

MAPEO Y MONITOREO DE LOS BOSQUES HÚMEDOS AMAZÓNICOS EN EL PERÚ

(Compendio de artículos técnicos y científicos)

MAPEO Y MONITOREO DE LOS BOSQUES HÚMEDOS AMAZÓNICOS EN EL PERÚ

(Compendio de artículos técnicos y científicos)

Editado por:

© Ministerio del Ambiente. Programa Nacional de Conservación de Bosques para la Mitigación del Cambio Climático (PNCBMCC)
Av. 2 de Mayo 1545, 5.º piso, San Isidro. Lima, Perú

Primera edición: julio de 2017
Tiraje: 5000 ejemplares

Hecho el depósito legal en la Biblioteca Nacional del Perú n.º 2017-07749

Todos los derechos reservados de acuerdo con el Decreto Legislativo n.º 822 (Ley sobre el Derecho de Autor).

Diseño e Impresión:

Editorial Roel S. A. C.
Psje. Miguel Valcárcel 361, Urb. Industrial San Francisco, Ate. Lima, Perú
Julio de 2017

Fotografías:

Ministerio del Ambiente
PromPerú
Programa Nacional de Conservación de Bosques para la Mitigación del Cambio Climático
Esta publicación ha sido impresa en papel CYCLUS

Impresión financiada con el Convenio ATNIFP-14403 - PE - Perú/BID



Tabla de contenido

Presentación	9
Capítulo 1: Mapeo de pérdida de bosques húmedos amazónicos del Perú entre los años 2000 y 2011, utilizando métricas multitemporales derivadas de datos Landsat ETM+	13
1. Introducción	15
2. Metodología	16
2.1. Área de estudio	16
2.2. Compilación y creación de insumos satelitales	16
2.2.1. Landsat ETM+	16
2.2.2. MODIS	16
2.2.3. SRTM	16
2.2.4. Métricas	16
2.3. Preprocesamiento	18
2.3.1. Corrección geométrica y proyección	18
2.3.2. Evaluación de la Calidad	18
2.3.3. Normalización de datos	18
2.3.4. Salida de datos	18
2.4. Procesamiento de datos	19
2.4.1. Clasificación de cobertura de bosque y no bosque para el año 2000	19
2.4.2. Clasificación de pérdida de bosques húmedos amazónicos entre los años 2000-2011	20
2.5. Posclasificación	22
2.6. Proceso de validación	22
3. Resultados	22
3.1. Superficie de bosque y no bosque para el año 2000	22
3.2. Pérdida de bosques húmedos amazónicos en el periodo 2000-2011	23
4. Conclusiones	24
Agradecimientos	27
Bibliografía	27



© M. D' Auriol/PROMPERÚ



© O. Lucas

Capítulo 2: Mapeo de cobertura de humedales en los bosques húmedos amazónicos del Perú al año 2011 utilizando datos Landsat ETM+ mediante composición de métricas y modelo de elevación digital	29
1. Introducción	31
2. Metodología	32
2.1. Área de estudio	32
2.2. Compilación y creación de datos satelitales	33
2.2.1. Landsat ETM+	33
2.2.2. MODIS	33
2.2.3. SRTM	33
2.2.4. Métricas	33
2.2.4.1. Métricas basadas en rangos	34
2.3. Preprocesamiento	34
2.3.1. Corrección geométrica y proyección	34
2.3.2. Evaluación de Calidad	34
2.3.3. Normalización de datos	35
2.3.4. Salida de datos	35
2.4. Procesamiento de datos	36
2.4.1. Clasificación de humedales al año 2011	36
3. Resultados	37
3.1. Distribución de los humedales en los bosques húmedos amazónicos	37
3.2. Distribución espacial de los humedales	38
4. Conclusiones	88
Agradecimientos	40
Bibliografía	40
Capítulo 3: Metodología preliminar para la detección y cuantificación temprana de la pérdida de bosques húmedos tropicales del Perú con el uso de Landsat 8	43
1. Introducción	45
2. Metodología	46
2.1. Área de estudio	46
2.2. Datos	46
2.3. Imágenes del satélite Landsat 8	46

2.4. Procesamiento y clasificación de la pérdida de bosques	47
2.5. Verificación de áreas de pérdida de bosques	49
3. Resultados y discusión	51
4. Conclusiones	52
Bibliografía	53
Capítulo 4: Reporte de la pérdida de los bosques húmedos amazónicos 2015	55
1. Introducción	57
2. Metodología	58
2.1. Pérdida de cobertura de bosques húmedos amazónicos en 2001-2015	60
2.2. Resultados departamentales	62
2.3. Análisis de la concentración de la pérdida de cobertura de bosques para el año 2015	67
3. Resultados	69
4. Conclusión	69
5. Próximos pasos	69
Bibliografía	71
Capítulo 5: National satellite-based humid tropical forest change assessment in Peru in support of REDD+ implementation	73
1. Introduction	75
2. Data	76
2.1. Landsat data	78
2.2. Topography data	78
2.3. RapidEye data	78
3. Methods	78
3.1. Landsat data processing	79
3.2. Change detection	80
3.3. Gross forest loss attribution by year and disturbance agent	81
3.4. Sample-based area estimation and map validation	81
4. Results	83
4.1. Gross forest cover loss	83
4.2. Annual and sub-national gross forest cover loss	84
4.3. Disturbance types	86
5. Discussion	87
6. Conclusion	91
Acknowledgments	92
Appendix. Technical details of estimation of forest loss and accuracy	92
References	97
Capítulo 6: Humid tropical forest disturbance alerts using Landsat data	101
1. Introduction	103
2. Study area	106
3. Data	106
4. Methods	107
5. Results and discussion	111
6. Conclusion	115
Acknowledgments	117
References	117



Presentación

Conociendo nuestros bosques

La generación oportuna de datos, información y conocimientos, a partir de un sólido soporte metodológico, constituye un elemento indispensable para la planificación e implementación de políticas públicas.

En el caso particular de nuestros bosques, conocer de manera precisa la extensión de su cobertura, sus cambios, así como los procesos asociados a su deforestación y degradación, tiene una importancia capital para la toma de decisiones que permitan enfrentar de manera integral esta problemática, asegurar su conservación y la provisión de los bienes y servicios que brindan para la vida.

En ese sentido, desde la creación del Programa Nacional de Conservación de Bosques para la Mitigación del Cambio Climático del Ministerio del Ambiente (PNCBMCC-MINAM), una de nuestras principales tareas ha sido el diseño e implementación de procesos metodológicos con un alto nivel científico, para absolver estas dudas mediante el mapeo y monitoreo de nuestros bosques.

Para ello hemos tenido como aliados a diversas entidades de carácter científico y de reconocido prestigio a nivel mundial, como la Universidad de Maryland de los Estados Unidos (EE. UU.) y la Organización del Tratado de Cooperación Amazónica (OTCA). Como resultado de este esfuerzo, el Perú cuenta ahora con información científica sobre la cobertura y pérdida de sus bosques húmedos amazónicos, que es difundida de manera oficial.

Esta información es empleada para el desarrollo de acciones de planificación en el ámbito nacional, regional y local, relacionadas con la reducción de la deforestación, degradación y cambio de uso de los bosques. Asimismo, es utilizada en la generación de reportes nacionales y regionales que dan cuenta de los avances y resultados del cumplimiento de los compromisos internacionales del país en materia de lucha contra la pérdida de bosques, en un contexto de cambio climático.

Además, la ciudadanía tiene acceso libre a toda esta información a través de GEOBOSQUES, una plataforma impulsada por el Programa Bosques. Este portal también brinda el servicio de alerta temprana automatizada ante casos de deforestación, y en tiempo casi real, a gestores y usuarios del bosque.

En paralelo, y reconociendo la importancia de impulsar la investigación y el debate académico en el país, hemos participado activamente, en calidad de autores y/o coautores, en la elaboración de artículos y presentación de conferencias sobre el mapeo y monitoreo de bosques, en los que analizamos los avances, valoramos los logros y trazamos los enormes desafíos que todavía tenemos por delante. Estos artículos han sido presentados en prestigiosas revistas y en congresos internacionales, donde han sido reconocidos por su gran aporte técnico y científico.

La publicación que tiene entre sus manos reúne por primera vez estos artículos, con el objetivo de promover un mejor entendimiento de estos procesos en favor de la conservación de nuestros bosques, así como propiciar el diálogo y debate, y contribuir a la generación de información y conocimiento oportuno.

Esperamos que esta primera publicación sea un ejemplo de cómo, desde el Estado, la investigación científica puede ser aplicada eficientemente para contribuir a solucionar problemas específicos de nuestra realidad, como la pérdida de nuestros bosques, mediante la generación de información de calidad y el acceso libre a esta por parte de los ciudadanos.

CÉSAR AUGUSTO CALMET DELGADO

Coordinador ejecutivo

Programa Nacional de Conservación de Bosques
para la Mitigación del Cambio Climático
Ministerio del Ambiente



Pérdida de bosques en zonas de humedales en Rioja, departamento de San Martín, con fines de expansión de cultivos de arroz.

© R. Vivanco



Maapeo de pérdida de bosques húmedos amazónicos del Perú entre los años 2000 y 2011, utilizando métricas multitemporales derivadas de datos Landsat ETM+

Artículo publicado en las memorias del XVI Simposio Internacional SELPER 2014 - "La Geoinformación al servicio de la sociedad" (Medellín, Colombia). 29 de septiembre al 3 de octubre de 2014.

Mapeo de Pérdida de bosques húmedos amazónicos del Perú entre los años 2000 y 2011, utilizando métricas multitemporales derivadas de datos Landsat ETM+

C. Vargas Gonzáles^a, E. Rojas Baez^a, D. Castillo Soto^b, V. Espinoza Mendoza^b, A. Calderón-Urquiza Carbone^b, R. Giudice Granados^a, N. Málaga Durán^a, B. Zutta Salazar^a, P. Potapov^c, M. Hansen^c, J. Dempewolf^c, E. Mendoza Rojas^d

^a Proyecto REDD+ Ministerio del Ambiente. Av. 2 de Mayo 1545, 5.º piso, San Isidro, Lima.

^b Programa Nacional de Conservación de Bosques. Av. 2 de Mayo 1545, 5.º piso, San Isidro, Lima.

^c Department of Geographical Sciences, University of Maryland, 2181 LeFrak Hall, College Park, MD - United States

^d Conservación Internacional Perú, Av. 2 de Mayo 741, Miraflores, Lima.

E-mail: cvargas@minam.gob.pe

Resumen. En este artículo se presenta el proceso seguido por el proyecto REDD+ MINAM (Ministerio del Ambiente del Perú) en la cuantificación de pérdida de bosques húmedos amazónicos entre los años 2000 y 2011, que tiene como objetivo analizar las tendencias históricas y las causas de la deforestación, así como evaluar los potenciales escenarios futuros de pérdida de bosques que informa REDD+ (Reducción de Emisiones por Deforestación y Degradación de los Bosques) en Perú.

El proyecto REDD+ MINAM aplica una metodología basada en un análisis exhaustivo, semiautomático de los datos Landsat Enhanced Thematic Mapper (ETM+) para Perú. La metodología genera compuestos de imágenes libres de nubes, con los que originan más de 500 métricas multitemporales, lo que aumenta la capacidad de discriminación con respecto a un análisis multiespectral tradicional. Se desarrollaron dos mapas: (1) Mapa de Bosque/Bosque para el año 2000, y (2) Mapa de Pérdida de Bosques entre los años 2000 y 2011.

La metodología de clasificación se basa en un algoritmo de árbol de decisión y demostró ser una herramienta con alta capacidad de discriminación, que clasifica de manera eficiente la cobertura de bosques y la pérdida de bosques para el periodo en estudio.

Abstract. In this paper we present the process followed by the REDD+ MINAM project (Ministry of Environment of Peru) to quantify forest cover loss in the Peruvian Amazon between the years 2000 and 2011, which aims to analyze historical trends and drivers of deforestation, as well as to assess potential future scenarios of forest loss to report on the REDD+ (Reducing Emissions from Deforestation and Forest Degradation) process in Peru. The REDD+ MINAM project is applying a methodology based on an exhaustive, semi-automated analysis of the Landsat Enhanced Thematic Mapper (ETM+) archive for Peru. The methodology chooses the highest quality, cloud-free pixels of each Landsat and generates more than 500 multi-temporal metrics, which increases the discrimination capacity relative to that of traditional multispectral analysis. Two maps were independently developed: (1) forest cover map for 2000 (primary forest) and (2) forest cover loss map between 2000 and 2011. The classification methodology is based on a decision tree algorithm. The methodology proved to be a tool with high discrimination capacity, which efficiently classifies forest cover and forest cover loss for the study period.

Palabras clave. Landsat ETM+, bosque primario, detección de cambios, métricas multitemporales

Keywords. Landsat ETM+, Primary Forest, Detection of changes, Multitemporal metric



1. Introducción

El mecanismo de reducción de emisiones derivadas de la deforestación y degradación forestal, así como el rol de conservación de los bosques, el manejo forestal sostenible y las mejoras en las reservas de carbono forestal en países en desarrollo (REDD+) son herramientas de lucha contra la deforestación, que busca reducir las emisiones derivadas de las actividades del ser humano en los bosques.

Uno de los componentes de la Estrategia REDD+ Nacional en el Perú es el Sistema de Monitoreo, Medición, Reporte y Verificación (MRV) de las emisiones de origen antrópico relacionadas con los bosques, absorción por sumideros, reservas forestales de carbono y cambios en la superficie forestal. Nuestro estudio tiene como objetivo principal cuantificar la cobertura forestal para el año 2000 y la pérdida de este entre el periodo 2000-2011; esta información será utilizada para la construcción de un escenario de línea de base de deforestación y analizar las tendencias y causas de la deforestación en el Perú.

Los bosques amazónicos representan un alto potencial para la fijación y reservas de carbono. El monitoreo de bosques tropicales utiliza datos del satélite Landsat que ya han sido reportados (Broich *et al.*, 2011; INPE, 2002; Killeen *et al.* 2007; P. Potapov *et al.* 2012). Sin embargo, el principal limitante de este tipo de datos es la presencia de cobertura nubosa, problema que está siendo superado con la utilización de los mejores píxeles de todas las escenas Landsat ETM+ disponibles para el periodo en estudio.

Esta metodología emplea más de 11 000 escenas Landsat ETM+, tomadas entre el periodo 1999 y 2011 para todo el territorio peruano; y ya fue aplicada en la República Democrática del Congo (P. Potapov *et al.* 2012). Además, utiliza como información de entrada las bandas 3, 4, 5, 7; el *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI); el *Normalized Burn Ratio* (NBR) y más de 500 métricas o variables estadísticas creadas con la utilización de las bandas mencionadas anteriormente.

La toma de muestras se realiza de manera manual en el entorno del módulo Focus de PCI. Las muestras tomadas para la generación del Mapa de Bosque-No bosque para el año 2000 consideró al bosque primario como clase bosque y las áreas de bosque secundario, suelo, núcleos urbanos, vías de comunicación, herbazales como clase no bosque. Para el Mapa de Pérdida de Bosques Húmedos Amazónicos entre los años 2000-2011 se crearon muestras de pérdida en las áreas donde se dio una reducción de la cobertura de bosques con respecto al año 2000 y las muestras de no pérdida se realizaron en las áreas donde no hubo pérdida de cobertura de bosques. El algoritmo de clasificación está basado en árboles de decisiones y las métricas fueron desarrolladas por el Departamento de Geografía de la Universidad de Maryland, de Estados Unidos.

2. Metodología

2.1. Área de estudio

El área de estudio está enfocada en los bosques húmedos amazónicos del Perú, cuyo límite fue definido en el Mapa de Cobertura Vegetal del Perú y donde se calcula una superficie aproximada de 78 500 000 ha, que corresponden al 53,7 % del territorio nacional (Ministerio del Ambiente-MINAM, 2009).

2.2. Compilación y creación de insumos satelitales

2.2.1. Landsat ETM+

Para el mapeo de cobertura de bosque y la pérdida del bosque húmedo amazónico se utilizaron imágenes Landsat ETM+, tomadas entre los años 1999 y 2011, disponibles en el *Earth Resources Observation and Science Center* (EROS) del Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS, por sus siglas en inglés).

El archivo de imágenes para todo el Perú comprende 11 654 escenas, con un porcentaje de nubes de hasta un 80 %. Las escenas utilizadas tienen un nivel de procesamiento L1T. Solo las bandas 3, 4, 5 y 7 fueron normalizadas y utilizadas para la generación de métricas, como se muestra en la tabla 1.

Bandas Landsat	Rango Espectral (μm)
Band 1 (blue)	0,452-0,518
Band 2 (green)	0,528-0,609
Band 3 (red)*	0,626-0,693
Band 4 (NIR)*	0,776-0,904
Band 5 (SWIR)*	1,567-1,784
Band 6 (Thermal)	10,45-12,42
Band 7 (SWIR)*	2,097-2,349

Tabla 1. Bandas espectrales en imágenes Landsat (* -incluidas en las series métricas).

2.2.2. MODIS

Un compuesto de diez años, calculado de una serie temporal de dieciséis días de MODIS (producto MOD44C), fue utilizado para la normalización de las imágenes Landsat ETM+.

2.2.3. SRTM

Los datos de altitud y pendiente del *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM), de la *National Aeronautics and Space Administration* (NASA), fueron añadidos como información adicional para la clasificación. Asimismo, se utilizaron los datos mejorados del SRTM, disponibles en el CGIAR-CSI (<http://srtm.csi.cgiar.org>), a 90 metros de resolución espacial. Finalmente, los datos de elevación del SRTM fueron reproyectados al sistema Sinusoidal, para luego ser remuestreados a 30 metros de pixel. La información de altitud y pendiente fue incluida en la base de datos para la clasificación.

2.2.4. Métricas

El análisis de la serie temporal de imágenes Landsat ETM+ utiliza las métricas multitemporales (DeFries, *et al.* 1995, Hansen, *et al.* 2008), las cuales permiten la detección del cambio de forma precisa durante once años de observaciones. El conjunto de datos utilizado para las métricas

pasó por un control de calidad (ver ítem 2.3.2.) y fue almacenado en cuadrantes de 2000 píxeles por lado, obteniéndose 458 cuadrantes para la superficie total del país.

Las métricas multitemporales *First* (año 2000) y *Last* (año 2011) muestran un compuesto de las primeras observaciones libres de nubes para el comienzo de año 2000 y la última observación libre de nubes para el año 2011. Cuando no hubo píxeles óptimos en estos años, se seleccionaron píxeles de los años vecinos después de 2000 o antes de 2011. También se eligieron las tres mejores observaciones (píxeles) para los años 2000 y 2011; si no hubo píxeles óptimos en estos años, se seleccionaron píxeles de los años vecinos. A partir de estas tres observaciones se generó la media y mediana para las bandas 3, 4, 5, 7, NDVI y NBR; estos datos mostraron ser menos sensibles al ruido.

Las composiciones de imágenes cercanas a 2000 y 2011 fueron construidas a partir de cinco observaciones libres de nubes, correspondientes a fechas cercanas al 15 de julio para cada año. Estas composiciones son únicamente para presentaciones visuales y no fueron incluidas dentro del conjunto de datos utilizados para la clasificación, como se puede observar en la figura 1.

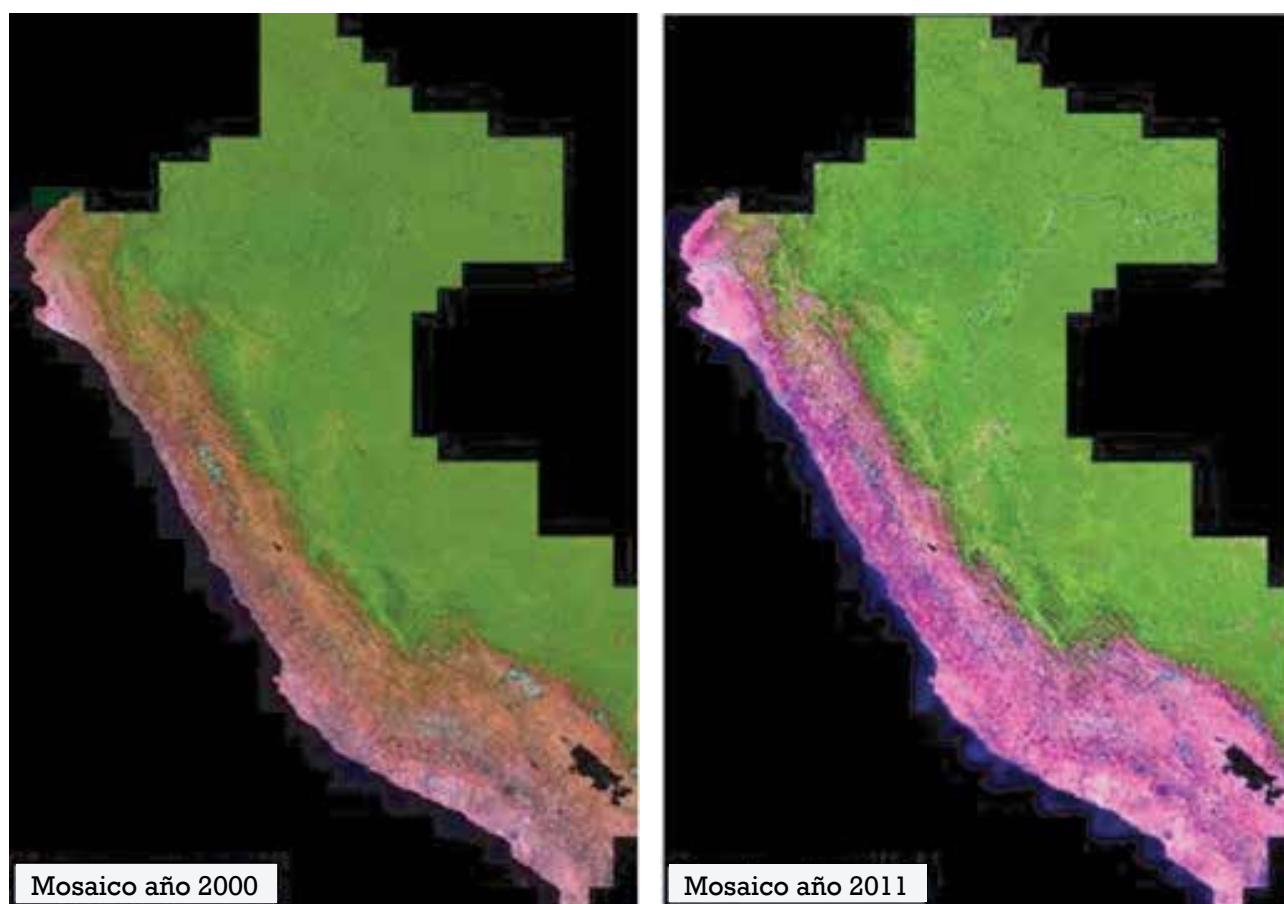


Figura 1. Muestra el promedio de las cinco mejores vistas para los años 2000 y 2011.

Con el conjunto de datos tomados entre 2000 y 2011, se obtuvieron métricas que representan el mínimo, máximo, desviación estándar, los percentiles 10 %, 25 %, 50 %, 75 % y 90 % de las bandas 3, 4, 5, 7, NDVI, NBR y los valores medios de reflectancia para los percentiles seleccionados (máx.-10 %, 10-25 %, 25-50 %, 75-90 %, 90 %-máx., mín.-máx., 10-90 %, y los intervalos de 25-75 %). Estas métricas fueron utilizadas principalmente en la clasificación de pérdida del bosque húmedo amazónico.

2.3. Preprocesamiento

2.3.1. Corrección geométrica y proyección

Como se mencionó anteriormente, el producto Landsat ETM+ es el L1T, el cual se caracteriza por estar rectificado geométricamente y libre de distorsiones relacionadas con el sensor, y ser procesado por la USGS EROS. Las escenas Landsat ETM+ vienen en el sistema de proyección UTM y fueron reproyectadas a la proyección sinusoidal (meridiano central -60 'W).

2.3.2. Evaluación de la Calidad

Para la Evaluación de la Calidad (EC) se utilizaron todas las bandas espectrales y se hizo un análisis pixel por pixel, para el cual se usó un grupo de modelos de detección de nubes, sombras, neblina atmosférica y agua. Los umbrales empleados en estos modelos fueron seleccionados a partir del análisis previo de un grupo de escenas Landsat ETM+ y luego aplicados al total de la información satelital utilizada. Finalmente, el modelo basado en árboles de decisiones identificó los píxeles con mayor probabilidad de estar libres de nubes, según el método descrito por Potapov *et al.* (2012).

2.3.3. Normalización de datos

Las escenas Landsat ETM+ tienen variaciones de reflectancia debido a la anisotropía de la superficie y a las distintas condiciones atmosféricas en que las imágenes fueron tomadas. Para corregir estos problemas se utilizaron imágenes MODIS, con las que se realizó una composición libre de nubes de más de diez años de los productos derivados de este tipo de imágenes (Reflectancia de superficie y Temperatura de brillo).

Para la normalización de los datos Landsat ETM+ se utilizó como datos fuente el producto MOD44C de MODIS, que es producido por la Universidad de Maryland (Carroll *et al.* 2010); y se calculó una media del sesgo entre la reflectancia de superficie de MODIS y el nivel digital de Landsat ETM+ para cada banda espectral sobre el terreno dentro de la máscara de normalización (usado para ajustar los valores de reflectancia de las imágenes Landsat ETM+). Para excluir las nubes, sombras de nubes y áreas que representan un rápido cambio de cobertura del suelo, se incluyeron en la máscara de normalización solo los píxeles con diferencia de reflectancia MODIS-Landsat ETM+ debajo de 0,05. Y para remover los efectos de la anisotropía de superficie combinados con las variaciones en la visión y geometría solar, el sesgo de reflectancia fue modelado con el uso de un ángulo de exploración como variable independiente:

$$p_{norm} = p - (A * \text{scan} + B)$$

donde A y B son coeficientes derivados del modelo y scan relaciona el ángulo de exploración de Landsat ETM+ (exploración, grados) con el sesgo de la reflectancia Landsat-MODIS. La normalización radiométrica se realizó independientemente para cada banda espectral e imagen Landsat ETM+.

2.3.4. Salida de datos

Para facilitar el procesamiento de métricas, la reflectancia normalizada ha sido reducida a un rango de canal de datos de 8 bits y usa un factor de escala (*g*):

$$DN = p * g + 1$$

El valor del factor *g* fue seleccionado independientemente para cada banda, con el fin de mantener el rango dinámico de cada banda específica (tabla 2).

Banda Landsat	g
Band 3 (Red)	508
Band 4 (NIR)	254
Band 5 (SWIR)	363
Band 7 (SWIR)	423

Tabla 2. Coeficiente de reajuste (*g*).

Además de las bandas de reflectancia, dos índices fueron calculados y añadidos al conjunto de métricas:

$$B3/B4 \text{ ratio (NDVI)} = ((B4-B3)/(B4+B3))*100+100$$

$$B4/B5 \text{ ratio (NBR)} = ((B4-B5)/(B4+B5))*100+100$$

2.4. Procesamiento de datos

En esta etapa se evaluaron los criterios para la creación de áreas de entrenamiento y la posterior clasificación de coberturas.

2.4.1. Clasificación de cobertura de bosque–no bosque para el año 2000

El mapeo de cobertura de bosque para el año 2000 se realizó a partir de la creación de áreas de entrenamiento, las cuales fueron realizadas de forma manual y basadas en interpretación visual (brillo-color-textura). Como base para la creación de muestras se utilizó la combinación RGB543, que se caracteriza por mostrar, en la mayoría de casos, en tonos verde oscuro la cobertura forestal en estado maduro y en verde brillante la vegetación en crecimiento; los suelos tienen colores variados debido a su composición química, textura y contenido de humedad, y en su mayoría presentan tonos rosáceos, fucsias o rojizos. En el caso del agua, las tonalidades son negras y azuladas. Ver figura 2.

