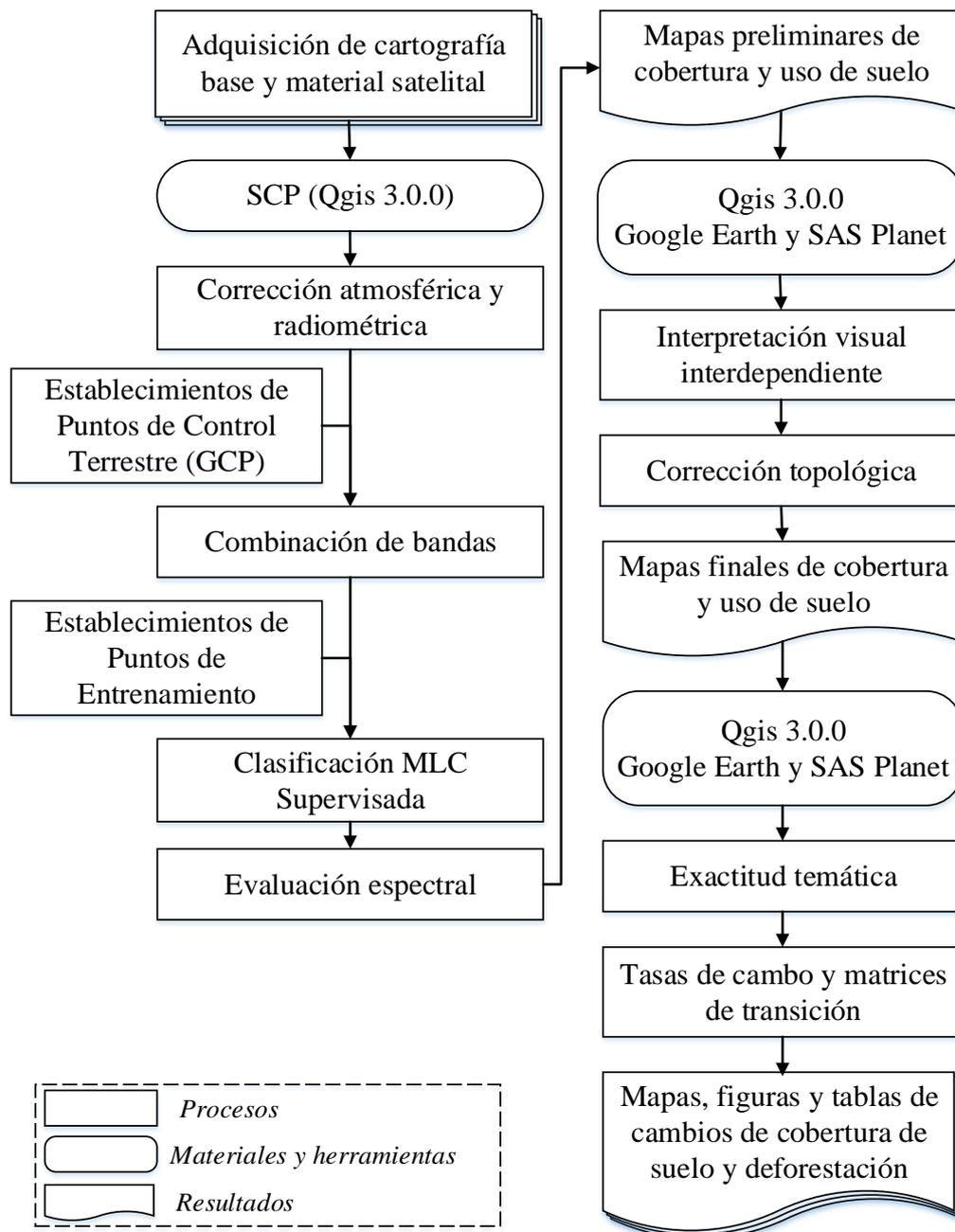
- Cobertura de Bosque.

### 3.3.2 Variables dependientes

- Deforestación.
- Cambios de Cobertura y Uso del Suelo.
- Períodos de tiempo.

### 3.4 Diseño metodológico

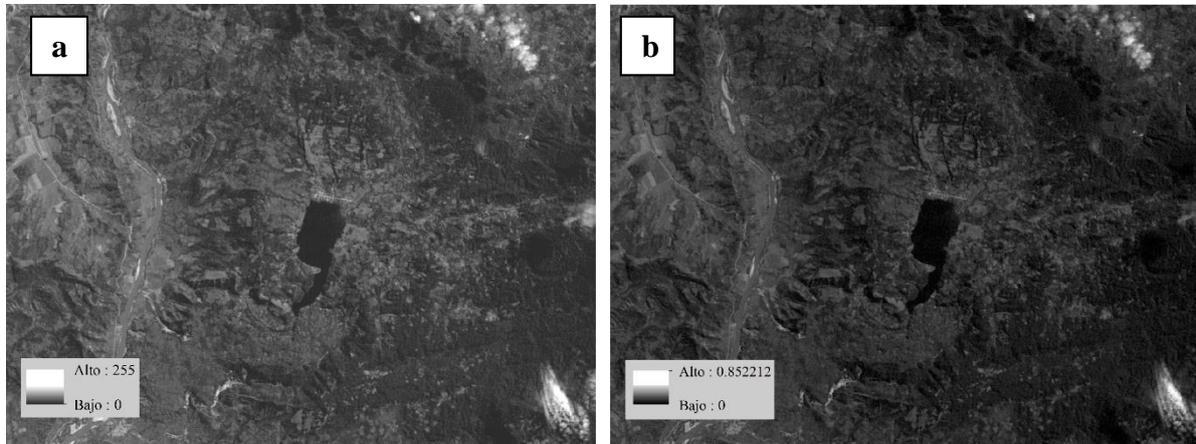
Para determinar la deforestación entre los años 1986 – 2016 mediante técnicas de teledetección y Sistemas de Información Geográfica (SIG) en el distrito de Sauce, se siguió el diseño metodológico diagramado en la Figura 8.



**Figura 8.** Diseño metodológico para determinar la deforestación en el distrito de Sauce.

### 3.5 Preprocesamiento del material satelital

Se calibraron atmosférica y radiométricamente todas las bandas espectrales de las imágenes de satélite (Tabla 3) por separado, aplicando la corrección de Substracción de Objetos Oscuros (DOS1) (Chávez, 1988) incorporada en el SCP (QGis), con los valores de radiancia espectral especificados en los respectivos metadatos (Figura 9).



**Figura 9.** (a) Banda espectral sin calibrar. (b) Banda espectral calibrada.

Fuente: Elaboración propia

El supuesto básico de esta calibración es que en la imagen algunos píxeles están completamente en sombra, y sus radiancias recibidas en el satélite se deben a la dispersión atmosférica (efecto bruma); esta suposición es combinada con el hecho de que existen muy pocos elementos en la superficie terrestre que tienen un color negro absoluto, por lo tanto, una reflectancia asumida de 1 % es mejor que un 0 % (Chávez, 1988). El efecto bruma es dado por (Sobrino *et al.*, 2004):

$$L_p = L_{min} - L_{DO1\%} \quad \text{Ecuación 1}$$

Donde:

$L_{min}$  «radiancia que corresponde a un valor digital para el cual la suma de todos los píxeles con valores digitales menores o iguales a este valor es igual al 0,01 % de todos los píxeles de la imagen considerada» (Sobrino *et al.*, 2004), por lo tanto, la radiancia obtenida con ese valor de conteo digital ( $DN_{min}$ ).

$L_{DO1\%}$  radiancia del objeto oscuro, con un valor asumido de reflectancia de 0,01.

En particular para imágenes Landsat:

$$L_{min} = M_L \times DN_{min} + A_L \quad \text{Ecuación 2}$$

Donde:

$M_L$  factor multiplicativo de reescalamiento específico de la banda, proveniente de los metadatos (RADIANCE\_MULT\_BAND\_x; x es el número de banda).

$A_L$  factor aditivo de reescalamiento específico de la banda, proveniente de los metadatos (RADIANCE\_ADD\_BAND\_x; x es el número de banda).

La Radiancia de Objeto Oscuro es dada por (Sobrino *et al.*, 2004):

$$L_{DO1\%} = 0,01 \times [(ESUN_\lambda \times \cos \theta_s \times T_z) + E_{down}] \times T_v / (\pi \times d^2) \quad \text{Ecuación 3}$$

Donde:

- $ESUN_\lambda$  irradiancia media solar exo-atmosférica.
- $\theta_s$  ángulo zenital solar en grados.  $\theta_s = 90^\circ - \theta_e$ ,  $\theta_e$  es la elevación solar.
- $T_z$  transmitancia atmosférica en la dirección de iluminación.
- $T_v$  transmitancia de la atmósfera en la dirección de visión.
- $E_{down}$  irradiancia difusa descendiente.

Para la técnica DOS1 se hacen las siguientes suposiciones (Moran *et al.*, 1992):  $T_z$  y  $T_v$  son 1 y  $E_{down}$  es 0. Por tanto, el efecto bruma ( $L_p$ ) y la reflectancia de la superficie terrestre ( $\rho$ ) resultante son:

$$L_p = M_L \times DN_{min} + A_L - 0,01 \times ESUN_\lambda \times \cos \theta_s / (\pi \times d^2) \quad \text{Ecuación 4}$$

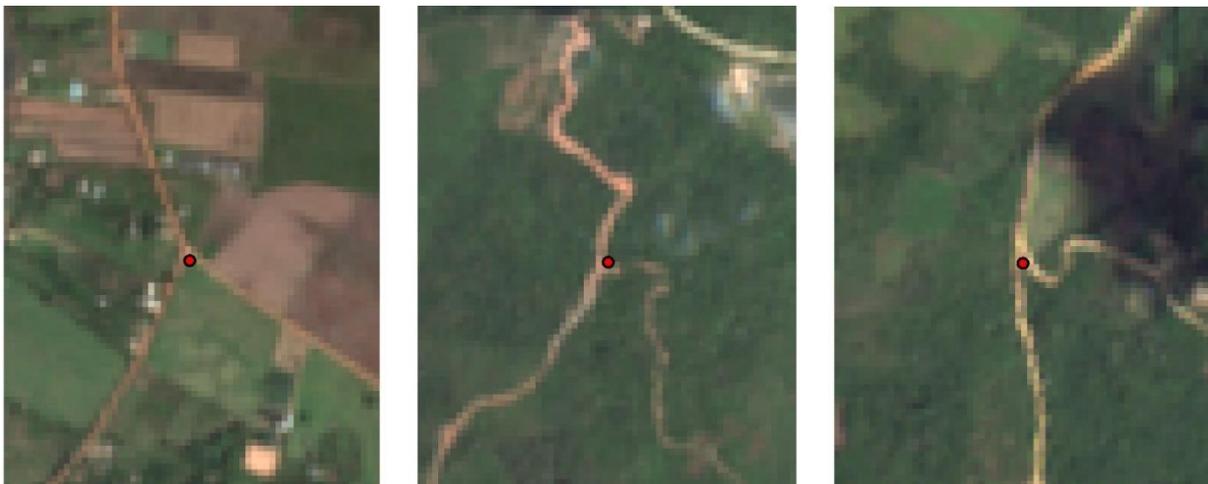
$$\rho = [\pi \times (L_\lambda - L_p) \times d^2] / (ESUN_\lambda \times \cos \theta_s) \quad \text{Ecuación 5}$$

$$L_\lambda = M_L \times Q_{cal} + A_L \quad \text{Ecuación 6}$$

Donde:

- $L_\lambda$  Radiancia espectral en el sensor medida en  $W/(m^2 \cdot \text{ster} \cdot \mu m)$ .
- $Q_{cal}$  valores de pixel discretizados y calibrados del producto estándar (DN).

Luego, las seis bandas calibradas de cada año de estudio, que conciernen al espectro visible e infrarrojo (Tabla 3), fueron combinadas para construir imágenes multispectrales, sobre las que se establecieron 30 Puntos de Control Terrestre (GCP) fotoidentificables (Figura 10 y Anexo 2).



**Figura 10.** Puntos de Control Terrestre (GCP) fotoidentificables.

Fuente: Elaboración propia

Estos fueron verificados en salidas al campo vía terrestre y cartografía local; con los que se procedió a realizar la corrección geométrica utilizando una transformación polinomial de segundo orden. Se remuestreó los Niveles Digitales (ND) de las imágenes a una nueva posición mediante la interpolación del vecino más cercano. Se llevaron a un error cuadrático medio permisible  $< 0,15$  (Chuvienco, 2002).

### 3.6 Clasificación de la Cobertura y Uso del Suelo (CUS)

#### 3.6.1 Identificación de las clases de CUS

Para el análisis y cuantificación de los cambios se identificaron cinco clases de CUS (Tabla 4): Áreas artificializadas (AA), Superficies de agua (SA), Bosques (BO), Pastos y cultivos (PC) y Tierras desnudas (TD), mediante salidas al campo vía terrestre con el levantamiento de 43 Áreas de Entrenamiento en un receptor GPS (Anexo 3).

**Tabla 4.** Clases de CUS identificadas para el estudio.

Nivel I	Nivel II	Nivel III	CUS identificada
1. Área artificializada	1.1. Áreas urbanizadas	1.1.1. Tejido urbano continuo	<b>Área artificializada (AA)</b>
		1.1.2. Tejido urbano discontinuo	
2. Áreas agrícolas	1.2. Áreas industriales e infraestructura	1.2.2. Red vial, ferroviaria y terrenos asociados	<b>Pastos y cultivos (PC)</b>
		2.4. Áreas agrícolas heterogéneas	
3. Bosques y áreas mayormente naturales	3.1. Bosques	3.1.1. Bosque denso bajo	<b>Bosques (BO)</b>
		3.1.2. Bosque abierto bajo	
		3.1.3. Bosque denso alto	<b>Tierras desnudas (TD)</b>
		3.1.4. Bosque abierto alto	
	3.4. Áreas sin o con poca vegetación	3.1.5. Bosque fragmentado	<b>Superficies de agua (SA)</b>
		3.4.3. Tierras desnudas (incluye áreas erosionadas naturales y también degradadas)	
5. Superficies de agua	5.1. Aguas continentales	5.1.1. Ríos	<b>Superficies de agua (SA)</b>
		5.1.2. Lagunas, lagos y ciénagas naturales permanentes	

Fuente: Elaboración propia basada en MINAM (2014a)

Estas coberturas se identificaron previamente con base a la metodología de CORINE Land Cover adaptada para Perú (MINAM, 2014a), leyenda que cuenta con una estructura base constituida por 5 niveles con 106 clases de CUS. Para este estudio se utilizó la leyenda hasta el tercer nivel, cuyas clases están presentadas en la Tabla 4.

### 3.6.2 Clasificación Supervisada de Máxima Probabilidad

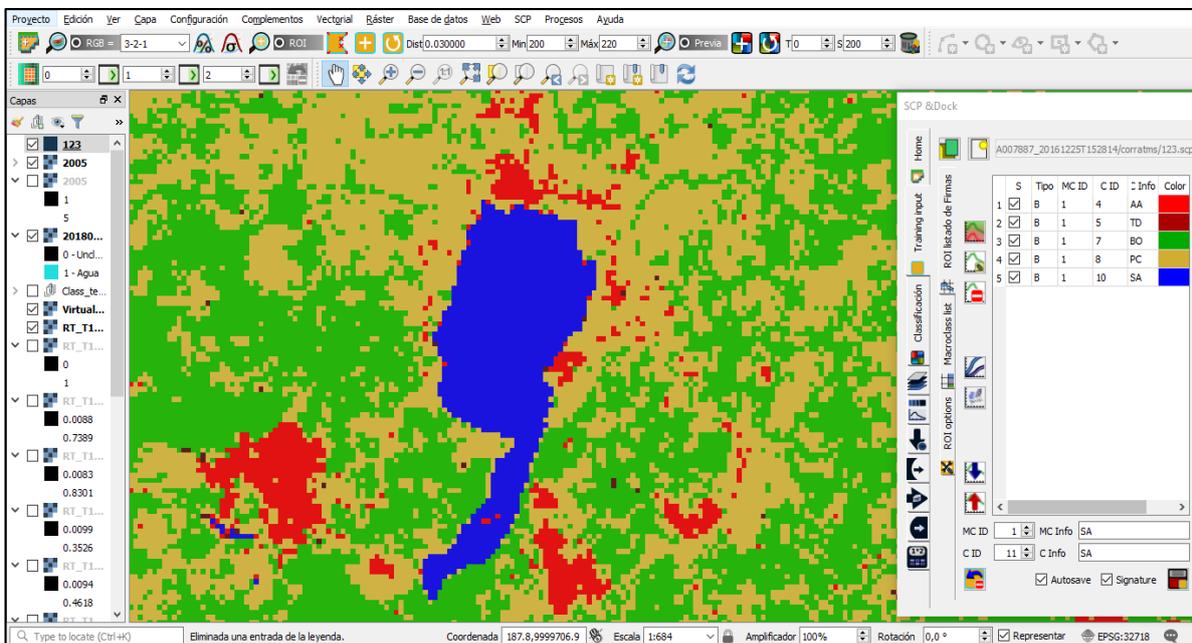
Se realizó una Clasificación Supervisada de Máxima Probabilidad (Figura 11), ampliamente utilizado en todo el mundo (Rawat y Kumar, 2015), en base a la librería de signos espectrales producida durante la etapa de campo (43 Áreas de Entrenamiento). En este algoritmo, incorporado en el SCP, calcula las distribuciones de probabilidad para las clases, relacionado al teorema de Bayes, estimando si un pixel pertenece a una clase de cobertura. En particular, las probabilidades de distribución de las clases son asumidas de la forma de modelos normales multivariados (Richards y Jia, 2006). Para utilizar este algoritmo, se requiere un número lo suficientemente alto de pixeles para cada área de entrenamiento, lo cual permite el cálculo de la matriz de covarianza. La función discriminante, descrita por Richards y Jia (2006), se calcula para cada pixel como:

$$g_k(x) = \ln p(C_k) - \frac{1}{2} \ln |\Sigma_k| - \frac{1}{2} (x - y_k)^t \Sigma_k^{-1} (x - y_k) \quad \text{Ecuación 7}$$

Donde:

- $C_k$  clase de cobertura  $k$ .
- $x$  vector de firma espectral de un pixel de la imagen.
- $p(C_k)$  probabilidad de que la clase correcta sea  $C_k$ .
- $|\Sigma_k|$  determinante de la matriz de covarianzas de los datos en la clase  $C_k$ .
- $\Sigma_k^{-1}$  inversa de la matriz de covarianzas.
- $y_k$  vector de firma espectral de la clase  $k$ .

Por consiguiente:  $x \in C_k \Leftrightarrow g_k(x) > g_j(x) \forall k \neq j$ .



**Figura 11.** Resultado de la Clasificación Supervisada de Máxima Probabilidad en el SCP.  
Fuente: Elaboración propia

Luego, se valoró la distancia espectral entre firmas espectrales mediante la Distancia Jeffries-Matusita (DJM), para evaluar si dos o más clases que son muy similares entre sí podrían causar errores de clasificación. La DJM calcula la separabilidad de un par de distribuciones de probabilidad y es asintótica a 2 cuando las firmas son completamente diferentes, y tiende a 0 cuando las firmas son idénticas. Se calcula (Richards y Jia, 2006):

$$DJM_{xy} = 2(1 - e^{-B}) \quad \text{Ecuación 8}$$

$$B = \frac{1}{8}(x - y)^t \left( \frac{|\Sigma_x + \Sigma_y|}{2} \right)^{-1} (x - y) + \frac{1}{2} \ln \left( \frac{\frac{|\Sigma_x + \Sigma_y|}{2}}{|\Sigma_x|^{0.5} |\Sigma_y|^{0.5}} \right) \quad \text{Ecuación 9}$$

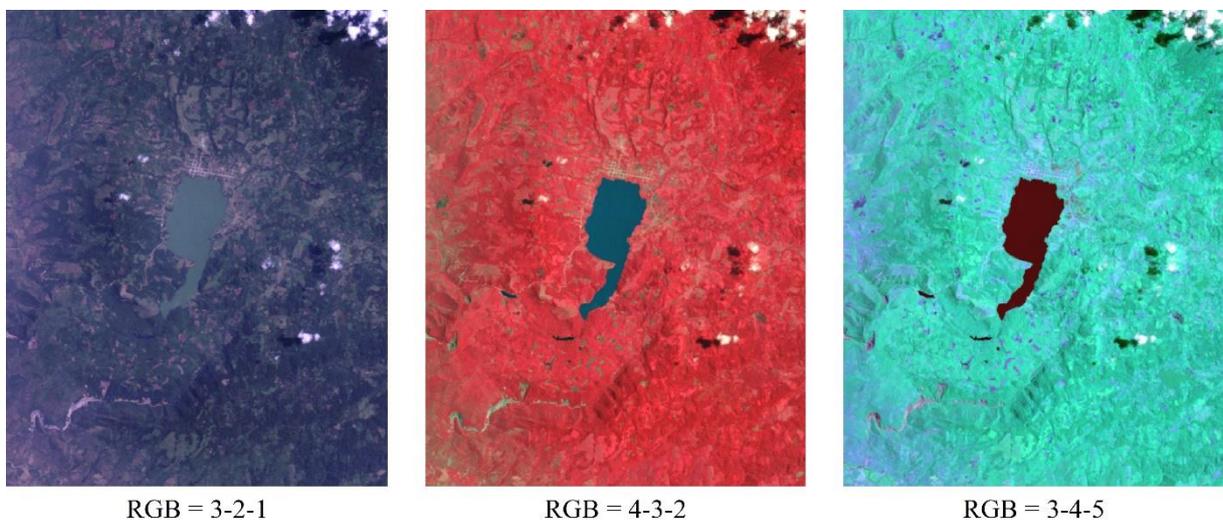
Donde:

$x$  e  $y$  primer y segundo vector de firma espectral, respectivamente.