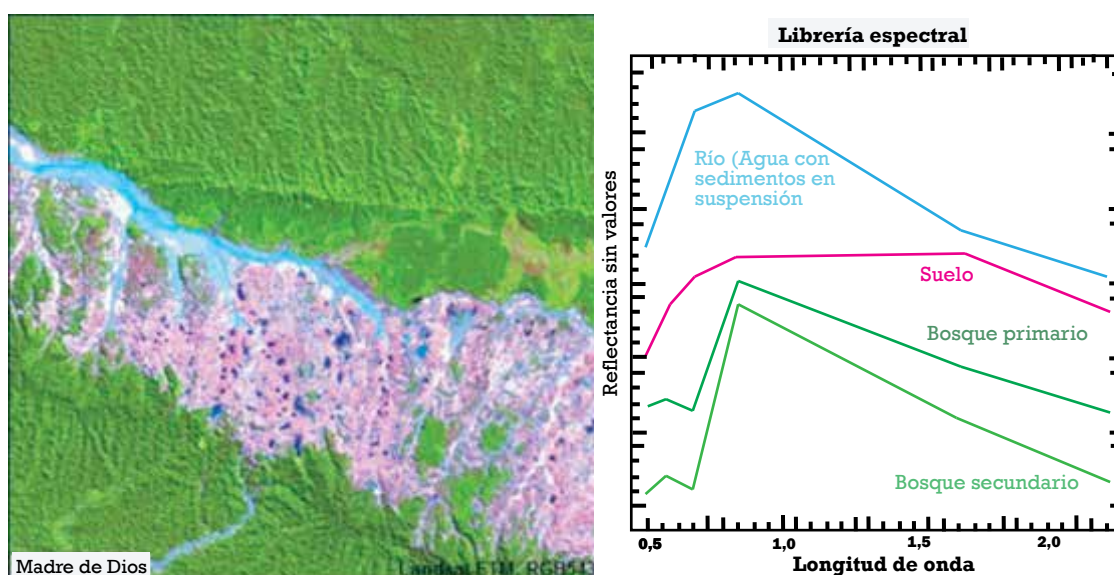


Figura 2. Muestra la combinación RGB543 y las firmas espectrales de agua, suelo y bosques. En la imagen se aprecian claramente las diferencias de brillo-color-textura entre los distintos tipos de materiales; las firmas espectrales señalan las distintas características de absorción y reflectividad que poseen estos materiales. En los casos específicos de bosque primario y bosque secundario, se caracterizan por tener alta reflectividad en la banda 4; también se puede ver que los bosques secundarios tienen mayor reflectividad que los bosques primarios, esta diferencia permite su discriminación.

El clasificador permite crear dos tipos de muestras de entrenamiento (bosque-no bosque). Las muestras de entrenamiento de bosque fueron tomadas en áreas con presencia de bosque primario (bosque ribereño, bosque de terrazas, bosque de colinas y lomadas, bosque de pacales, aguajales, bosque de varillales); mientras que las de entrenamiento de no bosque se tomaron en áreas con presencia de bosque secundario, herbazales, sabana hidrofítica, áreas de cultivo, presencia de suelo, área urbana, infraestructura. Ver figura 3.



Figura 3. Las imágenes muestran la combinación RGB543 (izquierda) y las muestras de bosque y no bosque tomadas manualmente (derecha).

Finalmente, se realizó la clasificación digital de los datos con la utilización de un algoritmo que está basado en un árbol de decisiones (bagged decision trees). Se obtuvieron buenos resultados a partir de la décima iteración (hay que tomar en cuenta que se realizaron un total de quince iteraciones). La información fue presentada para su evaluación visual a un panel de expertos, los cuales identificaron problemas de omisión/comisión en algunos pacales, aguajales y herbazales. Estos problemas serán resueltos en la versión final del mapa.

2.4.2. Clasificación de pérdida de bosques húmedos amazónicos entre los años 2000- 2011

La clasificación de pérdida de bosques húmedos amazónicos tuvo dos tipos de muestras de entrenamiento: pérdida y no pérdida. Las primeras se enfocaron en las áreas que muestran pérdida de cobertura de bosques, siguiendo los criterios que se detallan en la tabla 3.

Data 2000	Data 2011	Clasificación
Bosque primario	Bosque secundario/suelo/ áreas de cultivo/otros	Pérdida
Bosque primario	Lecho de río	Pérdida

Tabla 3. Criterios para la creación de muestras de entrenamiento en el Mapa de Pérdida 2000-2011.

Las muestras se realizaron de forma manual, tuvieron como base los mosaicos de imágenes Landsat ETM+ del año 2000 (*First*), 2011 (*Last*) y la métrica Avmax90, que muestra la mayor presencia de suelo en todo el periodo de estudio y una composición de cambio.

La composición de cambio se realizó cruzando la banda 5 de la métrica Avmax90 y la banda 5 de la métrica *first* del año 2000, de ella se obtuvo una imagen donde los tonos rojos muestran algún tipo de cambio entre las coberturas de ambos años. Esta imagen fue utilizada como refe-

rencia para la creación de las muestras de entrenamiento, las cuales fueron distribuidas en todo el ámbito de estudio, como se observa en la figura 4.

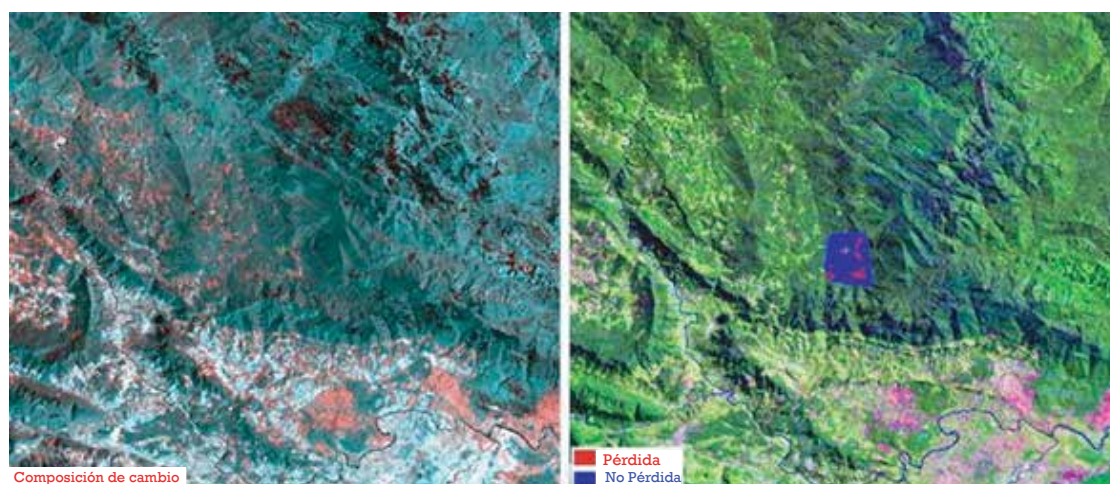


Figura 4. La composición de cambio R: Avmax90, G: Banda 5 2000, B: Banda 5 2000, en la que resaltan las áreas de cambio en tonos rojos. Basados en esa imagen y tras verificar si el cambio correspondía a pérdida de bosque, se procedió a realizar las muestras.

El proceso de clasificación fue similar al utilizado en el mapeo de bosque-no bosque, con la realización de quince iteraciones, de la misma manera que en el proceso de clasificación de bosque-no bosque. Una vez que se tuvo la capa de pérdida de cobertura entre los años 2000-2011, se aplicó un algoritmo que identifica el año en que sucedió la pérdida (ver figura 5). Esto es posible porque se tienen los datos de las fechas de adquisición de cada pixel. Posteriormente, se evaluó el producto para proceder a realizar una edición manual.

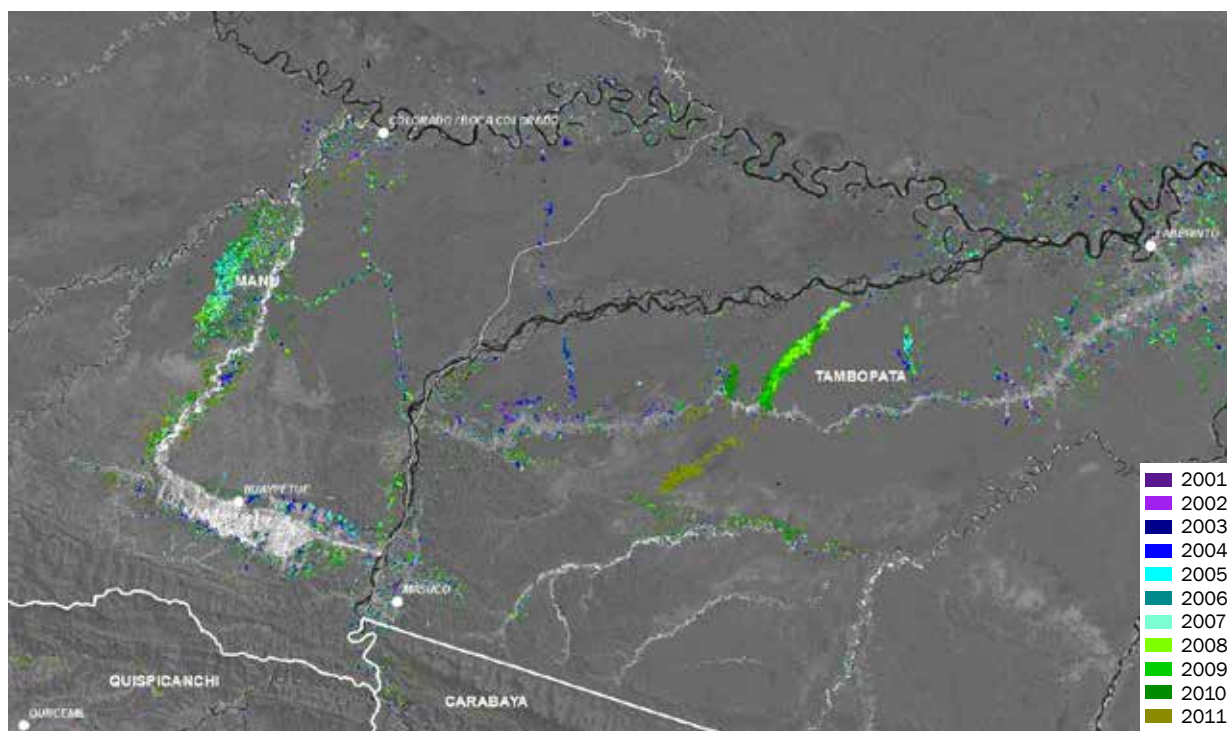


Figura 5. La imagen muestra los resultados del cambio (pérdida) de cobertura forestal en un sector de la provincia de Manu, en el departamento de Madre de Dios. Este cambio de cobertura de debe principalmente a la expansión de la minería informal.

2.5. Posclasificación

La información preliminar, generada a partir de la clasificación semiautomática, fue presentada a un panel de expertos el día 8 de abril del año 2013, en el auditorio del Ministerio del Ambiente (MINAM). La reunión contó con la presencia de representantes de diversas instituciones del Estado, como: MINAM, MINAGRI, OTCA, SERNANP, UNALM.

El panel de expertos evaluó visualmente la capa de bosque del año 2000, e identificó los distintos tipos de cobertura vegetal existentes en la Amazonía y algunos problemas de omisión/comisión en áreas principalmente cubiertas por aguajales, pacales y herbazales. Estas áreas fueron corregidas mediante procesos digitales y edición manual.

2.6. Proceso de validación

Para el proceso de validación del Mapa de Bosque-No bosque del año 2000 y cambio en la cobertura forestal se utilizó un método estratificado aleatorio: se dividió el área en estudio en dos estratos: áreas con mayor probabilidad de pérdida y áreas con menor probabilidad de pérdida. A partir de estos estratos se generaron aleatoriamente 30 cuadrículas de 12 x 12 km y en cada se identificaron 100 puntos al azar; adicionalmente, se adquirieron imágenes RapidEye del año 2011 para las treinta cuadrículas.

Se utilizaron 3000 puntos para la validación y la interpretación fue realizada con imágenes Landsat 5 TM y 7 ETM+ del año 2000 vs imágenes RapidEye de 2011. Con esta información se obtuvo la siguiente matriz de confusión:

Bosque	Pérdida de bosque	Pérdida de bosque	Total	Exactitud usuario (%)	Error comisión (%)
Bosque	99,30	32,93	95,26	97,89	2,11
Pérdida de bosque	0,70	67,07	4,74	86,15	13,85
Total	100,00	100,00	100,00		
Exactitud Productor	99,30	67,07		Exactitud global (%)	
Error Omisión (%)	0,7	32,93			97,33

Tabla 1. Matriz de confusión.

3. Resultados

La información generada fue recortada en base al límite de bosques húmedos amazónicos derivado del Mapa de Cobertura Vegetal (MINAM, 2009). A partir de estos datos se calculó el área de las capas temáticas.

3.1. Superficie de bosque y no bosque para el año 2000

La superficie de bosque es de 70 928 238 ha; la de no bosque, 5 989 852 ha; y la de ríos: 1 395 906 ha. Ver tabla 5.

Cobertura	Superficie Área (Ha)	Porcentaje
Bosque 2000	70 928 238	90,6 %
No bosque 2000	5 989 852	7,6 %
Ríos 2000	1 395 906	1,8 %
Total	78 313 996	100,0 %

Tabla 5. Superficie (ha) de bosque, no bosque y ríos para el año 2000.

3.2. Pérdida de bosques húmedos amazónicos en el periodo 2000-2011

El área total de pérdida de cobertura de bosques entre los años 2000 y 2011 fue de 1 172 648 ha. Ver tabla 6.

Cobertura	Superficie Área (ha)	Porcentaje
Bosque 2011	69 611 561	88,9 %
No bosque 2011	5 817 720	7,4 %
Pérdida de Bosques	1 172 648	1,5 %
Ríos 2011	1 712 067	2,2 %
Total	78 313 996	100,0 %

Tabla 6. Superficie de pérdida de cobertura de bosques entre el periodo 2000-2011.

El promedio de pérdida anual de cobertura de bosques húmedos amazónicos para los once años analizados es de 106 604 hectáreas, equivalente al 0,15 % de la superficie de bosques húmedos amazónicos (figura 6).

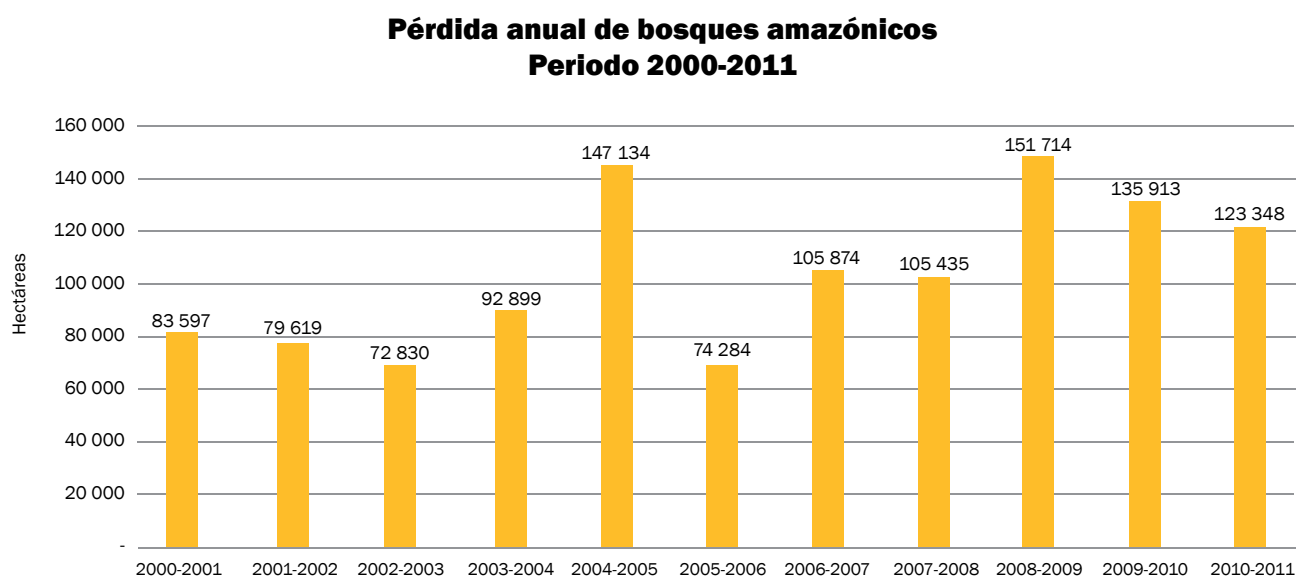


Figura 6. Superficie de pérdida anual de bosques húmedos amazónicos entre el periodo 2000-2011.

4. Conclusiones

Sobre los resultados

La superficie de bosques húmedos amazónicos en el año 2000 era de 70 928 238 ha, que representaban el 55 % del territorio nacional.

La superficie de pérdida de bosques húmedos amazónicos entre los años 2000-2011 fue de 1 172 648 ha, lo que equivale a 1,5 % del total del área de bosques húmedos amazónicos.

La tasa promedio anual de pérdida de bosques húmedos amazónicos para el periodo en estudio (2000-2011) fue de 0,15 %, es decir, 106 604 ha. Sin embargo, si se toman como referencia los últimos cinco años, esta tasa se incrementa en 0,18 %, que es igual a 124 457 ha. Y si se observan solo los últimos tres años, aumenta en 0,2 %, equivalente a 136 992 ha.

Los datos de pérdida anual de bosques presentan una elevada desaparición de masa forestal en el año 2005. En ese período ocurrió una sequía intensa en gran parte de la Amazonía, corroborada por estudios de la propia NASA (<http://www.jpl.nasa.gov/news/news.php?releases=2013-025>), que propició una mayor disminución de cobertura boscosa.

La información de pérdida anual de bosques húmedos amazónicos podrá ser utilizada para analizar los factores directos e indirectos que influenciaron la pérdida de cobertura de bosques.

Los valores obtenidos en la matriz de confusión indican que los resultados del mapeo de pérdida de bosques húmedos amazónicos muestran alto grado de exactitud.

Sobre la metodología empleada

Los resultados obtenidos han demostrado que la metodología propuesta por la Universidad de Maryland fue eficaz y eficiente en el mapeo de cobertura de bosque-no bosque y la pérdida de cobertura de bosque en el periodo 2000-2011.

Los productos Landsat ETM L1T tienen buena correlación espacial entre escenas de distintas fechas; esto permitió trabajar con el total de imágenes Landsat ETM L1T disponibles para todo el territorio peruano, sin tener la necesidad de hacer una corrección geométrica a los datos utilizados.

La normalización de datos Landsat ETM+ a valores de reflectancia con la utilización de datos MODIS permitió tener una información de reflectancia uniforme entre todas las imágenes utilizadas; este procedimiento hizo posible realizar la clasificación de coberturas a nivel nacional y hacer un mapeo a nivel nacional.

La utilización de métricas permitió tener un gran paquete de información de entrada para la clasificación y, por consiguiente, una mayor capacidad de discriminación y una mejor identificación de las coberturas objetivo.

El proceso de creación de muestras de entrenamiento, realizado a partir de la interpretación visual, es un paso fundamental y está directamente ligado a la calidad de los resultados.

La presentación de resultados preliminares al panel de expertos fue esencial para el reconocimiento de distintos tipos de cobertura vegetal y la identificación de áreas mapeadas erróneamente.

El proceso de edición digital y manual permitió levantar las observaciones identificadas en la reunión con el panel de expertos, lográndose afinar y mejorar los resultados obtenidos.



Zona deforestada en el departamento de Ucayali.
© Cooperación JICA-Perú



Agradecimientos

El proyecto REDD+ MINAM agradece a las cooperantes KfW Entwicklungsbank, Silva Carbon, Forest Carbon Markets and Community (FCMC), Conservation International y Fundación Gordon & Betty Moore.

Bibliografía

Broich, M., Hansen, M. C., Stolle, F., Potapov, P. V., Margono, B. A., & Adusei, B. (2011). Remotely sensed forest cover loss shows high spatial and temporal variation across Sumatera and Kalimantan, Indonesia 2000-2008. *Environmental Research Letters*, 6/1, doi:10.1088/1748-9326/6/1/014010.

Carroll, M., Townshend, J. R. G., Hansen, M. C., DiMiceli, C., Sohlberg, R., & Wurster, K. (2010). Vegetative cover conversion and vegetation continuous fields. In B. Ramachandran.

C. Justice, & M. Abrams (Eds.), *Land remote sensing and global environmental change: NASA's EOS and the science of ASTER and MODIS*. New York: Springer.

DeFries, R., Hansen, M., & Townshend, J. (1995). Global discrimination of land cover types from metrics derived from AVHRR pathfinder data. *Remote Sensing of Environment*, 54, 209-222.

Hansen, M. C., Roy, D. P., Lindquist, E., Adusei, B., Justice, C. O., & Altstatt, A. (2008). A method for integrating MODIS and Landsat data for systematic monitoring of forest cover and change and preliminary results for Central Africa. *Remote Sensing of Environment*, 112, 2495-2513.

INPE [Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais]. (2002). Deforestation estimates in the Brazilian Amazon. São José dos Campos: INPE. Available at: <http://www.obt.inpe.br/prodes/>

Killeen, T. J., Calderón, V., Soria, L., Quezada, B., Steininger, M. K., Harper, G., Solórzano, L. A., & Tucker, C. J. (2007). Thirty years of land-cover change in Bolivia. *Ambio*, 36 (7), 600-606.

MINAM [Ministerio del Ambiente del Perú]. (2009). Mapa de Cobertura Vegetal del Perú. Disponible en <http://www.minam.gob.pe>

NASA [National Aeronautics and Space Administration]. *Landsat 7 Science Data Users Handbook*. Available at: <http://landsathandbook.gsfc.nasa.gov/>

Potapov, P., Turubanova, S., Hansen, M., Adusei, B., Broich, M., Altstatt, A., Mane, I., & Justice, C. (2012). Quantifying forest cover loss in Democratic Republic of the Congo, 2000-2010, with Landsat ETM+ data. *Remote Sensing of Environment*, 112, 106-116.



Vista aérea de Tambopata, Madre de Dios.
© R. Vivanco

An aerial photograph of a vast, dense Amazonian forest. The canopy is a mix of vibrant green and yellowish-green, indicating different tree species or perhaps a seasonal change. A wide, dark brown river flows through the lower portion of the image, its banks covered in thick vegetation. The perspective is from a high altitude, looking down on the forest.

Mapecto de cobertura

de humedales en los bosques húmedos
amazónicos del Perú al año 2011, utilizando
datos Landsat ETM+ mediante composición
de métricas y modelo de elevación digital

Artículo publicado en las memorias del XVI Simposio Internacional SELPER 2014 - "La Geoinformación al servicio de la sociedad" (Medellín, Colombia). 29 de septiembre al 3 de octubre de 2014.

Maapeo de cobertura de humedales en los bosques húmedos amazónicos del Perú al año 2011, utilizando datos Landsat ETM+ mediante composición de métricas y modelo de elevación digital

E. Rojas Baez^a, C. Vargas Gonzáles^a, D. Castillo Soto^b, R. Giudice Granados^a, N. Málaga Durán^a, B. Zutta Salazar^a, P. Potapov^c, M. Hansen^c, J. Dempewolf^c

^a Proyecto REDD+ Ministerio del Ambiente. Av. 2 de Mayo 1545, 5.º piso, San Isidro, Lima.

^b Programa Nacional de Conservación de Bosques. Av. 2 de Mayo 1545, 5.º piso, San Isidro, Lima.

^c Department of Geographical Sciences, University of Maryland, 2181 LeFrak Hall, College Park, MD – United States

E-mail: erojas@minam.gob.pe

Resumen. En este trabajo se cuantificó el área y la distribución geográfica de los humedales en el ámbito de los Bosques Húmedos Amazónicos del Perú al año 2011. Se utilizó una metodología basada en el análisis exhaustivo y semiautomatizado de las imágenes Landsat Enhanced Thematic Mapper (ETM+), de archivos para el Perú. La metodología permite seleccionar los píxeles libres de nubes de cada imagen, a partir de los cuales se generan más de 500 métricas multitemporales (mínima, máxima, valores percentiles), a las que se suman métricas generadas a partir del modelo de elevación digital (SRTM), lo que aumenta la capacidad de discriminación con respecto al análisis multiespectral tradicional.

El resultado de este estudio fue de 6 082 037 ha de humedales en la Amazonía del Perú para el año 2011. Dicho análisis se realizó como parte de la clasificación de las seis clases de uso de la tierra, propuestas por el IPCC para el desarrollo de inventarios nacionales de gases de efecto invernadero para la categoría AFOLU (*Agriculture, Forestry and Other Land Uses*), así como para el posterior análisis de cambio de uso de la tierra y emisiones de gases de efecto invernadero correspondientes.

Abstract. In this study we quantified the area and geographic distribution of wetlands within the Peruvian Amazon in 2011. We used a methodology based on an exhaustive and semiautomatic analysis of Landsat Enhanced Thematic Mapper (ETM+), which allows to select the pixels without cloud cover from each image. From these images, over 500 multi-temporal metrics are generated (e.g. minimum, maximum, percentiles), to which other DEM (SRTM) metrics are added to enhance the discrimination capacity relative to a traditional multispectral analysis. We found a total area of 6,08 million hectares of wetlands within the Peruvian Amazon by 2011. This study is part of a major effort to classify the 6 IPCC land-use classes (forest land, cropland, grassland, wetland, settlements, and other land) and to assess land-use changes for developing the national greenhouse gases inventory for the Agriculture, Forestry and Other Land Uses category (AFOLU).

Palabras clave. Landsat ETM+, bosque primario, detección de cambios, métricas multitemporales

Key words. Landsat ETM+, Primary Forest, Detection of changes, Multitemporal metrics



1. Introducción

El mecanismo de reducción de emisiones derivadas de la deforestación y degradación forestal y el rol de la conservación de los bosques, el manejo forestal sostenible y las mejoras en las reservas de carbono forestal en países en desarrollo (REDD+) es uno.

Uno de los componentes de la Estrategia REDD+ Nacional en el Perú es el Sistema de Monitoreo, Medición, Reporte y Verificación (MRV) de las emisiones de origen antrópico relacionadas con los bosques, absorción por sumideros, reservas forestales de carbono y cambios en la superficie forestal. El presente estudio tiene como objetivo principal cuantificar los humedales en el ámbito de los Bosques Húmedos Amazónicos del Perú al año 2011, información que será utilizada como insumo para generar un mapa de uso actual de la tierra, considerando las categorías del IPCC, la construcción de un escenario de referencia y el monitoreo de cambio de uso de la tierra para los bosques húmedos amazónicos.

En el Perú, la cobertura total del ámbito de los bosques amazónicos cubre 78 313 996 ha (MINAM, 2009), lo que representa un alto potencial para la fijación y reservas de carbono. La cobertura de humedales comprende tierras cubiertas o saturadas por agua durante la totalidad o parte del año y que no entran en la categoría de tierras forestales, tierras agrícolas, pastizales o asentamientos —Eggleston, H. S., Buendía, L., Miwa, K., Ngara, T., & Tanabe, K. (eds). IPCC 2006, *2006 IPCC Guidelines for National Greenhouse Gas Inventories, Prepared by the National Greenhouse Gas Inventories Programme*. Japón. IGES.