$\Sigma_x$  y  $\Sigma_y$  matriz de covarianza de la muestra  $x$  e  $y$ , respectivamente.

### 3.6.3 Interpretación visual interdependiente

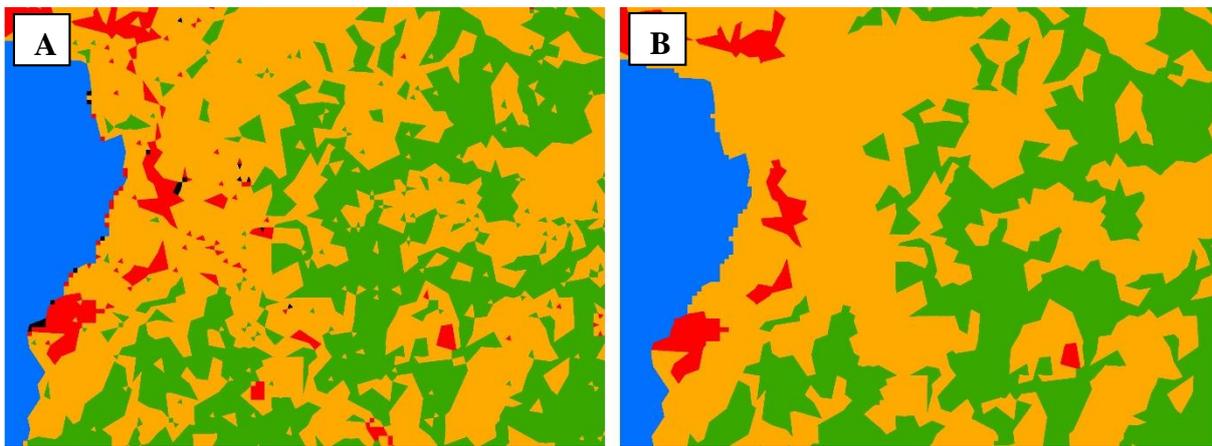
Luego, las imágenes fueron interpretadas visualmente utilizando el método de interpretación interdependiente de la FAO (2001). En este método los polígonos de la fecha base de cada período de análisis sirvió de referencia para interpretar la imagen de la siguiente fecha. En estos últimos, se modificaron sólo los polígonos donde se produjeron cambios de uso o errores de clasificación debido a la similaridad espectral de las clases. Es un método confiable debido a que reduce al mínimo errores de posición y de clasificación (Ramírez y Zubieta, 2005). Se generaron compuestos en falso color, a fin de resaltar las clases de CUS para su identificación visual (Figura 12).



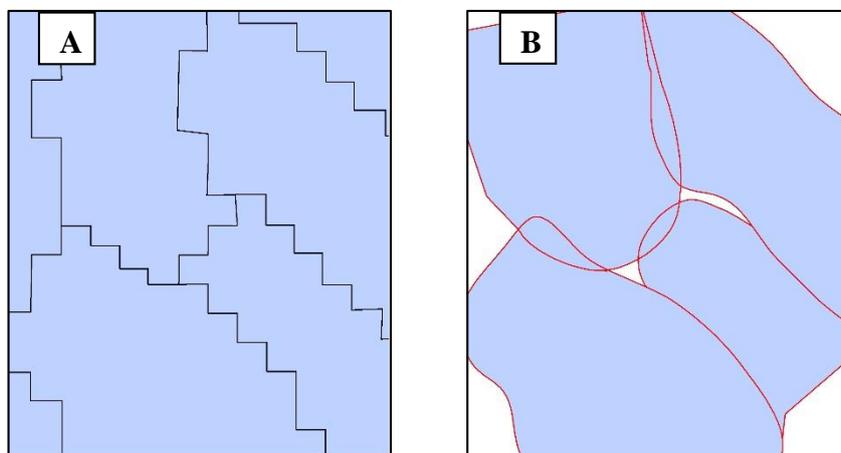
**Figura 12.** Composiciones en color natural y falso color.  
Fuente: Elaboración propia

### 3.6.4 Limpieza, suavizado y corrección topológica

En este estudio, los mapas de CUS y deforestación fueron generados y se trabajaron a una escala de análisis de 1:25 000 (se eliminaron polígonos con áreas menores a 1,56 hectáreas), según la tabla del Área Mínima Cartografiable (AMC) para diferentes escalas desarrollada por Vargas (1992). Sin embargo, no se aplicó el AMC para todas las áreas y dependió de la complejidad de la zona y clase estudiada (por ejemplo, pequeñas zonas urbanas y cultivos aislados). Por tanto, esta limpieza de polígonos, consecuentemente, permitió eliminar pequeños polígonos que fueron generados como resultado de diferentes procesos (conversión de formato ráster a vector), así como eliminar las pequeñas diferencias de digitalización entre capas. En el proceso de limpieza, se eliminan los polígonos al fusionarlos con los polígonos adyacentes que tenían el área más grande o el borde compartido más largo (Figura 13).



**Figura 13.** A. Clasificación sin limpieza. B. Clasificación con limpieza.  
Fuente: Elaboración propia



**Figura 14.** A: Polígono sin Suavizar. B: Polígono suavizado y aparición de errores topológicos.  
Fuente: Elaboración propia

Para mejorar el aspecto visual de la información obtenida mediante la clasificación basada en píxeles e interpretación visual se “suavizaron” automáticamente los polígonos (MINAM, 2014b). Así, se suavizaron ángulos cerrados en contornos de polígonos para mejorar la calidad estética y cartográfica (Figura 14). El suavizado generó errores topológicos como cruces de contorno (superposición) y aparición de “huecos” (gaps) entre polígonos; Figura 14. Para resolver este problema, se aplicó una corrección topológica, donde los “huecos” fueron rellenados con polígonos que adquirieron una clase temporal, que posteriormente fueron fusionados con los polígonos adyacentes que tenía el área más grande.

### 3.7 Evaluación de exactitud temática

Según Stehman y Czaplewski (1998) la evaluación de la exactitud temática a través del cual se validan los resultados de mapas de CCUS se basan en tres aspectos: selección del área de referencia, diseño del muestreo, análisis de datos. En este estudio, se evaluó la precisión de la clasificación de CUS con base a 339 sitios de verificación (Anexo 4), obtenidos de acuerdo con la fórmula señalada por Cochran (1977) (Ecuación 10), y establecidos a través de un muestreo aleatorio sistemático no alineado estratificado (MINAM, 2014c):

$$N = \frac{S^2 \times p \times q}{E^2} \quad \text{Ecuación 10}$$

Donde:

- $S$  constante que depende el nivel de confianza (95%).
- $p$  y  $q$  porcentaje de aciertos y errores estimados, respectivamente.  $q = 1 - p$ .
- $E$  nivel de permitido de error (8%).

La cantidad de puntos se calculó para cada clase de CUS, establecida en el mapa del último año de clasificación (2016), con la finalidad de obtener puntos heterogéneos y distribuidos en toda el área de validación. Se calculó las áreas de cada clase y los porcentajes que representan del total del área asumen el valor de  $p$  en la formula antes mencionada (Cochran, 1977).

La verificación de estos puntos se realizó mediante salidas al campo y con imágenes de alta resolución como RapidEye del año 2011 y 2012 (Nivel 3A) e imágenes de Google Earth y SAS Planet (Osorio *et al.*, 2015; Peralta-Rivero *et al.*, 2015). Se elaboró una matriz de confusión (Tabla 5) (Chuvienco, 2002), sobre el que se calcularon métricas de precisión (error de omisión y comisión), métricas para evaluar la exactitud a nivel de clases (exactitud del usuario y del productor) (Story y Congalton, 1986; MINAM, 2014c), y la exactitud total observada dividiendo la cantidad de puntos ubicados correctamente entre el total de puntos muestreados. El Índice Kappa

( $k$ , medida de la concordancia basada en las diferencias entre los datos de la clasificación y los de referencia) se obtuvo con la fórmula desarrollada por Congalton y Green (2009):

$$k = \frac{n \sum_{i=1}^r a_{nn} - \sum_{i=1}^r a_{n+} a_{+n}}{n^2 - \sum_{i=1}^r a_{n+} a_{+n}} \quad \text{Ecuación 11}$$

Donde:

- $r$  número de filas en la matriz.
- $n$  número total de observaciones (áreas de verificación).
- $a_{nn}$  el número de observaciones en la fila  $n$  y columna  $n$ .
- $a_{n+}$  y  $a_{+n}$  total de marginal de fila  $n$  y columna  $n$ , respectivamente.

**Tabla 5.** Matriz de confusión.

Resultados del mapa	Resultados de referencia				Total	Exactitud usuario	Error comisión
	Referencia 1	Referencia 2	....	Referencia n			
Clase 1	a <sub>11</sub>	a <sub>12</sub>	....	a <sub>1n</sub>	a <sub>1+</sub>	a <sub>11</sub> / a <sub>1+</sub>	1 - a <sub>11</sub> / a <sub>1+</sub>
Clase 2	a <sub>21</sub>	a <sub>22</sub>	....	a <sub>2n</sub>	a <sub>2+</sub>	a <sub>22</sub> / a <sub>2+</sub>	1 - a <sub>22</sub> / a <sub>2+</sub>
....	....	....	....	....	....	....	....
Clase n	a <sub>n1</sub>	a <sub>n2</sub>	....	a <sub>nn</sub>	a <sub>n+</sub>	a <sub>nn</sub> / a <sub>n+</sub>	1 - a <sub>nn</sub> / a <sub>n+</sub>
<b>Total</b>	<b>a<sub>+1</sub></b>	<b>a<sub>+2</sub></b>	<b>....</b>	<b>a<sub>+n</sub></b>	<b>n</b>		
Exactitud productor	a <sub>11</sub> / a <sub>+1</sub>	a <sub>22</sub> / a <sub>+2</sub>	....	a <sub>nn</sub> / a <sub>+n</sub>			
Error omisión	1 - a <sub>11</sub> / a <sub>+1</sub>	1 - a <sub>22</sub> / a <sub>+2</sub>	....	1 - a <sub>nn</sub> / a <sub>+n</sub>			

Fuente: Elaboración propia basada en Chuvieco (2002) y MINAM (2014c)

### 3.8 Evaluación espacio-temporal de cambios, deforestación y matrices de transición

Se calculó la tasa anual de cambios y deforestación ( $s$ ) con la ecuación utilizada por la FAO (1996):

$$s = \left( \frac{S_2}{S_1} \right)^{1/t_2 - t_1} - 1 \quad \text{Ecuación 12}$$

Donde:  $S_1$  y  $S_2$  son las superficies de CUS en la fecha  $t_1$  y  $t_2$ . Un valor negativo de  $s$  indica una disminución de la cobertura y, si  $s$  es mayor que cero, hay un aumento de la misma.

Con base en la sobreposición cartográfica de las clasificaciones de CUS de cada año de estudio, se cuantificaron y elaboraron mapas de cambios, deforestación y matrices de tabulación cruzada. Estas matrices permitieron distinguir las transiciones de las diferentes clases evaluadas, detectar los cambios y hacer un análisis de los patrones reales que conllevan estos cambios (Pontius *et al.*, 2004). Se obtuvieron matrices que contienen en el eje horizontal y vertical las clases de CUS para la fecha 1 y fecha 2, respectivamente (Tabla 6). Las celdas en la diagonal representan el área de cada clase que no sufrió cambios durante el periodo evaluado, mientras que las restantes muestran el área que experimentó un cambio hacia otra clase. Las matrices de transición terminan con una columna y fila final que son la suma de las superficies de todas las clases en la fecha 1 ( $P_{i+}$ ) y fecha 2 ( $P_{+j}$ ), respectivamente.

**Tabla 6.** Matriz de tabulación cruzada.

Fecha 1	Fecha 2				Total fecha 1 ( $P_{i+}$ )	Tasa de cambio y defo. (s) (%)	Pérdida ( $L_{ij}$ )	Cambio total (Ct)	Cambio neto (Cn) (%)	Intercambio (Int)
	Clase 1	Clase 2	.....	Clase j						
Clase 1	$P_{11}$	$P_{12}$	.....	$P_{1j}$	$P_{1+}$	%	$P_{1+} - P_{11}$	= L + G	= Ct - Int	= 2*min(L,G)
Clase 2	$P_{21}$	$P_{22}$	.....	$P_{2j}$	$P_{2+}$	%	$P_{2+} - P_{22}$			
.....	.....	.....	.....	.....	.....	%	.....			
Clase i	$P_{i1}$	$P_{i2}$	.....	$P_{ij}$	$P_{i+}$	%	$P_{i+} - P_{ij}$			
<b>Total fecha 2 (<math>P_{+j}</math>)</b>	$P_{+1}$	$P_{+2}$	.....	$P_{+j}$	$I$					
Ganancia ( $G_{ij}$ )	$P_{+1} - P_{11}$	$P_{+2} - P_{22}$	.....	$P_{+j} - P_{ij}$						

Fuente: Elaboración propia basada en FAO 1996 y Pontius *et al.* 2004.

Pontius *et al.* (2004) completaron el análisis con columnas y filas que representan los Índices de Cambio (Tabla 6). Así: el intercambio (*Int*) entre clases, proceso en que la pérdida de una clase en un lugar está acompañada por una ganancia simultánea en otra ubicación, y se calcula como dos veces el valor mínimo de las ganancias y las pérdidas; donde la ganancia ( $G_{ij}$ ), que indica la proporción del paisaje que experimenta un aumento entre la fecha 1 y la fecha 2, se estima como la diferencia del área total de la clase j en la fecha 2 ( $P_{+j}$ ) y la persistencia expresada en la diagonal de la matriz ( $P_{ij}$ ), y la pérdida ( $L_{ij}$ ), proporción del paisaje que decrece entre ambas fechas, es la diferencia entre el área total de una clase i en la fecha 1 ( $P_{i+}$ ) y la persistencia. La persistencia ( $P_{ij}$ ), es la cantidad de superficie de las diferentes clases que se mantuvieron estables durante los diferentes tiempos estudiados (esta es importante en el análisis de cambios de usos, en el sentido de que diversos estudios demuestran que lo estable es lo que predomina en la naturaleza, aun en zonas muy dinámicas), y que puede ser obtenida a partir de la diagonal principal de la matriz.

Para calcular el cambio total a nivel de clase ( $C_t$ ) se suman las ganancias ( $G_{ij}$ ) y las pérdidas ( $L_{ij}$ ); mientras que, para el cambio neto (Cn), el cual indica un cambio definitivo, se representa como la diferencia entre el cambio total ( $C_t$ ) y el intercambio (*Int*).

$$Int = 2 \times MIN(P_{i+} - P_{ij}, P_{+j} - P_{ij}) \quad \text{Ecuación 13}$$

$$G_{ij} = (P_{+j}) - (P_{ij}) \quad \text{Ecuación 14}$$

$$L_{ij} = (P_{i+}) - (P_{ij}) \quad \text{Ecuación 15}$$

$$C_t = (G_{ij}) - (L_{ij}) \quad \text{Ecuación 16}$$

$$C_n = (C_t) - (Int) \quad \text{Ecuación 17}$$

## CAPÍTULO IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

### 4.1 Mapas de Cobertura y Usos del Suelo (CUS)

El patrón de distribución espacial de CUS del distrito de Sauce para los años de 1986, 1995, 2005 y 2016 se muestran en las Figuras 15, 16, 17 y 18, respectivamente. De las cinco clases definidas se detecta la prevalencia de coberturas boscosas (BO) en las tres décadas de análisis, sin embargo, estas disminuyeron gradualmente a medida que se dio la expansión del mosaico de pastos y cultivos (PC). Dinámica similar se detecta visualmente para las zonas urbanas (AA). Por su lado, la tierra desnuda (TD) y cuerpos de agua (SA) se mantienen relativamente similares en todos los años de análisis.

### 4.2 Exactitud temática

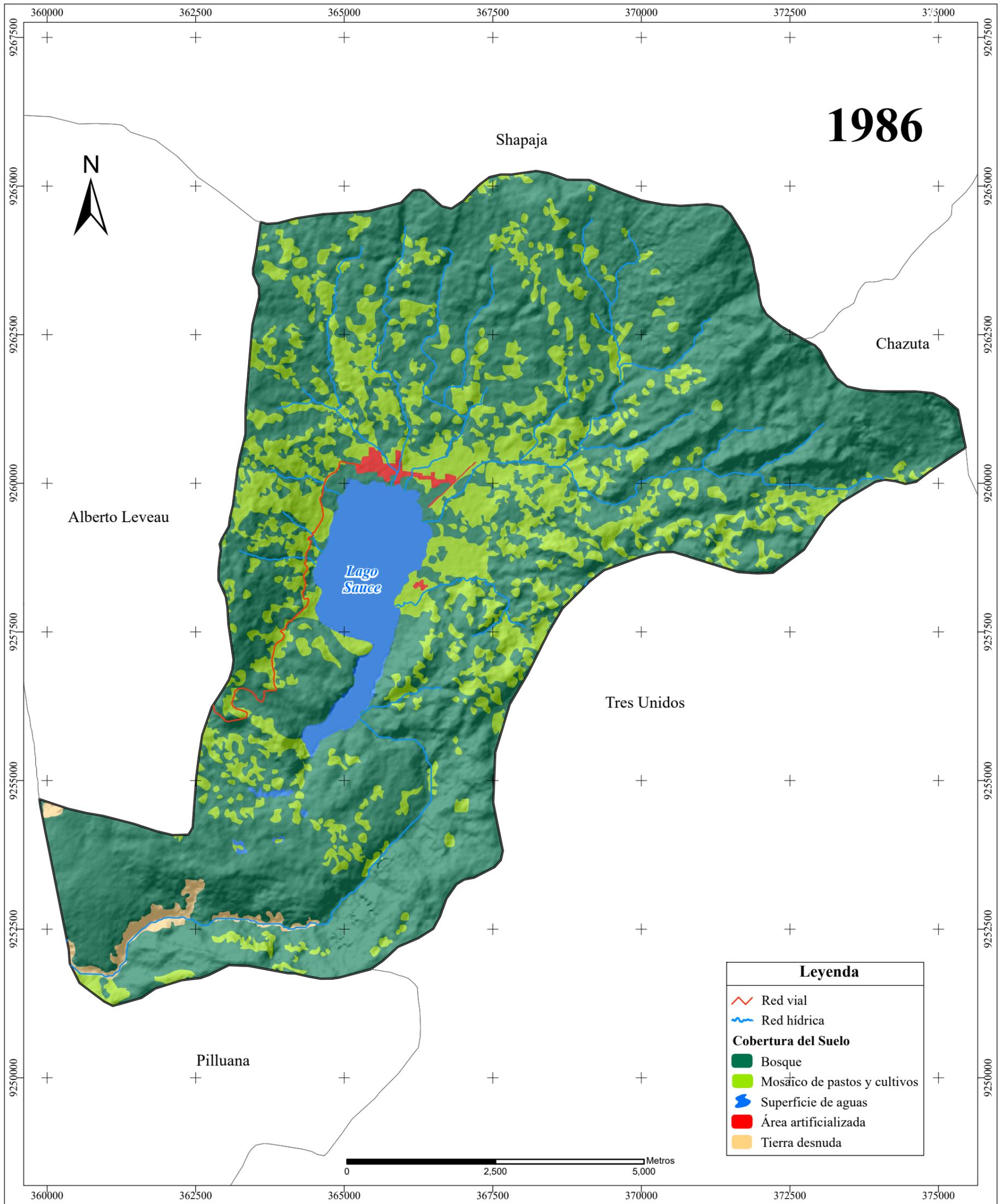
Los resultados de la exactitud temática del mapa de CUS para el año 2016 arrojó una precisión global de 94%, cuyo resultado muestra un alto nivel de concordancia de acuerdo a Foody (2002), y se encuentra dentro de los rangos aceptables empleados en diversos estudios que utilizan métodos espectrales y visuales para la interpretación de imágenes de satélites (Días *et al.*, 2010; Osorio *et al.*, 2015). Por otro lado, el índice Kappa ( $k$ ) mostró un valor de 0,90 lo que significa que el mapa de CUS para el año 2016 podría considerar un nivel de concordancia casi perfecta según los parámetros propuestos por Landis y Koch, (1977).

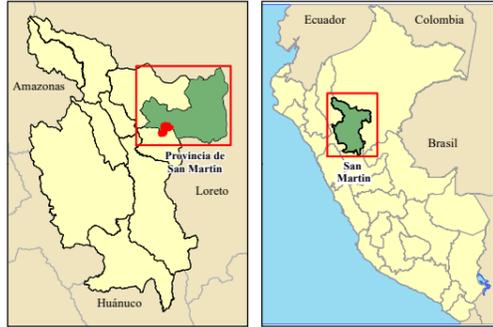
La exactitud respecto a las categorías CA y AU muestran un resultado indiscutible puesto que ofrecen un nivel óptimo de 1,0, (Tabla 7) esto debido a que la fórmula de Cochran (1977) minimizó la cantidad de sitios de verificación debido a la reducida área relativa que representan. La exactitud del productor fue de 0,96; 0,91 y 0,85 en las clases de BO, PC y AU respectivamente, lo que significa que fueron correctamente identificadas en el mapa. Por otro lado, un usuario de este mapa encontrará una exactitud de 0,91; 0,95 y 0,86 respecto a las clases de BO, PC y TD respectivamente.

**Tabla 7.** Matriz de confusión para el año 2016

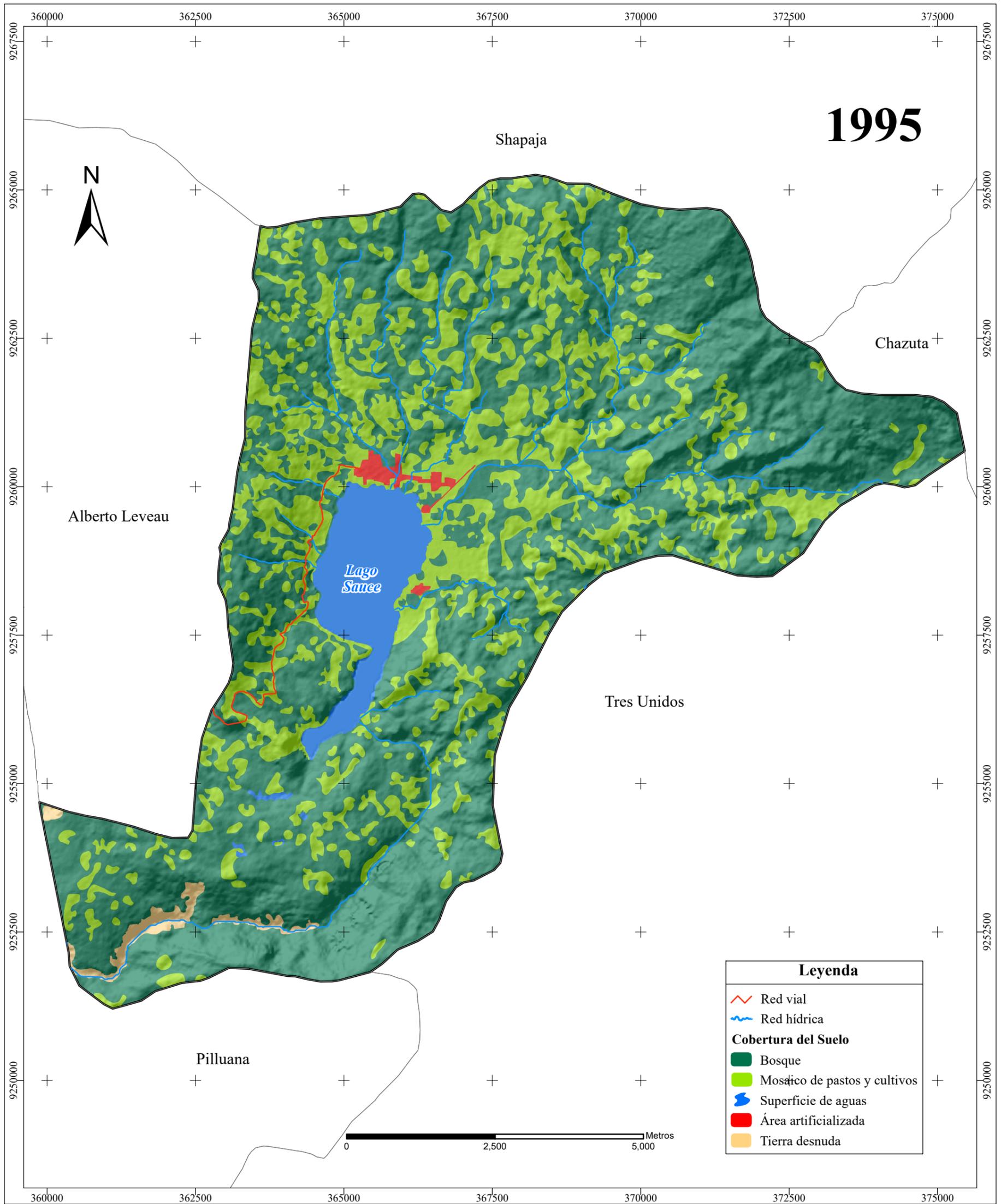
Resultados de referencia								
Resultados del mapa	BO	PC	CA	AA	TD	Total	Exactitud usuario	Error comisión
BO	137	13	0	0	0	150	0,91	0,09
PC	5	137	0	2	0	144	0,95	0,05
CA	0	0	27	0	0	27	1,00	0,00
AA	0	0	0	11	0	11	1,00	0,00
TD	0	1	0	0	6	7	0,86	0,14
<b>Total</b>	<b>142</b>	<b>151</b>	<b>27</b>	<b>13</b>	<b>6</b>	<b>339</b>		
Exactitud productor	0,96	0,91	1,00	0,85	1,00		Exactitud Global = <b>0,94</b>	
Error omisión	0,04	0,09	0,00	0,15	0,00		Índice Kappa = <b>0,90</b>	

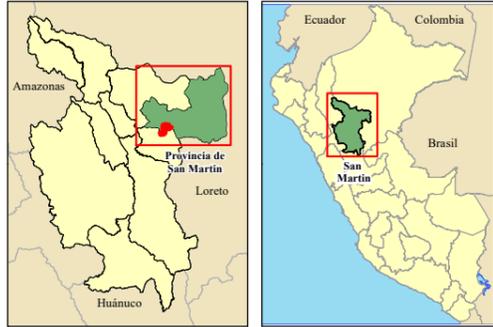
Fuente: Elaboración propia



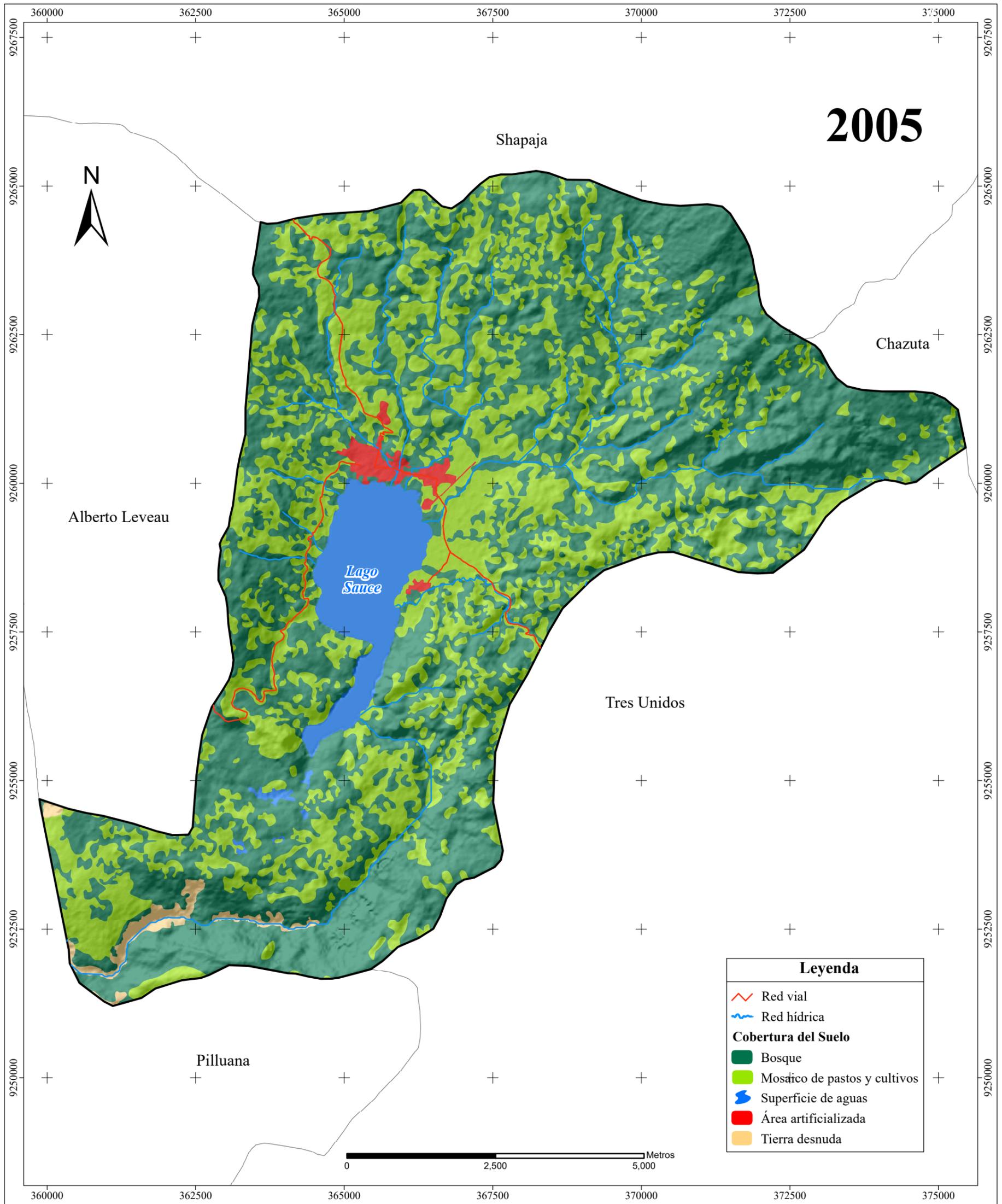
 <b>UNIVERSIDAD PERUANA UNIÓN</b>  FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA  ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA AMBIENTAL	<b>TESIS</b> <b>DETERMINACIÓN DE LA DEFORESTACIÓN</b> <b>ENTRE LOS AÑOS 1986 Y 2016 MEDIANTE</b> <b>TÉCNICAS DE TELEDETECCIÓN Y SIG,</b> <b>DISTRITO SAUCE – PERÚ</b>  <b>Mapa 2</b> <b>COBERTURA Y USO DEL SUELO</b> <b>AÑO 1986</b>	<table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th colspan="2" style="text-align: left;">Datos técnicos</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td style="width: 20%;"><b>Fuente de datos</b></td> <td>: Los límites distritales fueron tomadas del INEI. La red hídrica es elaboración propia en base al MDE del proyecto ALOS PALSAR</td> </tr> <tr> <td><b>Datum y zona</b></td> <td>: WGS 84 18 Sur</td> </tr> <tr> <td><b>Proyección</b></td> <td>: Cilíndrica UTM</td> </tr> <tr> <td><b>Departamento</b></td> <td>: San Martín</td> </tr> <tr> <td><b>Provincia</b></td> <td>: San Martín</td> </tr> <tr> <td><b>Distrito</b></td> <td>: Sauce</td> </tr> <tr> <th colspan="2" style="text-align: left;">Datos marginales</th> </tr> <tr> <td><b>Autor</b></td> <td>: Nelson Yohel Rodríguez Calampa</td> </tr> <tr> <td><b>Asesores</b></td> <td>: Ing. Ivone Vásquez Briones Ing. Nilton Beltrán Rojas Briseño</td> </tr> </tbody> </table>	Datos técnicos		<b>Fuente de datos</b>	: Los límites distritales fueron tomadas del INEI. La red hídrica es elaboración propia en base al MDE del proyecto ALOS PALSAR	<b>Datum y zona</b>	: WGS 84 18 Sur	<b>Proyección</b>	: Cilíndrica UTM	<b>Departamento</b>	: San Martín	<b>Provincia</b>	: San Martín	<b>Distrito</b>	: Sauce	Datos marginales		<b>Autor</b>	: Nelson Yohel Rodríguez Calampa	<b>Asesores</b>	: Ing. Ivone Vásquez Briones Ing. Nilton Beltrán Rojas Briseño	
Datos técnicos																							
<b>Fuente de datos</b>	: Los límites distritales fueron tomadas del INEI. La red hídrica es elaboración propia en base al MDE del proyecto ALOS PALSAR																						
<b>Datum y zona</b>	: WGS 84 18 Sur																						
<b>Proyección</b>	: Cilíndrica UTM																						
<b>Departamento</b>	: San Martín																						
<b>Provincia</b>	: San Martín																						
<b>Distrito</b>	: Sauce																						
Datos marginales																							
<b>Autor</b>	: Nelson Yohel Rodríguez Calampa																						
<b>Asesores</b>	: Ing. Ivone Vásquez Briones Ing. Nilton Beltrán Rojas Briseño																						

**Figura 15.** Cobertura y uso del suelo en el distrito de Sauce para el año de 1986.  
Fuente: Elaboración propia



 <p><b>UNIVERSIDAD PERUANA UNIÓN</b></p> <p>FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA</p> <p>ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA AMBIENTAL</p>	<p><b>TESIS</b></p> <p><b>DETERMINACIÓN DE LA DEFORESTACIÓN ENTRE LOS AÑOS 1986 Y 2016 MEDIANTE TÉCNICAS DE TELEDETECCIÓN Y SIG, DISTRITO SAUCE – PERÚ</b></p> <p><b>Mapa 3</b></p> <p><b>COBERTURA Y USO DEL SUELO AÑO 1995</b></p>	<p style="text-align: center;"><b>Datos técnicos</b></p> <p><b>Fuente de datos</b> : Los límites distritales fueron tomadas del INEI. La red hídrica es elaboración propia en base al MDE del proyecto ALOS PALSAR</p> <p><b>Datum y zona</b> : WGS 84 18 Sur</p> <p><b>Proyección</b> : Cilíndrica UTM</p> <p><b>Departamento</b> : San Martín</p> <p><b>Provincia</b> : San Martín</p> <p><b>Distrito</b> : Sauce</p> <hr/> <p style="text-align: center;"><b>Datos marginales</b></p> <p><b>Autor</b> : Nelson Yohel Rodríguez Calampa</p> <p><b>Asesores</b> : Ing. Ivone Vásquez Briones Ing. Nilton Beltrán Rojas Briseño</p>	
---	--	---	---

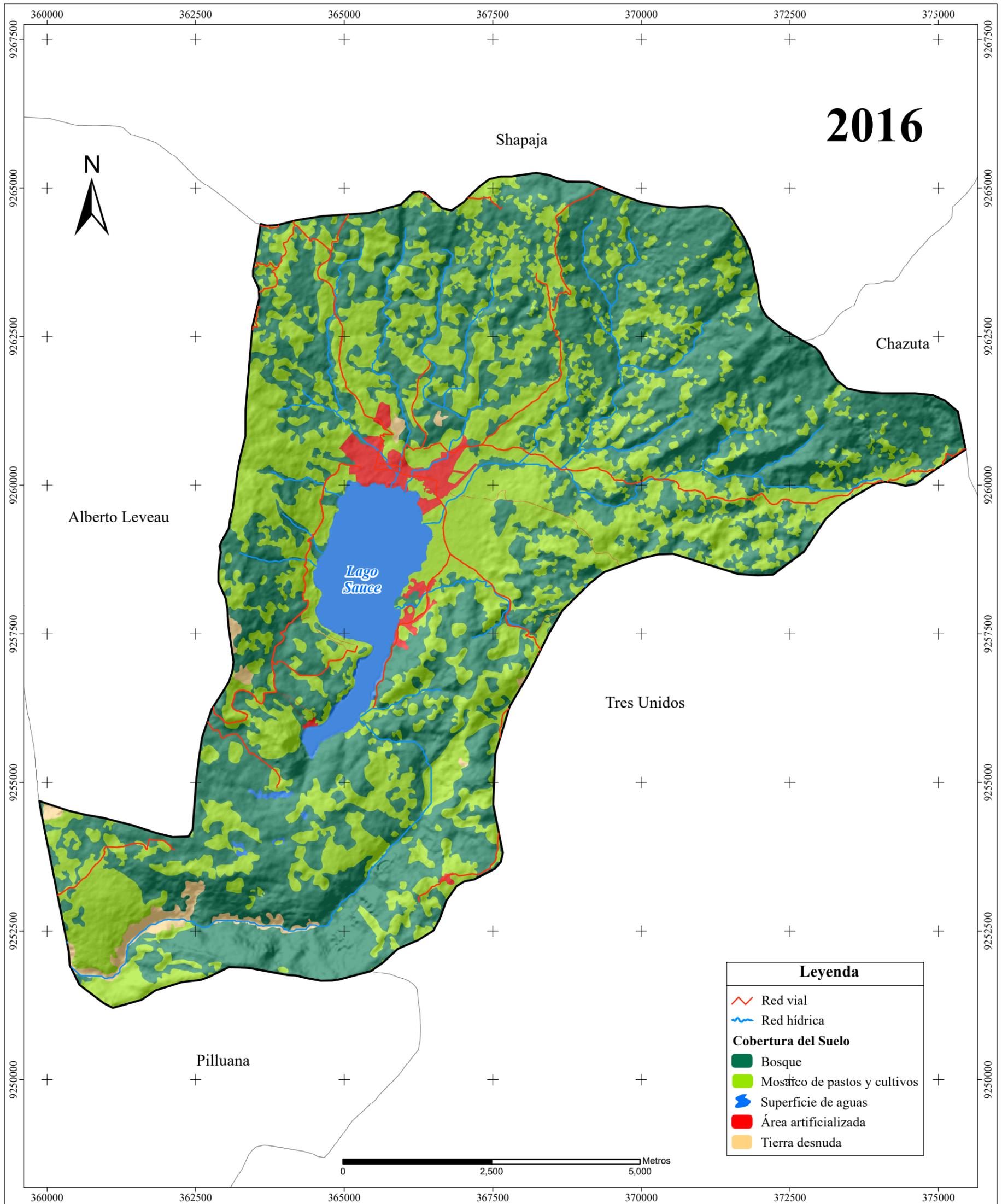
**Figura 16.** Cobertura y uso del suelo en el distrito de Sauce para el año de 1995.  
Fuente: Elaboración propia

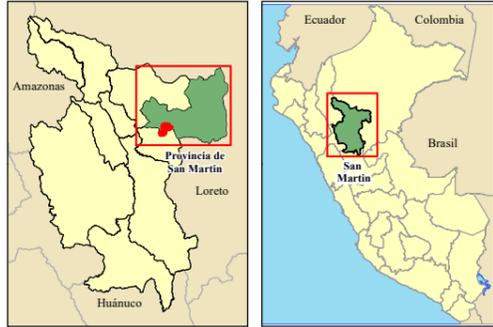


Leyenda	
	Red vial
	Red hídrica
Cobertura del Suelo	
	Bosque
	Mosaico de pastos y cultivos
	Superficie de aguas
	Área artificializada
	Tierra desnuda

<p><b>UNIVERSIDAD PERUANA UNIÓN</b></p> <p>FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA</p> <p>ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA AMBIENTAL</p>	<p align="center"><b>TESIS</b></p> <p align="center"><b>DETERMINACIÓN DE LA DEFORESTACIÓN ENTRE LOS AÑOS 1986 Y 2016 MEDIANTE TÉCNICAS DE TELEDETECCIÓN Y SIG, DISTRITO SAUCE – PERÚ</b></p> <p align="center"><b>Mapa 4</b></p> <p align="center"><b>COBERTURA Y USO DEL SUELO AÑO 2005</b></p>	<p><b>Datos técnicos</b></p> <p><b>Fuente de datos</b> : Los límites distritales fueron tomadas del INEI. La red hídrica es elaboración propia en base al MDE del proyecto ALOS PALSAR</p> <p><b>Datum y zona</b> : WGS 84 18 Sur</p> <p><b>Proyección</b> : Cilíndrica UTM</p> <p><b>Departamento</b> : San Martín</p> <p><b>Provincia</b> : San Martín</p> <p><b>Distrito</b> : Sauce</p>	
		<p><b>Datos marginales</b></p> <p><b>Autor</b> : Nelson Yohel Rodríguez Calampa</p> <p><b>Asesores</b> : Ing. Ivone Vásquez Briones Ing. Nilton Beltrán Rojas Briseño</p>	

**Figura 17.** Cobertura y uso del suelo en el distrito de Sauce para el año de 2005.  
Fuente: Elaboración propia



 <p><b>UNIVERSIDAD PERUANA UNIÓN</b></p> <p>FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA</p> <p>ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA AMBIENTAL</p>	<p><b>TESIS</b></p> <p><b>DETERMINACIÓN DE LA DEFORESTACIÓN ENTRE LOS AÑOS 1986 Y 2016 MEDIANTE TÉCNICAS DE TELEDETECCIÓN Y SIG, DISTRITO SAUCE – PERÚ</b></p> <p><b>Mapa 5</b></p> <p><b>COBERTURA Y USO DEL SUELO AÑO 2016</b></p>	<p style="text-align: center;"><b>Datos técnicos</b></p> <p><b>Fuente de datos</b> : Los límites distritales fueron tomadas del INEI. La red hídrica es elaboración propia en base al MDE del proyecto ALOS PALSAR</p> <p><b>Datum y zona</b> : WGS 84 18 Sur</p> <p><b>Proyección</b> : Cilíndrica UTM</p> <p><b>Departamento</b> : San Martín</p> <p><b>Provincia</b> : San Martín</p> <p><b>Distrito</b> : Sauce</p> <hr/> <p style="text-align: center;"><b>Datos marginales</b></p> <p><b>Autor</b> : Nelson Yohel Rodríguez Calampa</p> <p><b>Asesores</b> : Ing. Ivone Vásquez Briones Ing. Nilton Beltrán Rojas Briseño</p>	
---	--	---	---

**Figura 18.** Cobertura y uso del suelo en el distrito de Sauce para el año de 2016.  
Fuente: Elaboración propia

La importancia de la matriz de confusión repercute en su capacidad para plasmar conflictos entre clases (Chuvieco, 2002). Las principales dificultades de exactitud surgen entre las clases de BO y PC, donde 13 de los 150 sitios de verificación de la clase BO correspondieron en superficie a la clase PC y 5 de los 144 sitios de verificación de la clase PC correspondieron a la clase de BO. Estos errores fueron debido al desarrollo de sistemas agroforestales en el área de estudio. También se encontró errores en la clase de TD, donde 1 de los 7 sitios de verificación correspondieron a la clase PC, esto debido a que estas clases presenta una frecuente transición de TD hacia PC.