El principal limitante de este tipo de datos es la presencia de cobertura nubosa, problema que se ha superado con la utilización de la metodología propuesta por la Universidad de Maryland: el empleo de más de 11 000 imágenes Landsat ETM, tomadas en el periodo 1999-2011 para todo el territorio del Perú. Este método ya fue aplicado a un estudio global (<http://www.global-forestwatch.org/>) y usa como información de entrada las bandas 3, 4, 5, 7, el SRTM, el NDVI, el NBR y más de 500 métricas o variables estadísticas creadas con la utilización de las bandas mencionadas anteriormente.

La toma de muestras se realiza de manera manual en el entorno del módulo Focus de PCI; las muestras tomadas para la generación del Mapa de Humedales para el año 2011 consideró a los aguajales como principal cobertura vegetal.

Los humedales están entre los ecosistemas más valiosos del planeta porque albergan una gran biodiversidad. Y además brindan muchas funciones relacionadas con los recursos hídricos, como: ser fuentes naturales de agua, reguladores del ciclo hidrológico y del clima, zonas de descarga y recarga de acuíferos, barreras naturales contra las inundaciones y la intrusión marina en los acuíferos costeros, entre otras. El conocimiento de las demandas ecológicas de agua en los humedales es de vital importancia para incluir a estos ecosistemas en una gestión integrada de los recursos hídricos.

Estos humedales están dominados por asociaciones vegetales de palmeras, entre las que sobresale por su abundancia y dominancia la especie *Mauritia flexuosa* “aguaje” sobre otras, tales como, *Mauritiella* sp. “aguajillo”, *Euterpe precatoria* “huasaí”, *Jessenia bataua* “ungurahui”, *Oenocarpus mapora*, *Socratea exorrhiza* “huacrapona”, *Astrocaryum huicungo* “huicungo”, *Scheelea cephalotes* “shapaja”, *Bactris* sp. “ñejía”, *Phytelephas* sp. “puma yarina” etc. Se incluyen algunos árboles adaptados al hidromorfismo, tales como: *Hevea* sp., *Ficus* sp., *Triplaris* sp., *Inga* sp., *Ormosia coccinea*, *Virola* sp., *Iryanthera* sp., *Drypetes amazónica*, *Pseudolmedia laevigata*, *Duguetia latifolia*, *Sapium laurifolium*, *Buchenavia* sp., *Macrolobium* sp., *Genipa americana*, etc.

El algoritmo de clasificación está basado en árboles de decisiones y también fue desarrollado por el Departamento de Geografía de la Universidad de Maryland.

2. Metodología

2.1. Área de estudio

El área de estudio está enfocada en los Bosques Húmedos Amazónicos del Perú, cuyo límite fue definido en el Mapa de Cobertura Vegetal del Perú y donde se calcula una superficie aproximada de 78 500 000 ha, que corresponden al 53,7 % del territorio nacional (Ministerio del Ambiente – MINAM, 2009).



Figura 1. Límite de los bosques húmedos amazónicos del Perú.

2.2. Compilación y creación de datos satelitales

2.2.1. Landsat ETM+

Para el mapeo de cobertura de humedales se utilizaron imágenes Landsat ETM+, tomadas entre los años 1999 y 2011, disponibles en el *Earth Resources Observation and Science Center* (EROS) del Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS, por sus siglas en inglés). El archivo de imágenes para todo el Perú comprende 11 654 escenas, con un porcentaje de nubes de hasta un 80 %. Las escenas utilizadas tienen un nivel de procesamiento L1T. Solo las bandas 3, 4, 5 y 7 fueron normalizadas y utilizadas para la generación de métricas (tabla 1).

Bandas Landsat	Rango Espectral (µm)
Band 1 (blue)	0,452-0,518
Band 2 (green)	0,528-0,609
Band 3 (red)*	0,626-0,693
Band 4 (NIR)*	0,776-0,904
Band 5 (SWIR)*	1,567-1,784

Tabla 1. Bandas espectrales en imágenes Landsat (* -incluidas en las series métricas).

2.2.2. MODIS

Un compuesto de diez años, calculado de una serie temporal de dieciséis días de MODIS (producto MOD44C), fue utilizado para la normalización de las imágenes Landsat ETM+.

2.2.3. SRTM

Los datos de altitud y pendiente del *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM) de la NASA fueron añadidos como información adicional para la clasificación. Asimismo, se utilizaron los datos mejorados del SRTM, disponibles en el CGIAR-CSI (<http://srtm.csi.cgiar.org>), a 90 metros de resolución espacial. Finalmente, los datos de elevación del SRTM fueron reproyectados al sistema sinusoidal, para luego ser remuestreados a 30 metros de pixel. La información de altitud y pendiente fue incluida en la base de datos para la clasificación.

2.2.4. Métricas

Las métricas *Last* (año 2011) muestran un compuesto de los mejores píxeles a lo largo del año. Los seleccionados fueron priorizados desde el mes de diciembre hasta el mes de enero. También se eligieron las tres mejores observaciones (píxeles) de 2011; cuando se dio el caso que no hubo píxeles óptimos en esos años, se seleccionaron píxeles de los años vecinos. A partir de esas tres observaciones se generó la media y mediana para las bandas 3, 4, 5, 7, NDVI y NBR; estos datos mostraron ser menos sensibles al ruido y fueron utilizados para el análisis visual y la evaluación del producto.

Para la clasificación de los humedales de los Bosques Húmedos Amazónicos del Perú se utilizó la métrica *Last* (año 2011), puesto que ese año es considerado como la línea base para el monitoreo del uso de suelo para los bosques húmedos amazónicos. Ver figura 1.



Figura 2. Muestra el promedio de las cinco mejores vistas para el año 2011.

2.2.4.1. Métricas basadas en rangos

Para este proceso metodológico se priorizaron métricas basadas en los datos de altitud y pendiente del *Shuttle Radar Topography Mission* de la NASA (maxcurv, mincurv, planconv, profconv, reldem1000, reldem10000, reldem15000, reldem2000, reldem20000, reldem5000, rmse y slope-degree). Otras métricas se basaron en rangos que utilizaron los datos de reflectancia de las bandas tomadas de 2011. El conjunto de métricas representa la reflectancia mínima, máxima y selecciona los valores percentiles del 10 %, 25 %, 50 %, 75 % y 90 % para todo el período de observación (2011). También representan los valores medios de reflectancia para los percentiles seleccionados (máx.-10 %, 10-25 %, 25-50 %, 75-90 %, 90 %-máx., mín.-máx., 10-90 % y los intervalos de 25-75 %).

2.3. Preprocesamiento

2.3.1. Corrección geométrica y proyección

Como se mencionó anteriormente, el producto Landsat ETM+ utilizado es el L1T, procesado por la USGS EROS. Se caracteriza por estar rectificado geométricamente y libre de distorsiones relacionadas con el sensor. Las escenas Landsat ETM+ vienen en el sistema de proyección UTM y fueron re proyectadas a la proyección sinusoidal (meridiano central -60 °W).

2.3.2. Evaluación de la Calidad

Para la Evaluación de la Calidad (EC) se utilizaron todas las bandas espectrales y se hizo un análisis pixel por pixel; para ello se usó un grupo de modelos de detección de nubes, sombras, neblina atmosférica y agua. Los umbrales utilizados en estos modelos fueron seleccionados a partir del análisis previo de un grupo de escenas Landsat ETM+ y después aplicados al total de la información satelital utilizada. Finalmente, el modelo basado en árboles de decisiones identificó los pixeles con mayor probabilidad de estar libres de nubes, según el método descrito por Potapov et al. (2012).

2.3.3. Normalización de datos

Las escenas Landsat ETM+ tienen variaciones de reflectancia debido a la anisotropía de la superficie y a las distintas condiciones atmosféricas en que las imágenes fueron tomadas. Para corregir estos problemas se utilizaron imágenes MODIS, con las que se realizó una composición libre de nubes de más de diez años de los productos derivados de este tipo de imágenes (Reflectancia de superficie y Temperatura de brillo).

La normalización de los datos Landsat ETM+ fue realizada usando como datos fuente el producto MOD44C de MODIS, que es producido por la Universidad de Maryland (Carroll et al. 2010). Se calculó una media del sesgo entre la reflectancia de superficie de MODIS y el nivel digital de Landsat ETM+ para cada banda espectral sobre el terreno dentro de la máscara de la normalización, usado para ajustar los valores de reflectancia de las imágenes Landsat ETM+.

Para excluir las nubes, sombras de nubes y áreas que representan un rápido cambio de cobertura del suelo, se incluyeron en la máscara de normalización solo los píxeles con diferencia de reflectancia MODIS-Landsat ETM+ debajo de 0,05. Y para remover los efectos de la anisotropía de superficie combinados con las variaciones en la visión y geometría solar, el sesgo de reflectancia fue modelado con el uso de un ángulo de exploración como variable independiente:

$$p_{\text{norm}} = p - (A * \text{scan} + B)$$

donde A y B son coeficientes derivados del modelo y relacionan el ángulo de exploración de Landsat ETM+ (exploración, grados) con el sesgo de la reflectancia Landsat-MODIS. La normalización radiométrica se realizó independientemente para cada banda espectral e imagen Landsat ETM+.

2.3.4. Salida de datos

Para facilitar el procesamiento de Métricas, la reflectancia normalizada ha sido reducida a un rango de canal de datos de 8 bits y usa un factor de escala (**g**):

$$DN = p * g + 1$$

El valor del factor **g** fue seleccionado independientemente para cada banda, con el fin de mantener el rango dinámico de cada banda específica (tabla 2).

Banda Landsat	g
Band 3 (Red)	508
Band 4 (NIR)	254
Band 5 (SWIR)	363
Band 7 (SWIR)	423

Tabla 2. Coeficiente de reajuste (**g**).

Además de las bandas de reflectancia, dos índices fueron calculados y añadidos al conjunto de métricas:

$$B3/B4 \text{ ratio (NDVI)} = ((B4-B3)/(B4+B3))*100+100$$

$$B4/B5 \text{ ratio (NBR)} = ((B4-B5)/(B4+B5))*100+100$$

2.4. Procesamiento de datos

En esta etapa se evaluaron los criterios para la creación de áreas de entrenamiento y la posterior clasificación de humedales.

2.4.1. Clasificación de humedales al año 2011

El mapeo de los humedales amazónicos para el año 2011 se realizó a partir de la creación de áreas de entrenamiento, las cuales fueron realizadas de forma manual y basadas en interpretación visual (brillo-color-textura). Para la creación de muestras se utilizó la combinación RGB543, que se caracteriza por mostrar colores en verde oscuro (humedales con gran presencia de vegetación), fucsia (humedales con existencia de herbazales) y morado (humedales con gran presencia de material orgánico en los suelos). La diferencia de tonos se debe a la reflectividad que tiene la clorofila en la banda 4 de la imagen Landsat ETM+ y a la presencia de masas de agua.

En esta combinación y con un realce lineal, la cobertura boscosa presenta un color amarillo oscuro muy diferente del de las zonas húmedas, que tienen tonos variados debido a su composición química, textura y gran contenido de humedad; ver figura 3.



Figura 3. Muestra humedales con una imagen *rapid eye* y *landsat 7*.

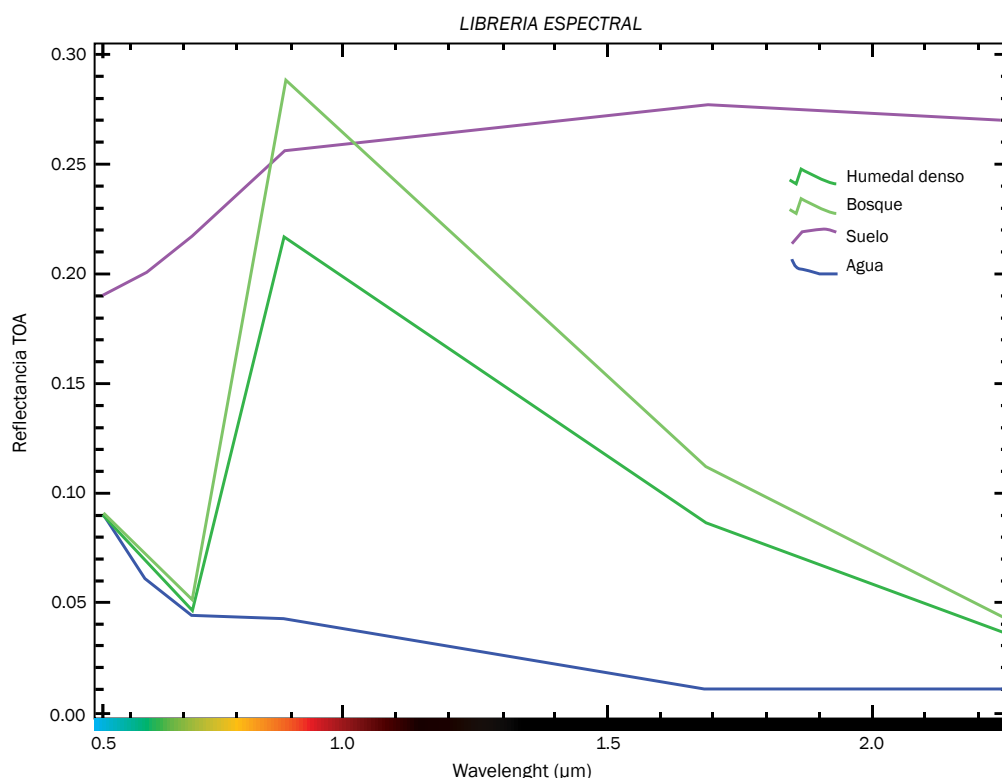


Figura 4. Se aprecian firmas espectrales de los tipos de coberturas.

Figuras 3 y 4. Muestran la combinación en 321 y 543, así como las firmas espectrales de agua, bosques, humedales y suelos. La imagen señala claramente las diferencias de brillo-color-textura entre los distintos tipos de coberturas; y las firmas espectrales muestran las distintas características de absorción y reflectividad que poseen estas coberturas. Los casos específicos de humedales amazónicos y bosque se caracterizan por tener alta reflectividad en la banda 4, a diferencia del suelo y del agua; esta particularidad es usada para su discriminación.

El clasificador permite crear dos tipos de muestras de entrenamiento (humedales-no humedales). Las muestras de entrenamiento de humedales fueron tomadas en áreas con aguajales y varillales; mientras que las de entrenamiento de no humedales en áreas con presencia de bosque primario, bosque secundario, herbazales, áreas de cultivo, presencia de suelo, área urbana, infraestructura. Ver figura 5.

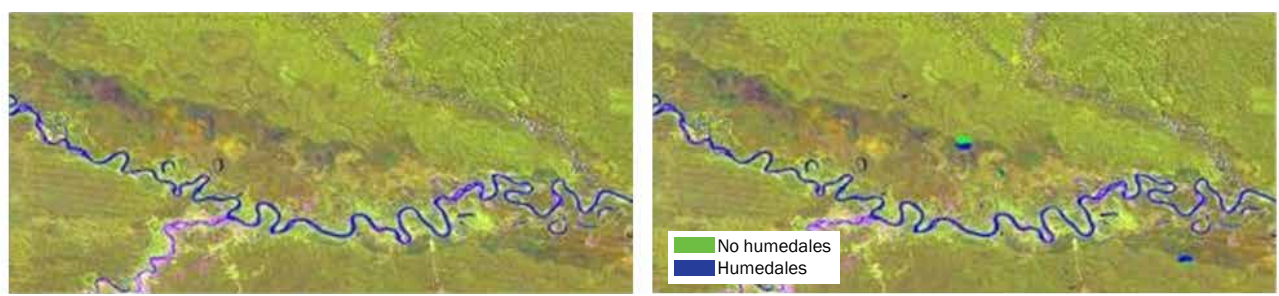


Figura 5. En ambas imágenes se aprecia la combinación RGB543 y la segunda señala las muestras de humedales y no humedales tomadas manualmente.

Humedales	No Humedales
Aguajales, Varillales	Bosque Primario, Bosque secundario, Centros poblados, Cuerpo de agua, Pacales

Tabla 3. Leyenda descriptiva.

Finalmente, se realizó la clasificación digital de los datos con la utilización de un algoritmo que está basado en un árbol de decisiones (*bagged decision trees*). Se obtuvieron resultados óptimos a partir de la quinta iteración.

3. Resultados

Para obtener estos resultados se utilizaron como límite los bosques húmedos amazónicos (MINAM, 2009) tal y como se muestran en la figura 1.

3.1. Distribución de los humedales en los bosques húmedos amazónicos

Se encontraron 6 316 731 ha de humedales, distribuidas en las 78 500 000 ha de bosques húmedos del Perú, las cuales corresponden al 8 % del mismo. Estos se encuentran distribuidos las regiones políticas del Perú. Ver tabla 3.


Departamento	Hectáreas	Porcentaje
AMAZONAS	23 728	0,4
AYACUCHO	296	0,0
CAJAMARCA	83	0,0
CUSCO	637	0,0
HUANCAVELICA	0	0,0
HUÁNUCO	8 804	0,1
JUNÍN	887	0,0
LA LIBERTAD	0	0,0
LORETO	5 982 549	94,7
MADRE DE DIOS	143 430	2,3
PASCO	1 537	0,0
PIURA	0	0,0
PUNO	10 673	0,2
SAN MARTÍN	51 433	0,8
UCAYALI	92 672	1,5
TOTAL	6 316 731	100,0

Tabla 4. Distribución de los humedales en las regiones del Perú.

3.2. Distribución espacial de los humedales

En la distribución espacial se observó que Loreto tiene 5 982 549 ha, que corresponden al 94,7 % de los humedales en los Bosques Húmedos Amazónicos del Perú. Gran parte de ellos conforman el Abanico del Pastaza, que es considerado un sitio Ramsar (humedal de importancia internacional); le sigue Madre de Dios, con 143 430 ha, que corresponden al 2,3 % de los humedales del país.



 Área de aguajales en el departamento de Madre de Dios.
 © R. Vivanco

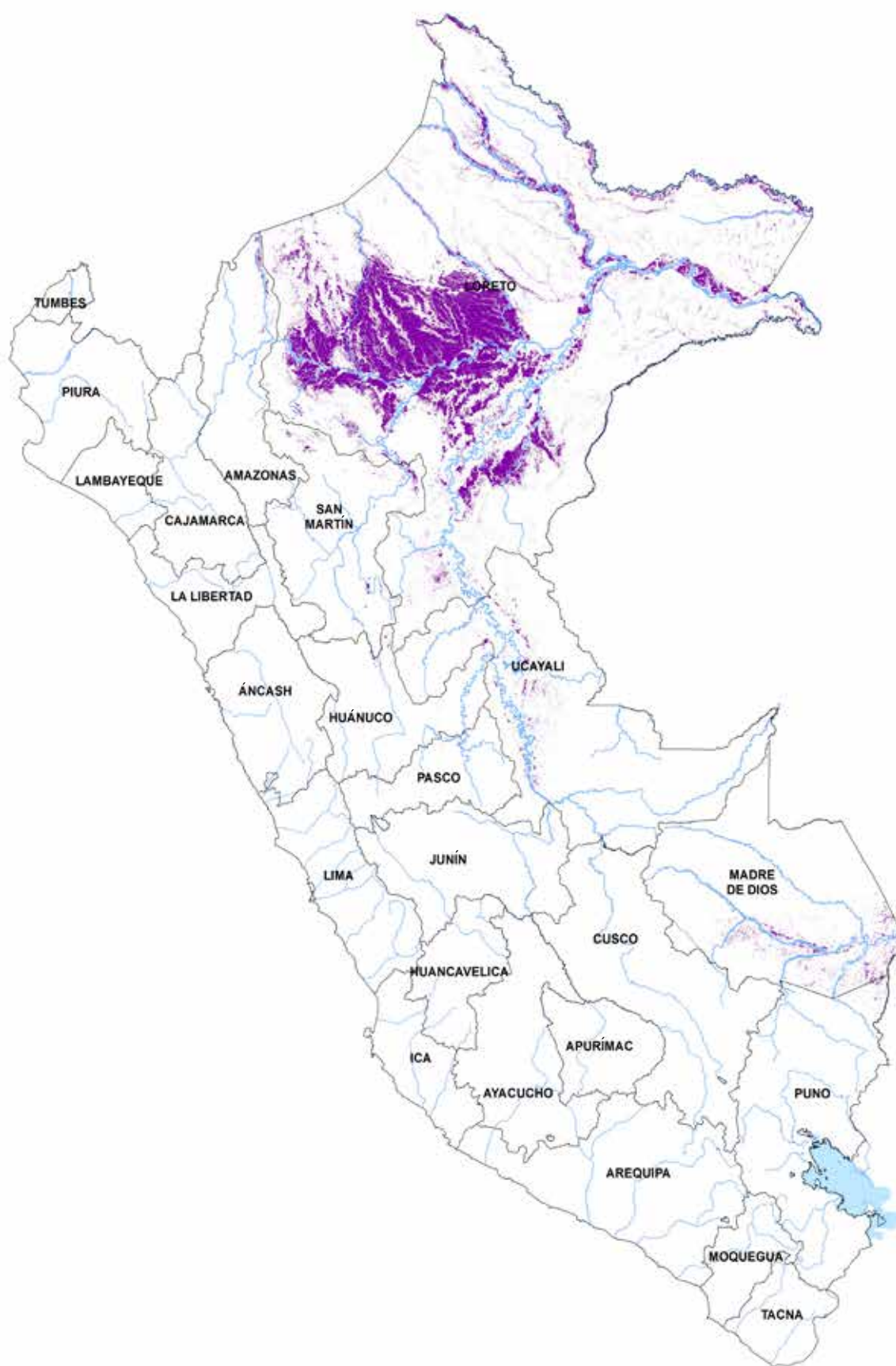


Figura 6. Distribución de los humedales en los bosques húmedos del Perú.

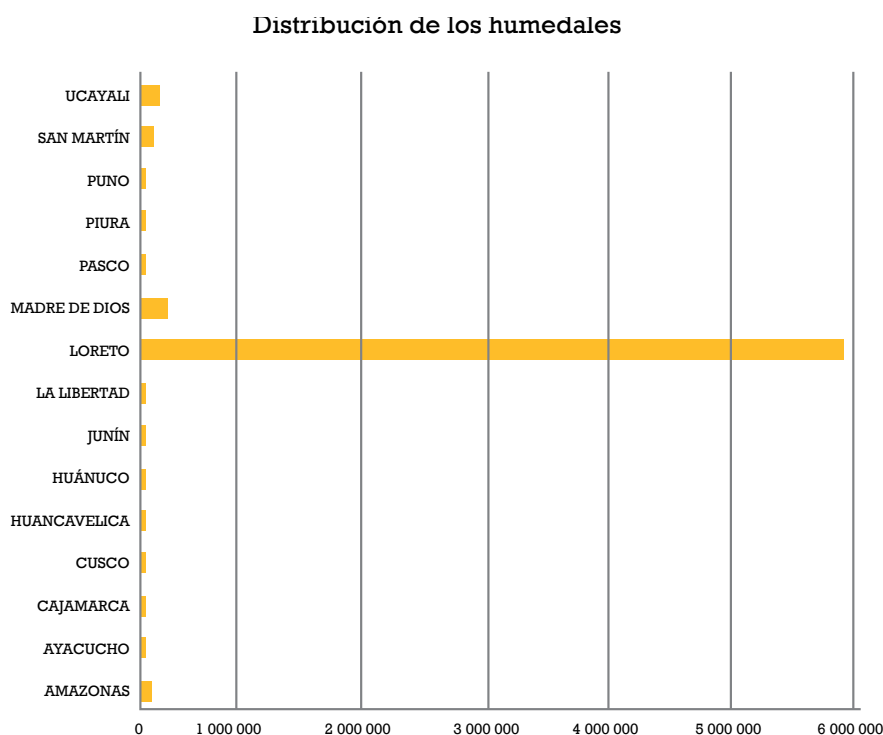


Figura 7. Resultados en barras de los humedales.

4. Conclusiones

Los resultados obtenidos han demostrado que la metodología con métricas, en especial las derivadas del modelo de elevación digital, y que este proceso pase por un análisis con árboles de decisiones hace posible mapear la cobertura de humedales en un periodo en estudio. Cabe resaltar que fueron necesarias cinco iteraciones y un tiempo de diez días para obtener resultados óptimos, esto demuestra la eficacia de la metodología en el logro de este objetivo.

Con las imágenes Landsat normalizadas con MODIS se pueden obtener valores de reflectancia iguales para todos los humedales de los Bosques Húmedos Amazónicos del Perú, lo cual permite hacer un muestreo y un análisis de cobertura para todo el país.

La utilización de métricas, generadas a partir de un Modelo de Elevación Digital, hizo posible una mejor clasificación de los humedales, puesto que estas métricas son apropiadas para las condiciones del terreno de esta cobertura.

La toma de muestras realizadas por los intérpretes de forma visual, combinada con las métricas generadas de la imagen Landsat y del Modelo de Elevación Digital aseguró la calidad de los resultados, los cuales posteriormente pasarán a una validación con imágenes de alta resolución.

La distribución de los humedales en los bosques húmedos del Perú, que era de 6 316 731 ha para el año 2011, debe ser monitoreada y anualmente, ya que es considerado un ecosistema frágil y vulnerable al cambio climático.

Agradecimientos

El proyecto REDD+ MINAM agradece a las cooperantes KfW Entwicklungsbank, Silva Carbon, Forest Carbon Markets and Community, Fundación Gordon y Betty Moore.

Bibliografía

Broich, M., Hansen, M. C., Stolle, F., Potapov, P. V., Margono, B. A., & Adusei, B. (2011). Remotely sensed forest cover loss shows high spatial and temporal variation across Sumatra and Kalimantan, Indonesia 2000-2008. *Environmental Research Letters*, 6/1, doi:10.1088/1748-9326/6/1/014010.

Carroll, M., Townshend, J. R. G., Hansen, M. C., DiMiceli, C., Sohlberg, R., & Wurster, K. (2010). Vegetative cover conversion and vegetation continuous fields. In B. Ramachandran,

Justice, C., & Abrams, M. (Eds.). *Land remote sensing and global environmental change: NASA's EOS and the science of ASTER and MODIS*. New York: Springer.

DeFries, R., Hansen, M., & Townshend, J. (1995). Global discrimination of land cover types from metrics derived from AVHRR pathfinder data. *Remote Sensing of Environment*, 54, 209–222.

Hansen, M. C., Roy, D. P., Lindquist, E., Adusei, B., Justice, C. O., & Altstatt, A. (2008). A method for integrating MODIS and Landsat data for systematic monitoring of forest cover and change and preliminary results for Central Africa. *Remote Sensing of Environment*, 112, 2495–2513.

INPE [Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais]. (2002). Deforestation estimates in the Brazilian Amazon. São José dos Campos: INPE. Available at: <http://www.obt.inpe.br/prodes/>

Killeen, T. J., Calderon, V., Soria, L., Quezada, B., Steininger, M. K., Harper, G., Solorzano, L. A., & Tucker, C. J. (2007). Thirty years of land-cover change in Bolivia. *Ambio*, 36 (7), 600-606.