### 4.3 Matrices y tasas de cambios y deforestación

En el distrito de Sauce en el primer período (P1, 1986 – 1995) la superficie boscosa disminuyó de 7325,02 hectáreas (ha) en 1986 a 6625,9 ha en 1995, a una tasa de deforestación de 1,11% anual. Para el segundo período (P2, 1995 – 2005) los bosques se redujeron de 6625,9 ha en 1995 a 5862,21 ha en el 2005, con una tasa de deforestación de 1,22% al año. En el último período (P3, 2005 – 2016) se disminuyó de 5862,21 ha en el 2005 a 5262,99 ha en el 2016, la tasa de deforestación para este período se redujo a 0,98 % al año. La tasa de deforestación promedio de 1986 a 2016 fue de 1,1% anual, lo que representa una pérdida de 110,9 ha de bosque al año, o una reducción total de 3326,26 ha en los 30 años (Tabla 8, 9 y 10).

**Tabla 8.** Matriz de tabulación cruzada y tasa de cambio para el periodo de 1986 – 1995.

1986	1995					Total 1986 (ha)	Pérdida (Li)	Cambio total (Ct)	Cambio neto (Cn)	Intercambi o (Int)	Tasa de cambio (s)
	BO	PC	SA	AA	TD						
BO	5808,30	1512,18	0,00	4,52	0,01	<b>7325,02</b>	20,71	33,05	8,37	24,68	-1,11
PC	817,40	1309,91	0,01	4,03	0,00	<b>2131,35</b>	38,54	92,13	15,04	77,08	3,17
SA	0,01	0,05	482,47	0,00	0,00	<b>482,54</b>	0,01	0,02	0,01	0,00	0,00
AA	0,14	0,00	0,00	43,62	0,00	<b>43,76</b>	0,32	16,71	16,08	0,63	1,97
TD	0,05	0,00	0,00	0,00	96,86	<b>96,91</b>	0,05	0,06	0,03	0,03	0,00
<b>Total 1995 (ha)</b>	<b>6625,90</b>	<b>2822,14</b>	<b>482,48</b>	<b>52,18</b>	<b>96,87</b>	<b>10079,57</b>					
Ganancia (Gi)	12,34	53,58	0,00	16,39	0,01						

Fuente: Elaboración propia

**Tabla 9.** Matriz de tabulación cruzada y tasa de cambio en el periodo de 1995 – 2005.

1995	2005					Total 1995 (ha)	Pérdida (Li)	Cambio total (Ct)	Cambio neto (Cn)	Intercambi o (Int)	Tasa de cambio (s)
	BO	PC	SA	AA	TD						
BO	4841,69	1766,01	7,62	9,23	1,35	<b>6625,90</b>	26,93	44,34	9,52	34,82	-1,22
PC	1020,08	1761,67	0,28	37,02	3,09	<b>2822,14</b>	37,58	87,64	12,49	75,15	2,26
SA	0,11	0,10	482,27	0,00	0,00	<b>482,48</b>	0,04	1,66	1,57	0,09	0,16
AA	0,31	0,09	0,00	51,78	0,00	<b>52,18</b>	0,76	47,94	46,42	1,52	6,51
TD	0,02	0,00	0,00	0,00	96,85	<b>96,87</b>	0,02	4,41	4,37	0,04	0,45
<b>Total 2005 (ha)</b>	<b>5862,21</b>	<b>3527,86</b>	<b>490,18</b>	<b>98,03</b>	<b>101,3</b>	<b>10079,57</b>					
Ganancia (Gi)	17,41	50,06	1,61	47,18	4,39						

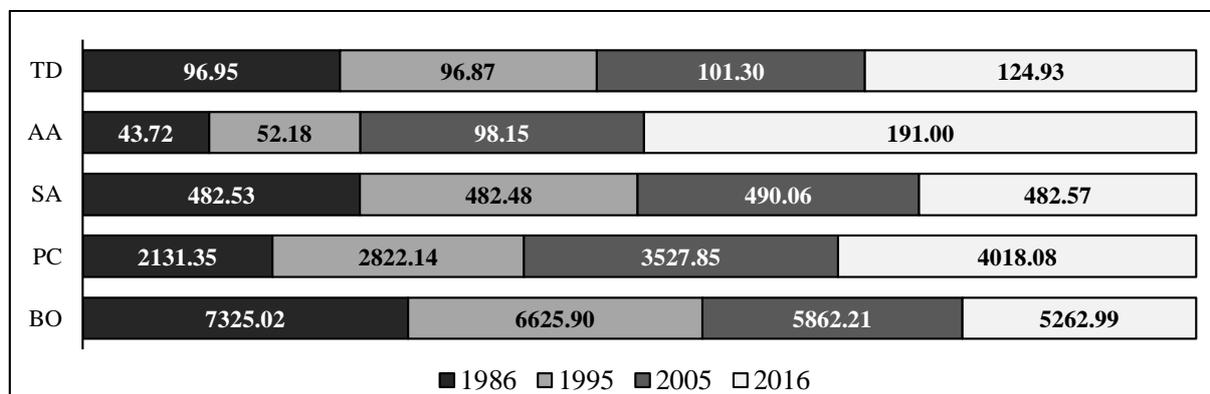
Fuente: Elaboración propia

**Tabla 10.** Matriz de tabulación cruzada y tasa de cambio en el periodo de 2005 – 2016.

2005	2016					Total 2005 (ha)	Pérdida (Li)	Cambio total (Ct)	Cambio neto (Cn)	Intercambio (Int)	Tasa de cambio (s)
	BO	PC	SA	AA	TD						
BO	4141,14	1668,06	0,50	43,03	9,48	<b>5862,21</b>	29,36	50,67	8,04	42,63	-0,98
PC	1112,98	2341,23	0,28	54,79	18,57	<b>3527,85</b>	33,64	75,37	8,10	67,27	1,19
SA	7,91	0,37	481,78	0,00	0,00	<b>490,06</b>	1,69	1,85	1,53	0,33	-0,14
AA	0,95	4,02	0,00	93,18	0,00	<b>98,15</b>	5,07	56,28	46,15	10,13	6,24
TD	0,01	4,41	0,00	0,00	96,88	<b>101,30</b>	4,36	22,45	13,74	8,71	1,93
<b>Total 2016 (ha)</b>	<b>5262,99</b>	<b>4018,08</b>	<b>482,57</b>	<b>191,0</b>	<b>124,9</b>	<b>10079,57</b>					
Ganancia (Gi)	21,32	41,73	0,16	51,22	22,45						

Fuente: Elaboración propia

La cobertura de bosques en el distrito de Sauce ha sido reducida en un 25,66% en el período de 1986 – 2016. En el P1, se registró una pérdida de cobertura de bosque de 20,71%. En el P2, se registró una pérdida de cubierta de bosque de 26,93%, presentando las mayores tasas anuales de deforestación (1,22%) y, por último, en el P3, se registró una pérdida de cubierta de bosque de 29,36% (Figura 19).



**Figura 19.** Dinámica espaciotemporal de las clases de cobertura y uso del suelo en hectáreas para los años 1986, 1995, 2005 y 2016 en el distrito de Sauce.

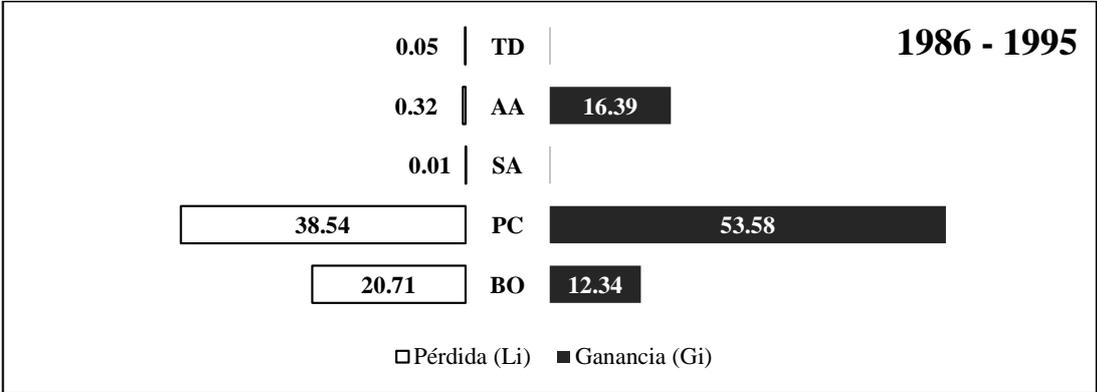
Fuente: Elaboración propia

#### 4.4 Evaluación de cambios de la cobertura del suelo

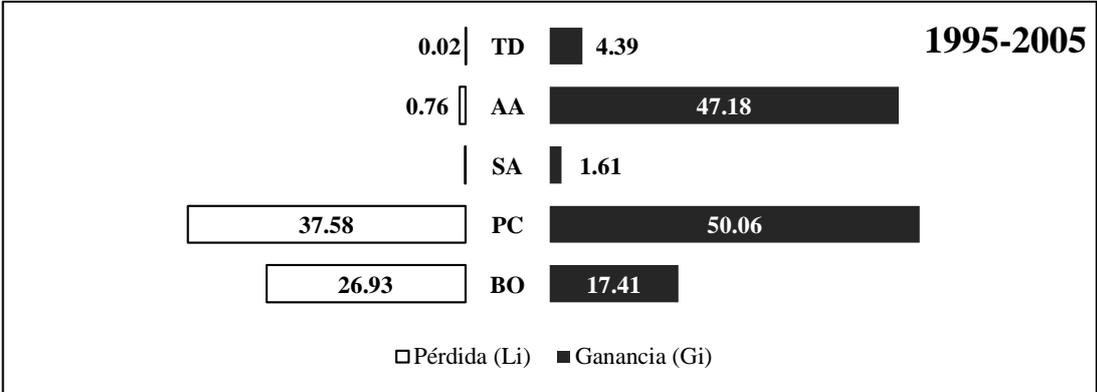
##### 4.4.1 A nivel de período de tiempo y superficie

Durante el P1, se produjo un cambio total en la cobertura suelo de 2338.41 ha (23,2 %) y una persistencia de 7741,16 ha (76,8%), en este período se estimaron pérdidas significativas respecto a las clases de BO en aproximadamente de 20,71% y respecto a PC de 38.54%. Las coberturas que tuvieron ganancias importantes fueron: PC (53,58%), seguido de AA (16,39%) y finalmente BO (12.34%) (Figura 20). En el P2 el cambio total fue de 2845.32 ha (28.2%) y una persistencia de 7234,26 ha (71,8%), las pérdidas significativas en este período fueron de 37,55% y 26,93% para las clases de PC y BO respectivamente, las ganancias superficiales significativas fueron de 50,06%; 47,18% y 17.41% en las clases de PC; AA y BO respectivamente (Figura 21). Para el P3 el cambio total fue de 2925,36 ha (29,02%) y una persistencia de 7154,21 ha (71,08%), las pérdidas significativas en este período

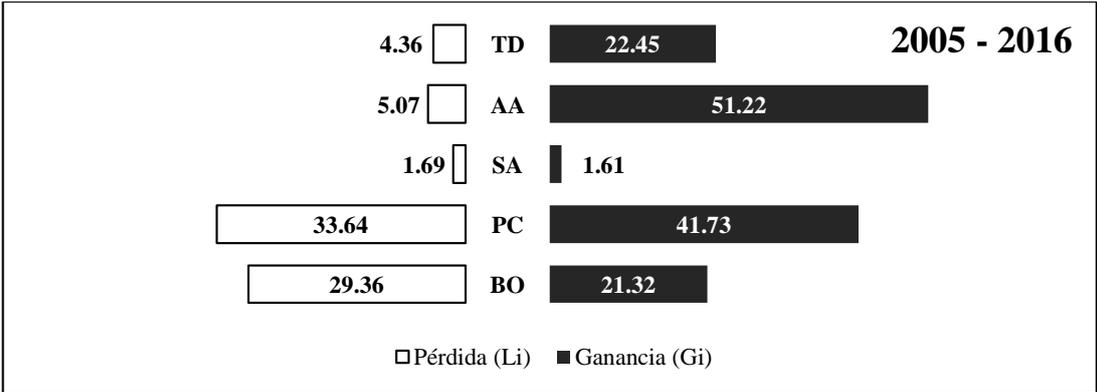
fueron de 33,64% y 39,36% para las clases de PC y BO respectivamente, las ganancias significativas fueron de 51,22%; 41,73%; 22,45% y 21,32% en las clases de AA; PC; TD y BO respectivamente (Figura 22). La clase AA mantuvo mayor cambio de superficie en el distrito de Sauce con un cambio neto de 16,08 %; 46,42% y 46,15% para P1, P2 y P3 respectivamente. Por restricciones respecto a la escala, estos resultados no se discutieron con otros estudios generales, como la Zonificación Ecológica Económica de San Martín (Velázquez *et al.*, 2003; Mendoza *et al.*, 2006; CONABIO, 2010).



**Figura 20.** Porcentajes de superficie de ganancia y pérdida para período 1986 – 1995.  
Fuente: Elaboración propia



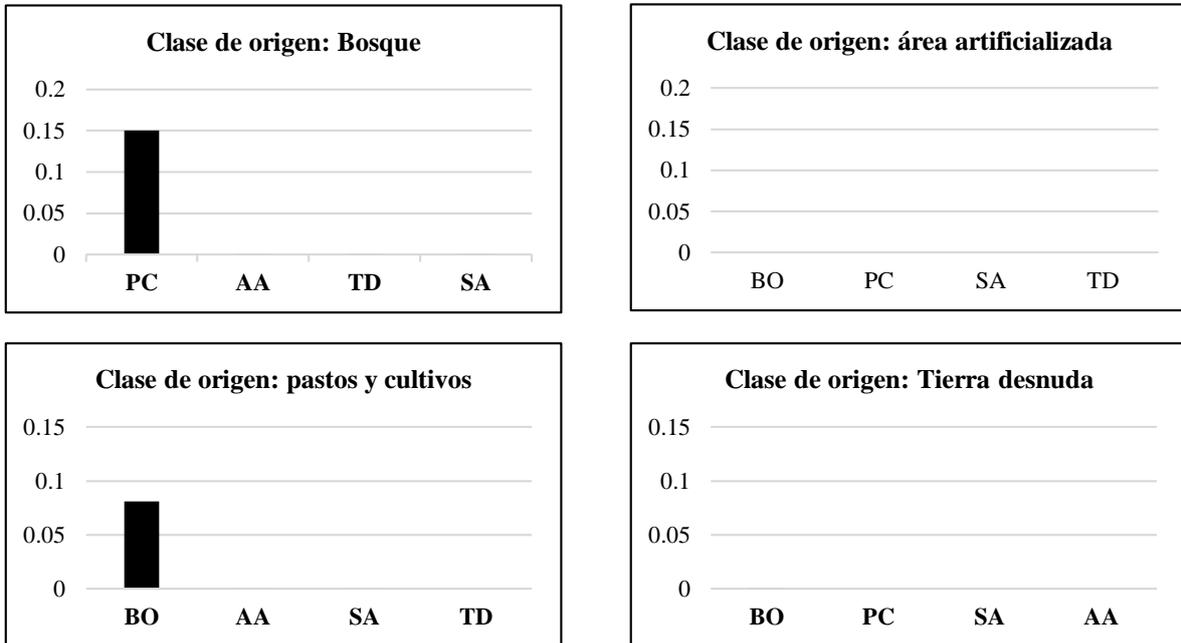
**Figura 21.** Porcentajes de superficie de ganancia y pérdida para período 1995 – 2005.  
Fuente: Elaboración propia



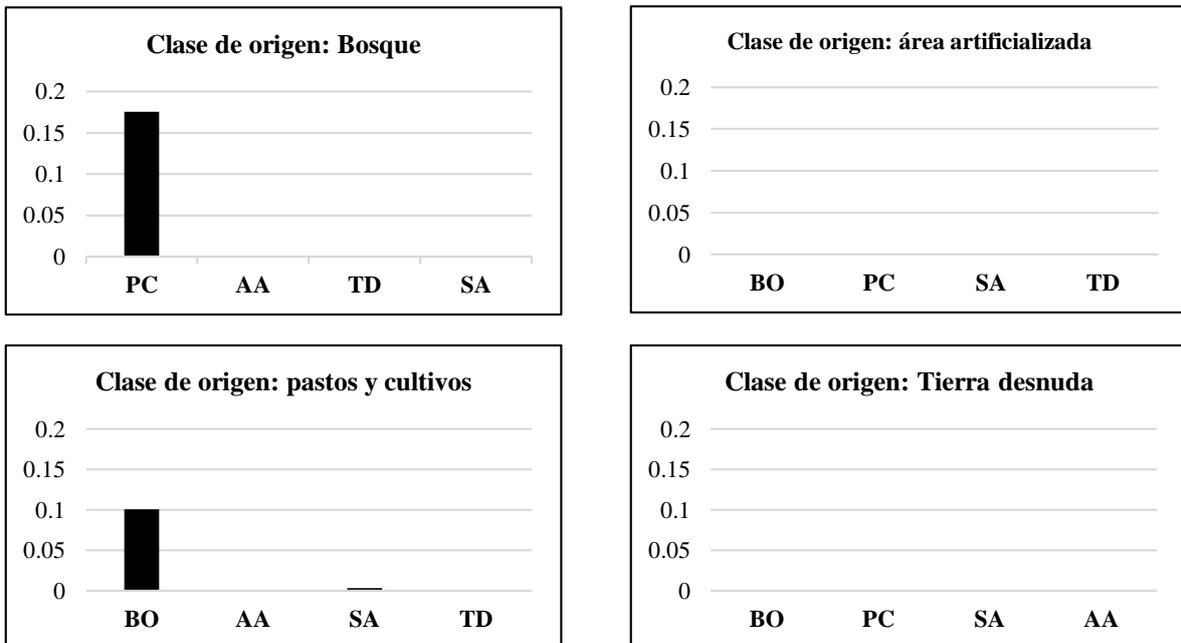
**Figura 22.** Porcentajes de superficie de ganancia y pérdida para período 2005 – 2016.  
Fuente: Elaboración propia

#### 4.4.2 A nivel de A nivel de transiciones por clases

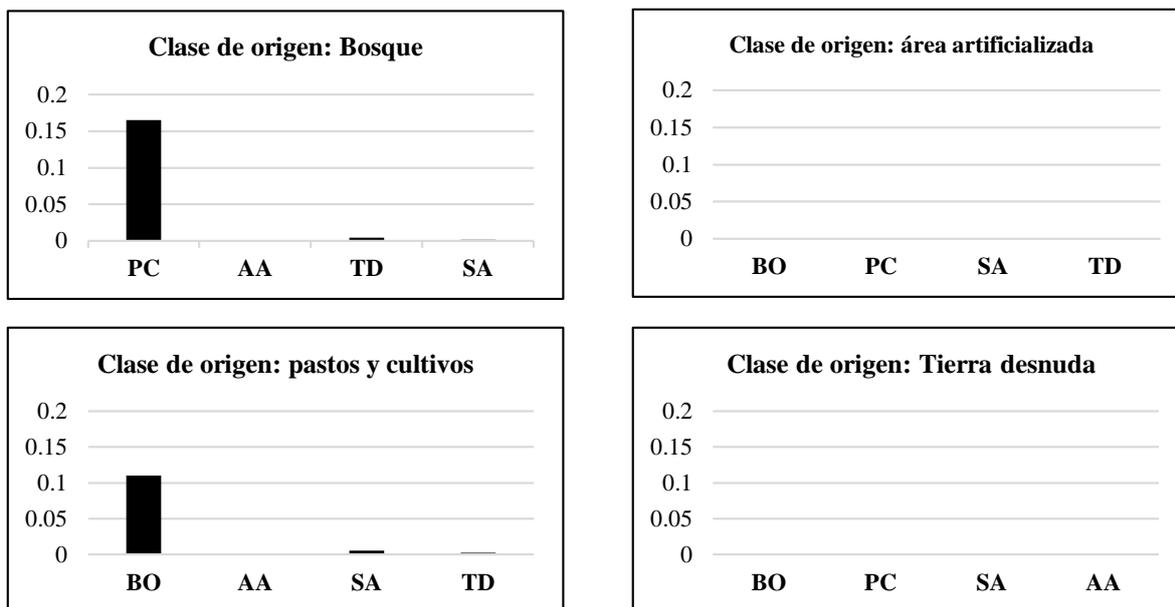
La transformación de los bosques fue principalmente hacia la categoría de pastos y cultivos, esto debido a la expansión de la frontera agrícola y de pastos, también se identificó una transición de la clase de AA sobre la clase PC, este último debido a establecimiento de nuevos caseríos y la expansión de los centros e infraestructuras turísticas (Figuras 23, 24 y 25).