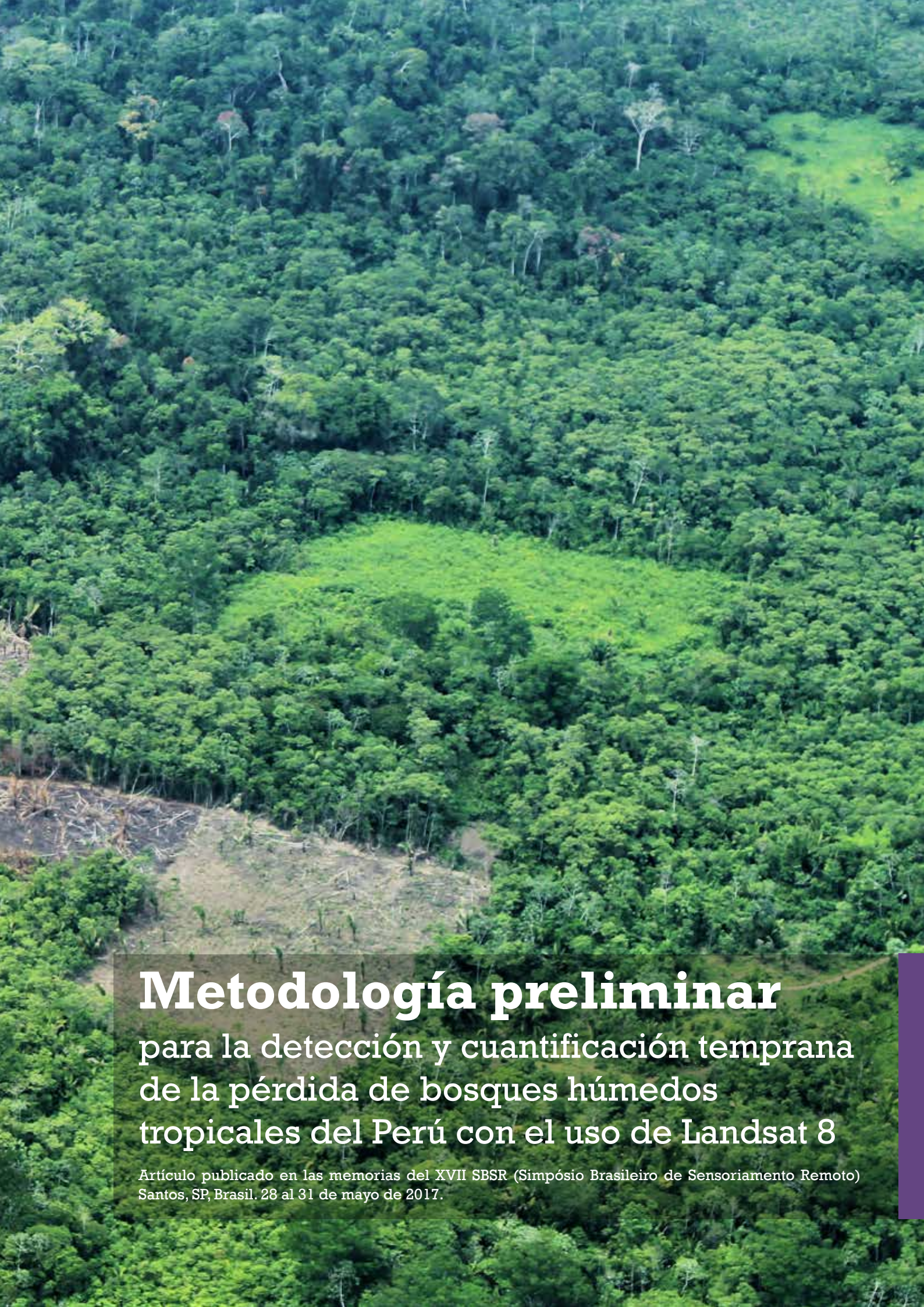
MINAM [Ministerio del Ambiente del Perú]. (2011). Mapa de Patrimonio Forestal. Disponible en <http://www.minam.gob.pe>

NASA [National Aeronautics and Space Administration]. *Landsat 7 Science Data Users Handbook*. Available at: <http://landsathandbook.gsfc.nasa.gov/>

Potapov, P., Turubanova, S., Hansen, M., Adusei, B., Broich, M., Altstatt, A., Mane, I., & Justice, C. (2012). Quantifying forest cover loss in Democratic Republic of the Congo, 2000-2010, with Landsat ETM+ data. *Remote Sensing of Environment*, 112, 106–116.



Zona deforestada en el departamento de Ucayali.
© Cooperación JICA-Perú

An aerial photograph of a vast tropical rainforest. The forest is composed of a dense canopy of green trees. In the lower-left foreground, there is a distinct, irregularly shaped area where the forest has been cleared, revealing a lighter brown, sandy or silty ground. The rest of the image is filled with the lush green of the forest. The text of the title is overlaid on a semi-transparent dark grey rectangular box in the lower half of the image.

Metodología preliminar

para la detección y cuantificación temprana
de la pérdida de bosques húmedos
tropicales del Perú con el uso de Landsat 8

Artículo publicado en las memorias del XVII SBSR (Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto) Santos, SP, Brasil. 28 al 31 de mayo de 2017.

Metodología preliminar para la detección y cuantificación temprana de la pérdida de bosques húmedos tropicales del Perú usando Landsat 8

Christian Vargas González¹, Andrés Alejandro León Taquia¹, Peter Gonsalo Hinostroza Chauca², Freddy Ronald Gutiérrez Serna², Urpi Tania Briosó Bolívar²

¹ Proyecto Apoyo a la DCI – WWF Perú. Av. 2 de Mayo 1545, 5.º piso, San Isidro, Lima.

E-mail: christian.vargas@wwfperu.org

² Programa Nacional de Conservación de Bosques-MINAM. Av. 2 de Mayo 1545, 5.º piso, San Isidro, Lima.

Resumen. El texto muestra los resultados preliminares obtenidos de la metodología desarrollada para la detección y cuantificación temprana de la pérdida de selva amazónica. Esta metodología fue diseñada y calibrada con el uso de imágenes Landsat 8, específicamente path / row: 006/066. De las trece imágenes descargadas, seis fueron tomadas entre 2014 y 2015, y siete en 2016. Todas las imágenes fueron calibradas en reflectancia TOA. Además, se eliminaron las nubes, nieblas y sombras con el empleo de un modelo basado en árboles de decisión. Las imágenes de 2014-2015 fueron utilizadas para el desarrollo y calibración de un modelo de detección de pérdidas forestales.

Con el fin de definir la pérdida de bosques, se realizó un modelo de mezcla espectral entre el área boscosa y la deforestada. Este modelo permitió establecer umbrales para la detección de pérdidas forestales en el nivel de subpíxeles y sin necesidad de crear muestras de entrenamiento. Las áreas definidas como pérdida de bosques entre 2014 y 2015 fueron eliminadas de las imágenes de 2016, para no cuantificar las pérdidas forestales que ocurrieron en años anteriores. Los resultados de la cuantificación multitemporal de la pérdida de bosques se verificaron con imágenes de alta resolución y trabajo de campo.

Palabras clave. Pérdida forestal, bosque, Landsat 8, detección temprana, bosque tropical húmedo



1. Introducción

Según los datos del Ministerio del Ambiente (MINAM), al año 2000 existía una superficie de 71 093 013 ha de bosques húmedos amazónicos en el Perú. Esta superficie se redujo a 69 380 729 ha en 2014, lo que equivale aproximadamente a 32 281 231,580 toneladas de dióxido de carbono (tCO₂-e) solamente en árboles vivos (MINAM, 2015).

En la actualidad, el MINAM monitorea y cuantifica los bosques húmedos tropicales del Perú con el apoyo técnico-científico del Departamento de Geografía de la Universidad de Maryland y del Instituto Carnegie. Desde el año 2016, el laboratorio *Global Land Analysis & Discovery* (GLAD), de la Universidad de Maryland, pone a disposición datos de alerta temprana de la pérdida de bosques en el Perú. Esta información es usada por el Programa Nacional de Conservación de Bosques para la Mitigación del Cambio Climático (PNCBMCC) y subida a una plataforma web multiusuario. El sistema genera alertas tempranas de la pérdida de bosques hasta cada ocho días y utiliza como material los datos de los satélites Landsat 7 y 8 (Hansen *et al.* 2016).

En septiembre de 2014, el Gobierno del Perú firmó la Declaración Conjunta de Intención (DCI) con el Gobierno del Reino de Noruega y el Gobierno de la República Federal de Alemania para reducir las emisiones de gases de efecto invernadero provenientes de la deforestación y la degradación forestal (REDD+), y promover el desarrollo sostenible en el Perú. En este contexto, el 11 de mayo de 2015, WWF-Perú y el PNCB firmaron un acuerdo marco de cooperación con el propósito de unir esfuerzos para la conservación y uso sostenible de los bosques peruanos a través de la formulación e implementación de programas, proyectos, actividades de investigación, capacitación y difusión. Y en diciembre de 2015, la Agencia Noruega para la Cooperación y el Desarrollo (NORAD) aprobó el proyecto “Apoyo a la implementación de la Declaración Conjunta de Intención sobre REDD+ de Perú, Noruega y Alemania” (proyecto de apoyo a la DCI).

La metodología que se desarrolla en el Perú se encuentra en el marco de este proyecto y es un apoyo al objetivo 3 del programa “La deforestación en dos regiones de la Amazonía peruana, San Martín y Ucayali, es monitoreada”. Se realiza debido a la necesidad que en el futuro el país disponga de una metodología propia para el monitoreo de cambios en la cobertura de bosques y representa un aporte sustantivo a los procesos metodológicos utilizados por el MINAM hasta la fecha, además de ser una propuesta que contribuye a la sostenibilidad del monitoreo de cambios en la cobertura de bosques por ajustarse a la realidad nacional, que a su vez contribuye al desarrollo e investigación del país obedeciendo a una necesidad pública, como es la conservación de los ecosistemas.

La metodología se basa en un análisis multitemporal de imágenes Landsat 8, a partir de la cual se han desarrollado modelos de detección de nubes, neblina, sombras y pérdida de bosques a

nivel de subpixel, que logran identificar la pérdida de bosques sin intervención de muestras de entrenamiento. Puede usarse para la detección temprana de la deforestación y posteriormente para la cuantificación anual de la pérdida de bosques.

2. Metodología

2.1. Área de estudio

El área de estudio se encuentra localizada en la Amazonía peruana, específicamente en el path/row: 006/ 066 de Landsat, que cubre parcialmente parte de las provincias de Coronel Portillo, Padre Abad y Puerto Inca, en los departamentos de Ucayali y Huánuco, respectivamente.

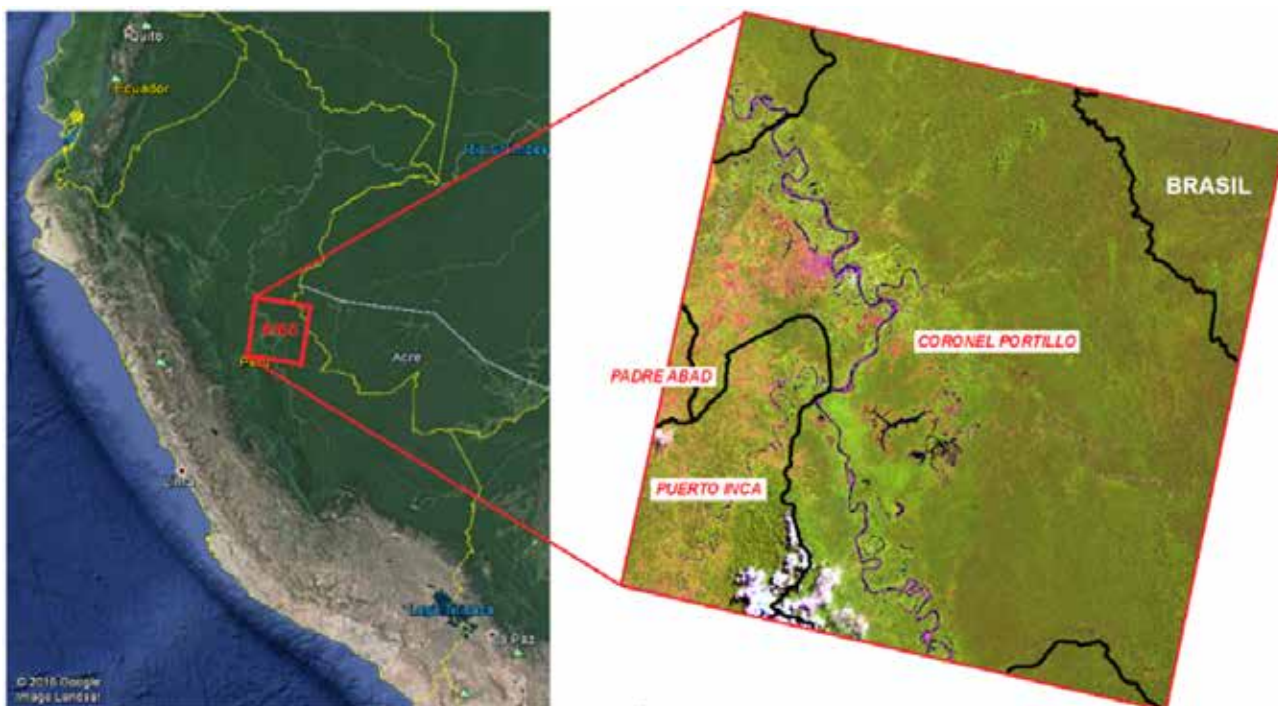


Figura 1. Ubicación del área de estudio, path/row: 006/066.

2.2. Datos

Capa de Bosque del año 2014

El Ministerio del Ambiente realizó el mapeo y cuantificación de los Bosques Húmedos Amazónicos del Perú entre los años 2000-2014 (MINAM, 2014), con la utilización de imágenes Landsat. Los detalles metodológicos se encuentran descritos en MINAM, 2014 y Potapov et al. 2014. La capa de bosque del año 2014 fue recortada a las dimensiones del path/row: 006/066, donde se excluyó el sector noreste, que pertenece a Brasil.

2.3. Imágenes del satélite Landsat 8

El satélite Landsat 8 fue lanzado el 11 de febrero de 2013. Tiene una resolución temporal de 16 días, un tamaño de pixel de 30 m, una cobertura aproximada de 170 km de norte a sur por 183 km de este a oeste y posee dos sensores: el *Thermal Infrared Sensors* (TIRS) y el *Operational Land Imager* (OLI); en este estudio solo se usaron las bandas espectrales del sensor OLI, excluyéndose la banda pancromática y cirrus. Ver tabla 1.

	Bandas	Rango espectral (μm)	Resolución espacial (m)
Landsat 8 Operational Land Imager (OLI)	1. Costera	0,43-0,45	30
	2. Azul	0,45-0,51	30
	3. Verde	0,53-0,59	30
	4. Rojo	0,64-0,67	30
	5. Infrarrojo cercano (NIR)	0,85-0,88	30
	6. Infrarrojo de onda corta (SWIR 1)	1,57-1,65	30
	7. Infrarrojo de onda corta (SWIR 2)	2,11-2,29	30
	8. Pancromático	0,50-0,68	15
	9. Cirrus	1,36-1,38	30
Thermal Infrared Sensors (TIRS)	10. Infrarrojo termal (TIR 1)	10,60-11,19	100
	11. Infrarrojo termal (TIR 2)	11,50-12,51	100

Tabla 1. Bandas espectrales del sensor OLI y TIRS (Modificado de USGS, 2016).

Se usaron 13 imágenes con un nivel de procesamiento level 1 corrección de terreno (L1T), el cual se caracteriza por estar ortorectificado y libre de distorsiones relacionadas con el sensor. Este procesamiento es realizado por el *Earth Resources Observation and Science Center* (EROS), del Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS, por sus siglas en inglés).

2.4. Procesamiento y clasificación de la pérdida de bosques

Todas las imágenes fueron calibradas a reflectancia al tope de la atmósfera (TOA). Para reducir el área de estudio y trabajar solo en áreas con presencia de bosque, las imágenes fueron recortadas en base a la capa de bosques húmedos amazónicos del año 2014. El siguiente paso fue enmascarar las nubes, neblina y sombras de las imágenes, para esto se hizo un árbol de decisiones cuyos umbrales se calibraron conforme se usaban las imágenes.

Las imágenes enmascaradas fueron utilizadas para identificar la pérdida de bosques; para esto se realizó un árbol de decisiones cuyos parámetros fueron definidos en base al análisis del modelo de mezcla espectral del bosque y áreas deforestadas. Para el mejor entendimiento del modelo espectral, se utilizaron imágenes de alta resolución, disponibles en Google Earth, y la simulación de una grilla de pixeles de Landsat (30 x 30 m).

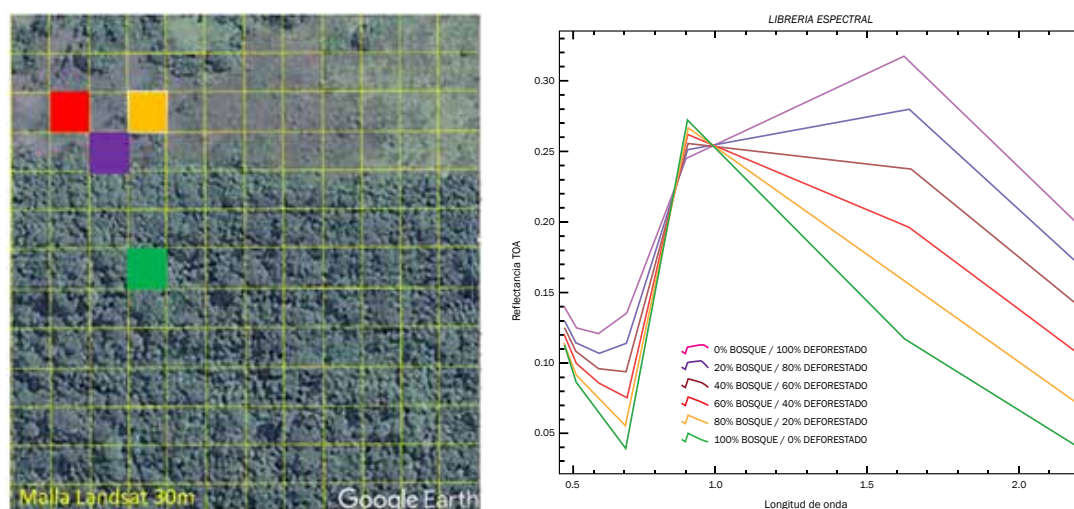


Figura 2. Imagen de alta resolución con grilla simulada de Landsat 8 y modelo de mezcla espectral entre bosque y área deforestada.

A partir del análisis de la respuesta espectral se realizó un árbol de decisiones. Para determinar la pérdida de bosque, se utilizó el ratio SWIR 1/ NIR; y el porcentaje de desaparición de masa forestal en el pixel fue determinado por los umbrales derivados del cociente del modelo de mixtura espectral. Estos umbrales permitieron identificar cuál es el porcentaje aproximado de pérdida de bosque ocurrido dentro del pixel.

El comportamiento del mapeo de pérdida de bosques con la utilización de distintos umbrales fue realizado con las imágenes de los años 2014 y 2015 y el empleo del valor máximo de todas las bandas de estas imágenes. Finalmente, se consideró como pérdida de bosques las áreas con umbrales mayores a 0,6, y como perturbación de bosques las áreas con valores de umbral entre 0,6 y 0,5. Las áreas de perturbación solo fueron mapeadas para la métrica de máximo valor de las imágenes de los años 2014 y 2015.

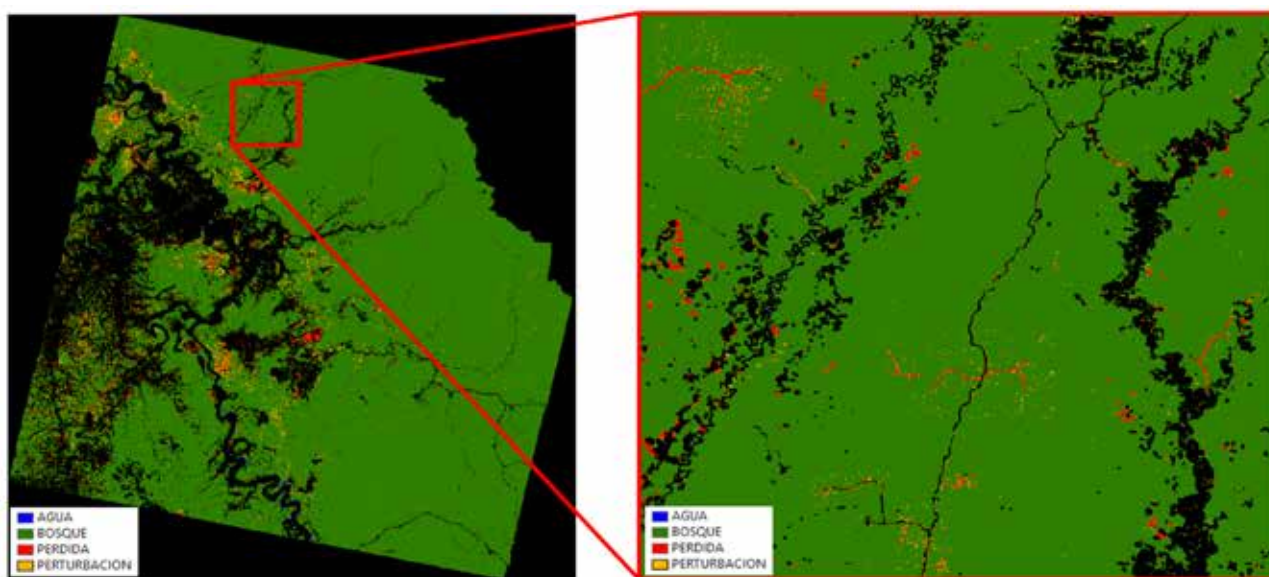


Figura 3. Mapeo de pérdida y perturbación de bosques en la métrica máximo valor para las imágenes de los años 2014 y 2015. Se puede observar tala selectiva alrededor de caminos creados especialmente para este fin.

Para evitar falsos positivos en el mapeo y cuantificación de la pérdida de bosques del año 2016, fueron excluidas todas las áreas mapeadas como pérdida de bosques en las imágenes de los años 2014 y 2015. Las imágenes analizadas para 2016 corresponden a los días julianos 9, 25, 169, 185, 201, 217, 233, a las cuales se aplicó de forma individual el árbol de decisiones para la detección de pérdida de bosques.



Degradación de bosques por apertura de caminos en el departamento de Ucayali.
© P. Hinostroza

2.5. Verificación de áreas de pérdida de bosques

Las áreas identificadas como pérdida de bosques fueron verificadas visualmente con el empleo de imágenes de alta resolución, disponibles en el servidor de *PlanetLab* (RapidEye y Dove), y en visita de campo. La verificación de campo de las parcelas deforestadas se realizó en el distrito de Masisea, provincia de Coronel Portillo, departamento de Ucayali.

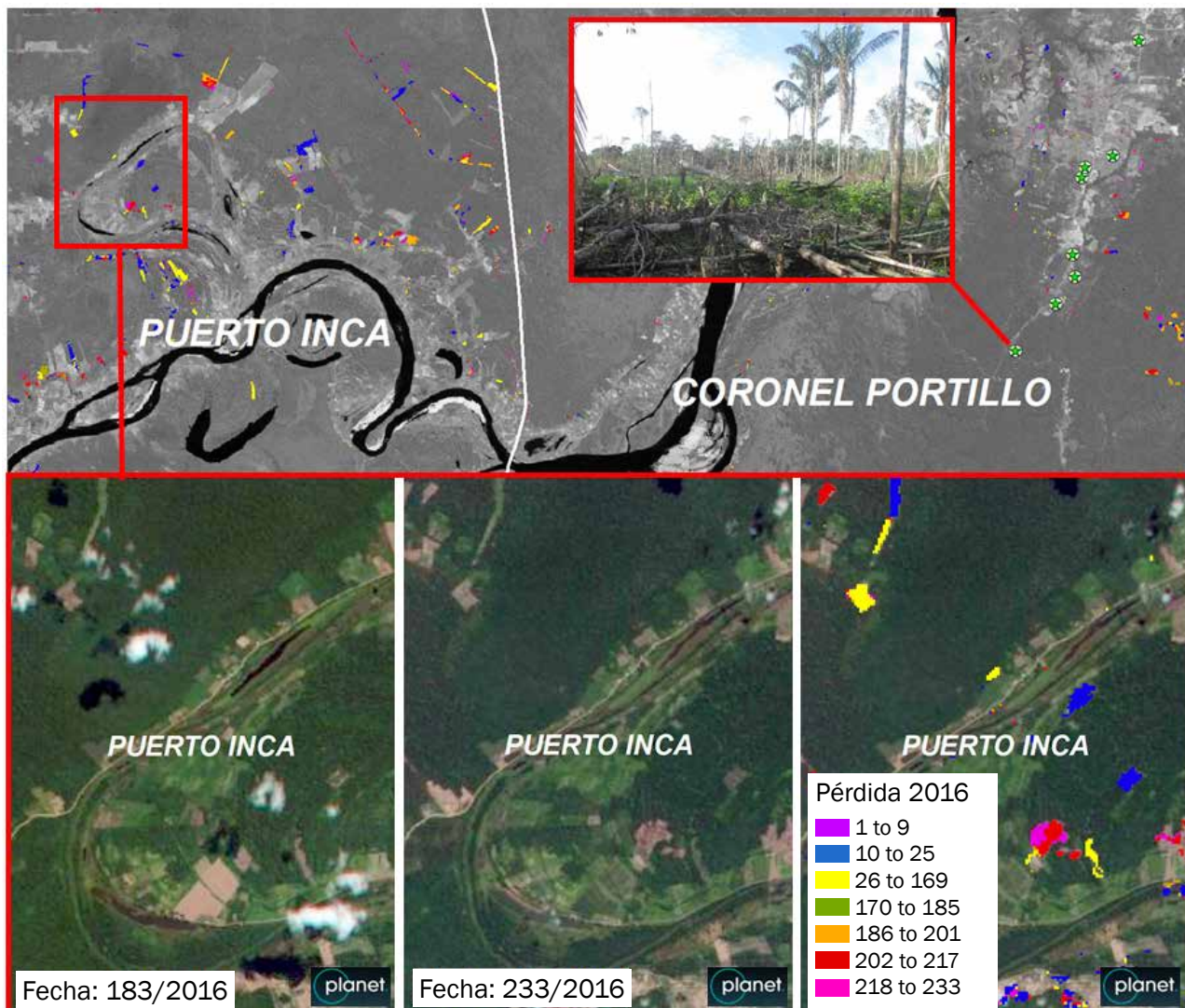


Figura 4. Resultados de la detección multitemporal de pérdida de bosques para el año 2016 con la comprobación en campo y la utilización de imágenes de alta resolución.



Paisaje de bosque deforestado en el departamento de Ucayali.
© Cooperación JICA-Perú

3. Resultados y discusión

El árbol de decisiones creado para el mapeo de nubes, neblina y sombras presentó buenos resultados; en el caso de la neblina, los umbrales variaron dependiendo de la imagen, debido a la distinta intensidad de reflectancia de esta cobertura. Para que el árbol de decisiones tenga umbrales fijos, se podría hacer una normalización de reflectancia entre escenas.

El modelo espectral entre bosque y área deforestada permitió inferir el porcentaje aproximado de pérdida de bosques dentro de un pixel; esta técnica podría mejorarse con la ampliación del número de muestras identificadas como pixeles puros de bosque y áreas deforestadas.

La detección de la pérdida de bosques fue posible gracias al árbol de decisiones creado con este fin. Se consideró como pérdida de bosques los pixeles mixtos hasta con un cociente mayor a 0,7 y 0,6, con la finalidad de evaluar el comportamiento de pérdida de bosques en pixeles mixtos hasta aproximadamente el 65 % y 80 % del área deforestada dentro del pixel respectivamente; a su vez, esto fue asociado a la cobertura de nubes presente en cada imagen analizada. Ver gráfico 1.