**Figura 23.** Clases de origen destino para el período de evaluación 1986 – 1995.  
Fuente: Elaboración propia

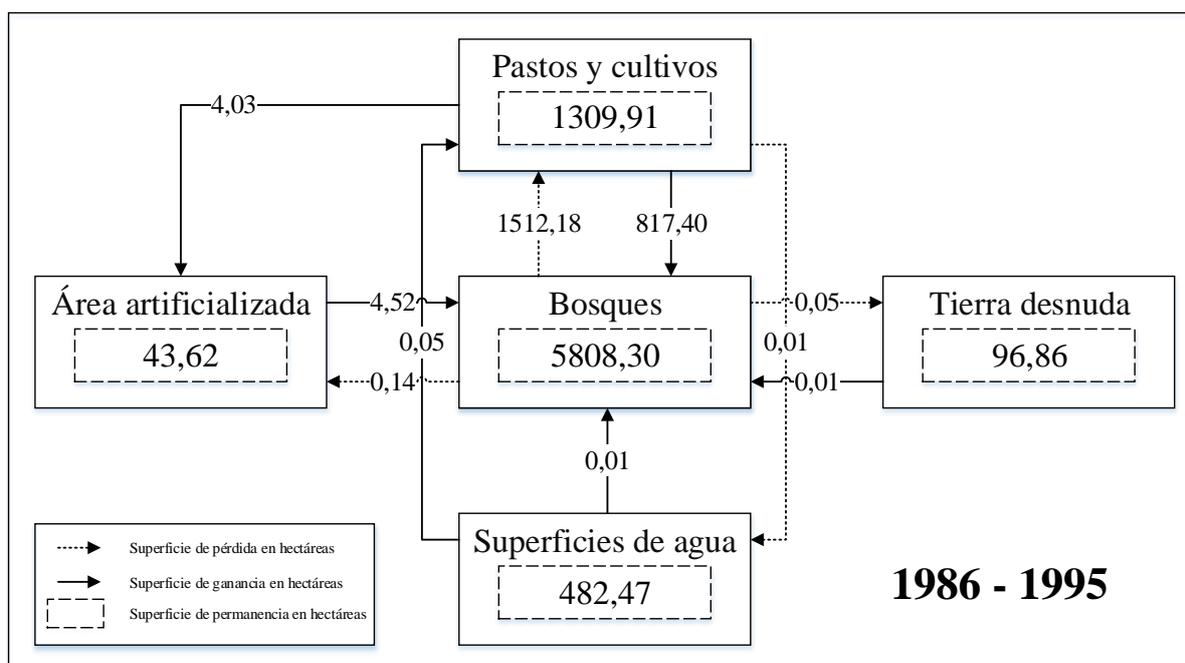


**Figura 24.** Clases de origen destino para el período de evaluación 1995 – 2005.  
Fuente: Elaboración propia



**Figura 25.** Clases de origen destino para el período de evaluación 2005 – 2016.  
Fuente: Elaboración propia

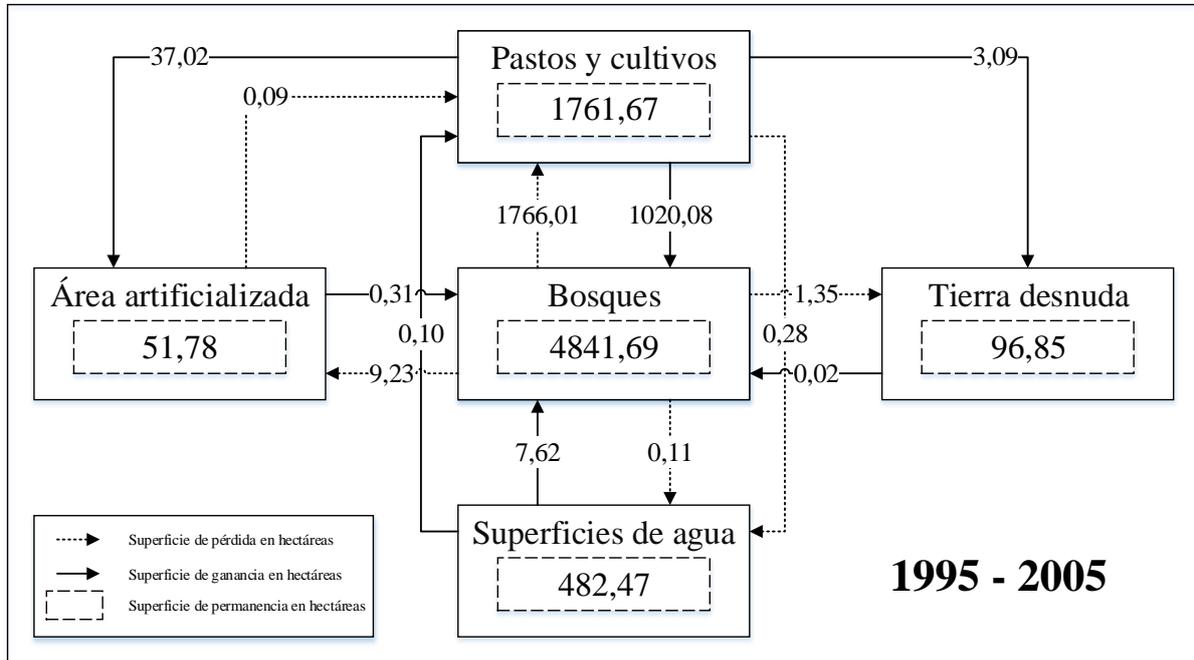
Las Figuras 26, 27 y 28 esquematizan la dinámica de cambios de una clase de CUS a otra durante los periodos 1986 – 1995, 1995- 2005 y 2005 – 2016, respectivamente. En el P1, 1512,28 ha de BO fueron convertidos en PC y 817,4 ha de PC fueron convertidos nuevamente en BO. Para el P2 1766,01 ha de BO se convirtieron en PC y 1020,08 ha de PC volvieron a ser BO. Por último, en el P3 la transformación de BO a PC disminuyó a 1668,06 ha y la recuperación de BO respecto a los PC aumentó a 1112,98 ha.



**Figura 26.** Representación esquemática de los procesos de CCUS en ha en el período 1986 – 1995.

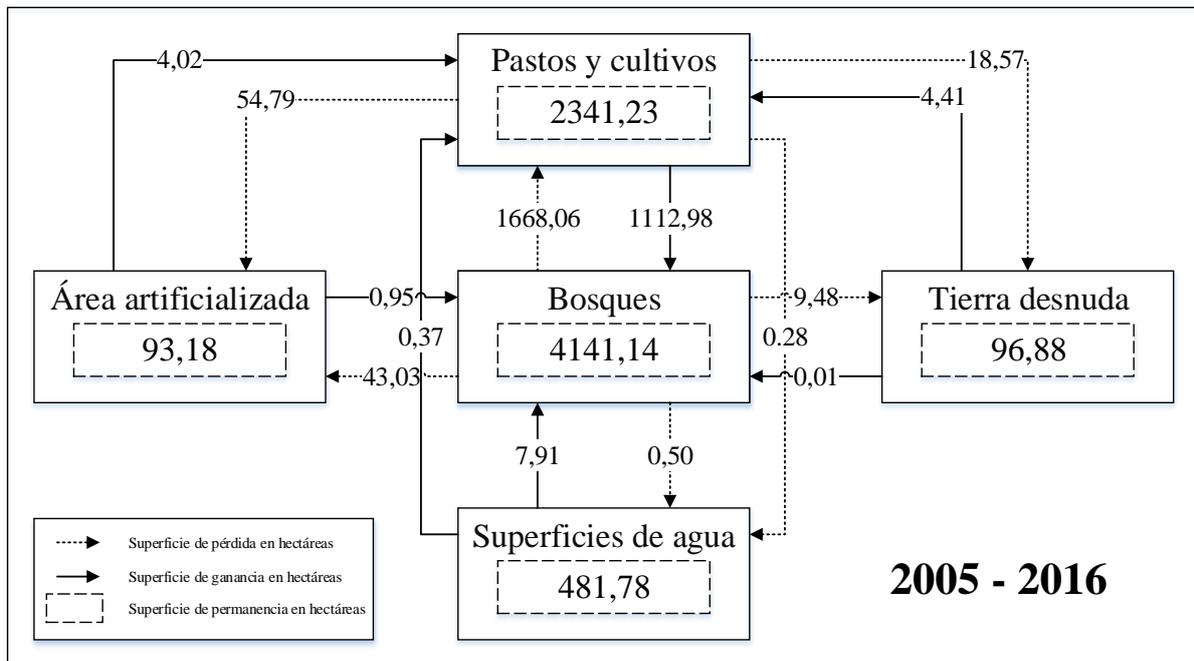
Fuente: Elaboración propia

Respecto a las AA en el P1 hubo una ganancia de 4,5 y 4,03 hectáreas en las clases de BO y PC respectivamente. Para el P2 37,02 hectáreas de PC fueron convertidos en AA. En el último período P3 en el AA hubo una ganancia de 43,03 y 54,79 hectáreas en las clases de BO y PC respectivamente.



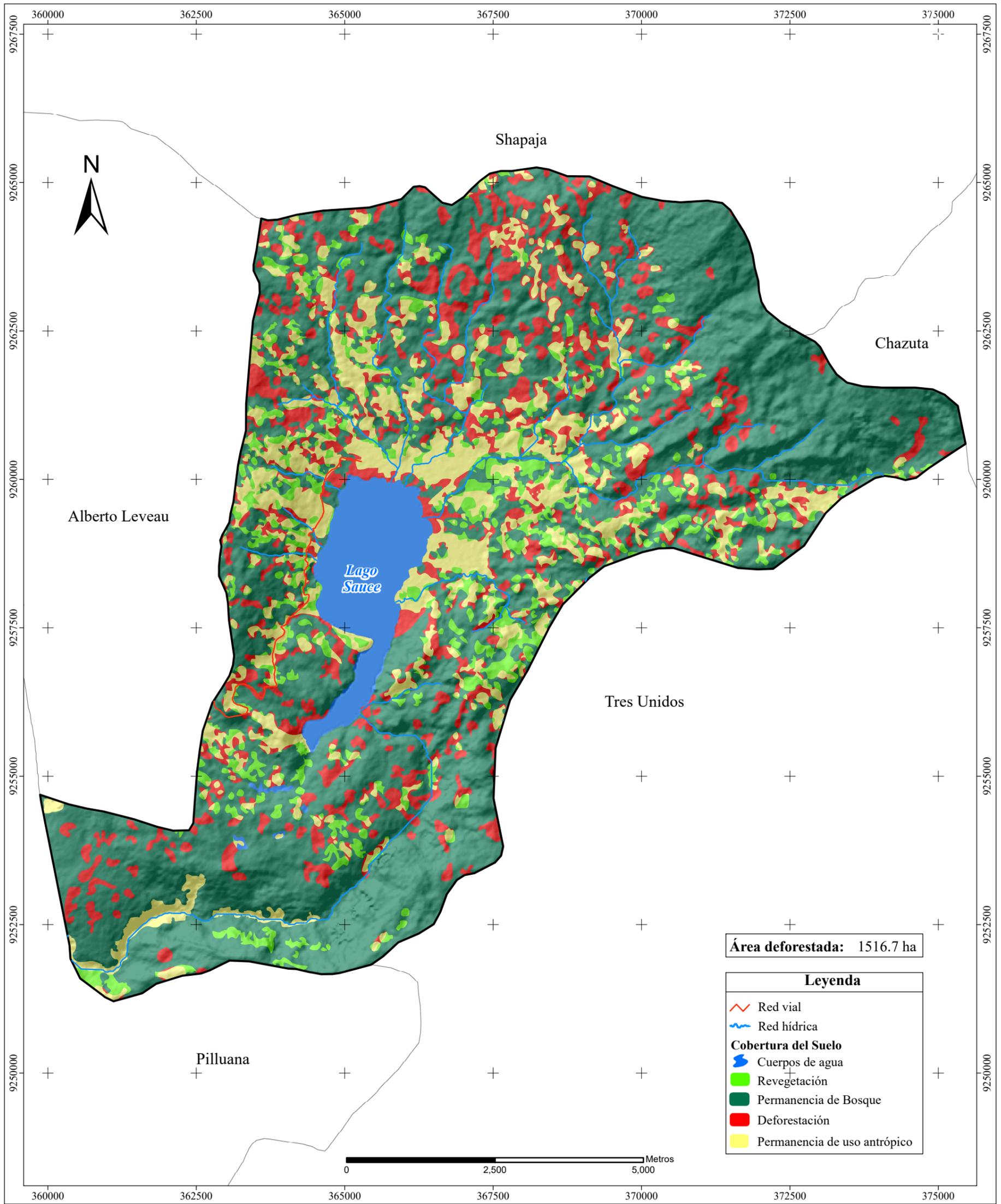
**Figura 27.** Representación esquemática de los procesos de CCUS en ha en el período 1995 – 2005.

Fuente: Elaboración propia



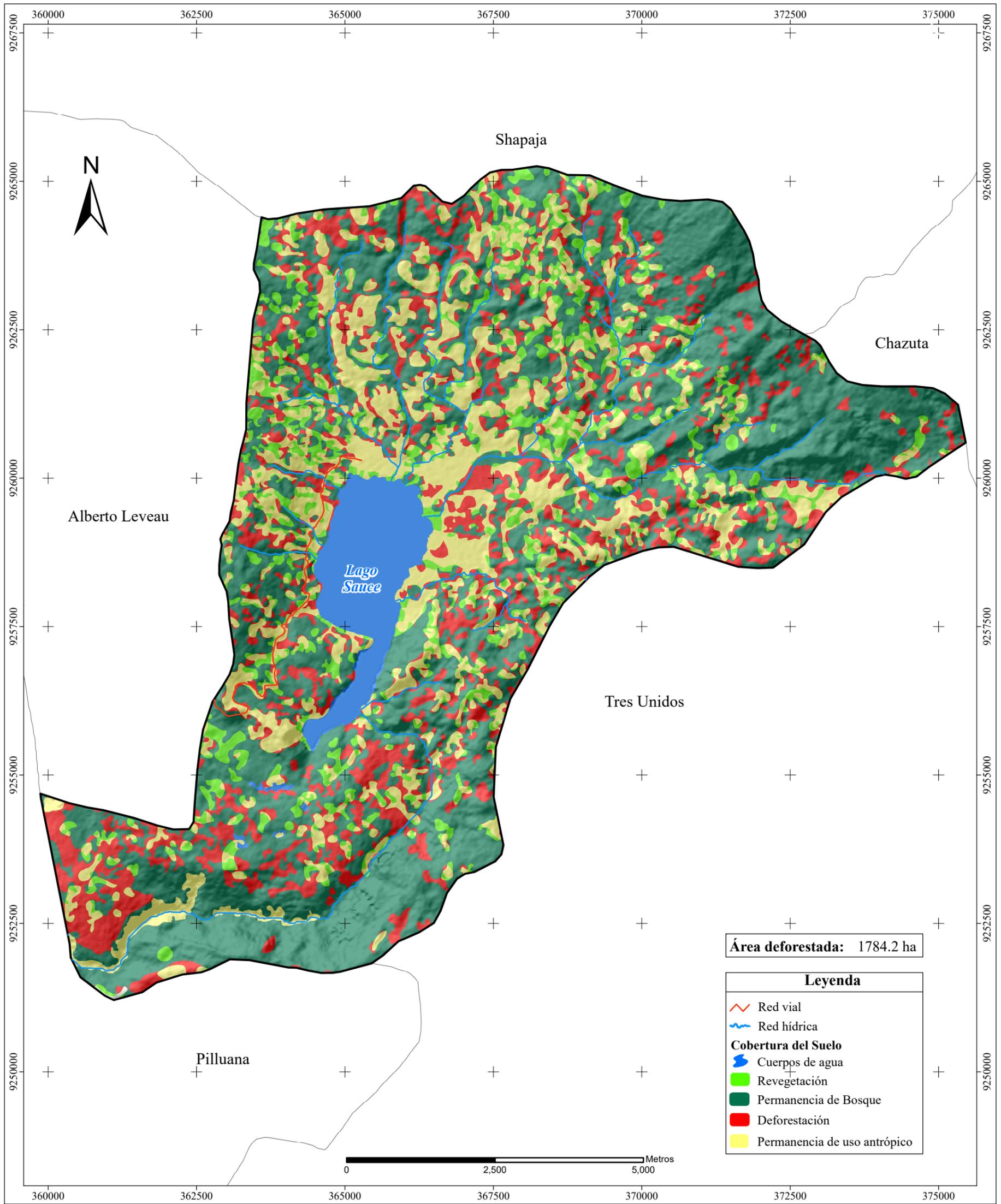
**Figura 28.** Representación esquemática de los procesos de CCUS en ha en el período 2005 – 2016.

Fuente: Elaboración propia



<p><b>UNIVERSIDAD PERUANA UNIÓN</b></p> <p>FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA</p> <p>ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA AMBIENTAL</p>	<p><b>TESIS</b></p> <p><b>DETERMINACIÓN DE LA DEFORESTACIÓN ENTRE LOS AÑOS 1986 Y 2016 MEDIANTE TÉCNICAS DE TELEDETECCIÓN Y SIG, DISTRITO SAUCE – PERÚ</b></p> <p><b>Mapa 6</b></p> <p><b>ÁREAS DEFORESTADAS PARA EL PERÍODO DE TIEMPO DE 1986 - 1995</b></p>	<p><b>Datos técnicos</b></p> <p><b>Fuente de datos</b> : Los límites distritales fueron tomadas del INEI. La red hídrica es elaboración propia en base al MDE del proyecto ALOS PALSAR</p> <p><b>Datum y zona</b> : WGS 84 18 Sur</p> <p><b>Proyección</b> : Cilíndrica UTM</p> <p><b>Departamento</b> : San Martín</p> <p><b>Provincia</b> : San Martín</p> <p><b>Distrito</b> : Sauce</p>	
		<p><b>Datos marginales</b></p> <p><b>Autor</b> : Nelson Yohe Rodríguez Calampa</p> <p><b>Asesores</b> : Ing. Ivone Vásquez Briones Ing. Nilton Beltrán Rojas Briseño</p>	

**Figura 41.** Dinámica de transición de las clases de CUS en el período 1986 – 1995.  
Fuente: Elaboración propia

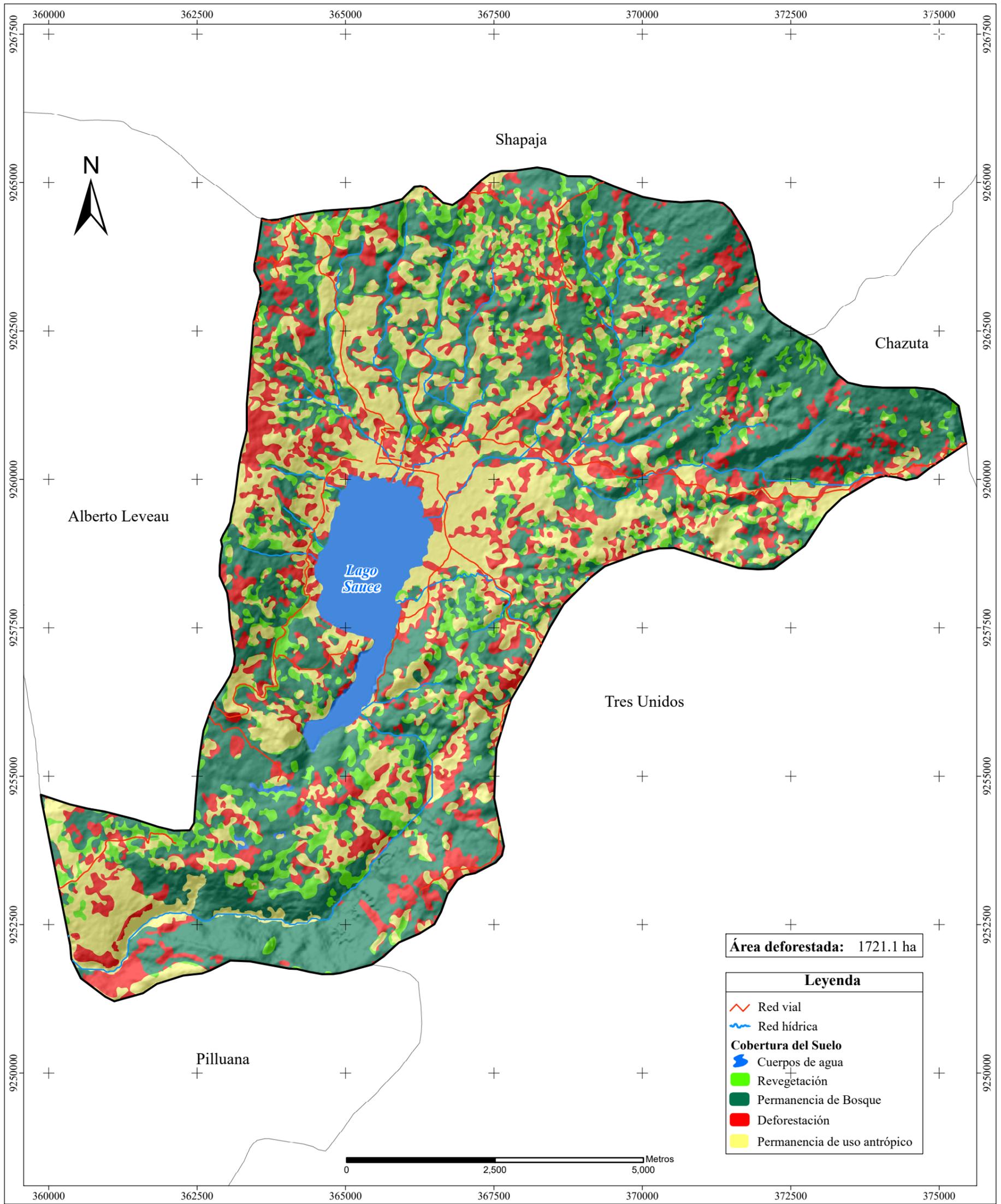


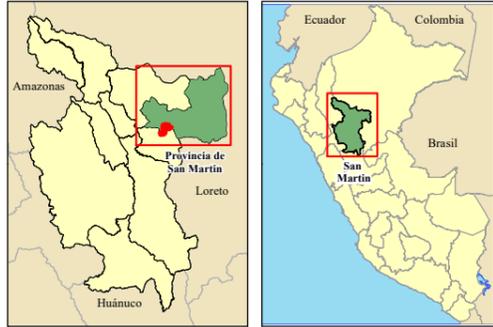
Área deforestada: 1784.2 ha

Leyenda	
	Red vial
	Red hídrica
Cobertura del Suelo	
	Cuerpos de agua
	Revegetación
	Permanencia de Bosque
	Deforestación
	Permanencia de uso antrópico