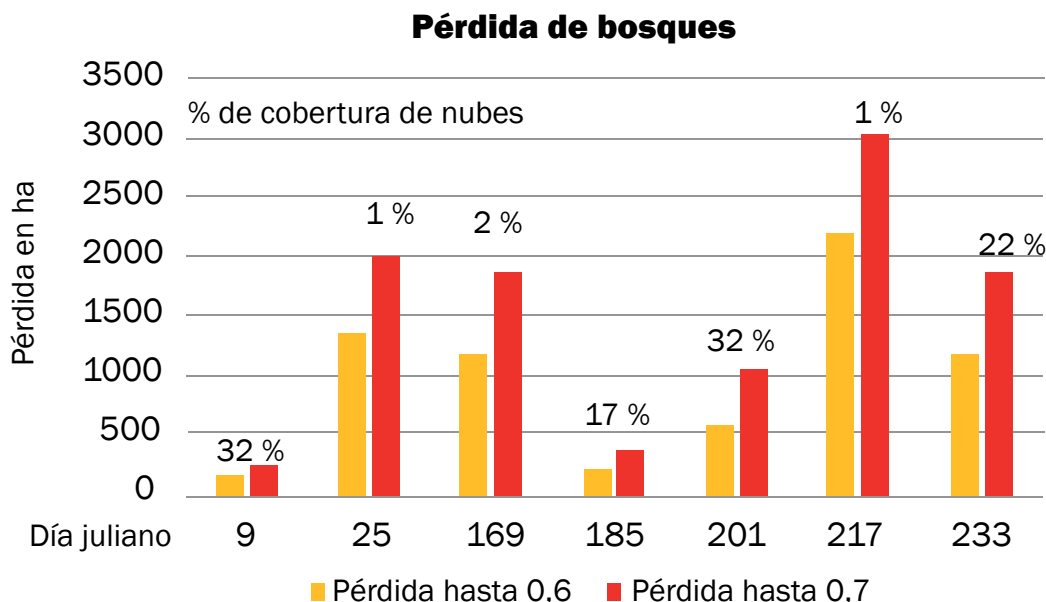


Grafico 1. Cuantificación de la pérdida de bosques con el uso de los umbrales 0,7 y 0,6 para el año 2016.

Las barras demuestran que la pérdida de bosques está relacionada con el porcentaje de nubes presente en las imágenes: las que tienen menor presencia de nubes detectaron mayor pérdida. Por otro lado, la desaparición de bosques con un umbral de hasta 0,6 mostró un notable incremento en la detección; e inspecciones visuales en las imágenes revelaron que entre los umbrales 0,6 y 0,7 hay mucha pérdida de bosques, que se da de forma natural en áreas con presencia de aguajales y bosques ribereños.

El umbral entre 0,6 y 0,5 detecta tala selectiva de bosque, bosques intervenidos y cambios naturales en la cobertura de bosques.

Las verificaciones hechas con imágenes de satélite de alta resolución y visitas en campo demostraron que la detección de la pérdida de bosques dio buenos resultados. Los próximos pasos para mejorar la metodología serán: el desarrollo de un método de normalización de la radiome-



Paisaje de bosque en el departamento de Ucayali.
© Cooperación JICA-Perú

tría entre imágenes, la creación de un modelo de mixtura espectral entre bosque y área deforestada que incluya un número mayor de muestras, una evaluación estadística de la exactitud de los resultados obtenidos y, finalmente, la automatización de la metodología mediante el uso de programación.

4. Conclusiones

El árbol de decisiones utilizado para detectar nubes, neblina y sombras permitió eliminar (enmascaramiento) de las imágenes Landsat estos tipos de cobertura; este proceso es necesario debido a que muchas nubes y neblina podrían ser confundidas como áreas deforestadas.

El modelamiento de mixtura espectral entre el bosque y el área deforestada permitió identificar un ratio que hace posible analizar el porcentaje aproximado de pérdida de bosque dentro de un pixel, a partir del cual se diseñó un árbol de decisiones con umbrales predeterminados; esto permite tener un método de clasificación de pérdida de bosques que puede ser aplicado de forma sistemática a otras imágenes Landsat 8.

Bibliografía

Hansen et, al. (2016). Humid tropical forest disturbance alerts using Landsat data. *Environ. Res. Lett.* 11 034008.

MINAM. (2015). Presentación de Perú de un nivel de referencia de emisiones forestales 17 (NREF) para reducir las emisiones por deforestación en la Amazonía 18 peruana. Disponible en: http://redd.unfccc.int/files/2015_submission_frel_peru_es.pdf (acceso: el 7 de noviembre de 2016).

MINAM. (2014). Memoria Descriptiva del Mapa de Bosque/No Bosque año 2000 y Mapa de Pérdida de los Bosques Húmedos Amazónicos del Perú 2000-2011. Disponible en: http://www.bosques.gob.pe/archivo/files/pdf/memoria_descriptiva_2000.pdf

Potapov. (et, al. 2014). National satellite-based humid tropical forest change assessment in Peru in support of REDD+ implementation. *Environ. Res. Lett* 9 124012.

USGS. (2016). Landsat 8 (L8) Data User Handbook Version 2. Disponible en: <https://landsat.usgs.gov/documents/Landsat8DataUsersHandbook.pdf> (acceso el 22 de junio de 2016).



Paisaje de bosque deforestado en el departamento de Ucayali.
© Cooperación JICA-Perú



Reporte de la pérdida de los bosques húmedos amazónicos 2015

Este artículo resume el trabajo conjunto iniciado hace más de cuatro años entre el Ministerio del Ambiente (MINAM), el Programa Nacional de Conservación de Bosques para la Mitigación del Cambio Climático (PNCBMCC), el Ministerio de Agricultura (MINAGRI) y Servicio Forestal de Fauna Silvestre (SERFOR) con el objetivo de contar con datos únicos sobre la pérdida de bosques en nuestra Amazonía.

Reporte de la pérdida de los bosques húmedos amazónicos 2015

Autoridades del Ministerio del Ambiente

Elsa Galarza Contreras
Ministra del Ambiente

Fernando León Morales
Viceministro del Viceministerio de Desarrollo Estratégico de los Recursos Naturales

César Calmet Delgado
Asesor VMVERN y (e) coordinador ejecutivo del Programa Nacional de Conservación de Bosques para la Mitigación del Cambio Climático

Autoridades del Ministerio de Agricultura y Riego

José Manuel Hernández
Ministro de Agricultura y Riego

Pablo Quijandría Salmón
Viceministro de Políticas Agrarias

John Leigh Vetter
Director ejecutivo del Servicio Nacional Forestal y de Fauna Silvestre (SERFOR)



1. Introducción

Este reporte forma parte del esfuerzo continuo del Estado por cuantificar la deforestación anual en los bosques del Perú. El objetivo principal del estudio fue determinar la pérdida de cobertura dentro del ámbito de los bosques húmedos amazónicos del Perú para el año 2015, así como la superficie de bosque primario remanente. El ámbito de los bosques húmedos amazónicos sobre el cual se realizó el estudio ocupa aproximadamente el 60,9 % de todo el territorio nacional.

En el marco del proyecto “Monitoreo de la deforestación, aprovechamiento forestal y cambios en el uso del suelo en el bosque plan amazónico”, de la OTCA, el Ministerio del Ambiente (MINAM), representado por el Programa Nacional de Conservación de Bosques para la Mitigación del Cambio Climático (PNCBMCC), y el Ministerio de Agricultura (MINAGRI), representado por el Servicio Forestal y de Fauna Silvestre (SERFOR), han desarrollado un trabajo continuo y coordinado en la generación de información sobre la superficie de bosque y pérdida anual de bosques húmedos amazónicos del Perú en el periodo comprendido entre 2000 y 2014. El presente reporte forma parte de la actualización periódica de los datos de bosque y pérdida de bosque, que en esta oportunidad corresponden al año 2015.

La metodología utilizada, es la desarrollada por el laboratorio de Análisis y Descubrimiento Global de Tierras (GLAD), del Departamento de Ciencias Geográficas de la Universidad de Maryland, que consiste en el uso de más de 1000 imágenes Landsat 7 y 8, con las que genera compuestos de imágenes y métricas libres de nubes, a partir de las cuales se hace la clasificación de pérdida de cobertura forestal. Esta metodología se ha utilizado para el mapeo de pérdida de bosques húmedos amazónicos del Perú reportado para los años anteriores por ambas entidades (1).

La información presentada es consistente y coherente con los datos reportados en el documento oficial presentado a la Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático (CMNUCC), respecto al Nivel de Referencia de Emisiones Forestales (NREF) para Reducir las Emisiones por Deforestación en la Amazonía Peruana, así como a la Contribución Prevista y Determinada del Perú (INDC, por sus siglas en inglés) respecto a la reducción de emisiones de Gases de Efecto Invernadero (GEI).

2. Metodología

La metodología sigue los pasos de los estudios de pérdida de bosques húmedos amazónicos del Perú en 2011-2013 y 2014 (1, 2), que utiliza todas las imágenes Landsat 7 y 8 disponibles con hasta un 80 % de presencia de nubes. Estas imágenes pasan por un preprocesamiento, donde se calibran a valores de reflectancia al tope de la atmósfera (TOA) y se normalizan obteniéndose imágenes con valores de reflectancia homogéneas.

Las imágenes normalizadas pasan por un proceso de detección y enmascaramiento de nubes, procedimiento que se sigue para que luego se formen los compuestos de imágenes libres de nubes; a partir de esta información se generan una serie de índices y métricas que forman parte de los datos insumos para la clasificación supervisada. El algoritmo de clasificación supervisada que utiliza, se basa en un embolsado (bagged) de árboles de decisiones que permite clasificar solo dos tipos de muestras de entrenamiento.

La detección de la pérdida se realizó en base a muestras de entrenamiento generadas a partir de las siguientes métricas:

- *First*: primera mejor vista libre de nubes para el año 2015.
- *Last*: última mejor vista libre de nubes para el año 2015.
- *Av90máx*: promedio del percentil de 90 y la máxima de reflectancia.

Las bandas 5 de las métricas *Av90máx* y *First* fueron utilizadas para realizar una composición de cambio, que fue empleada como base para la generación de muestras de pérdida de bosques:

- Cañón rojo, R: banda 5 *Av90máx*.
- Cañón verde, G: banda 5 *First*.
- Cañón azul, B: banda 5 *First*.

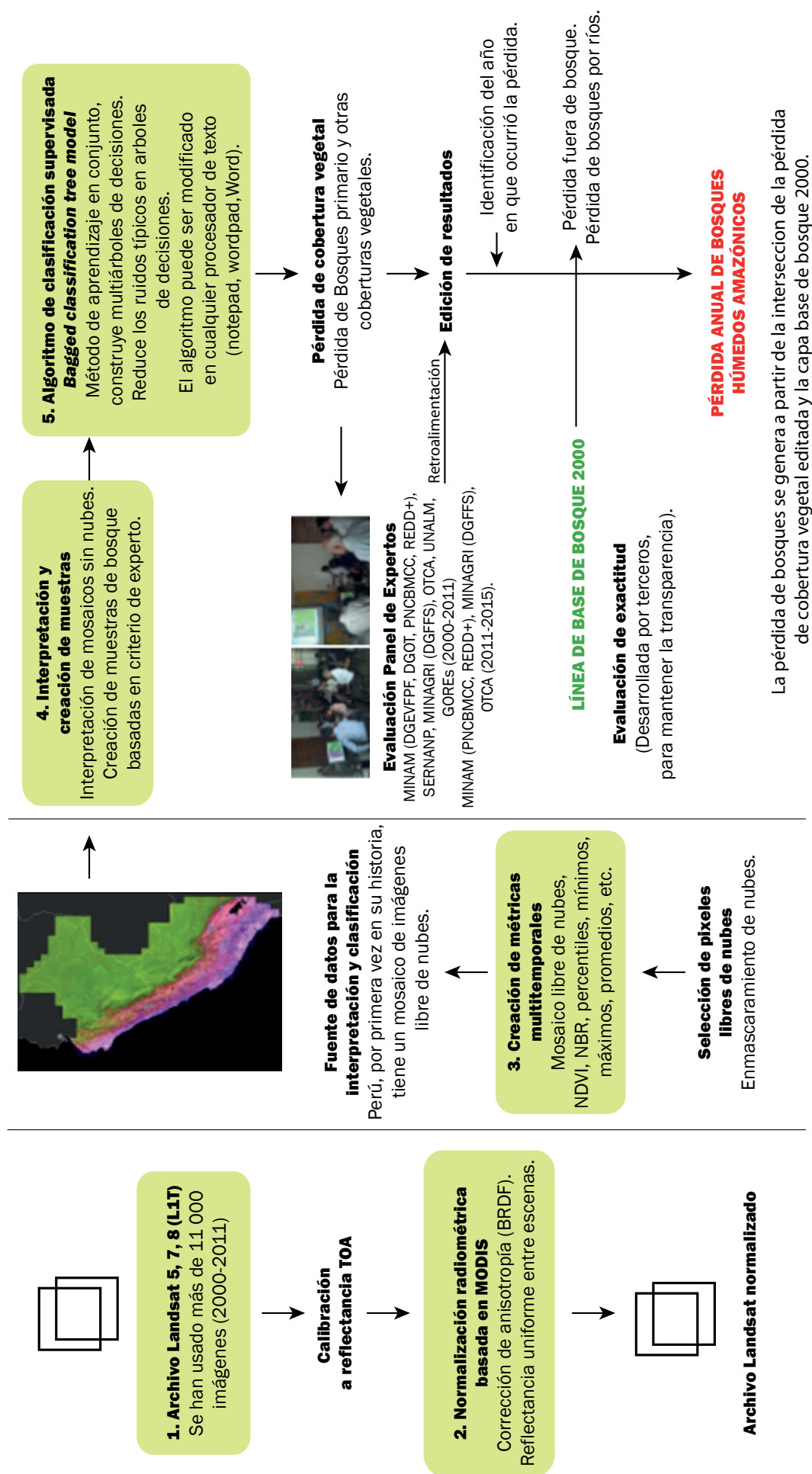
Una vez creadas las muestras de entrenamiento, se aplicó el clasificador, se obtuvieron así los resultados de pérdida, los mismos que fueron interceptados con la capa de bosque del año 2014 para obtener la pérdida de bosques húmedos amazónicos para 2015. El flujo de trabajo seguido se detalla en la figura 1.

Cabe señalar que el trabajo conjunto con el equipo técnico de Sd OTCA y SERFOR es principalmente la generación de datos geospaciales de cobertura de ríos, así como la revisión y edición de la cobertura de deforestación para obtener los resultados finales y elaborar el mapa respectivo.



Trabajos de verificación de campo en la zona de Rodríguez de Mendoza, Chachapoyas, Amazonas.
© R. Vivanco

Figura 1. Flujo de trabajo general, en el que resaltan los pasos claves para la generación de datos de pérdida anual de cobertura de bosques con la utilización de la metodología desarrollada por la Universidad de Maryland y adaptada para el Perú por el PNCBMCC.



2.1. Pérdida de cobertura de bosques húmedos amazónicos en 2001-2015

La pérdida de cobertura de bosques en el año 2015, con la exclusión de la pérdida de bosques por movimiento de ríos, fue de 156 462 ha; esto es, 21 104 ha menos que la pérdida reportada oficialmente para el año 2014. Después de considerar la pérdida total de bosques entre 2001 y 2015, se estima que quedan 69,02 millones de hectáreas de cobertura de bosque en la Amazonía peruana.

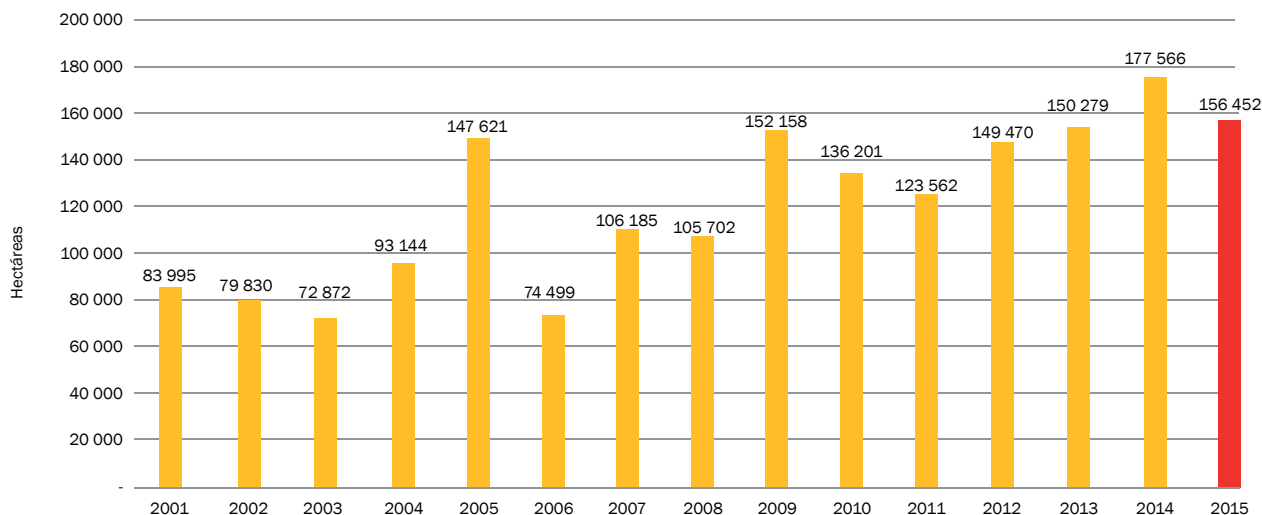


Figura 2. Pérdida de bosques húmedos amazónicos en 2001-2015.

Es importante precisar que esta información, generada en colaboración entre ambos Ministerios, es de utilidad para los diversos procesos que cada entidad desarrolla; por ejemplo, los compromisos en materia de cambio climático que conduce el MINAM y la implementación de la nueva Ley Forestal y de Fauna Silvestre n.º 29763 y sus Reglamentos, que conduce el MINA-GRI-SERFOR.



■ Trabajos de verificación de la pérdida de bosque en el departamento de Madre de Dios.
© R. Vivanco



Pérdida de bosque de origen natural (a causa de los fuertes vientos) detectada en la comunidad nativa de Tres Islas, en Madre de Dios.

© A. León

2.2. Resultados Departamentales

Tabla 1. Bosque remanente al año 2015 y pérdida en hectáreas de cobertura de bosques húmedos amazónicos en el periodo 2001-2015.

BOSQUE - NO BOSQUE Y PÉRDIDA DE BOSQUE 2000 - 2015 POR DEPARTAMENTOS																			
DEPARTAMENTO	NO BOSQUE AL 2000 ¹	PÉRDIDA DE BOSQUE ² 2001 - 2015 (MONITOREO DE LA PÉRDIDA)										TOTAL 2001-2015					HIDROGRAFÍA ³		BOSQUE AL 2015 ⁴
		2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	ha	%	
	ha	ha	ha	ha	ha	ha	ha	ha	ha	ha	ha	ha	ha	ha	ha	ha	ha	ha	%
AMAZONAS	652 560	3 034	3 923	3 890	3 554	3 621	3 856	5 582	3 048	4 545	3 595	3 181	4 746	6 682	5 199	6 931	65 388	3,61	2 852 600
AYACUCHO	112 296	952	92	468	586	497	798	719	193	1 088	603	563	897	803	771	813	9 842	0,54	215 881
CAJAMARCA	403 429	960	834	514	526	1 389	714	1 157	601	735	1 131	974	702	828	1 147	1 074	13 287	0,73	352 577
CUSCO	441 879	5 933	2 570	3 128	3 129	3 641	3 325	2 857	2 453	4 362	3 610	3 329	4 190	3 542	5 089	4 808	55 974	3,09	3 100 613
HUANCAVELICA	50 592	62	17	19	50	103	22	46	33	28	131	41	12	28	77	73	740	0,04	18 026
HUÁNUCO	475 797	10 874	10 287	14 128	9 110	26 405	8 700	11 670	17 127	24 989	17 903	19 171	23 254	20 795	27 595	22 912	264 919	14,64	1 602 152
JUNÍN	473 884	8 027	3 978	3 312	7 811	13 889	5 896	5 041	6 686	9 231	7 199	6 896	7 412	8 231	12 277	9 053	114 939	6,35	1 890 163
LA LIBERTAD	12 996	24	27	16	50	82	32	46	21	58	110	46	35	48	49	106	748	0,04	68 564
LORETO	917 319	14 987	16 051	10 181	19 594	23 010	12 637	20 056	25 516	28 222	25 197	21 287	33 055	28 821	37 564	31 668	347 845	19,22	35 185 486
MADRE DE DIOS	184 819	5 603	5 223	5 626	7 766	8 288	5 756	7 338	10 503	5 691	14 286	11 768	11 702	12 401	15 757	17 802	145 520	8,04	7 984 748
PASCO	220 475	5 595	3 573	3 260	4 184	7 859	4 353	3 132	3 527	7 583	7 301	6 065	8 585	7 623	9 987	7 478	88 105	4,87	1 411 802
PIURA	39 142	257	275	96	143	231	202	281	150	125	174	327	83	44	65	112	2 564	0,14	42 265
PUNO	121 931	771	833	944	919	2 081	731	903	1 040	538	2 153	943	930	1 165	2 942	1 816	18 710	1,03	1 444 982
SAN MARTÍN	1 017 866	17 329	21 571	15 355	24 133	34 253	15 173	37 119	17 773	39 285	34 883	25 052	29 113	22 517	26 400	22 101	382 058	21,11	3 401 571
UCAVALI	531 441	11 588	10 575	11 937	11 591	22 273	12 304	10 227	17 033	25 577	17 926	23 920	24 754	36 752	32 637	29 714	298 907	16,52	9 438 899
TOTAL	5 656 425	83 995	79 830	72 872	93 144	147 521	74 499	106 185	105 702	152 158	136 201	123 562	149 470	150 279	177 566	156 462	1 809 547	100,00	69 020 330
																			100,00

¹ NO BOSQUE AL 2000: Superficie deforestada hasta el 2000 (línea base). ² PÉRDIDA DE BOSQUE: Superficie de pérdida de bosque monitoreado anualmente. ³ HIDROGRAFÍA: Superficie de cuerpos de agua. ⁴ BOSQUE AL 2015: Superficie de bosque remanente al 2015.

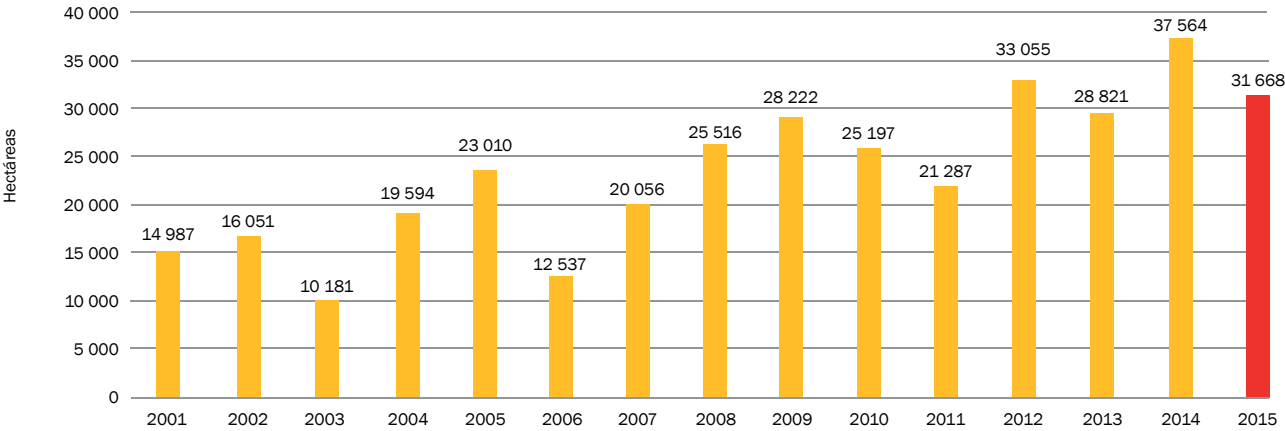
Fuente: Límites Políticos, INEI - Set 2015. Mapa de Bosque/No Bosque año 2000 y Mapa de pérdida de los Bosques Húmedos Amazónicos del Perú 2001 - 2011. MINAM (PROGRAMA BOSQUES) - MINAGRI (SERFOR), Actualizado al 2015. Información generada de manera conjunta, por el MINAM a través del PNCBMCC y el Proyecto REDD+, el MINAGRI a través de SERFOR y la Sala de Observación OTCA; utilizando la metodología desarrollada por la Universidad de Maryland.