<p><b>UNIVERSIDAD PERUANA UNIÓN</b> FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA AMBIENTAL</p>	<p><b>TESIS</b> <b>DETERMINACIÓN DE LA DEFORESTACIÓN ENTRE LOS AÑOS 1986 Y 2016 MEDIANTE TÉCNICAS DE TELEDETECCIÓN Y SIG, DISTRITO SAUCE – PERÚ</b></p>	<table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="2">Datos técnicos</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>Fuente de datos</td> <td>: Los límites distritales fueron tomadas del INEI. La red hídrica es elaboración propia en base al MDE del proyecto ALOS PALSAR</td> </tr> <tr> <td>Datum y zona</td> <td>: WGS 84 18 Sur</td> </tr> <tr> <td>Proyección</td> <td>: Cilíndrica UTM</td> </tr> <tr> <td>Departamento</td> <td>: San Martín</td> </tr> <tr> <td>Provincia</td> <td>: San Martín</td> </tr> <tr> <td>Distrito</td> <td>: Sauce</td> </tr> <tr> <th colspan="2">Datos marginales</th> </tr> <tr> <td>Autor</td> <td>: Nelson Yohe Rodríguez Calampa</td> </tr> <tr> <td>Asesores</td> <td>: Ing. Ivone Vásquez Briones Ing. Nilton Beltrán Rojas Briseño</td> </tr> </tbody> </table>	Datos técnicos		Fuente de datos	: Los límites distritales fueron tomadas del INEI. La red hídrica es elaboración propia en base al MDE del proyecto ALOS PALSAR	Datum y zona	: WGS 84 18 Sur	Proyección	: Cilíndrica UTM	Departamento	: San Martín	Provincia	: San Martín	Distrito	: Sauce	Datos marginales		Autor	: Nelson Yohe Rodríguez Calampa	Asesores	: Ing. Ivone Vásquez Briones Ing. Nilton Beltrán Rojas Briseño	
	Datos técnicos																						
Fuente de datos	: Los límites distritales fueron tomadas del INEI. La red hídrica es elaboración propia en base al MDE del proyecto ALOS PALSAR																						
Datum y zona	: WGS 84 18 Sur																						
Proyección	: Cilíndrica UTM																						
Departamento	: San Martín																						
Provincia	: San Martín																						
Distrito	: Sauce																						
Datos marginales																							
Autor	: Nelson Yohe Rodríguez Calampa																						
Asesores	: Ing. Ivone Vásquez Briones Ing. Nilton Beltrán Rojas Briseño																						
<p><b>Mapa 7</b> <b>ÁREAS DEFORESTADAS PARA EL PERÍODO DE TIEMPO DE 1995 - 2005</b></p>																							

**Figura 41.** Dinámica de transición de las clases de CUS en el período 1995 – 2005.  
Fuente: Elaboración propia



 <p><b>UNIVERSIDAD PERUANA UNIÓN</b></p> <p>FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA</p> <p>ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA AMBIENTAL</p>	<p><b>TESIS</b></p> <p><b>DETERMINACIÓN DE LA DEFORESTACIÓN ENTRE LOS AÑOS 1986 Y 2016 MEDIANTE TÉCNICAS DE TELEDETECCIÓN Y SIG, DISTRITO SAUCE – PERÚ</b></p> <p><b>Mapa 8</b></p> <p><b>ÁREAS DEFORESTADAS PARA EL PERÍODO DE TIEMPO DE 2005 - 2016</b></p>	<p style="text-align: center;"><b>Datos técnicos</b></p> <p><b>Fuente de datos</b> : Los límites distritales fueron tomadas del INEI. La red hídrica es elaboración propia en base al MDE del proyecto ALOS PALSAR</p> <p><b>Datum y zona</b> : WGS 84 18 Sur</p> <p><b>Proyección</b> : Cilíndrica UTM</p> <p><b>Departamento</b> : San Martín</p> <p><b>Provincia</b> : San Martín</p> <p><b>Distrito</b> : Sauce</p> <hr/> <p style="text-align: center;"><b>Datos marginales</b></p> <p><b>Autor</b> : Nelson Yohe Rodríguez Calampa</p> <p><b>Asesores</b> : Ing. Ivone Vásquez Briones Ing. Nilton Beltrán Rojas Briseño</p>	
---	---	--	---

**Figura 41.** Dinámica de transición de las clases de CUS en el período 2005 – 2016.  
Fuente: Elaboración propia

#### 4.5 Identificación de factores que se asocian a la deforestación

Respecto a las transiciones del CUS se identificó que la cobertura de bosque, mostró las más altas transiciones inducidas hacia la cobertura de pastos y cultivos en los tres periodos (Figuras 29, 30 y 31). Los resultados concuerdan con las investigaciones realizadas por Durán *et al.* (2011) y Osorio *et al.*, (2015), observaron que los pastizales y cultivos son los principales usos del suelo que sustituyeron a las áreas de bosques. Las actividades como el rozo, tumba y quema pueden reducir la cobertura de bosque y promover el aumento de otros usos del suelo, prácticas ampliamente utilizadas en América Latina y Perú (Geist y Lambin, 2002; Maass *et al.*, 2005; MINAM, 2009; MINAM, 2015; Llactayo, 2016). Sin embargo, investigaciones como las de Geist y Lambin (2002) determinaron que más de un tercio de la deforestación en América Latina es impulsado por factores económicos, demográficos, tecnológicos, institucionales y culturales. El desarrollo de la agricultura intensiva, practicada en el área de estudio se centró inicialmente en las partes medias y bajas del distrito, desplazándose posteriormente a las partes más altas y lejanas, generando la disminución significativa de las superficies boscosas. Este patrón también conocido como agricultura migratoria se debe a que esta práctica se realiza en suelos cuya fertilidad disminuye rápidamente, la agricultura migratoria también puede ser causada por la aparición de plagas o por situaciones económicas y/o técnicas que determinan sea más rentable y ventajoso dejar la tierra sin uso, abandonar su campo y abrir un nuevo (Soares-Filho *et al.*, 2006; Ramankutty *et al.*, 2007; Costa *et al.*, 2007; d'Almeida *et al.*, 2007; Dourojeanni, 2016).

Las variables ambientales y socioeconómicas las cuales influirían en el proceso de deforestación son: la altitud, la accesibilidad, distancia a centros urbanos, pendientes del terreno y los tipos de suelo. Con respecto a la accesibilidad, la deforestación fluctúa mayormente en sitios cercanos a carreteras y centros urbanos (Gellrich y Zimmermann, 2007; Schirpke *et al.*, 2012). Sin embargo, la pendiente interviene inversamente con la deforestación, es decir a menores pendientes existe mayores probabilidades de deforestación (Tang *et al.*, 2007; Su *et al.*, 2011). Otro factor muy importante que determinan a la deforestación y las transiciones de las coberturas del suelo es la accesibilidad (Lambin *et al.*, 2001; Yu *et al.*, 2011).

Los factores directos que contribuyen con la deforestación están relacionados con el aumento significativo de la población de ganado vacuno, datos reportados para el año 1994 fue de 721 cabezas, en ese mismo año, las unidades agropecuarias fueron de 469 (INEI, 1994), para el año 2012 la población de ganado vacuno ascendió a 1241 cabezas y las unidades agropecuarias también ascendieron a 1054 (INEI, 2012). El aumento de la deforestación en el distrito de Sauce también está relacionado con el aumento de las tasas de crecimiento poblacional, datos

registrado para los períodos de 1981 – 1993 y 1993 – 2007 fue de 5,17 y 6,2 respectivamente, éste último representa las cifras más altas de toda la provincia de San Martín, quien de tener 2 495 habitantes en el año 1981 pasó a 10 598 habitantes en el 2007 (Tabla 11), por otro lado el crecimiento de centros poblados también se incrementó significativamente, pues el centro poblado Pucamarca pasó de tener 14 habitantes en 1993 a 294 en el 2007 y una población proyectada de 565 para el año 2010 (Tabla 12). la tasa neta de inmigración para la región de San Martín en el censo de 1993 fue de 31.7% (P1), para el censo de 2007 estos datos se disminuyó a 28.7%(P3) (OIM, 2015), cifras que categorizan a la región de San Martín como la tercera región con mayor migración interna (Voces, 2015).

**Tabla 11.** Población y tasa de crecimiento de los distritos de la provincia de San Martín.

Distritos	Población			Tasa de crecimiento promedio anual (%)	
	1981	1993	2007	1981-1993	1993-2007
Sauce	2,495	4,568	10,598	5.17	6.20
Tarapoto	36,256	54,581	68,295	3.47	1.61
Alberto Leveau	1,059	1,109	827	0.39	-2.07
Cacatachi	1,445	2,219	2,978	3.64	2.12
Chazuta	5,385	8,600	8,556	3.98	-0.04
Chipurana	1,850	1,852	1,871	0.01	0.07
El Porvenir	843	1,157	2,062	2.67	4.21
Huimbayoc	3,595	6,089	4,351	4.49	-2.37
Juan Guerra	2,873	3,142	3,224	0.75	0.18
La Banda de Shilcayo	6,682	13,558	29,111	6.07	5.61
Morales	4,920	14,241	23,561	9.26	3.66
Papaplaya	2,604	3,441	2,548	2.35	-2.12
San Antonio	1,548	1,560	1,460	0.06	-0.47
Shapaja	1,687	1,952	1,690	1.22	-1.02

Fuente: Municipalidad Provincia San Martín (2013).

**Tabla 12.** Centros poblados del distrito de Sauce.

Nombre de centro poblado	Pob. 2010	Pob. 2007	Pob. 1993
	<i>(hab)</i>		
Sauce	9205	7971	4072
2 de Mayo	523	491	367
Alto Sauce	-	364	0
Huayali	-	313	0
Pucamarca	565	294	14
Nueva esperanza (Canoayacu)	-	267	0
Los angeles	-	154	0

- Sin datos

Fuente: Municipalidad Provincia San Martín (2013).

La conexión vial del departamento de San Martín con el resto del país, en la década de los setenta, produjo una atracción a la población migrante, especialmente andina. La población entre los años 1981 y 1993 se incrementó en 72.7 %, con una tasa de crecimiento de 4.7% (Rodríguez, 2001).

Respecto a los factores sociales se encuentra el crecimiento poblacional y el asentamiento de nuevos centros poblados los cuales influenciaron directamente en todos los períodos estudiados, otros estudios han reportado que la deforestación y la recuperación de la vegetación está asociada a los movimientos demográficos (migraciones e inmigraciones), ya que los flujos migratorios se han reconocido como una estrategia de sobrevivencia de la población, generando por ende el abandono de tierras (Lambin *et al.*, 2001; López *et al.*, 2006; Galicia *et al.*, 2008; Pineda *et al.*, 2009; Díaz *et al.*, 2010; Yackulic *et al.*, 2011; INPE, 2012).

Las nuevas poblaciones que se establecieron trajeron consigo conocimientos agrícolas y ganaderos, propios de otras regiones (Sierra) y sin ningún conocimiento forestal y las malas prácticas de roso y quema para abrir nuevas superficies de pastos y cultivos (MINAM, 2009; Leite *et al.*, 2012), como consecuencias a las malas prácticas agrícolas, las tierras no fueron rentables y a menudo las abandonaron y volvieron a migrar a otras zonas (Bebbington, 1990). La tala indiscriminada a las cuales está sometido el distrito de Sauce pone en peligro a los recursos hídricos y en especial a al Lago Azul. Hace aproximado 50 años el lago contaba con 19 efluentes, en la actualidad solo cuenta con 9 y con un caudal reducido a un 50% (Sandoval, 2011), las nacientes de las vertientes de Pucayacu, Uchpayacu, Huinge, El Ponal se encuentran en serio peligro a causa de la deforestación avanzada (Voces, 2013).

La deforestación representa a la segunda fuente antropogénica más grande de emisión de dióxido de carbono a la atmósfera (Van der Werf *et al.*, 2009), debido a que los árboles y los suelos de los bosques almacenan grandes cantidades de carbono, al quemar para limpiar las tierras de cultivo, el carbono se convierte en dióxido de carbono, uno de los gases de efecto invernadero que acelera el cambio climático y aumenta el deterioro ambiental (FAO, 2015). Asimismo, la deforestación reduce la capacidad del planeta para absorber CO<sub>2</sub> atmosférico (Sumidero de Carbono). (Van der Werf *et al.*, 2009). Aún más, según la Comisión de las Comunidades Europeas (Union, 2014), los bosques tropicales capturan aproximadamente el 15% del CO<sub>2</sub> que producimos. El resultado de la presente investigación facilitará la comprensión de las causas de la deforestación, algo fundamental para el desarrollo de políticas y medidas de mitigación y que permita modificar las tendencias actuales de deforestación, hacia un resultado más próspero respecto al clima y la biodiversidad (Hosonuma *et al.*, 2012; Kissinger *et al.*, 2012). La evaporación y condensación del agua que tienen lugar en los bosques

amazónicos son de suma importancia en la circulación atmosférica global, por lo que los impactos negativos sobre la precipitación, nos solo afectará al Perú si no a también a los países vecinos de Sudamérica y al hemisferio norte (Gedney y Valdes, 2000; Werth y Avissar, 2002).

Por otro lado, se detectó en el área de estudio una significativa recuperación del bosque (revegetación), en el primer periodo mostró una recuperación de 12.34%, para el segundo periodo una recuperación de 17.41%, y, para el último periodo una recuperación mayor de 21.32%. Investigaciones similares reportaron que la recuperación de la vegetación es favorecida por las deficientes oportunidades económicas que el campesino posee para la restauración de tierras empobrecidas con respecto a su fertilidad (López *et al.*, 2006; Galicia *et al.*, 2008).

Ante la crisis mundial del cambio climático y los escenarios de deterioro de la biodiversidad, es necesario pensar globalmente, pero actuar a nivel local (Sarukhán y Whyte, 2005; CONAFOR, 2010; Rands *et al.*, 2010; Herkenrath y Harrison, 2011). El desarrollo de más investigaciones respecto al análisis de cambios en la cobertura y usos del suelo a nivel de provincia y/o región permitiría conocer las tendencias de cómo va el bosque ante las presiones antrópicas y así analizar las posibles soluciones en el manejo local de la cobertura de bosques.

El uso de software de código abierto (QGIS) para el desarrollo de la investigación facilita su réplica, la aplicación en futuras investigaciones y su rápido despliegue, siendo una de las mejores opciones respecto a las herramientas de la geomática (Chen *et al.*, 2010).

El estudio de Zonificación Ecológica Económica de la región de San Martín, desarrollada por el Instituto de Investigaciones de la Amazonia Peruana, en el año 2001, desarrollada a nivel de macrozonificación, es el único estudio de distribución de los usos del suelo con el que se cuenta como referencia en el área de estudio (anexo 5). Pero por restricciones respecto a la escala (escala de trabajo de 1:250 000), estos resultados de la presente, no se discutieron con estos estudios (Velázquez *et al.*, 2003; Mendoza *et al.*, 2006; CONABIO, 2010).

## CAPÍTULO V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

### 5.1 Conclusiones

- El distrito de Sauce perdió el 25,66% de su cubierta de bosques en 30 años (1986 – 2016). Durante el primer período (1986 – 1995), se determinó una pérdida del 20,71% de la superficie de bosque y una tasa de deforestación anual de 1,11%. En el período de 1995 – 2005, se observó una pérdida del 26,93% de la superficie de bosque, en este período se registró las mayores tasas anuales de deforestación (1,22%); este resultado se relaciona el aumento de la población de ganado vacuno y las de las unidades agropecuarias, asimismo con el patrón de incremento poblacional para el distrito de Sauce que alcanzó un crecimiento promedio anual de 6.2% entre 1993 y 2007, el mayor de la provincia de San Martín. En el último período (2005 – 2016) la pérdida de cubierta de bosque se incrementó al 29,36% y presentó una tasa anual de deforestación de 0,98%.
- Las clases de cobertura y uso del suelo identificadas fueron: Bosques, mosaico de pastos y cultivos, superficies de agua, área artificializada y tierra desnuda.
- El resultado de la evaluación de la exactitud temática del mapa de cobertura y uso del suelo del año 2016 arrojó una precisión global de 94% y un valor en el índice Kappa (k) de 0,90, lo que significa que el mapa de cobertura tiene una concordancia casi perfecta.
- Los resultados de la matriz cruzada entre los mapas de cobertura de los períodos 1986 – 1995; 1995 – 2005 y 2005 – 2016 muestran las transiciones de las coberturas del suelo. En el primer período, se produjo un cambio total en la cobertura del suelo de 2338.41 ha y una persistencia de 7741,16 ha, en este período se determinaron ganancias de 53,58% en la cobertura de pastos y cultivos y 16.39% en las áreas artificializadas. En segundo período el cambio total fue de 28.2% y la persistencia de 71,8%, además se notaron ganancias importantes en la cobertura de pastos y cultivos en un 50,06% y de 47,18% en la clase de áreas artificializadas. En el último período el cambio total fue de 29,02% y una persistencia de 71,08%, asimismo se observaron ganancias significativas respecto a las áreas artificializadas en un 51,22% y de 22,45% respecto a la cobertura de pastos y cultivos.
- Los factores directos que incrementan la deforestación en el distrito de Sauce es la intensificación de la agricultura y ganadería. Asimismo, los factores indirectos que intensifican en la pérdida de la cobertura forestas son: el aumento de vías de acceso; la agricultura migratoria, malas prácticas agrícolas y el crecimiento poblacional.

## 5.2 Recomendaciones

- Realizar monitoreo de deforestación en menores períodos de tiempo, donde permitan detectar las variaciones anuales del proceso de la deforestación y tener información más precisa de la dinámica de los CCUS para realizar proyecciones más precisas, considerando también otros factores como: accesibilidad, crecimiento poblacional, procesos migratorios, socioeconómicos entre otros.
- Emplear métodos y técnicas modernas de mapeo para determinar la deforestación, donde demande menor tiempo y mayor precisión, como la técnica de clasificación digital de imágenes satelitales orientada a objetos, que emplean los criterios de intérpretes para identificar áreas deforestadas. Esto obliga a contar con mejores y modernos equipos, tanto de hardware como de software.
- Aprovechar las imágenes del reciente enviado y puesto en funcionamiento satélite peruano PeruSat-1 para realizar el monitoreo de la dinámica de cambios de cobertura y uso del suelo y la consecuente deforestación, puesto que posee mejor resolución espacial que las imágenes Landsat y Sentinel utilizadas en este estudio.
- Realizar un estudio más profundo de las causas de la deforestación a nivel local, así como su dinámica a través del tiempo, de manera que permita adoptar medidas para frenar y regular este proceso.
- Desarrollar sistemas de detección y monitoreo que permitan contrarrestar la pérdida de bosques y disminuir la tasa de deforestación del distrito y la región.
- Implementar técnicas de ecoturismo, turismo vivencial y de aventura para aprovechar las costumbres y paisajes que tiene el distrito de Sauce, y de esta manera aprovechar otras fuentes de ingresos.
- La información generada: base de datos, mapas, metodología y estadísticas se ponen a disposición para contribuir a la discusión sobre la problemática de la deforestación en el distrito de Sauce y la región para el entendimiento de este proceso en términos de dónde ocurre, el nivel de las pérdidas, áreas críticas, principales agentes y comparación entre diferentes espacios geográficos.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Alexandratos, N. y Bruinsma, J. (2012). *World agriculture towards 2030/2050: the 2012 revision*. (No. 12-03, p. 4). Rome, FAO: ESA Working paper.
- Arévalo-Espejo, V. M. (2001). *Detección automática de cambios urbanos a partir de imágenes de satélites*.
- Bhatt, G., Kumar, M. Y Duffy, C. J. (2014). A tightly coupled GIS and distributed hydrologic modeling framework. *Environmental Modelling and Software*, 62, 70–84.
- Chávez Jr, P. S. (1988). An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data. *Remote sensing of environment*, 24(3), 459-479.
- Chen, D., Shams, S., Carmona-Moreno, C. y Leone, A. (2010). Assessment of open source GIS software for water resources management in developing countries. *Journal of Hydro-environment Research*, 4(3), 253-264.
- Chuvieco, E. (1998). El factor temporal en teledetección: evolución fenomenológica y análisis de cambios. *Revista de teledetección*, 10, 1-9.
- Chuvieco, E. (2002). *Teledetección ambiental: la observación de la Tierra desde el Espacio*. Barcelona, España: Ariel Ciencia.
- Chuvieco, E. (2016). *Fundamentals of Satellite Remote Sensing: An Environmental Approach*. Boca Raton, Florida, USA: CRC Press/Taylor & Francis.
- Cihlar, J. (2000). Land cover mapping of large areas from satellites: status and research priorities. *International journal of remote sensing*, 21(6-7), 1093-1114.
- Cochran, W. G. (1977). *Sampling techniques*. New York, NY: John Wiley & Sons.
- CONAFOR (2010), *Visión de México ante REDD+*, CONAFOR-SEMARNAT, México.
- Congalton, R. y Green, K. (2009). *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices*. Boca Raton, FL: CRC Press.
- Congedo, L. (2016). Documentation of Semiautomatic Classification Plugin. *Release*, 4(0.1), 29.
- Costa, M. H., Yanagi, S. N., Souza, P. J., Ribeiro, A., & Rocha, E. J. (2007). Climate change in Amazonia caused by soybean cropland expansion, as compared to caused by pastureland expansion. *Geophysical Research Letters*, 34(7).
- Coutiño, L. (2013). *Análisis Multitemporal de Imágenes Satelitales en Estudios Ambientales*. Tesis para optar por el grado de Especialista en Sanitaria y Ambiental. Universidad Nacional Autónoma de México.
- Chrisman, N. R., Cowen, D. J., Fisher, P. F., Goodchild, M. F., & Mark, D. M. (1989). Geographic information systems. *Geography in America*, 353-375.
- D'Almeida, C., Vörösmarty, C. J., Hurtt, G. C., Marengo, J. A., Dingman, S. L., & Keim, B. D. (2007). The effects of deforestation on the hydrological cycle in Amazonia: a review on scale and resolution. *International Journal of Climatology*, 27(5), 633-647.
- De Sy, V., Herold, M., Achard, F., Asner, G. P., Held, A., Kellndorfer, J. & Verbesselt, J. (2012). Synergies of multiple remote sensing data sources for REDD+ monitoring. *Current Opinion in Environmental Sustainability*, 4, 6, 696–706.