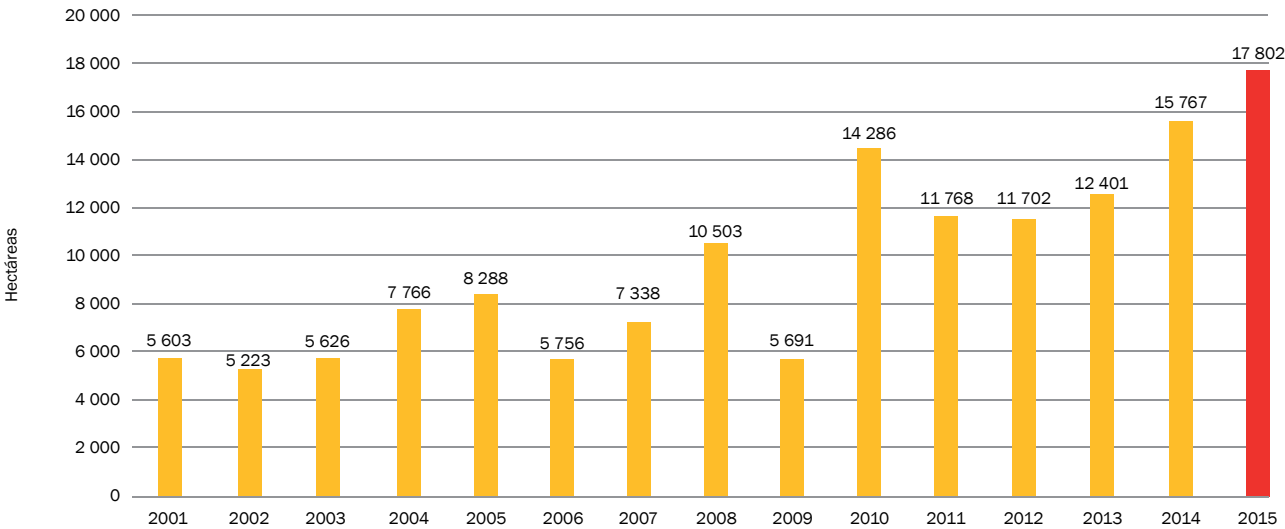
Pérdida de bosque por minería en Madre de Dios.
© R. Vivanco

Ejemplos de resultados departamentales

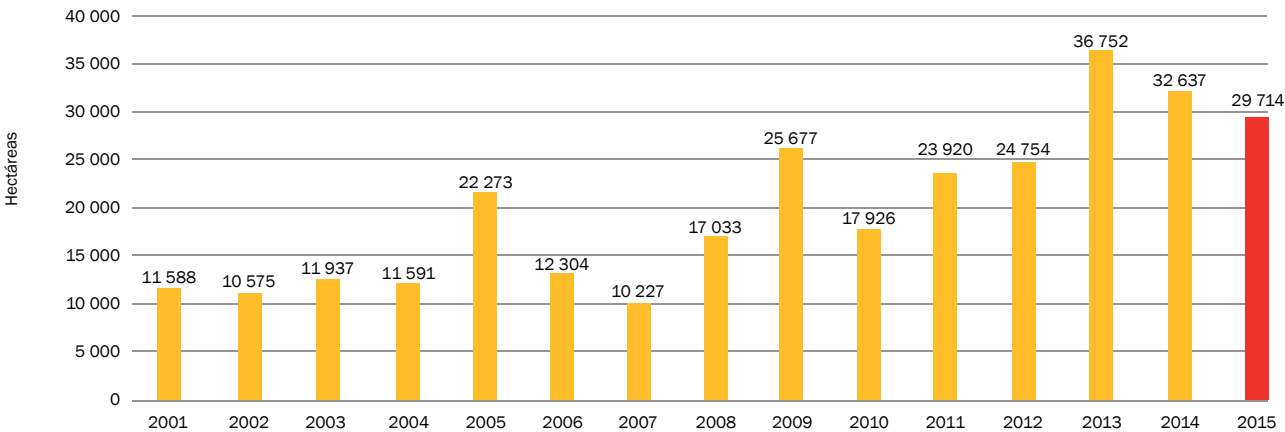
Loreto



Madre de Dios



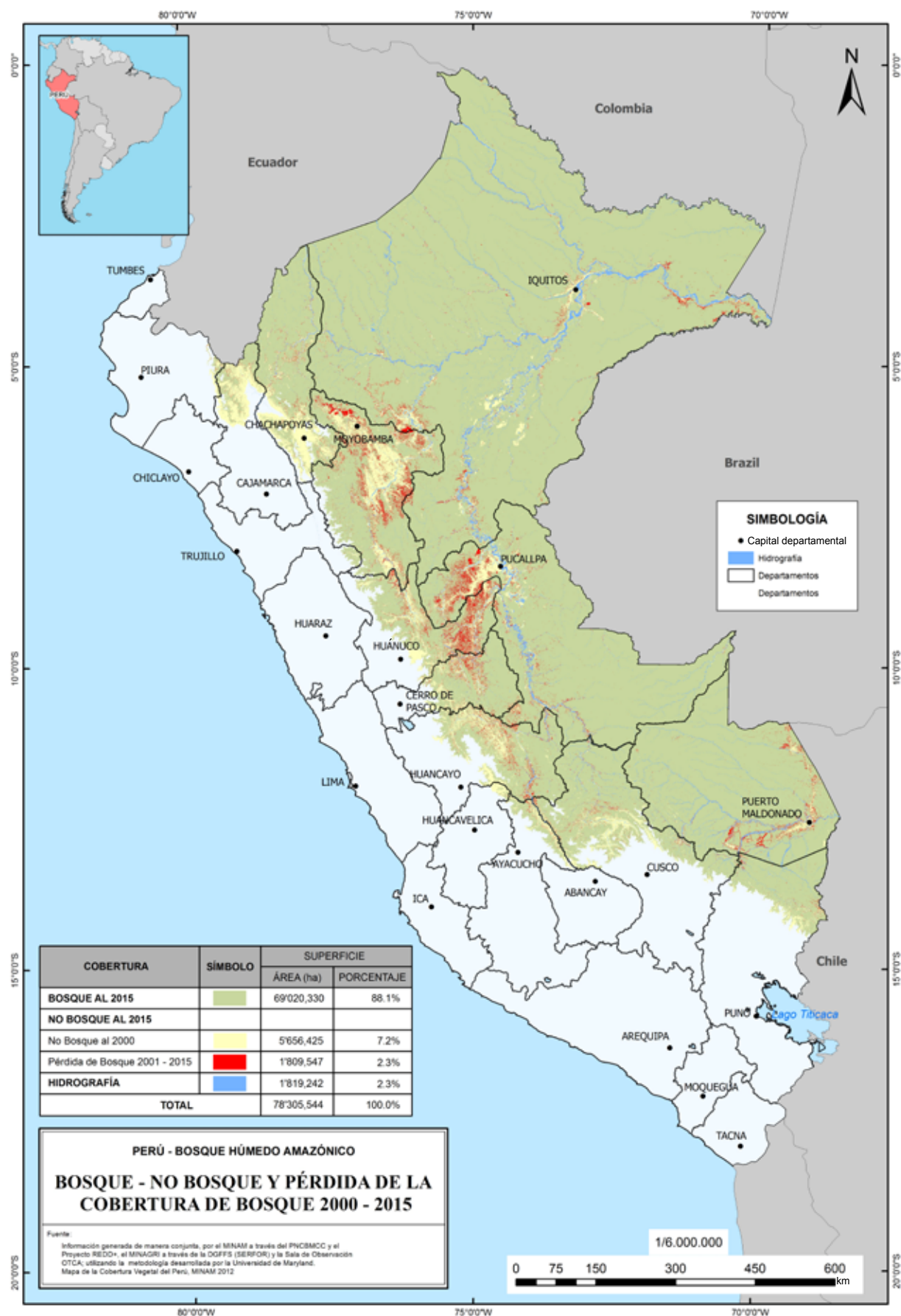
Ucayali





Paisaje del río Inambari, Madre de Dios.
© R. Vivanco

Mapa de bosques y pérdida de cobertura de bosques 2001-2015



2.3. Análisis de la concentración de la pérdida de cobertura de bosques para el año 2015

Con la información generada de la pérdida de cobertura de bosque húmedo amazónico para el año 2015, se realizó un análisis que permite observar la distribución de la concentración de pérdida de cobertura boscosa en los departamentos del Perú, tal como se aprecia en la figura 2 (p. 116), que muestra cuatro áreas con alta concentración.

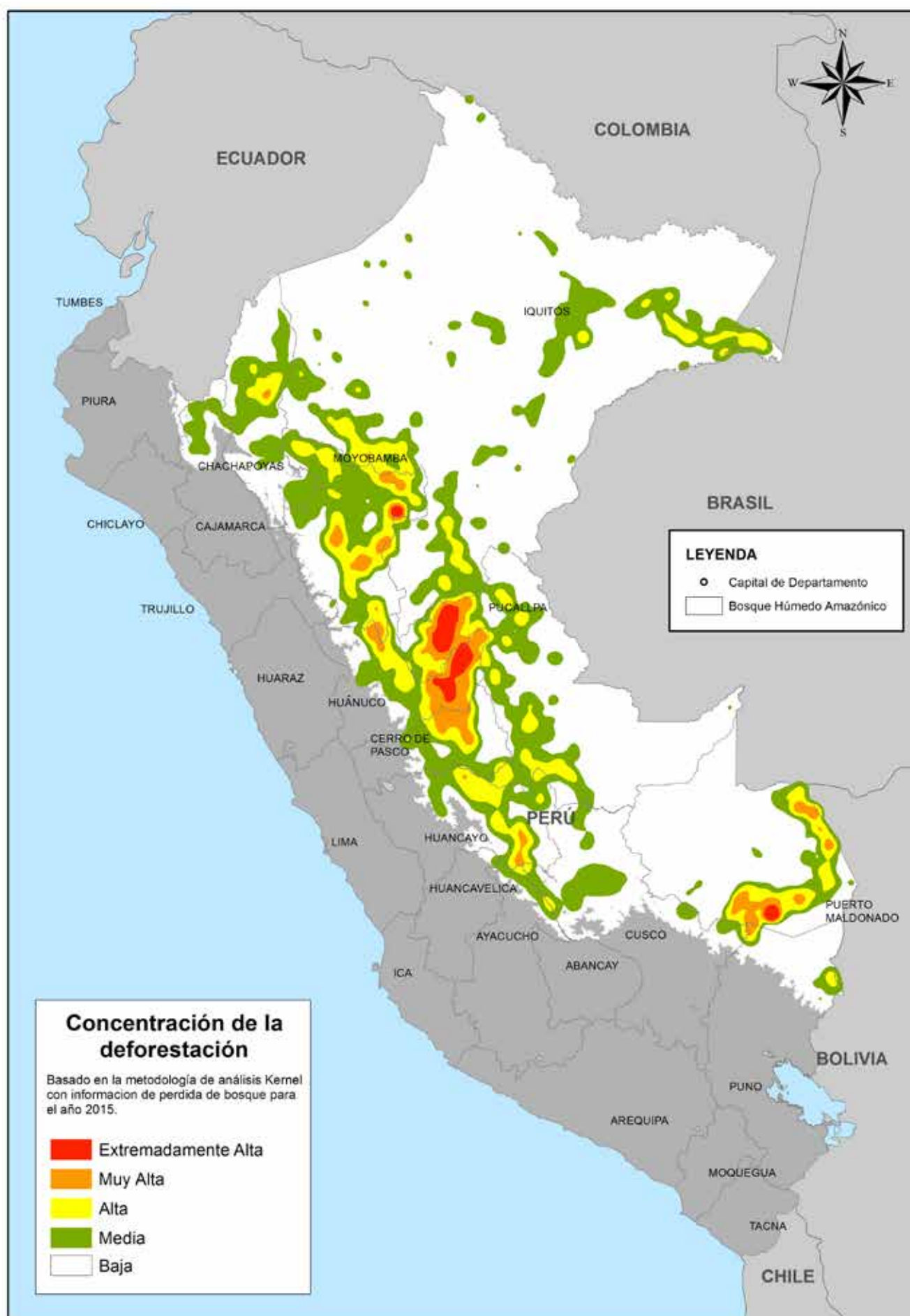
Una primera zona se ubica en el departamento de San Martín, en los distritos de Chazuta y Huambayoc, donde se aprecia una pérdida de bosque que tiene patrones que podrían ser de origen natural o de derrumbes. La segunda zona se encuentra en el departamento de Ucayali, en un corredor formado por los distritos de Irazola, Padre Abad, Neshuya, Curimana y Nueva Requena; y según los patrones observados, se debería a expansión agropecuaria. La tercera zona se halla en el departamento de Huánuco, en un corredor formado por los distritos de Tournavista, Puerto Inca, Codo de Pozuzo y Yuyapichis, donde la concentración de pérdida, por los patrones, se debería también a expansión agropecuaria. La cuarta zona se ubica en el distrito de Inambari, departamento de Madre de Dios, y está asociada a la actividad minera que existe en aquel lugar.

Con la información de la pérdida de cobertura boscosa se puede realizar este tipo de análisis a diferentes escalas y ámbitos, lo que la ha convertido en una importante herramienta para la gestión de los bosques.



Trabajos de gabinete para la verificación de información de pérdida de bosque.





3. Resultados

La pérdida de bosques húmedos amazónicos en el Perú para el año 2015 fue de 156 462 ha de bosques; mientras que entre los años 2001 y 2015 se tuvo una pérdida acumulada 1 809 547 ha, una superficie equivalente al 52 % del departamento de Lima.

La superficie de bosque primario remanente al año 2015 se calculó en 69 020 330 ha.

Los departamentos que más redujeron su pérdida de bosque respecto al año 2014 fueron: Loreto, San Martín y Huánuco. Y los que más incrementaron su pérdida de bosque respecto al mismo periodo: Madre de Dios y Amazonas.

4. Conclusión

De los datos mostrados, se evidencia que la superficie de pérdida de bosques húmedos amazónicos para el año 2015 se mantiene sobre las 120 000 ha (cifra que es superior al promedio histórico 2001-2014). Cabe precisar que entre los años 2014 y 2015 se reportó la mayor pérdida de bosque húmedo amazónico de los últimos 15 años.

Independientemente del área estimada de pérdida, se proyecta que el Perú estará por debajo de los 69 millones de hectáreas de superficie de bosques primarios en los próximos años; no obstante, se mantendría como uno de los más extensos del mundo debido a su superficie total de bosques húmedos amazónicos.

El mapa de concentración de pérdida de bosques húmedos amazónicos del año 2015 muestra los ámbitos de mayor presión de pérdida de bosque, sobre los cuales se deberán realizar acciones de prevención, control y recuperación a cargo de las entidades competentes y de los diferentes niveles de gobierno.

5. Próximos pasos

- Los cálculos de la pérdida de bosques húmedos amazónicos para el año 2016 se están realizando desde el mes de abril de 2017.
- Un nuevo trabajo, en colaboración con la Universidad de Maryland, para cuantificar la pérdida anual de cobertura de bosques en la Amazonía peruana durante el periodo 1985-2000, se desarrolla desde abril de 2017.



Vista aérea del río Tambopata, en Madre de Dios.
© R. Vivanco

Bibliografía

Vargas Gonzáles, C., Rojas Báez, E., Castillo Soto, D., Espinoza Mendoza, V., Calderón Urquiza Carbonel, A., Giudice Granados, R., & Málaga Durán, N. (2014). Memoria Descríptica del Mapa de Bosque/No Bosque Año 2000 y Mapa de Pérdida de los Bosques Húmedos Amazónicos del Perú 2000-2011. Ministerio del Ambiente (MINAM) & Ministerio de Agricultura y Riego (MIANGRI).

Vargas Gonzáles, C., Rojas Báez, E., Castillo Soto, D., Espinoza Mendoza, V., Calderón Urquiza Carbonel, A., Giudice Granados, R., & Málaga Durán, N. (2014). Reporte de la Pérdida de los Bosques Húmedos Amazónicos al 2011-2013. Ministerio del Ambiente (MINAM) & Ministerio de Agricultura y Riego (MIANGRI).

Potapov, P. V., Dempewolf, J., Talero, Y., Hansen, M. C., Stehman, S. V., Vargas, C., Rojas, E. J., Castillo, D., Mendoza, E., Calderón, A., Giudice, R., Málaga, N., & Zutta, B. R. (2014). National satellite-based humid tropical forest change assessment in Peru in support of REDD+ implementation. *Environ. Res. Lett.* 9: 124012.



A satellite image of a tropical forest. The forest is mostly green, with some brown and white patches indicating deforestation or other land changes. A grid of brown lines is overlaid on the right side of the image, likely representing a land management or monitoring grid. The text is overlaid on a dark grey rectangular background in the lower-left corner.

National satellite-based humid tropical forest change assessment in Peru in support of REDD+ implementation

Artículo publicado originalmente en la revista británica "Environmental Research Letters" (diciembre de 2014). Fue seleccionado por la misma revista como uno de los más destacados del año por "su novedad, impacto científico y alcance".

National satellite-based humid tropical forest change assessment in Peru in support of REDD+ implementation

P. V. Potapov¹, J. Dempewolf¹, Y. Talero¹, M. C. Hansen¹, S. V. Stehman², C. Vargas³, E. J. Rojas³, D. Castillo⁴, E. Mendoza⁵, A. Calderón³, R. Giudice³, N. Málaga³ and B. R. Zutta³

¹ Department of Geographical Sciences, University of Maryland, College Park, MD 20742, USA

² Department of Forest and Natural Resources Management, State University of New York, Syracuse, NY 13210, USA

³ Proyecto REDD+ Ministerio del Ambiente, Lima, Perú

⁴ Programa Nacional de Conservación de Bosques, Lima, Perú

⁵ Conservation International, Lima, Peru

E-mail: potapov@umd.edu

Abstract. Transparent, consistent, and accurate national forest monitoring is required for successful implementation of reducing emissions from deforestation and forest degradation (REDD+) programs. Collecting baseline information on forest extent and rates of forest loss is a first step for national forest monitoring in support of REDD+. Peru, with the second largest extent of Amazon basin rainforest, has made significant progress in advancing its forest monitoring capabilities. We present a national-scale humid tropical forest cover loss map derived by the Ministry of Environment REDD+ team in Peru. The map quantifies forest loss from 2000 to 2011 within the Peruvian portion of the Amazon basin using a rapid, semi-automated approach. The available archive of Landsat imagery (11 654 scenes) was processed and employed for change detection to obtain annual gross forest cover loss maps. A stratified sampling design and a combination of Landsat (30 m) and RapidEye (5 m) imagery as reference data were used to estimate the primary forest cover area, total gross forest cover loss area, proportion of primary forest clearing, and to validate the Landsat-based map. Sample-based estimates showed that 92,63 % (SE = 2,16 %) of the humid tropical forest biome area within the country was covered by primary forest in the year 2000. Total gross forest cover loss from 2000 to 2011 equaled 2,44 % (SE = 0,16 %) of the humid tropical forest biome area. Forest loss comprised 1,32 % (SE = 0,37 %) of primary forest area and 9,08 % (SE = 4,04 %) of secondary forest area. Validation confirmed a high accuracy of the Landsat-based forest cover loss map, with a producer's accuracy of 75,4 % and user's accuracy of 92,2 %. The majority of forest loss was due to clearing (92 %) with the rest attributed to natural processes (flooding, fires, and windstorms). The implemented Landsat data processing and classification system may be used for operational annual forest cover loss updates at the national level for REDD+ applications.

Keywords. REDD, forest cover, forest cover change, national forest monitoring, Landsat, Peru



1. Introduction

Deforestation and degradation of tropical rainforest are important global issues due to their role in carbon emissions, biodiversity loss, and reduction of other ecosystem services (Millennium Ecosystem Assessment 2003, Foley *et al.* 2007). Of global gross forest cover loss from 2000 to 2012, 32 % occurred within tropical rainforests (Hansen *et al.* 2013). Almost half of rainforest loss was found in South America, primarily in the Amazon basin. Peru, where humid tropical forests cover about 60 % of the total land area, possesses the second largest portion of Amazon rainforest after Brazil. While forest cover loss in Peru is substantially lower than in Brazil (Hansen *et al.* 2013), humid tropical forest loss is considered the primary source of carbon emissions at the national scale (MINAM 2011). The large extent of remaining intact rainforest within the country (Potapov *et al.* 2008) provides Peru an incentive for combating deforestation and conserving rainforest ecosystem services. The Peruvian government has developed an agenda to decrease deforestation rates toward net zero deforestation by 2021 (Piu and Menton 2013).

Many national and international initiatives aimed at monitoring and reducing deforestation are underway in Peru, several of them specifically in support of the reducing emissions from deforestation and forest degradation (REDD+) national program. The international REDD+ negotiations, sponsored by the United Nations Framework Convention on Climate Change (UNFCCC) since 2005, have provided methodological guidance on REDD+ through conservation of forest carbon stocks, sustainable management of forests, and enhancement of forest carbon stocks in developing countries. Preparation activities (i.e. the readiness phase) for the implementation of REDD+ projects at the national level have been developed in Peru since 2009. The Ministry of Environment (Ministerio del Ambiente, MINAM) served as the primary governmental agency responsible for the national REDD+ implementation. One of the main tasks of this process, as requested by the UNFCCC, is to develop a robust and transparent national forest monitoring system (NFMS) for the monitoring and reporting of the REDD+ activities.

According to the Intergovernmental Panel on Climate Change guidelines (IPCC 2006), required data for estimating emissions from forest cover changes include forest extent, emissions factors (i.e. coefficients quantifying emissions per unit activity), and activity data (i.e. data on the forest cover changes). The only viable data source for timely monitoring and consistent quantification of forest cover change at national scales and annual time intervals is satellite imagery (Hansen and Loveland 2012). A number of satellite-based change detection methods for forest monitoring were proto-typed over Peru, as local or national projects, or as a part of continental or global analyses. Landsat data and on-screen digitizing were used to map deforestation within the Peruvian Amazon for 1985-1990 and 1990-2000 time intervals (MINAM 2009). Conservation Inter-

national performed the nation-wide analysis of forest extent and loss for the 1990-2000 interval using supervised image classification (CI 2008). They reported forest loss of 56 300 ha yr⁻¹ for 1990-2000 decade. In 2014, the Dirección General de Ordenamiento Territorial (DGOT) within MINAM produced an estimate of deforestation from 2000 to 2009, using Landsat data and a rule-based linear mixture modeling algorithm (DGOT-MINAM 2014). Forest loss was estimated by DGOT as 91 100 ha yr⁻¹ for 2000-2005 interval and 163 300 ha yr⁻¹ for 2005-2009 interval. Gross forest cover loss within the country was also mapped within global mapping initiatives using moderate resolution imaging spectroradiometer (MODIS) (Hansen *et al.* 2010) and Landsat data (Hansen *et al.* 2013).

According to the IPCC guidelines on greenhouse gas emission inventory (IPCC 2006), the data on forest cover change provided by a NFMS should be clearly documented, complete at the national scale, consistent between time intervals, comparable between countries, and include uncertainty estimates. In determining the suitability of proposed methods for change detection for an operational NFMS, several factors should be taken into account. These factors include: (i) data continuity, cost and access; (ii) time and effort required for data processing and map characterization by the national team; (iii) repeatability across space and through time, meaning consistency of the national monitoring program as well as portability to other countries and regions. The goal of the current project was to develop and prototype an efficient methodology for initial forest cover and change assessment in the context of the development of a NFMS and implementation of REDD+ activities in Peru. The choice of data and methods was guided by several requirements: (i) wall-to-wall national coverage of free-of-charge satellite data; (ii) cost-effective and fast data processing algorithm; (iii) statistically validated results. Landsat data were selected for the national assessment as the only medium spatial resolution data available free-of-charge. The Landsat data processing and analysis algorithm was guided by our experience with global forest loss mapping (Hansen *et al.* 2013) and applied at the national scale using an improved version of our data processing system. Areas of primary and secondary forest extent and total gross forest cover loss were estimated using probability-based sampling. Landsat and high spatial resolution RapidEye imagery were employed to characterize forest cover and change within sample blocks. Specifically, gross forest cover loss was quantified from high spatial resolution data for each sample block; sample-based estimates were subsequently incorporated with mapped forest loss information to reduce the standard error of the estimate. Area of gross forest cover loss was disaggregated in time (annually), in space (by regions), and by disturbance factors using wall-to-wall annual Landsat forest loss maps. The work was carried out as a collaboration between the University of Maryland (UMD) and MINAM, with input data processing performed by UMD, image interpretation and mapping performed by the MINAM REDD+ Project, and validation provided by an independent analysis. Our results depicted forest cover extent and change from 2000 to 2011 and are presented as a baseline of activity data for national REDD+ activities measuring and reporting.

2. Data

Two satellite datasets were used for the analysis: (i) wall-to-wall medium spatial resolution data for forest cover change mapping; and (ii) samples of high spatial resolution data for total forest and change area estimation and wall-to-wall map validation. The wall-to-wall dataset consisted of Landsat multispectral imagery and digital elevation data; the sample-based dataset consisted of Landsat and RapidEye imagery.



Paisaje del río Inambari, Madre de Dios.
© R. Vivanco

2.1. Landsat data

For this analysis, we used the entire archive of Landsat 7 ETM+ imagery with less than 75 % cloud cover available at the United States Geological Survey National Center for Earth Resources Observation and Science (USGS EROS). The total number of Landsat scenes was 11 654. All images were acquired in the standard terrain-corrected L1T format, which provides systematic radiometric, geodetic and topographic accuracy. We used four reflectance bands: red (band 3), near infrared (NIR, band 4), shortwave infrared (SWIR, bands 5 and 7), and the emissive thermal infrared band 6 to calculate multi-temporal metrics (section 3.1.).

2.2. Topography data

Elevation above sea level and slope were added as additional data layers for the classification. We used the void-filled seamless Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) digital elevation model available at <http://srtm.csi.cgiar.org>, and calculated slope. Both inputs were reprojected and resampled to match the 30 m Landsat pixel size.

2.3. RapidEye data

Multispectral remote sensing imagery from the RapidEye constellation was acquired for 30 validation sample blocks of 12 × 12 km each. The majority of images were from the year 2011 with a small number of images from 2010 and 2012. The constellation has five identical earth observation satellites recording radiance in five spectral bands corresponding to the blue, green, red, red-edge and NIR part of the electromagnetic spectrum. The imagery has a spatial resolution of 5 m.

3. Methods

Our wall-to-wall gross forest cover loss mapping and sampling analysis was carried out within the humid tropical forest zone of Peru. The zone was delineated by MINAM (2012) and extends from the eastern slopes of the Andes into the Amazon basin. Landsat data from year 2000 to 2011 were automatically processed and composited by UMD to create a nation-wide set of multi-temporal spectral metrics. These spectral metrics were used as independent variables for wall-to-wall gross forest cover loss detection for the 2000-2011 time interval; MINAM performed this task using a supervised decision tree classification algorithm. The total gross forest cover loss was attributed by date (year of change) and by disturbance agent by UMD. The map was also employed to create a stratification of high and low forest cover loss; sample blocks were randomly selected from each stratum. For each sample, forest cover 2000 and forest cover loss 2000-2011 were characterized using Landsat and RapidEye data. Sample-based attribution was performed by both organizations with input from independent experts. Sample-based estimates provided total gross forest cover loss area, while the wall-to-wall Landsat-scale map was used to disaggregate this area by change date, change factor, and by region. Estimates of primary and secondary forest cover area were produced only from sample data.

Our analysis was based on the following set of definitions. Forest was defined as areas with trees above 5 m and tree canopy cover above 30 % within Landsat 30 m pixels, and included natural forests, secondary regrowth, and tree plantations. Forest cover loss was defined as any disturbance event leading to complete or nearly complete removal of tree cover within a Landsat

pixel. Primary forests were defined as intact or mature secondary forests absent of visible signs of recent alteration by human activity. All other tree cover, whether regrowing forests or tree plantations was considered as secondary forests.

3.1. Landsat data processing

The Landsat data were transformed from L1T imagery to multi-temporal metrics using the same approach as was implemented for the global forest cover produce of Hansen *et al.* (2013). The approach is easily applied to smaller areas, for example at national-scale. A precursor effort was implemented for the Democratic Republic of Congo (Potapov *et al.* 2012), including a sample-based accuracy assessment (Tyukavina *et al.* 2013).

All Landsat 7 ETM+ L1T images were reprojected from the local UTM projections to the Sinusoidal projection with central meridian 60 °W and resampled to the common output raster grid. Using the common raster grid facilitated per-pixel data compositing, and the choice of equal-area projection allowed for easy area estimation. We converted the digital numbers of the reflective bands to top-of-atmosphere reflectance and the thermal band to brightness temperature using the standard protocol (Chander *et al.* 2009). A set of quality assessment models was then applied to each pixel of an image, resulting in a quality data layer that identified pixels affected by clouds, haze, and cloud shadows (Potapov *et al.* 2012). The quality assessment was performed using a set of bagged decision trees (Breiman *et al.* 1984) derived from a large random set of training data collected throughout the tropical biome.

A radiometric normalization was applied to all images to reduce reflectance variations between image dates due to atmospheric conditions and surface anisotropy. We employed a low spatial resolution (250 m) cloud-free surface reflectance product from MODIS as a normalization target. To normalize each Landsat image, we calculated a mean bias between MODIS surface reflectance and Landsat top-of-atmosphere reflectance for each spectral band over the image area consisting of good quality land observations, and applied the bias value to adjust Landsat reflectance. Across-track reflectance anisotropy was corrected by modeling Landsat TOA–MODIS surface reflectance bias as a function of the Landsat scan angle (Potapov *et al.* 2012). In addition to the reflectance bands, two indices were calculated for each Landsat image, the normalized difference vegetation index (NDVI, Tucker 1979) and the land surface water index (LSWI, Xiao *et al.* 2004).

The analysis of the Landsat image time series uses multi-temporal metrics (DeFries *et al.* 1995, Hansen *et al.* 2008, Potapov *et al.* 2012) and allows for handling time-series data with variable observation density. Multi-temporal metrics capture spectral change within a standardized feature space not tied to any specific time of year. In so doing, they enable the extrapolation of rule sets, such as decision tree models, across large areas. The metrics feature space thus allows for the detection of forest change during 11 years of observations over the entire humid tropical forests within the country. Metrics were extracted at a per-pixel level from all cloud and cloud shadow-free observations from 1999 to 2011. Our metrics set included start/end image composites, rank-based metrics, and trend analysis metrics. The first and last single cloud-free observations were selected as the cloud-free observations closest to the end of year 2000 and the end of year 2011 and the dates of the selected observations stored. The first/last observation dates used for the monitoring were consistent for the entire country. The mean date for the first observation was 26.10.2000 and for the last observation 30.8.2011. From all first observations, 96 % came from the year 2000; for the last observation, 95 % came from the year 2011. To remove residual haze and haze shadow contamination, an additional set of first and last date composites were created using the

median band reflectance value of the three observations closest to the end of year 2000 and 2011, respectively (figure 1).

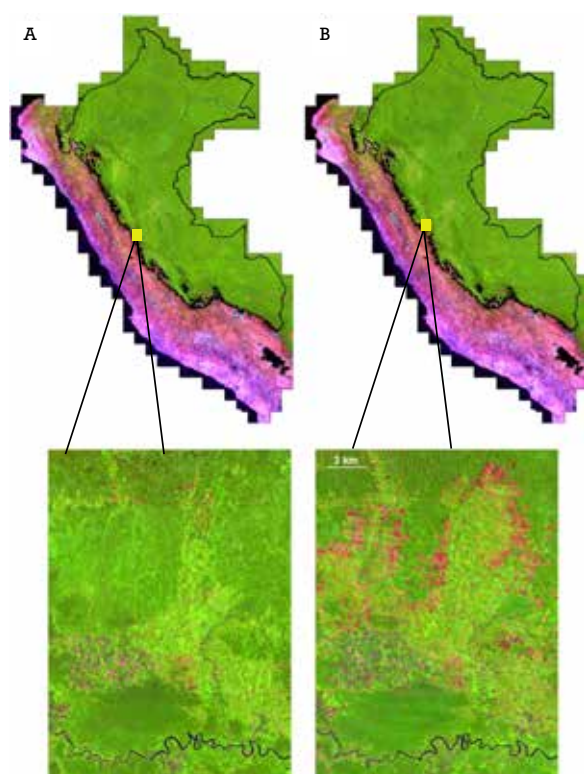


Figure 1. Landsat composites for Peru created from median values of three earliest –circa year 2000; (A)– and latest –circa year 2011; (B)– cloud-free observation. The humid tropics biome area is highlighted by a black outline. Position of the close-up image is highlighted by a yellow rectangle.

To produce rank-based metrics, band reflectance values from 2000 to 2011 were ranked based on (i) band reflectance value or (ii) corresponding ranks of selected indices (NDVI, LSWI) and brightness temperature. Metrics were created from observations representing selected percentile values (minimum, 10 %, 25 %, 50 %, 75 %, 90 %, maximum) and averages were calculated between these values for each band and rank method. A separate group of metrics was derived for per-band reflectance change during the analyzed time interval. These metrics included: (i) slope of linear regression of band reflectance versus image date, and standard deviation of band reflectance from 2000 to 2011; (ii) maximum positive and negative change in reflectance between consequent observations; and (iii) selected statistics (minimum, maximum and range) for temporal segments defined by per-band absolute maximum and minimum reflectance values.

3.2. Change detection

Multi-temporal metrics derived from cloud-free Landsat observation covered 99,8 % of the humid tropical biome area. The remaining area (mountain ridge crests with permanent orographic clouds) was not processed by the change detection algorithm due to data limitations.

Gross forest cover loss from 2000 to 2011 was mapped using a supervised bagged classification tree model (Breiman *et al.* 1984). A group of image analysts at MINAM performed visual interpretation of the training sites, mapping areas of stable forest cover and gross forest cover loss from 2000 to 2011. The composites of the first and last cloud free observations, along with maximum band reflectance composites, were used for data visualization. Analysts used a number of additional datasets, including freely available high-resolution images from GoogleEarth™ as reference materials to aid interpretation. All events resulting in forest cover loss (permanent or temporal) at the 30 m pixel scale, including agriculture clearings (even followed by forest re-

growth within the same time interval), logging, fire, flooding, and storm damage were mapped together as the forest cover loss class.

The classification tree model related manually interpreted training with the entire set of spectral metrics for the 2000-2011 time interval. Classification was done iteratively, by examining the output map, correcting training, and rerunning the classifier again until a sufficiently accurate product had been created. The final product was extensively visually checked and manually corrected for remaining noise and local errors. As a result of manual correction, 51 thousand ha (3,1 % of total loss area) of loss was manually added to the map product. These areas were not detected as change due to limited sensitivity of the classification model. Noise and other sources of committed error of forest cover loss were manually removed, totaling 31 thousand ha (1,9 % of total loss area). Corrections were made predominantly over mountain areas where frequent cloud cover, topographic shadows, and low tree canopy cover density caused local errors.

3.3. Gross forest loss attribution by year and disturbance agent

To disaggregate change areas by forest clearing date we employed an analysis of annual NDVI profiles. For each year the minimal annual NDVI value was collected per pixel. For all change pixels, we analyzed inter-annual minimal NDVI difference, and the year representing the highest drop in NDVI was selected as the change date.

The goal of forest loss cause attribution was to separate natural disturbance and fires from anthropogenic forest clearings. The attribution process included two steps. First, all forest loss due to flooding and river meandering was mapped automatically using annual water masks collected from all cloud-free image observations. Second, visual analysis of change areas was performed and used to identify and label losses due to fires, landslides, and windstorms. The remaining forest cover loss was attributed to anthropogenic forest clearing within primary, secondary forests and forest plantations.

3.4. Sample-based area estimation and map validation

The sample-based analysis goals were to estimate area of gross forest cover loss, primary forest extent, and map accuracy. Collecting reference data to validate 11 years of land-cover change is challenging. There are no adequate field data that could be used for such a purpose. Commercial high spatial resolution data are not uniformly available for Peru, particularly for the earlier years of the study, precluding a probability-based sample design using exclusively high spatial resolution imagery. Landsat observations (single-date images) interpreted through time are a viable validation reference data set and have been used to assess forest loss area and map uncertainty (Hansen *et al.* 2010). However, the preference is to include high spatial resolution data for determining omission errors related to the spatial scale of forest disturbance (Tyukavina *et al.* 2013). For this study, a set of RapidEye images from the year 2011 was available at the national-scale, and a hybrid validation approach was employed: high spatial resolution (RapidEye) data for year 2011 was compared with Landsat data for the year 2000. The spatial resolution of the RapidEye data (5 m) enabled mapping of disturbance at sub-Landsat-pixel scale. Landsat data, including the 15 m panchromatic band, were used as the reference year 2000 imagery.

The choice of the validation sampling design (figure 2) was strongly influenced by RapidEye data costs, as we were only able to purchase 30 images for circa year 2011 from a national coverage. A two-stage cluster sampling design was implemented with the first stage being a stratified

random sample of clusters and the second stage being a simple random sample of pixels within clusters. The size of the clusters was guided by the RapidEye image tile size. Each cluster was a 12 km by 12 km block, and consequently the sample pixels were spatially constrained to the 30 selected sample blocks. The sampling frame over the country consisted of 5532 12×12 km blocks within the humid tropical biome (sample blocks with biome area coverage of less than 40 % were excluded from sampling, reducing the total sampled area of the biome by less than 1 %). To select 30 sample blocks (clusters), we employed a stratified random sampling design. Two strata were selected, high change (the blocks with the highest gross forest loss area comprising 50 % of the total change within the sampling frame) and low change (the blocks of low change totaling the remaining 50 % of total forest cover loss). The threshold separating the high- and low- change strata was 9,8 % of gross forest loss per block. The high-change stratum included 337 blocks and the remaining 5195 blocks comprised the low-change stratum. Guided by Neyman optimal sample size allocation rules (Cochran, 1977), we selected 70 % of the 30 total sample blocks (21 blocks) from the low-change stratum, and 30 % (nine blocks) from the high-change stratum. Within each sampled block, 100 points (representing 30×30 m Landsat pixels) were selected by simple random sampling. The selected pixels within a block constitute the second stage sample.

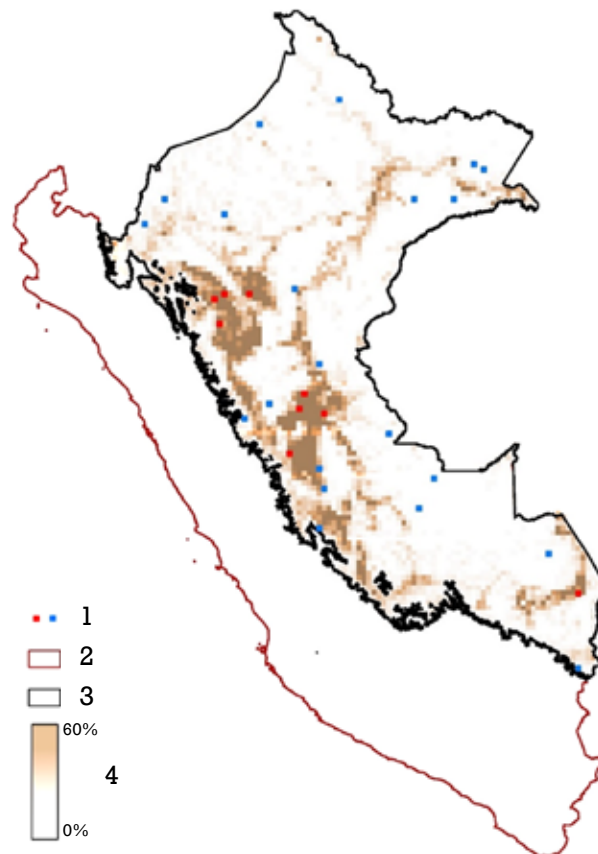


Figure 2. Stratified sampling design. 1. Sampled blocks ($n = 30$); red blocks: high-change stratum, blue blocks: low-change stratum; 2. country boundary; 3. boundary of humid tropical forest biome within Peru; 4. gross forest cover loss percent per 12×12 km block of sampling grid.

Selected sample points (Landsat pixels) were visually analyzed using Landsat 2000 and RapidEye 2011 data (figure 3). For each pixel, analysts recorded the fraction of gross forest cover loss (both from natural and anthropogenic factors). In addition, for 2000 the analyst recorded the forest type: primary or secondary forest. Primary forests were distinguished by the absence of visible disturbance and a spectral signature and texture similar to nearby surrounding intact forest tracts. Forest plantations, regeneration on old clearings, and fallows were considered secondary forests. Analysts also marked pixels located on the edge of forest cover loss patches, which we

expected to have lower classification accuracy compared to ‘core’ forest loss and no-change areas. Reference results were provided for all except 20 points that had no cloud-free RapidEye data and were excluded from the analysis.

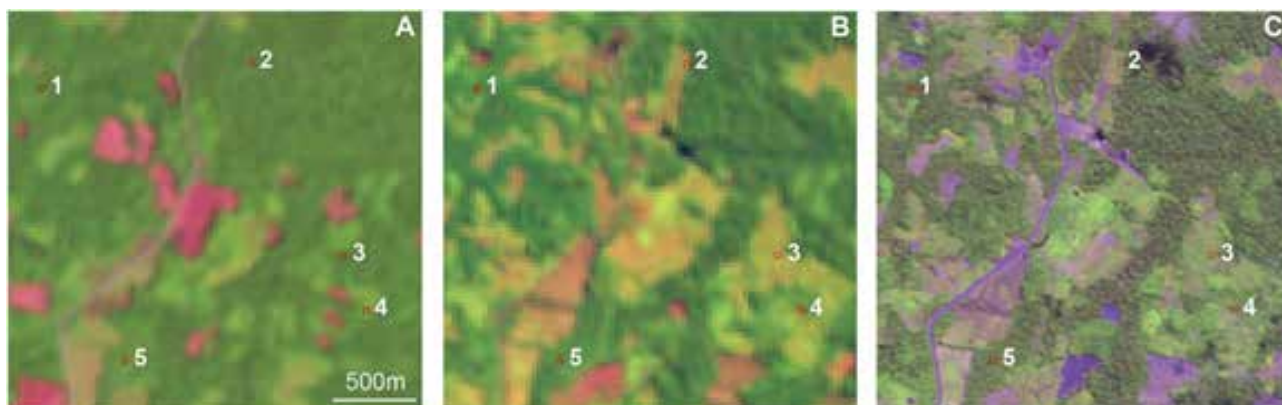


Figure 3. Point-based validation example. Landsat 30 m imagery for year 2000 (A) and 2011 (B); RapidEye 5 m imagery for year 2011 (C). 1–5—validation points (Landsat 30 m pixels), points 2 and 3 interpreted as forest loss. The Landsat image pair is sufficient for interpretation of points 1, 3 and 5. For points 2 and 4 (located at the edge of the cleared areas), higher resolution satellite data (RapidEye) were required.

Sample-based results (per-pixel comparison of reference change fraction and map-based change detection) were used to produce estimates of forest loss area and map accuracy metrics, along with the standard errors associated with these estimates (a 95 % confidence interval can be obtained by adding and subtracting two times the standard error of the estimate). Using primary/secondary forest reference data we were able to estimate the proportion of primary forests in 2000 as well as the proportion of primary forest loss. The estimation formulas are presented in the appendix (p. 92).

4. Results

4.1. Gross forest cover loss

Estimation of gross forest cover loss area within the Peruvian humid tropical biome (total area 78,6 million ha) for the 2000-2011 time interval was the main objective of the proposed methodology. The sample-based area, which is collected from a probability sample and attributed using high spatial resolution data, is considered the primary estimate for forest extent and change. Total gross forest cover loss 2001-2011 equaled 2,439 % (SE = 0,162 %) of the humid tropical forest biome area.

Sample-based estimates also allowed us to disaggregate total forest loss into primary forest clearing and secondary forest rotation. In 2000, Peruvian primary humid tropical forest cover totaled 92,63 % (SE = 2,16 %) of the humid tropical forest biome area, and secondary forest [the remaining 7,37 %. Forest loss comprised 1,32 % (SE = 0,37 %) of primary forest area and 9,08 % (SE = 4,04 %) of secondary forest area. Of total gross forest cover loss, 64,88 % (SE = 6,75 %) was found in the primary forests.

Our map-based gross forest cover loss area (2,07 % of the humid tropical forest biome area) was found to be below the sample-based estimate (2,44 %). Accuracy measures show overall map accuracy of 99,4 % (SE 0,2 %). However, the Landsat-based map underestimates forest

cover loss, with producer's accuracy of gross forest loss class of 75,4 % (SE 2,5 %) and user's accuracy of 92,2 % (SE 1,9 %) (table 1). As we expected, edge pixels have the highest uncertainty of classification results. The overall accuracy of edge pixels ($n = 138$) was 73,0 %. Excluding these pixels (remaining sample $n = 2844$), overall accuracy increased to 99,8 %, producer's accuracy to 86,3 %, and user's accuracy to 95,4 %.

		Reference			
		No change	Forest loss	Total	User's accuracy (SE)
Map	No change	97,990	0,465	98,455	99,5 % (0,2 %)
	Forest loss	0,120	1,426	1,546	92,2 % (1,9 %)
	Total	98,110	1,891	100,000	—
Producer's accuracy (SE)		99,8 % (0,1 %)	75,4 % (2,5 %)	Overall accuracy (SE) = 99,4 % (0,2 %)	

$n=2980$; Values shown are % of the study region area

Table 1. Confusion matrix for gross forest cover los validation.

4.2. Annual and sub-national gross forest cover loss

While the sample-based method allowed us to estimate total gross forest loss area with high precision and known uncertainty range, the wall-to-wall Landsat change detection map allows for annual and sub-national disaggregation of the total loss (figure 4, table 2).

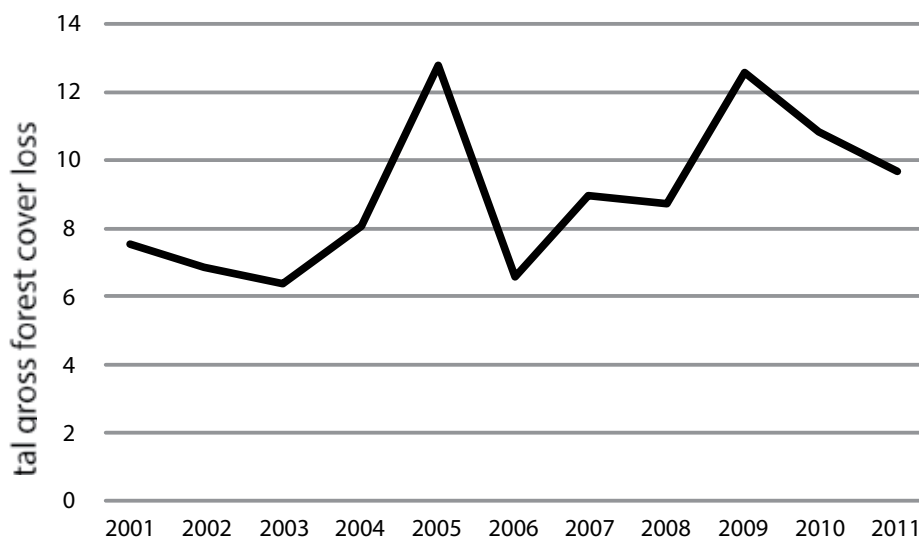


Figure 4. Annual distribution of total area of gross forest cover loss within the humid tropical biome in Peru, 2001-2011.

Region	HTB area ha x 10 ³	Gross forest loss ha x 10 ³	Gross forest loss % of HTB	% gross forest loss attributed to clearing
Amazonas	3 633,8	64,9	1,79	99
Cajamarca	782,1	14,9	1,90	100
Huancavelica	69,5	0,9	1,34	100
Huánuco	2 368,3	231,2	9,76	99
La Libertad	83,3	0,7	0,87	100
Loreto	37 668,7	426,4	1,13	82
Madre de Dios	8 487,0	132,3	1,56	89
Piura	82,3	2,8	3,35	91
San Martín	4 883,3	439,1	8,99	100
Ucayali	10 573,9	302,1	2,86	85
Pasco	1 772,4	84,6	4,77	99
Junín	2 521,8	123,5	4,90	98
Ayacucho	346,6	15,7	4,54	99
Cusco	3 683,0	59,5	1,61	98
Puno	1 603,2	17,5	1,09	90
Total	78 559,1	1916,1	2,44	92

Table 2. Gross forest cover loss 2001-2011 within humid tropical biome (HTB) by region. The total forest cover loss area was estimated from the sample data and disaggregated using the wall-to-wall Landsat forest loss map.

The annual gross forest cover loss indicated an increasing trend in loss over time with pronounced peak values for 2005 and 2009 (figure 4). While the slope of the linear regression of annual loss area as a function of year of change has low statistical significance (p-value of 0,067), the average annual loss increased by 45 % from the 2001-2004 to 2008-2011 time interval. The gross forest loss peak of the year 2005 is coincident with a major drought event in the Amazon basin, which caused extensive fires and intensification of agricultural clearing (Marengo *et al.* 2008). A second major drought in 2010 (Lewis *et al.* 2011) was likewise coincident with high forest loss values; however, we did not observe large forest fires during that year. Forest loss increase since 2006 coincided with the expansion of commercial high-yield oil palm plantations (Gutiérrez-Vélez *et al.* 2011).

At the sub-national level, 80 % of total gross forest loss was concentrated within five regions: San Martín, Loreto, Ucayali, Huánuco and Madre de Dios. Visual analysis of the forest loss map and satellite data revealed different patterns of forest loss within these regions. We suggest that the primary cause of forest loss in San Martín and Huánuco regions is clearing for agriculture and pastures. These regions featured the highest rate of forest cover loss (8,99 % and 9,76 % of total tropical forest biome area, respectively). In Loreto and Ucayali, large-scale industrial clearing for oil palm plantations is also present, together with small- and medium-size agriculture clearing. Gold mining (Asner *et al.* 2013) and large-scale agriculture clearing along the interoceanic highway are the leading cause of forest loss in the Madre de Dios region.

Annual loss rates varied between Peruvian regions (figure 5). Pronounced intensification of forest cover loss in Loreto and Ucayali region is most probably an outcome of the recent expansion of industrial oil palm plantations (Gutiérrez-Vélez *et al.* 2011). In Loreto region, a single contiguous patch of new oil palm plantations established between 2007 and 2011 accounted for

more than 11 thousand ha of forest clearing. San Martín region, where forest loss is mostly due to concentrated agriculture expansion, featured high fluctuations in annual forest loss area.

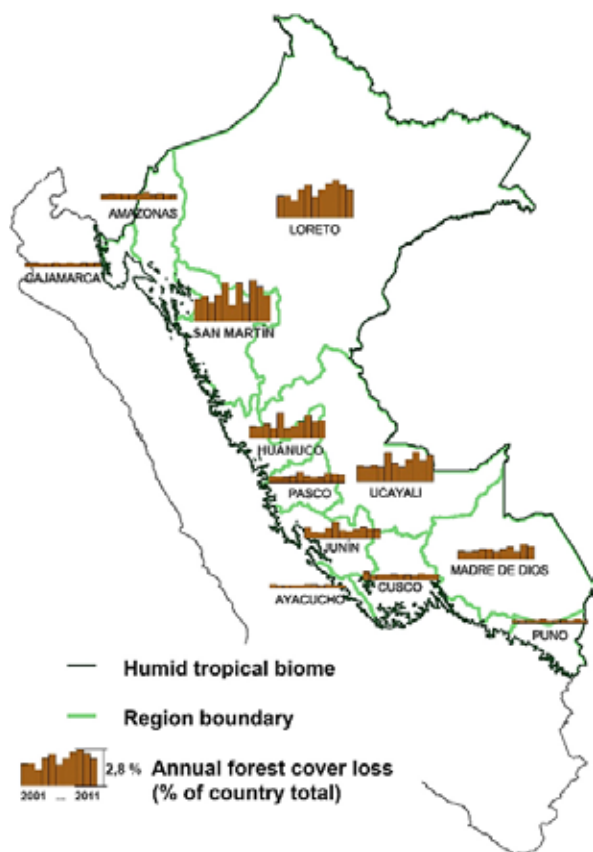


Figure 5. Annual distribution of total area of gross forest cover loss by regions. Regions with small humid tropics biome area (Huancavelica, La Libertad and Piura) are not shown.

4.3. Disturbance types

Forest disturbance type mapping is important in differentiating the factors of forest loss (natural or anthropogenic disturbance types) as carbon monitoring programs seek to reduce human-induced conversion of natural forests. The inclusion of natural factors of forest loss can be of value in assessing underlying factors such as climate change (Easterling and Apps, 2005).

The majority of gross forest cover loss (92,2 %) was attributed to clearing for agriculture and tree plantations. The rest was due to natural disturbance, mostly represented by flooding and river meandering (6,0 %), and fires (1,5 %). Windstorm damage represented 0,3 % of total loss, and landslides 0,02 %. Forest loss due to river course change was mostly present along the Amazon River and its major tributaries (figure 6). Fires damaged forests along the Amazon and Ucayali rivers in Loreto and Ucayali regions. Windstorms were found mostly in remote forest areas of the Amazon basin in Loreto region.

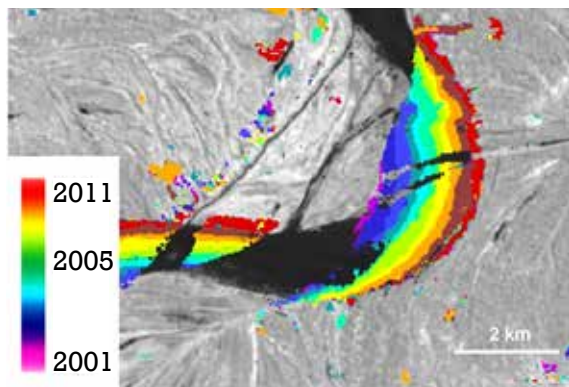


Figure 6. Pattern of annual natural forest cover loss due to river meandering. Background image—SWIR band from Landsat 2010 image. Patches of forest loss located away from the river are due to agriculture forest clearings. Río Ucayali, Loreto, Perú, 75°12 'W, 7° 11 'N.

While the total area of natural disturbance is small, the annual rate of such change fluctuated significantly (figure 7). The extreme drought year of 2005 was associated with the highest burned area extent (almost 30 % of total burned area and another 25 % attributed to the year 2006). A one-year delay in fire date attribution is typical for remote sensing products (Hansen *et al.* 2013), so we may suppose that in total, the year 2005 was responsible for more than one-half of total burned area over the study period. Extreme windstorms accompanied the drought of 2005, and were also present in the last year of the study. Conversely, forest loss due to flooding and river meandering was the lowest in 2005, likely due to decreased stream flow resulting from the lack of precipitation. In general, the area of natural disturbance increased during the observation period.



Figure 7. Annual distribution of total area of natural disturbance causes.

5. Discussion

An effective algorithm for national-scale forest change detection is a key component of any NFMS and a requirement for a country to participate in REDD+ activities. Such algorithms should be capable of precise and timely estimation of activity data (primarily forest cover loss) and associated uncertainty for national carbon emission monitoring. Several different algorithms and approaches are in development for tropical countries (Asner *et al.* 2009, Huang *et al.* 2010, INPE 2010, Hansen *et al.* 2013, Lehmann *et al.* 2013), and the comparison of these methods should take into account several major factors, including cost, required effort, data processing and analysis speed, and consistency of results at national and international levels.

Freely available, long-term data sources are preferred inputs to operational monitoring programs. The example presented here is based on Landsat data, available free-of-charge for the entire globe. Higher spatial resolution RapidEye data were purchased in a sampling mode, thereby minimizing data costs. When using large volumes of time-series data, it is necessary to have a standard and automated processing scheme for deriving cloud-free time-series metrics binned to a standard gridded map projection. The system presented here employed automated radio-

metric normalization, quality assessment, and time-series feature derivation within the defined study period. The standard for such processing of land products is MODIS (Justice *et al.* 2002), and new Landsat-based systems are now being developed (Roy *et al.* 2010). Our approach follows the MODIS model, transforming single daily observations into a consistent set of national (continental, global) time-sequential metrics (Hansen *et al.* 2013).

To date, most national-scale analyses have employed single image footprints as the basic unit of analysis (Asner *et al.* 2009, Huang *et al.* 2010, INPE 2010, Lehmann *et al.* 2013). Per-scene data analyses have several major drawbacks (Hansen and Loveland, 2012). First, they significantly increase latency of product derivation and increase amount of effort in generating products. Second, separate per scene analyses compromise the consistency between neighboring scenes. Third, employing raw uncalibrated Landsat data often requires analysts to apply advanced data processing techniques, including radiometric and geometric corrections. Such requirements increase overall effort and associated costs of the methodology, including greater initial capacity per analyst. Alternatively, we advocate the use of pre-processed data in the form of national time-series metrics and composites. Such data facilitate the timely and internally consistent derivation of national-scale forest change products. Two important aspects of our approach deserve to be highlighted. First, the only initial requirement for national-scale mapping using the presented method is expertise in visual interpretation of forest extent and change. Visual analysis of pre-processed image composites does not require special knowledge of data approach deserve to be highlighted. First, the only initial requirement for national-scale mapping using the presented method is expertise in visual interpretation of forest extent and change. Visual analysis of preprocessed image composites does not require special knowledge of data management techniques



Reconocimiento al presente trabajo, otorgado por la revista científica "Environmental Research Letters", especializada en investigaciones ambientales, y publicado dentro de su colección de artículos destacados de 2014 "Highlights of 2014", por haber sido uno de los textos más leídos, novedosos y de mayor impacto científico.



Imagen Landsat 8
Abril de 2017
Madre de Dios

and could be easily performed by a forester or resource management specialist. Second, national-scale products can be derived and iterated with low latency, because the classification model derived from training data is implemented for the entire area at once. The ability to rapidly iterate classifications is important and quickly leads to a final map product. Iteration also illustrates the concept of versioning and as new input data are made available, new versions of maps can be made if improved accuracy is documented to justify an update. Standard pre-processed data inputs also foster product consistency between countries.

The computer and software progress in recent years allowed for national image processing to be performed within the countries by regional specialists. While global image analysis still requires cloud computing capabilities (Hansen *et al.* 2013), national analysis based on preprocessed gridded data may be performed using personal workstations and standard image analysis software. We have prototyped this approach in other countries, initially in the Democratic Republic of Congo (Potapov *et al.* 2012). This paper presents a first product with an operational in-country agency, the Peruvian MINAM.

A precise forest definition is an important part of the established forest change reporting system. The national forest program in Peru adopted the FAO criteria of forest, defined as minimum tree cover of 10 % and height of mature woody vegetation of 2 m and above (MINAM, 2014). Our minimum tree canopy cover threshold of 30 % is higher than the minimum tree cover criterion proposed by the Peruvian NFMS program. Our use of a 30 % forest cover threshold is based on our previous Landsat studies (Broich *et al.* 2011, Potapov *et al.* 2011, 2012) and is meant to facilitate interpretation of training and validation data. As the study area consisted of the humid tropical forest ecozone of Peru, there is limited extent of open canopied woodlands in the 10-30 % canopy range. Using the percent tree canopy cover product of Hansen *et al.* (2013), we quantified the difference in forest extent between the two definitions; the area of forest within the 10-30 % cover range added only 0,4 % forest extent to our definition. For humid tropical forests, the low end of forest cover definitions should not greatly impact forest extent estimation. However, for dry tropical environments, where open canopied woodlands and parklands are extensive, the application of differing low-end cover thresholds will greatly impact forest extent estimates.