- De Sy, V., Herold, M., Achard, F., Beuchle, R., Clevers, J., Lindquist, E. y Verchot, L. (2015). Land use patterns and related carbon losses following deforestation in South America. *Environmental Research Letters*, 10, 1–15.
- Díaz-Gallegos, J, R., Mas, J, F., & Velázquez, A, (2010), Trends of tropical deforestation in Southeast Mexico, *Singapore Journal of Tropical Geography*, 31(2), 180-196,
- Dile, Y. T., Daggupati, P., George, C., Srinivasan, R. y Arnold, J. (2016). Introducing a new open source GIS user interface for the SWAT model. *Environmental modelling & software*, 85, 129-138.
- Dourojeanni, M, (2016), Aprovechamiento del barbecho forestal en áreas de agricultura migratoria en la Amazonia Peruana, *Revista forestal del Perú*, 14(2),
- Durán, E., Bray, D, B., Velázquez, A., & Larrazábal, A, (2011), Multi-scale forest governance, deforestation, and violence in two regions of Guerrero, Mexico, *World Development*, 39(4), 611-619.
- Estes, J., & Star, J. (1990). Geographic information systems. *University of California. Santa Barbara-EEUU*. 295p
- Fan, F. M., Fleischmann, A. S., Collischonn, W., Ames, D. P. Y Rigo, D. (2015). Large-scale analytical water quality model coupled with GIS for simulation of point sourced pollutant discharges. *Environmental Modelling and Software*, 64, 58–71.
- FAO y GTIS, Grupo Técnico Intergubernamental de Suelos. (2015). *Estado Mundial del Recurso Suelo (EMRS) – Resumen Técnico*. FAO, Roma, Italia.
- FAO. (1996). *Forest Resources Assessment 1990. Survey of tropical forest cover and study of change processes*. Forestry Paper 130. FAO: Roma, Italia.
- FAO. (2001). *Global Forest Resources Assessment 2000 Main Report*. FAO: Roma, Italia.
- FAO. (2011). *El estado de los recursos de tierras y aguas del mundo para la alimentación y la agricultura. La gestión de los sistemas en situación de riesgo*. FAO, Roma, y Mundi-Prensa, Madrid.
- FAO. (2012). *FRA 2015: términos y definiciones*. Roma (disponible en: [www.fao.org/docrep/017/ap862s/ap862s00.pdf](http://www.fao.org/docrep/017/ap862s/ap862s00.pdf)).
- FAO. (2015). *Evaluación de los Recursos Forestales Mundiales 2015*. FAO: Roma, Italia.
- FAO. (2016). *El estado mundial de la agricultura y la alimentación. Cambio climático, agricultura y seguridad alimentaria*. FAO, Roma, Italia.
- Fisher, P. y Unwin, D. (2005). Re-presenting geographical information systems. *Re-presenting GIS. London: Wiley*, 1-17.
- Fontúrbel, F. (2007). Evaluación de la pérdida de la cobertura del bosque seco chaqueño en el municipio de torotoro y en el parque nacional torotoro (potosí, bolivia), mediante teledetección. *Ecología Aplicada*, 6(1), 59-66.
- Foody, G. M. (2002). Status of land cover classification accuracy assessment. *Remote sensing of environment*, 80(1), 185-201.
- Galicia, L., Zarco-Arista, A, E., Mendoza-Robles, K, I., Palacio-Prieto, J, L., & García-Romero, A, (2008), Land use/cover, landforms and fragmentation patterns in a tropical dry forest in the southern Pacific region of Mexico, *Singapore Journal of Tropical Geography*, 29(2), 137-154.

- García, V. (2008). *El análisis de la deforestación en el bosque de protección Alto Mayo, mediante técnicas de Geomática*. Tesis para optar el Grado de Master en Gestión y Auditorías Ambientales, Facultad de Ingeniería, Universidad de Piura, Piura, Perú.
- Gedney, N., & Valdes, P. J. (2000). The effect of Amazonian deforestation on the northern hemisphere circulation and climate. *Geophysical Research Letters*, 27(19), 3053-3056.
- Geist, H. J., & Lambin, E. F. (2002). Proximate causes and underlying driving forces of tropical deforestation: Tropical forests are disappearing as the result of many pressures, both local and regional, acting in various combinations in different geographical locations. *BioScience*, 52(2), 143-150.
- Gellrich, M., & Zimmermann, N. E. (2007). Investigating the regional-scale pattern of agricultural land abandonment in the Swiss mountains: a spatial statistical modelling approach, *Landscape and Urban Planning*, 79(1), 65-76.
- Gonzaga, C. (2014). *Aplicación de Índices de Vegetación Derivados de Imágenes Satelitales Landsat 7 ETM y ASTER para la Caracterización de la Cobertura Vegetal en la Zona Centro de la Provincia De Loja, Ecuador*. Tesis para optar el grado académico de Magister en Geomática, pg. 26-28. Universidad Nacional de La Plata.
- Guntli, D. (2006). *Clasificación del uso y cobertura de la tierra. Un enfoque orientado a objetos en Tayikistán occidental*. Tesis Doctoral, Laboratorio de Teledetección, Departamento de Geografía, Universidad de Zurich, Suiza.
- Hathout, S. (2002). The use of GIS for monitoring and predicting urban growth in East and West St Paul, Winnipeg, Manitoba, Canada. *Journal of Environmental Management*, vol. 66, núm. 3, pp. 229-238.
- Hegazy, I. R., & Kaloop, M. R. (2015). Monitoring urban growth and land use change detection with GIS and remote sensing techniques in Daqahlia governorate Egypt. *International Journal of Sustainable Built Environment*, 4(1), 117-124.
- Herkenrath, P., & Harrison, J. (2011). The 10th meeting of the Conference of the Parties to the Convention on Biological Diversity--a breakthrough for biodiversity?. *Oryx*, 45(1), 1.
- Holdridge, L. R. (1987). *Ecología basada en zonas de vida*. Costa Rica: Agroamérica.
- Hosonuma, N., Herold, M., De Sy, V., De Fries, R.S., Brockhaus, M., Verchot, L., Angelsen, A., Romijn, E., (2012). An assessment of deforestation and forest degradation drivers in developing countries. *Environmental Research Letters*, 7(4), 044009.
- INEI. (1994). *III Censo Nacional Agropecuario (CENAGRO) 1994*. Lima, Perú.
- INEI. (2007). *Censos Nacionales: XI de Población y VI de Vivienda*. Lima, Perú.
- INEI. (2012). *IV Censo Nacional Agropecuario (CENAGRO) 2012*. Lima, Perú.
- INPE (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais), 2012. Program for the Estimation of Amazon Deforestation (Projeto PRODES Digital). Brazilian National Agency for Space Research. Disponible en: <http://www.dpi.inpe.br/prodesdigital/prodes.php>.
- INRENA, Instituto Nacional de Recursos Naturales. (1996). *Monitoreo de la Deforestación en la Amazonia Peruana*. Lima: Dirección General de Medio ambiente Rural, 35 p.
- IPCC. (2013). *Glosario*. [Planton, S. (ed.)]. En: Cambio Climático 2013. Bases físicas. Contribución del Grupo de trabajo I al Quinto Informe de Evaluación del IPCC [Stocker, T.F., D. Qin, G.-K. Plattner, M. Tignor,

- S.K. Allen, J. Boschung, A. Nauels, Y. Xia, V. Bex y P.M. Midgley (eds.]. Cambridge University Press, Cambridge, Reino Unido y Nueva York, Estados Unidos.
- IPCC. (2015). *Cambio climático 2014: Mitigación del cambio climático*. Contribución del Grupo de trabajo III al Quinto Informe de Evaluación del IPCC [Edenhofer, O., R. Pichs-Madruga, Y. Sokona, E. Farahani, S. Kadner, K. Seyboth, A. Adler, I. Baum, S. Brunner, P. Eickemeier, B. Kriemann, J. Savolainen, S. Schlömer, C. von Stechow, T. Zwickel y J.C. Minx (eds.)]. Cambridge University Press, Cambridge, Reino Unido y Nueva York, Estados Unidos.
- Kachhwala, T. S. (1985). Temporal monitoring of forest land for change detection and forest cover mapping through satellite remote sensing. In Proceedings of the 6th Asian Conf. on Remote Sensing. Hyderabad, 1985 (pp. 77-83).
- UNFCCC (Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático) (1997). *Protocolo de Kyoto de la convención marco de las naciones unidas sobre el cambio climático*. United Nations Framework Convention on Climate Change, Alemania.
- Kissinger, G., Herold, M. y De Sy, V. 2012. *Drivers of deforestation and forest degradation: a synthesis report for REDD+ policymakers*. Vancouver (Canadá), Lexeme Consulting.
- Lambin, E., B, L, Turner, H, J, Geist, S, B, Agbola, A, Angelsen, J, W, Bruce, O, T, Coomes, R, Dirzo, G, Fischer, C, Folke, P, S, George, K, Homewood, J, Imberon, R, Leemans, X, Li, E, F, Moran, M, Mortimore, P, S, Ramakrishnan, J, F, Richards, H, Skanes, W, Steffen, G, Stone, U, Svedin, T, Veldkamp, C, Vogel and J, Xu (2001), The causes of land-use and land-cover change: moving beyond the myths, *Global environmental change*, 11(4), 261-269.
- Landis, J. R. y Koch, G. G. (1977). An Application of Hierarchical Kappa-type Statistics in the Assessment of Majority Agreement among Multiple Observers. *Biometrics* (33), 2, 363-374.
- Lang, R.; Shao, G.; Pijanowski, B. C. y Farnsworth, R.L. (2008). Optimizing unsupervised ratings of RS images with a data-assisted labeling approach. *Computers and Geosciences*, 34 (12), 1877-1885.
- Leblois, A., Damette, O. & Wolfersberger, J. (2017). *What has Driven Deforestation in Developing Countries Since the 2000s? Evidence from New Remote-Sensing Data*. *World Development*, 92, 82–102.
- Leite, C. C., Costa, M. H., Soares-Filho, B. S., & Barros Viana Hissa, L. (2012). Historical land use change and associated carbon emissions in Brazil from 1940 to 1995. *Global Biogeochemical Cycles*, 26(2).
- Lewinski, S. y Zaremski, K. (2004). Examples of object-oriented classification made in high-resolution satellite images. *Miscellanea Geographica*, (11), 349-359.
- Ley N° 26839. (1998). *Ley sobre la Conservación y Aprovechamiento Sostenible de la Diversidad Biológica*
- Ley, N° 26821. (1997). *Ley Orgánica para el Aprovechamiento Sostenible de los Recursos Naturales*
- Ley, N°. 28611. (2005). *Ley General del Ambiente*.
- Ley, N° 29763. (2011). *Ley Forestal y de Fauna Silvestre*
- Llactayo L., W. (2016). *Resultados del análisis de deforestación en la Amazonia Peruana para el período 2014-2015*. Informe N° 0028-2016-MINAM/DVMDERN/DGOT/WLLACTAYO. Lima, Perú: MINAM.

- Llactayo, W.; Salcedo, K. y Victoria, E. (2014). *Memoria técnica de la cuantificación de cambios de la cobertura de bosque a no bosque en el ámbito de la Amazonia peruana periodo 2009-2010-2011*. Ministerio del Ambiente, Dirección General de Ordenamiento Territorial. Lima – Perú.
- Lopez, E., Bocco, G., Mendoza, M., Velázquez, A., & Aguirre-Rivera, J, R, (2006), Peasant emigration and land-use change at the watershed level: A GIS-based approach in Central Mexico, *Agricultural systems*, 90(1-3), 62-78,
- Maass, JM, Balvanera, P., Castillo, A., Daily, GC, Mooney, HA, Ehrlich, P., Quesada, M., Miranda, A., Jaramillo, V., García, F., Cotler, H., Lopez, J., Pérez, A., Búrquez, A., Tinoco, C., Ceballos, G., Barraza L., Ayala, R., Sarukhán J, y Martínez-Yrizar, A, (2005), Ecosystem services of tropical dry forests: insights from longterm ecological and social research on the Pacific Coast of Mexico, *Ecology and society: a journal of integrative science for resilience and sustainability*, 10(1), 1-23.
- Malhi, Y., JT Roberts, RA Betts, TJ Killeen, W. Li y CA Nobre (2008). *Cambio climático, deforestación y el destino del Amazonas*. Science, 319, 169-172.
- Malleux, J. (1975). *Mapa Forestal del Perú. Memoria Explicativa*. Lima: Universidad Nacional Agraria, 161 p.
- Marinas, D. I., Serrato, F. B. & Iborra, J. R. (2017). El impacto territorial del uso agrícola y turístico del litoral: evolución de los cambios de uso del suelo en las cuencas litorales del sur de la región de Murcia (1956-2013). *Boletín de la Asociación de Geógrafos Españoles*, núm. 73, pp. 295–311.
- Mas Monsonis, M. (2017). Uso de la teledetección y los SIG en la vigilancia de la calidad del agua: aplicación al Mar Menor.
- Melo, L. H., & Camacho, M. A. (2005). Adaptación de la metodología CORINE Land Cover para Colombia. *Memorias. Semana de Geomática-2005*. Bogotá DC, 1-14.
- Mendoza, L. G., Peña, E. V., Ramírez, M. I., Prieto, J. P., & Galicia, L. (2006). Projecting land use change processes in Sierra Norte of Oaxaca. *Applied Geography*, 26, 276.
- MINAM. (2009). *Mapa de Deforestación de la Amazonia Peruana 2000*. Memoria Descriptiva. Lima, Perú: MINAM.
- MINAM (2014a). *Informe Final del Proyecto: Análisis de las Dinámicas de Cambio de Cobertura de la tierra en la Comunidad Andina*. Dirección General de Ordenamiento Territorial. Lima, Perú: MINAM.
- MINAM. (2014b). *Protocolo: Análisis de las Dinámicas de Cambio de Cobertura de la tierra en la Comunidad Andina*. Dirección General de Ordenamiento Territorial. Lima, Perú: MINAM.
- MINAM. (2014c). *Protocolo: Evaluación de la Exactitud Temática del Mapa de Deforestación*. Dirección General de Ordenamiento Territorial. Lima, Perú: MINAM.
- MINAM. (2015). *Mapa Nacional de Cobertura Vegetal*. Memoria descriptiva. Lima, Perú.
- MINAM (2016). *Ambiente en acción*. Lima, Perú: MINAM.
- Municipalidad Provincial de San Martín. (2013). *Plan de acondicionamiento territorial: Provincia San Martín*. Diagnóstico territorial de la provincia San Martín.
- NASA. (2013). *Landsat 7 Science Data Users Handbook*. EE.UU: NASA.

- Nené-Preciado, A. J., González, G., Mendoza, E. S. & F. A. (2017). Cambio de cobertura y uso de suelo en cuencas tropicales costeras del Pacífico central mexicano, *Investigaciones Geográficas, Boletín del Instituto de Geografía*, 94, 64-81.
- Nepstad, DC, Stickler, CM, Soares-Filho, B., y Merry, F. (2008). *Interacciones entre el uso del suelo, los bosques y el clima en el Amazonas: perspectivas de un punto de inflexión en el bosque a corto plazo*. *Transacciones filosóficas de la Royal Society B: Biological Sciences*, 363 (1498), 1737-1746.
- OIM (Organización Internacional para las Migraciones). (2015). *Migraciones Internas del Perú*. Ed. Aníbal Sánchez Aguilar. Lima, Perú
- Osorio, P., Mas, F., Guerra, F., & Maass, M. (2015), Análisis y modelación de los procesos de deforestación: un caso de estudio en la cuenca del río Coyuquilla, Guerrero, México, *Investigaciones geográficas*, (88), 60-74.
- Olaya, V. (2009). Sistemas de información geográfica. *Cuadernos internacionales de tecnología para el desarrollo humano*, (8), 15.
- Phukan, P., Thakuria, G. & Saikia, R. (2013). Land use land cover change detection using remote sensing and GIS techniques—a case study of Golaghat district of Assam. *International Research Journal of Earth Sciences*, vol. 1, núm. 1, pp. 11–15.
- Pineda Jaimes, N, B., Bosque Sendra, J., Gómez Delgado, M., & Plata Rocha, W, (2009), Análisis de cambio del uso del suelo en el Estado de México mediante sistemas de información geográfica y técnicas de regresión multivariantes: Una aproximación a los procesos de deforestación, *Investigaciones geográficas*, (69), 33-52.
- Ponce, R. (2013). *Mapeo y Análisis de Actores que participan en el Sistema de Turismo de Sauce (Laguna Azul), San Martín*. Proyecto Perú Biodiverso, Lima.
- Pontius, R. G., Shusas, E. y Mceachern, M. (2004). Detecting important categorical land changes while accounting for persistence. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 101(02–3), 251–268.
- Ramankutty, N., Gibbs, H. K., Achard, F., Defries, R., Foley, J. A., & Houghton, R. A. (2007). Challenges to estimating carbon emissions from tropical deforestation. *Global change biology*, 13(1), 51-66.
- Ramírez, J.S. y Zubieta, R. (2005). Análisis regional y comparación metodológica del cambio en la cubierta forestal en la Región Mariposa Monarca Informe Técnico Final. *Instituto de Geografía, UNAM*, 52.
- Rands, M. R., Adams, W. M., Bennun, L., Butchart, S. H., Clements, A., Coomes, D. & Sutherland, W. J. (2010). Biodiversity conservation: challenges beyond 2010. *Science*, 329(5997), 1298-1303.
- Rawat, J. S. y Kumar, M. (2015). Monitoring land use/cover change using remote sensing and GIS techniques: A case study of Hawalbagh block, district Almora, Uttarakhand, India. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 18(1), 77-84.
- Richards, J. A. y Jia, X. (2006). *Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction*. Berlin: Springer.
- Rodríguez V., A. F. (2011). *Metodología para detectar cambios en el uso de la tierra utilizando los principios de la clasificación orientada a objetos, estudio de caso piedemonte de Villavicencio, Meta*. Tesis Doctoral. Universidad Nacional de Colombia.
- Sandoval, M., (Enero–2011). *San Martín en la Noticia: Intensa deforestación padece distrito de Sauce*. Disponible en: [www.sanmartinenlanoticia.blogspot.com/2011/01/intensa-deforestacion-padece-distrito.html](http://www.sanmartinenlanoticia.blogspot.com/2011/01/intensa-deforestacion-padece-distrito.html).
- Santos, J. C. (2007). *Extração de atributos de forma e seleção de atributos usando algoritmos genéticos para classificação de regiões*. Tese de mestrado. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE). Brasil, p.1-102.

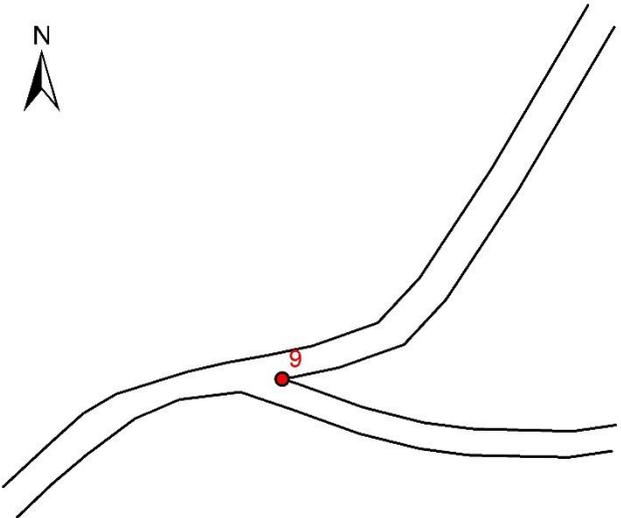
- Sarukhán, J. y Whyte, A. (2005). Ecosystems and human well-being: synthesis (*Millennium Ecosystem Assessment*).
- Schirpke, U., Leitinger, G., Tappeiner, U., & Tasser, E. (2012), SPA-LUCC: Developing land-use/cover scenarios in mountain landscapes, *Ecological Informatics*, 12, 68-76.
- Serra, P., Pons, X. & Saur, D. (2008). Land-cover and land-use change in a Mediterranean landscape: A spatial analysis of driving forces integrating biophysical and human factors. *Applied Geography*, vol. 28, núm. 3, pp. 189–209.
- Soares-Filho, B. S., Nepstad, D. C., Curran, L. M., Cerqueira, G. C., Garcia, R. A., Ramos, C. A., ... & Schlesinger, P. (2006). Modelling conservation in the Amazon Basin. *Nature* 440: 520-523. *Geophysical Research Letters*, 33, L12704.
- Sobrino, J. A., Jiménez-Muñoz, J. C. y Paolini, L. (2004). Land surface temperature retrieval from LANDSAT TM 5. *Remote Sensing of environment*, 90(4), 434-440.
- Story, M. y Congalton, R. G. (1986). Accuracy assessment: a user's perspective. *Photogrammetric Engineering and remote sensing*, 52(3), 397-399.
- Su, C., Fu, B., Lu, Y., Lu, N., Zeng, Y., He, A., & Lamparski, H. (2011), Land use change and anthropogenic driving forces: A case study in Yanhe River Basin, *Chinese Geographical Science*, 21(5), 58.
- Tang, F., Chen, X., Luo, G., Lin, Q., & Liu, H. (2007), A contrast of two typical LUCC processes and their driving forces in oases of arid areas: A case study of Sangong River Watershed at the northern foot of Tianshan Mountains, *Science in China Series D: Earth Sciences*, 50(1), 65-75.
- Thakkar, A. K., Desai, V. R., Patel, A. y Potdar, M. B. (2017). Post-classification corrections in improving the classification of Land Use/Land Cover of arid region using RS and GIS: The case of Arjuni watershed, Gujarat, India. *Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 20, 1, 79–89.
- Union, I. (2014). *Communication from the Commission to the European Parliament, the Council, the European Economic and Social Committee and the Committee of the Regions*. Brussels.
- Universidad Agraria La Molina, Mesa REDD+ de San Martín y Conservación Internacional. (2012). Análisis de cambio de la cobertura forestal de la región San Martín, períodos 2000-2005-2010. Tarapoto, Perú.
- Valera, R. (1960). *Santa biblia*. México: Gema Editores.
- Van der Werf, G. R., Morton, D. C., DeFries, R. S., Olivier, J. G. J., Kasibhatla, P. S., Jackson, R. B., & Randerson, J. T. (2009). CO2 emissions from forest loss (vol 2, pg 737, 2009). *Nature Geoscience*, 2(12), 829-829.
- Vargas G., E. (1992). *Análisis y clasificación del uso y cobertura de la tierra con interpretación de imágenes*. Colombia: IGAC (Instituto Geográfico Agustín Codazzi).
- Velázquez, A., Durán, E., Ramírez, I., Mas, J. F., Bocco, G., Ramírez, G., & Palacio, J. L. (2003). Land use-cover change processes in highly biodiverse areas: the case of Oaxaca, Mexico. *Global Environmental Change*, 13(3), 175-184.
- Voces, (abril-2013). *Congresista Yrupailla presenta proyecto de protección de la laguna de Sauce*. Disponible en: [www.diariovoces.com.pe/4110/congresista-yrupailla-resenta-royecto-de-proteccion-de-la-laguna-sauce](http://www.diariovoces.com.pe/4110/congresista-yrupailla-resenta-royecto-de-proteccion-de-la-laguna-sauce)
- Voces, (septiembre-2015). *San Martín es la tercera región con mayor migración interna*. Disponible en: [www.diariovoces.com.pe/45219/san-martin-tercera-region-mayor-migracion-interna](http://www.diariovoces.com.pe/45219/san-martin-tercera-region-mayor-migracion-interna)

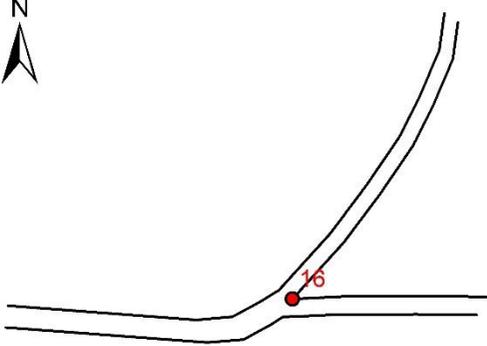
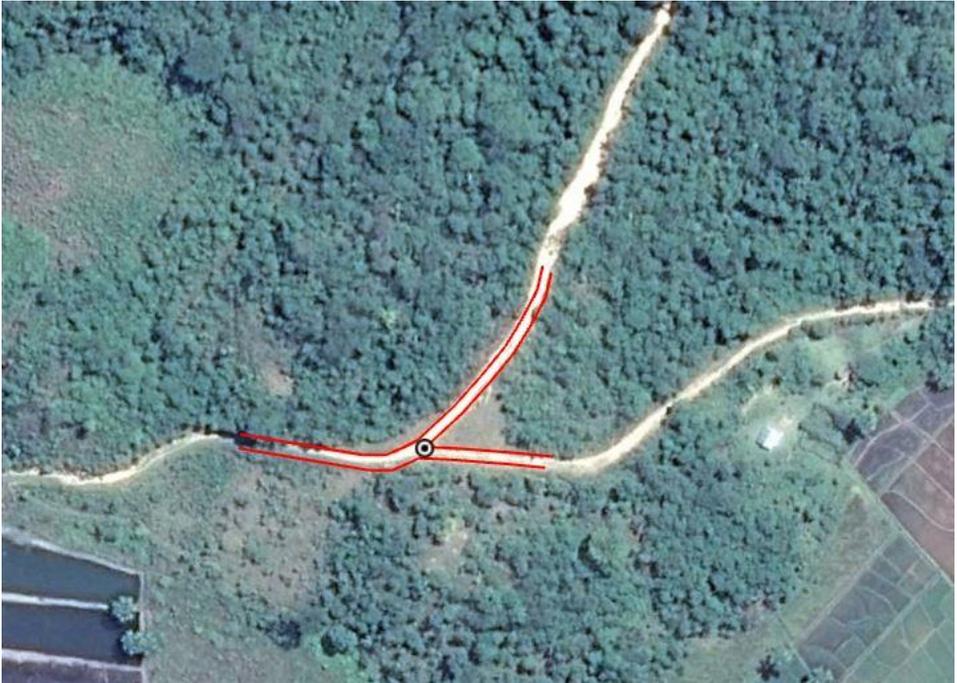
- Werth, D., & Avissar, R. (2002). The local and global effects of Amazon deforestation. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 107(D20).
- Yackulic, C, B., M, Fagan, M, Jain, A, Jina, Y, Lim, M, Marlier, R, Muscarella, P, Adame, R, Defries and M, Uriarte (2011), Biophysical and socioeconomic factors associated with forest transitions at multiple spatial and temporal scales, *Ecology and Society*, 16(3).
- Ysuiza P., A. (2004). *Monitoreo de la deforestación en las provincias de Moyobamba y Rioja de la región de San Martín*. Tesis para optar el Título Profesional de Ingeniero Agrónomo, Facultad de Ciencias Agrarias, Universidad Nacional de San Martín, San Martín, Perú.
- Yu, W., Zang, S., Wu, C., Liu, W., & Na, X, (2011), Analyzing and modeling land use land cover change (LUCC) in the Daqing City, China, *Applied Geography*, 31(2), 600-608.

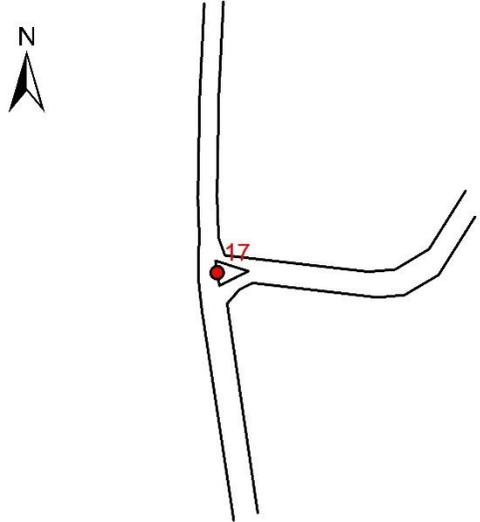
## ANEXOS

### Anexo 1. Ficha GCP para la ubicación y toma de Puntos de control Terrestre

Para temas de ejemplificación solo se muestran tres formatos de los 30 GCP (Anexo 2) con sus respectivas fichas tomadas en campo.

NOMBRE DEL PUNTO	CÓDIGO	DATUM	ZONA UTM
9	0009	WGS-84	18-S
URB. / PUEBLO JOVEN/ AA. HH. / CONJUNTO HABITACIONAL	DISTRITO	PROVINCIA	REGIÓN
NE	Sauce	San Martin	San Martin
	NORTE	ESTE	ALTITUD
	9256312.82 m	362297.76 m	863 msnm
			
DESCRIPCIÓN	<i>Punto ubicado en la intersección de carreteras</i>		

NOMBRE DEL PUNTO	CÓDIGO	DATUM		ZONA UTM
16	0016	WGS-84		18-S
URB. / PUEBLO JOVEN/ AA. HH. / CONJUNTO HABITACIONAL	DISTRITO	PROVINCIA	REGIÓN	
N.E.	Sauce	San Martin	San Martin	
	NORTE	ESTE	ALTITUD	
	9260616.92 m	366308.90 m	718 msnm	
<p><b>Croquis</b></p> 				
DESCRIPCIÓN	<i>Punto ubicado en la intersección de carreteras</i>			

NOMBRE DEL PUNTO	CÓDIGO	DATUM		ZONA UTM
17	0017	WGS-84		18-S
URB. / PUEBLO JOVEN/ AA. HH. / CONJUNTO HABITACIONAL	DISTRITO	PROVINCIA	REGIÓN	
N.E.	Sauce	San Martin	San Martin	
	NORTE	ESTE	ALTITUD	
	9262962.01 m	368484.58 m	630 msnm	
<p><b>Croquis</b></p> 				
DESCRIPCIÓN	<p><i>Punto ubicado en la intersección de carreteras</i></p>			

**Anexo 2. Puntos de Control Terrestre (GCP).**

Id	UTM WGS84			Descripción
	Este	Norte	Altitud	
1	367647	9256072	714 m	Curva de carretera
2	366663	9253361	898 m	Esquina de Calles
3	366794	9258827	612 m	Intersección de Carreteras
4	363798	9257039	692 m	Intersección de Carreteras
5	363934	9257511	671 m	Curva de carretera
6	364335	9258641	638 m	Curva de carretera
7	365484	9260330	615 m	Esquina de Plaza
8	364625	9259651	629 m	Intersección carretera-camino
9	368486	9262962	863 m	Intersección de Carreteras
10	371868	9259782	794 m	Intersección carretera-camino
11	375876	9260418	858 m	Intersección carretera-camino
12	364787	9263955	909 m	Intersección de Carreteras
13	364077	9264580	884 m	Intersección de Carreteras
14	368168	9257444	650 m	Curva de carretera
15	370068	9255980	690 m	Intersección carretera-camino
16	367814	9255020	718 m	Intersección de Carreteras
17	362299	9256314	630 m	Intersección de Carreteras
18	365221	9257297	621 m	Curva de carretera
19	365892	9257474	618 m	Intersección de Carreteras
20	366875	9260020	637 m	Intersección de Carreteras
21	365190	9264858	942 m	Intersección de Carreteras
22	360329	9257125	425 m	Curva de carretera
23	368387	9261579	798 m	Intersección de Carreteras
24	372673	9254588	735 m	Esquina de Calles
25	372031	9255162	715 m	Curva de carretera
26	368313	9257068	676 m	Intersección carretera-camino
27	365539	9256596	628 m	Punta de carretera
28	363816	9255223	615 m	Curva de carretera
29	368563	9264502	902 m	Esquina de Calles
30	368662	9260270	703 m	Curva de carretera

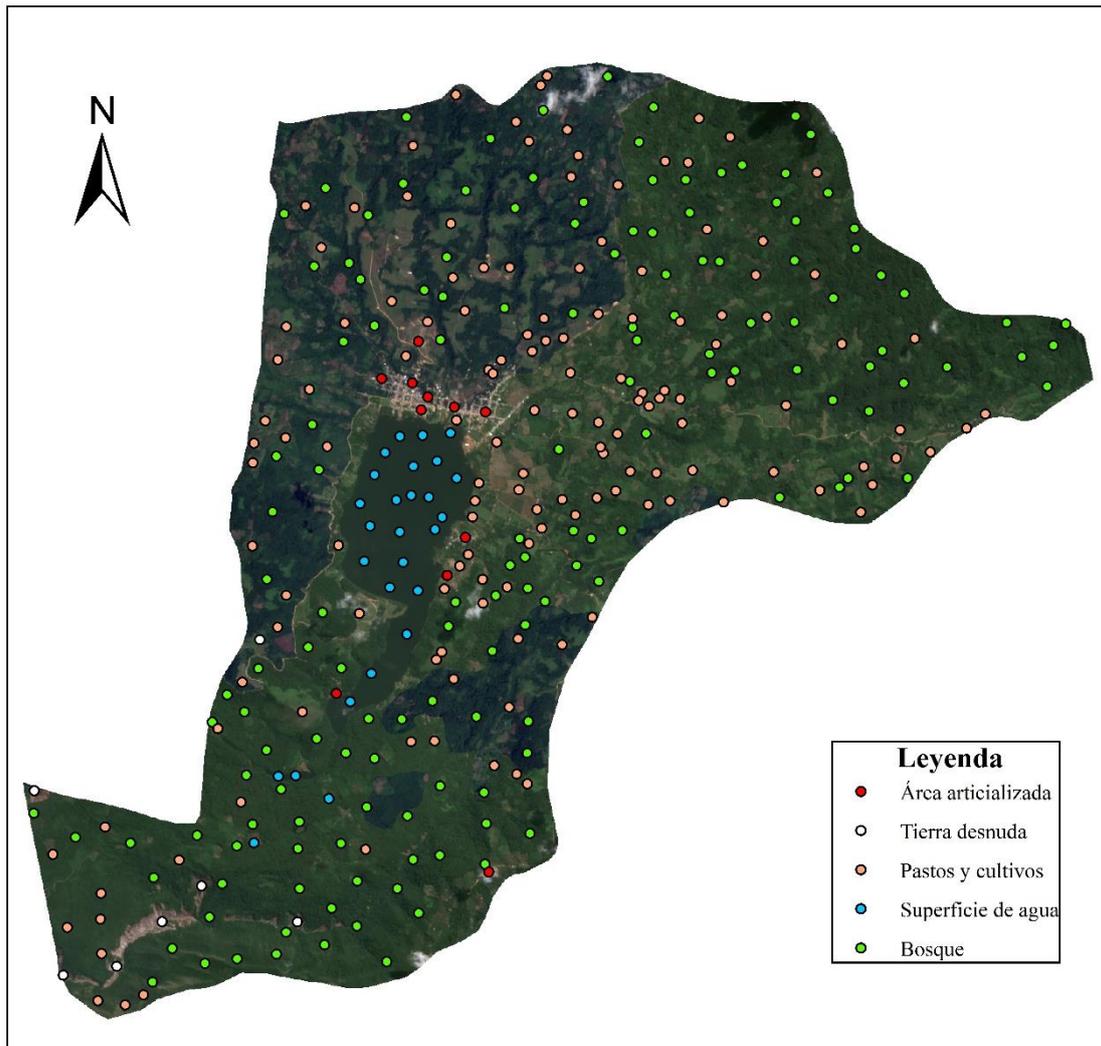
Fuente: Elaboración propia.

**Anexo 3.** Áreas de entrenamiento.

Id	UTM WGS84			Descripción
	Este	Norte	Elevación	
1	365786	9261983	743 m	Bosque
2	364853	9263639	889 m	Bosque
3	362012	9259464	684 m	Bosque
4	372928	9263025	946 m	Bosque
5	374595	9257969	908 m	Bosque
6	372477	9253505	718 m	Bosque
7	369958	9254360	744 m	Bosque
8	365525	9252983	659 m	Bosque
9	365962	9257071	694 m	Bosque
10	364731	9255521	698 m	Bosque
11	365919	9253704	747 m	Bosque
12	362863	9252441	536 m	Bosque
13	361409	9254143	668 m	Bosque
14	368294	9262632	834 m	Pastos y cultivos
15	366511	9258663	613 m	Pastos y cultivos
16	367297	9258139	657 m	Pastos y cultivos
17	368515	9256588	715 m	Pastos y cultivos
18	370804	9257903	701 m	Pastos y cultivos
19	372000	9256818	735 m	Pastos y cultivos
20	368113	9255427	731 m	Pastos y cultivos
21	369528	9254957	747 m	Pastos y cultivos
22	365062	9254573	752 m	Pastos y cultivos
23	366946	9261407	696 m	Pastos y cultivos
24	364620	9259137	647 m	Pastos y cultivos
25	362838	9257743	946 m	Pastos y cultivos
26	365531	9258869	610 m	Superficie de agua
27	364820	9258368	610 m	Superficie de agua
28	365239	9258539	610 m	Superficie de agua
29	365544	9257994	610 m	Superficie de agua
30	365434	9256917	610 m	Superficie de agua
31	364494	9255787	610 m	Superficie de agua
32	365354	9260514	637 m	Área artificializada
33	365539	9260252	635 m	Área artificializada
34	365434	9260416	640 m	Área artificializada
35	365907	9260421	654 m	Área artificializada
36	365844	9260331	650 m	Área artificializada
37	366394	9260098	628 m	Área artificializada
38	366868	9260014	615 m	Área artificializada
39	372680	9254572	749 m	Área artificializada
40	360113	9252208	343 m	Tierra desnuda
41	361840	9252691	388 m	Tierra desnuda
42	363822	9252665	539 m	Tierra desnuda
43	363063	9257717	927 m	Tierra desnuda

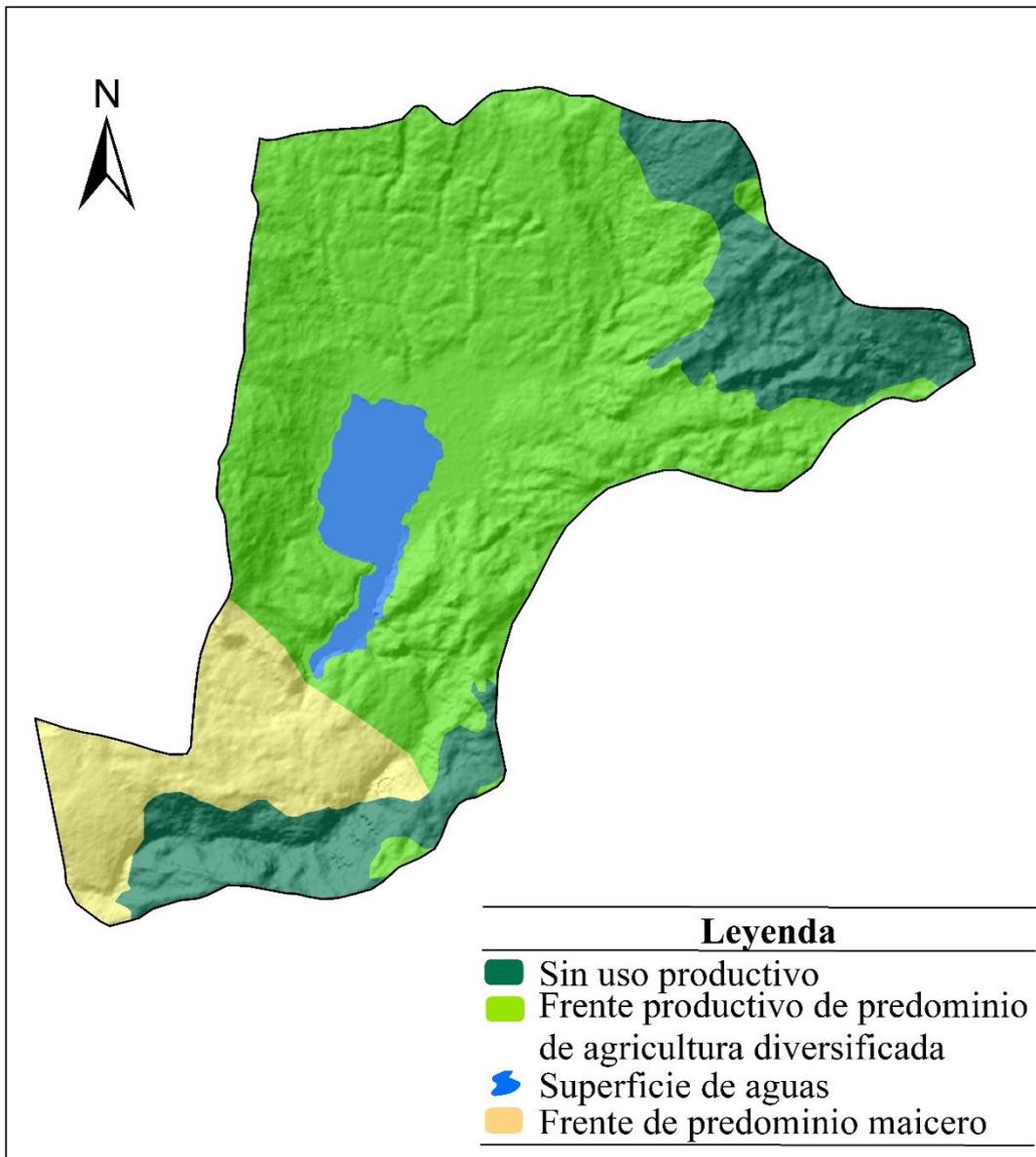
Fuente: Elaboración propia.

#### Anexo 4. Zonas de verificación.



Fuente: Elaboración propia.

**Anexo 5.** Distribución del uso actual del suelo, según la ZEE.



**Anexo 6. Panel fotográfico.**

**Ubicación y toma de Puntos de Control Terrestre (GCP)**



**Fotografía N° 1:** Punto de control tomado en la intersección de dos ingresos a la glorieta de la plaza central de Sauce.



**Fotografía N° 2:** Punto de control tomado en la intersección de carreteras



**Fotografía N° 3:** Punto de control tomado en la intersección de carretera y trocha carrosable



**Fotografía N° 4:** Punto de control tomado en la formación de curva en “U” de carretera.

## Ubicación y toma de Áreas de Entrenamiento



**Fotografía N° 5:** Área de entrenamiento, identificado como cobertura de bosques.



**Fotografía N° 6:** Área de entrenamiento, identificado como cobertura de bosques.



**Fotografía N° 7:** Área de entrenamiento, identificado como cobertura de cultivos.



**Fotografía N° 8:** Área de entrenamiento, identificado como cobertura de cultivos.



**Fotografía N° 9:** Área de entrenamiento, identificado como cobertura de pastos.



**Fotografía N° 10:** Área de entrenamiento, identificado como cobertura de pastos.



**Fotografía N° 11:** Área de entrenamiento, identificado como área artificializada.



**Fotografía N° 12:** Área de entrenamiento, identificado como área artificializada.



**Fotografía N° 13:** Área de entrenamiento, identificado como superficies de agua.



**Fotografía N° 14:** Área de entrenamiento, identificado como tierra desnuda.