Spectral signatures and textures were interpreted in combination with landscape context to label primary forest cover. Primary forests are spatially extensive, have dark spectral signatures and marked texture. Mature secondary forests can be indistinguishable from primary forest due to similar structure and composition (assessed using Landsat imagery) and are included in our primary forest class. Younger secondary forests differ in their structure and composition, as suggested by Chokkalingam and De Jong (2001). The more homogeneous canopies of regrowing natural forests and plantations is readily visible in both Landsat and RapidEye imagery. Our mapping of secondary forests in the Democratic Republic of Congo (Potapov *et al.* 2012) relied on smoother canopy structure and a resulting brighter NIR reflectance.

While the Landsat-based wall-to-wall forest cover loss map is required for the national-scale analysis, the area estimate of gross forest cover loss is based on the Landsat/RapidEye assessment. The higher spatial resolution of the RapidEye sensor (5 m/pixel compared to 30 m/pixel of Landsat) allowed for the precise detection of change at Landsat sub-pixel scale. As cautioned by Olofsson *et al.* (2013, 2014), estimating area from a map is subject to bias attributable to classification errors. The comparison of user's and producer's accuracies from the error matrix (table 1) shows that the Landsat-based map underestimated forest cover loss. The sample-based estimate of forest loss area is 17,5 % higher (2,44 % of the biome area) than the map-based estimate (2,07 %). Such underestimation is possible for map products based on medium

spatial resolution satellite data in areas of predominantly small-scale forest clearing (Tyukavina *et al.* 2013). The estimate derived from the sample of high spatial resolution data (RapidEye) is assumed to provide a more accurate assessment of forest loss than does the Land- sat-derived map; the final area of forest loss is thus estimated from the RapidEye imagery.

However, the wall-to-wall map is still beneficial as it is employed as auxiliary information in a model-assisted estimator (Särndal *et al.* 1992, Stehman 2009, 2013) that results in a substantially more precise estimate of area of forest loss than would be obtained from just the RapidEye sample data. The standard error for the estimated percent area of forest loss would have been 0,60 % had the map not been used in the estimation compared to the standard error of 0,16 % which was reported for the estimate that incorporated the map information. While the final area estimation was made using high spatial resolution sample data, the Land-sat-based map was used (i) to define the strata used to select the sample, (ii) as an input to reducing overall estimate uncertainty (see appendix) and (iii) to disaggregate the total loss area by year, province, and disturbance cause. For this disaggregation, we assumed that the relation of sample-based and Landsat-based forest loss area is uniform in time and in space. We believe that this is a valid assumption for Peru where small-scale forest disturbance is widespread. Our total area disaggregation approach, however, may not be suitable for precise sub-national forest loss trends reporting in the context of REDD activities. The same sampling approach could be used to provide sub-national estimates, but the sample size would need to be substantially larger. Because we did not have an adequate sample size for regional estimates, using the wall-to-wall Landsat-based forest loss map was the only viable approach to provide change estimates per region.

Our proposed methodology was implemented in Peru to map a baseline forest cover loss from 2000 to 2011. Updates of forest loss information are planned using more recent Landsat data. The multi-temporal metric approach yields standard image datasets for any temporal window—from one year to more than a decade. Moving forward, systematic annual updates are planned using the presented processing approach. Using the same data type for both baseline and monitoring products ensures consistency. Production and validation of the updated forest loss maps for Peru is now in the implementation stage.

6. Conclusion

An accurate, low latency approach for national-scale mapping of gross forest cover loss in the Peruvian humid tropical forest biome was implemented using Landsat time-series datasets. High spatial resolution sample data from RapidEye were used to produce final area estimates and uncertainties, and to validate the Landsat-based results. Validation confirmed the high accuracy of the Landsat map, which in turn was used to disaggregate change spatially (by region), temporally (at annual intervals), and by disturbance type (anthropogenic clearing and natural disturbance). Gross forest cover loss results are the key component of the NFMS and are important for the Peruvian REDD+ team as a baseline for on-going forest change monitoring. This approach is now being extended to the present in deriving a 14 year record of forest loss in Peru. The presented approach is based on, and consistent with, the global methodology used by Hansen *et al.* (2013), and may be implemented at the national level for any country requiring basic information quantifying forest extent and change, whether for REDD+ or other forest management purposes.

Acknowledgments

The project was supported by Betty and Gordon Moore foundation, KfW, the Peruvian Ministry of the Environment (MINAM), Servicio Nacional Forestal y de Fauna Silvestre (SERFOR), Amazon Cooperation Treaty Organization (OTCA), US Government Inter-agency program SilvaCarbon and USAID Forest Carbon, Markets and Communities Program (FCMC). SS was supported by NASA Carbon Monitoring Systems Program grant #NNX13AP48G.

Appendix. Technical details of estimation of forest loss and accuracy

The sampling design is a two-stage cluster sample with a stratified random sample of clusters (12 km × 12 km blocks) selected at the first stage and a simple random sample of 100 pixels selected within each sampled cluster at the second stage. The accuracy analysis is based on a population error matrix (table A1), and the cell entries of this error matrix must be estimated from the sample. Each pixel is classified as loss or no loss by the map, but the reference classification can be one of five values for proportion of area of forest loss for a sample pixel, 0, 0,25, 0,50, 0,75, or 1,00. For a given sample pixel, the proportion of area allocated to each cell of the error matrix was determined as follows. Let $c_{hij} = 0$ if sample pixel j in cluster i of stratum h is mapped as no change and let $c_{hij} = 1$ if sample pixel j in cluster i of stratum h is mapped as forest loss. Let r_{hij} = proportion of area of forest loss according to the reference classification for sample pixel j in cluster i of stratum h (r is used for 'reference'). Suppose the sample pixel is mapped as no change ($c_{hij} = 0$). Then the proportion of area of the sample pixel ($P_{kl,hij}$) allocated to row k and column l of the error matrix is:

	Reference class		
Map class	No change	Forest loss	Row total
No change	P_{11}	P_{12}	P_{1+}
Forest loss	P_{21}	P_{22}	P_{2+}
Col. total	P_{+1}	P_{+2}	1

Table A1. Structure and notation for a population error matrix based on a census of all pixels. The cell entries P_{kl} represent the proportion of area with map class k and reference class l .

$$\begin{aligned}
 P_{12,hij} &= r_{hij}, \\
 P_{11,hij} &= 1 - r_{hij}, \\
 P_{21,hij} &= P_{22,hij} = 0 \text{ (no area mapped as loss)}.
 \end{aligned}$$

For example, if $c_{hij} = 0$ and $r_{hij} = 0,25$, then $P_{11,hij} = 0,75$ (proportion of agreement of no loss), $P_{12,hij} = 0,25$ (proportion of map omission error of loss), and $P_{21,hij} = P_{22,hij} = 0$. If the sample pixel is mapped as forest loss ($c_{hij} = 1$), then:

$$\begin{aligned}
 P_{11,hij} &= P_{12,hij} = 0 \text{ (no area mapped as no change)}, \\
 P_{21,hij} &= 1 - r_{hij}, \\
 P_{22,hij} &= r_{hij}.
 \end{aligned}$$

For example, if $r_{hij} = 0,25$ and $c_{hij} = 1$, then $P_{21,hij} = 0,75$ (proportion of map commission error of loss), $P_{22,hij} = 0,25$ (proportion of agreement of loss), and $P_{11,hij} = P_{12,hij} = 0$.



The accuracy estimates were produced using the SUR-VEYMEANS procedure of the Statistical Analysis Software (SAS version 9.3, SAS Institute, Cary, North Carolina, USA). The SAS program used to implement this analysis is available upon request to the corresponding author. For the sampling design implemented, the primary sampling unit is a cluster (indicated by the subscript i) and each cluster is assigned to a stratum h . The basic estimator used throughout is a ratio estimator (see documentation provided by SAS version 9.3)

$$\hat{R} = \frac{\sum_{h=1}^H \sum_{i=1}^{n_h} \sum_{j=1}^{m_{hi}} w_{hij} y_{hij}}{\sum_{h=1}^H \sum_{i=1}^{n_h} \sum_{j=1}^{m_{hi}} w_{hij} x_{hij}}$$

where h is the stratum index ($h = 1, 2$), i is the cluster index in stratum h for the sample size of n_h ($i = 1, 2, \dots, n_h$) clusters sampled from the N_h clusters available in stratum h , j is the index of the pixel ($j = 1, \dots, m_{hi}$), m_{hi} is the number of pixels sampled in cluster i of stratum h from the M_{hi} pixels available, x_{hij} and y_{hij} are defined to yield the parameter of interest (see subsequent explanation below), and w_{hij} is the estimation weight (i.e., inverse of the inclusion probability) for sample pixel j in cluster i of stratum h . For the two-stage cluster sampling design, the inclusion probability of a pixel is the product of the first-stage inclusion probability (n_h/N_h) and second-stage inclusion probability (100/160 000). The second-stage inclusion probability is derived from taking a simple random sample of 100 pixels from the 160 000 pixels available in each sampled cluster.

The variance estimator for \hat{R} is based on a Taylor series approximation (Särndal et al. 1992):

$$\hat{V}(\hat{R}) = \sum_{h=1}^H \hat{V}_h(\hat{R}) = \sum_{h=1}^H \frac{n_h \left(1 - \frac{n_h}{N_h}\right)}{(n_h - 1)} \sum_{i=1}^{n_h} (g_{hi\cdot} - \bar{g}_{h\cdot\cdot})^2,$$

where

$$g_{hi\cdot} = \frac{\sum_{j=1}^{m_{hi}} w_{hij} (y_{hij} - x_{hij} \hat{R})}{\sum_{h=1}^H \sum_{i=1}^{n_h} \sum_{j=1}^{m_{hi}} w_{hij} x_{hij}}$$

and

$$\bar{g}_{h\cdot\cdot} = \left(\sum_{i=1}^{n_h} g_{hi\cdot} \right) / n_h.$$

To estimate user's accuracy of 'No Change' using \hat{R} define $y_{hij} = P_{11,hij}$ and $x_{hij} = P_{11,hij} + P_{12,hij}$, and to estimate producer accuracy of 'No Change' define $y_{hij} = P_{11,hij}$ and $x_{hij} = P_{11,hij} + P_{21,hij}$. To estimate user's accuracy of 'Forest Loss', define $y_{hij} = P_{22,hij}$ and $x_{hij} = P_{21,hij} + P_{22,hij}$, and to estimate producer's accuracy of 'Forest Loss' define $y_{hij} = P_{22,hij}$ and $x_{hij} = P_{12,hij} + P_{22,hij}$. Lastly, to estimate overall accuracy, define $y_{hij} = P_{11,hij} + P_{22,hij}$ and $x_{hij} = 1$. If $x_{hij} = 1$, then the denominator of the ratio estimator is \hat{M} , an estimator of the total number of pixels in the population. To estimate forest loss as a proportion of primary forest area, we define $y_{hij} = P_{12,hij} + P_{22,hij}$ (reference proportion of area of forest loss) and define $x_{hij} = 1$ if the pixel is in primary forest and $x_{hij} = 0$ otherwise.

To estimate the proportion of area of forest loss, we can incorporate the forest loss map information to construct an estimator that has smaller standard error than a direct estimator of this proportion from the error matrix (i.e., the direct estimator would be \hat{P}_{+2}). For the two-stage cluster sampling design, many sample clusters did not have any sample pixels selected that were mapped as forest loss. Consequently, the estimator used is a difference estimator (Särndal et al. 1992, chapters 6 and 8) as opposed to a poststratified estimator (Stehman, 2013). The difference estimator is based



Pérdida de bosque de origen antrópico, también denominada deforestación. Este cambio en la cobertura boscosa es captado por las imágenes de satélite y diferenciado al momento de realizar la clasificación de imágenes.

on the sample differences $e_{hij} = y_{hij} - x_{hij}$ where y_{hij} is the reference proportion of forest loss and x_{hij} is the map proportion of forest loss for sample pixel j in sample cluster i of stratum h . The general form of the difference estimator of the total number of pixels of forest loss in stratum h is

$$\hat{Y}_{D,h} = X_h + \hat{E}_h,$$

where X_h = total number of pixels mapped as forest loss and \hat{E}_h is the estimated total of the differences e_{hij} for stratum h . \hat{E}_h is estimated from the two-stage cluster sample as follows. For sample cluster i , the estimated total of the differences is

$$\hat{E}_h = M_{hi} \bar{e}_{hi},$$

where M_{hi} is the number of pixels in all of cluster i (m_{hi} will denote the number of pixels sampled in cluster i) and \bar{e}_{hi} is the sample mean of the differences in cluster i of stratum h . Then the estimated total of the differences for stratum h is

$$E_h = \left(\frac{N_h}{n_h} \right) \sum_{i=1}^{n_h} E_{hi},$$

where N_h = number of clusters in the stratum and n_h = sample size for the stratum. $\hat{Y}_{D,h}$ was computed for each of the two strata constructed for the sampling design and the total number of pixels of estimated forest loss for all of Peru was the sum of the two stratum totals (i.e., sum the $\hat{Y}_{D,h}$



estimates for the two strata). The total estimated number of pixels of forest loss was then divided by the total number of pixels in the biome to scale the estimate of forest loss as a proportion of biome area. The variance estimator for \hat{Y}_D for each stratum depends only on the variance of \hat{E}_h because X_h is a known constant. The variance estimator is then

$$\begin{aligned} \hat{V}(\hat{E}_h) &= N_h^2 \left(1 - \frac{n_h}{N_h}\right) \frac{\sum_i^{n_h} (\hat{E}_{hi} - \hat{E}_h)^2}{(n_h - 1)} \\ &+ \left(\frac{N_h}{N_h}\right) \sum_{n_h}^{i=1} M_{hi}^2 s_{hi}^2 l m_{hi}, \end{aligned}$$

where $\hat{E}_h = \left(\sum_{n_h}^{i=1} \hat{E}_{hi}\right) / n_h$ is the sample mean of the estimated cluster totals of the differences and s_{hi} is the sample variance of the differences e_{hij} within cluster i of stratum h .

$\hat{V}(\hat{E}_h)$ is computed for each of the two strata and then the two estimated variances are added to provide the estimated variance for the entire biome, $\hat{V}(\hat{Y}_D)$. The standard error of \hat{Y}_D is the square root of this estimated variance, and dividing this standard error by the total number of pixels in the biome yields the standard error of the estimated proportion of area of forest loss.

References

- Asner, G. P., Knapp, D.E., Balaji, A., and Paez-Acosta, G. (2009). Automated mapping of tropical deforestation and forest degradation: CLASlite J. Appl. Remote Sens. 3 033543.
- Asner, G. P., Llaactayo, W., Tupayachi, R., and Luna, E. R. (2013). Elevated rates of gold mining in the Amazon revealed through high-resolution monitoring. Proc. Natl Acad. Sci. USA: 110 46 18454–9.
- Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A., and Stone, C. J. (1984). Classification and Regression Trees. Monterey, CA: Wadsworth and Brooks/Cole.
- Broich, M., Hansen, M. C., Potapov, P., Adusei, B., Lindquist, E. and Stehman, S. V. (2011). Time-series analysis of multi-resolution optical imagery for quantifying forest cover loss in Sumatra and Kalimantan, Indonesia. Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinformation, 13 277–91.
- Chander, G., Markham, B. L., and Helder, D. L. (2009). Summary of current radiometric calibration coefficients for landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. Remote Sens. Environ. 113 893–903.
- Chokkalingam, U., and De Jong, W. (2001). Secondary forest: a working definition and typology. Int. Forestry Rev. 3 19-25.
- Cochran, W. G. (1977). Sampling Techniques. New York: Wiley.
- Conservation International [CI]. (2008). Tropical Andes Forest Cover and Change circa 1990 to circa 2000. Online: https://learning.conservation.org/spatial_monitoring/Forest/Pages/default.aspx
- DeFries, R., Hansen, M., and Townshend, J. R. G. (1995). Global discrimination of land cover types from metrics derived from AVHRR pathfinder data. Remote Sens. Environ. 54 209–22.

Dirección General de Ordenamiento Territorial [DGOT-MINAM]. (2014). Memoria Técnica: Cuantificación de la Cobertura de Bosque y cambio de Bosque a no Bosque de la Amazonía Peruana, Periodos 2000-2005-2009. Lima, Perú: DOT- MINAM.

Easterling, W., and Apps, M. (2005). Assessing the consequences of climate change for food and forest resources: a view from the IPCC. *Clim. Change* 70 165–89.

Foley, J. A. (et al. 2007). Amazonia revealed: forest degradation and loss of ecosystem goods and services in the Amazon basin. *Frontiers Ecology. Environ.* 5 25–32.

Gutiérrez-Vélez, V. H., DeFries, R., Pinedo-Vásquez, M., Uriarte, M., Padoch, C., Baethgen, W., Fernandes, K., and Lim, Y. (2011). High- yield oil palm expansion spares land at the expense of forests in the Peruvian Amazon. *Environ. Res. Lett.* 6 044029.

Hansen, M. C. (et al. 2013). High-resolution global maps of 21st-century forest cover change. *Science* 342 850–3.

Hansen, M. C., and Loveland, T. R. (2012). A review of large area monitoring of land cover change using Landsat data. *Remote Sens. Environ.* 122 66–74.

Hansen, M. C., Roy, D. P., Lindquist, E., Adusei, B., Justice, C. O., and Altstatt, A. (2008). A method for integrating MODIS and Landsat data for systematic monitoring of forest cover and change and preliminary results for central Africa. *Remote Sens. Environ.* 112 2495–513.

Hansen, M. C., Stehman, S. V., and Potapov, P. V. (2010). Quantification of global gross forest cover loss. *Proc. Natl Acad. Sci.* 107 8650–5.

Huang, C. Q., Goward, S. N., Masek, J. G., Thomas, N., Zhu, Z. L., and Vogelmann, J. E. (2010). An automated approach for reconstructing recent forest disturbance history using dense Landsat time series stacks. *Remote Sens. Environ.* 114 183–98.

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais [INPE]. (2010). Deforestation estimates in the Brazilian Amazon. INPE, São José dos Campos (2010). On-line: www.obt.inpe.br/prodes/

Intergovernmental Panel on Climate Change [IPCC]. (2006). IPCC Guidelines for National Greenhouse Gas Inventories ed. Eggleston, H. S., Buendia, L., Miwa, K., Ngara, T., and Tanabe, K. Hayama, Japan: Institute for Global Environmental Strategies. Online: www.ipcc-nggip.iges.or.jp/public/2006gl/

Justice, C. O., Townshend, J. R. G., Vermote, E. F., Masuoka, E., Wolfe, R. E., Saleous, N., Roy, D. P., and Morisette, J. T. (2002). An overview of MODIS land data processing and product status. *Remote Sens. Environ.* 83 3–15.

Lehmann, E. A., Wallace, J. F., Caccetta, P. A., Furby, S. L., and Zdunic, K. (2013). Forest cover trends from time series Landsat data for the Australian continent, *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinformation* 21 453–62.

Lewis, S. L., Brando, P. M., Phillips, O. L., van der Heijden, G. M. F., and Nepstad, D. (2011). The 2010 amazon drought. *Science* 331 554.

Marengo, J. A., Nobre, C. A., Tomasella, J., Oyama, M. D., De Oliveira, G. S., De Oliveira, R., Camargo, H., Alves, L. M., and Brown, I. F. (2008). The drought of Amazonia in 2005. *J. Clim.* 21 495–516.

Millennium Ecosystem Assessment. (2003). *Ecosystems and Human Well-Being: a Framework for Assessment*. Washington, DC: Island Press.

MINAM. (2011). *El Perú de los Bosques*. Lima, Perú: MINAM (p. 73).

MINAM. (2012). *Memoria Descriptiva del Mapa de Cobertura Vegetal del Perú*. Lima, Perú: MINAM (p. 76).

MINAM. (2014). *Mapeo de Pérdida de Cobertura de Bosques Húmedos Amazónicos del Perú entre los años 2000-2011*. Lima, Perú. Ministerio del Ambiente.

Ministerio del Ambiente [MINAM]. (2009). PROCLIM – Programa de Fortalecimiento de Capacidades Nacionales para Manejar el Impacto Climático y la Contaminación del Aire. Mapa de Deforestación de la Amazonía Peruana. 2000. Lima, Perú: MINAM (p. 103).

- Olofsson, P., Foody, G. M., Herold, M., Stehman, S. V., Woodcock, C. E., and Wulder, M. A. (2014). Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. *Remote Sens. Environ.* 148 42–57.
- Olofsson, P., Foody, G. M., Stehman, S. V., and Woodcock, C. E. (2013). Making better use of accuracy data in land change studies: estimating accuracy and area and quantifying uncertainty using stratified estimation. *Remote Sens. Environ.* 129 122–31.
- Piu, H. C., and Menton, M. (2013). Contexto de REDD+ en Perú: Motores, Actores e Instituciones. Bogor, Indonesia: Center for International Forestry Research (CIFOR) (p. 75).
- Potapov, P. (et al. 2008). Mapping the world's intact forest landscapes by remote sensing. *Ecology Soc.* 13 51. On-line: www.ecologyandsociety.org/vol13/iss2/art51/
- Potapov, P., Turubanova, S., and Hansen, M. C. (2011). Regional-scale boreal forest cover and change mapping using Landsat data composites for European Russia. *Remote Sens. Environ.* 115 548–61.
- Potapov, P. V., Turubanova, S. A., Hansen, M. C., Adusei, B., Broich, M., Altstatt, A., Mane, L., and Justice, C. O. (2012). Quantifying forest cover loss in Democratic Republic of the Congo, 2000-2010, with landsat ETM+ data. *Remote Sens. Environ.* 122 106–16.
- Roy, D. P., Ju, J. C., Kline, K., Scaramuzza, P. L., Kovalsky, V., Hansen, M., Loveland, T. R., Vermote, E., and Zhang, C. S. (2010). Web-enabled Landsat data (WELD): landsat ETM plus composited mosaics of the conterminous United States. *Remote Sens. Environ.* 114 35–49.
- Stehman, S. V. (2009). Model-assisted estimation as a unifying framework for estimating the area of land cover and land-cover change from remote sensing. *Remote Sens. Environ.* 113 2455–62.
- Stehman, S. V. (2013). Estimating area from an accuracy assessment error matrix. *Remote Sens. Environ.* 132 202–11.
- Särndal, C. E., Swensson, B. and Wretman, J. (1992). *Model-Assisted Survey Sampling*. New York: Springer.
- Tucker, C. J. (1979). Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sens. Environ.* 8 127–50.
- Tyukavina, A., Stehman, S. V., Potapov, P. V., Turubanova, S. A., Baccini, A., Goetz, S. J., Laporte, N. T., Houghton, R. A., and Hansen, M. C. (2013). National-scale estimation of gross forest aboveground carbon loss: a case study of the Democratic Republic of the Congo. *Environ. Res. Lett.* 8 044039.
- Xiao, X., Zhang, Q., Braswell, B., Urbanski, S., Boles, S., Wofsy, S. C., Moore, B., and Ojima, D. (2004). Modeling gross primary production of a deciduous broadleaf forest using satellite images and climate data. *Remote Sens. Environ.* 91 256–70.



Áreas deforestadas en el departamento de Ucayali.
© Cooperación JICA-Perú

An aerial photograph of a vast tropical rainforest. The forest is dense and green, covering most of the landscape. In the center, there is a large, irregularly shaped area where the forest has been cleared, revealing a lighter brown, bare ground. This cleared area is surrounded by the dense forest. The horizon is visible in the distance, showing a continuation of the forest under a hazy sky.

Humid tropical forest disturbance alerts using Landsat data

Artículo publicado originalmente en la revista británica "Environmental Research Letters" (marzo de 2016). Fue seleccionado por la misma revista como uno de los más destacados del año por "su novedad, impacto científico y alcance".

Humid tropical forest disturbance alerts using Landsat data

Matthew C. Hansen^{1,7}, Alexander Krylov¹, Alexandra Tyukavina¹, Peter V. Potapov¹, Svetlana Turubanova¹, Bryan Zutta², Suspense Ifo³, Belinda Margono⁴, Fred Stolle⁵ and Rebecca Moore⁶

¹ University of Maryland, College Park, USA

² National Forest Conservation Program for Climate Change Mitigation, Ministry of the Environment, Lima, Peru

³ Universite Marien Nguabi, Brazzaville, Republic of Congo

⁴ Ministry of Environment and Forestry, Jakarta, Indonesia

⁵ World Resources Institute, Washington, DC, USA

⁶ Google, Mountain View, CA, USA

⁷ Author to whom any correspondence should be addressed

E-mail: mhansen@umd.edu

Abstract. A Landsat-based humid tropical forest disturbance alert was implemented for Peru, the Republic of Congo and Kalimantan, Indonesia. Alerts were mapped on a weekly basis as new terrain-corrected Landsat 7 and 8 images were made available; results are presented for all of 2014 and through September 2015. The three study areas represent different stages of the forest land use transition, with all featuring a variety of disturbance dynamics including logging, smallholder agriculture, and agro-industrial development. Results for Peru were formally validated and alerts found to have very high user's accuracies and moderately high producer's accuracies, indicating an appropriately conservative product suitable for supporting land management and enforcement activities. Complete pan-tropical coverage will be implemented during 2016 in support of the Global Forest Watch initiative. To date, Global Forest Watch produces annual global forest loss area estimates using a comparatively richer set of Landsat inputs. The alert product is presented as an interim update of forest disturbance events between comprehensive annual updates. Results from this study are available for viewing and download at <http://glad.geog.umd.edu/forest-alerts> and www.globalforestwatch.org.

Keywords. global change, deforestation, monitoring, Landsat, remote sensing



1. Introduction

Research on remote sensing-based land change is focused on providing relevant and accurate information on dynamics impacting the functioning of human and natural land systems. To date, much of this research has concerned demonstrating accurate quantification of land change through improved algorithms and data inputs. As methods mature and are proven to work at scale, they can be implemented within operational monitoring programs. Operational land change mapping methods, in contrast to research, have additional objectives of systematic data set production within a fixed product delivery schedule. The standards for operational implementation of land monitoring products are high, as methods must be repeatable over time while maintaining high product fidelity. Operational monitoring is also typically implemented over large areas, such as national scales. Examples include the Brazilian Space Agency's (INPE) annual deforestation PRODES map product for the Amazon rainforest and the United States Department of Agriculture's Cropland Data Layer, an annual crop type map for the conterminous United States. Such products support national statistical reporting programs and their generation typically correlates with a seasonal dynamic, such as dry season burning or growing season cultivated area. Another operational application is near-real time alerts, which are employed in a variety of modes; examples include illegal deforestation monitoring in Brazil with the Real-Time System for Detection of Deforestation (DETER) (Shimabukuro *et al.* 2012), tropical forest disturbance with Forest Monitoring for Action (FORMA) (Hammer *et al.* 2014), near-real time global flood mapping (Brakenridge and Anderson 2006), and active fire monitoring with the Fire Information for Resource Management System (FIRMS) (Davies *et al.* 2009). Vegetation indices are used in near-real time mode to monitor food security with the Famine Early Warning System (FEWS) (Ross *et al.* 2009), and drought with the United States National Drought Monitor (Svoboda *et al.* 2002). In some cases, such as with the official Moderate resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) active fire algorithm (Giglio *et al.* 2003), national agencies are able to implement algorithms directly for local decision support activities. Another source of near-real time earth observation data concerns the coordinated tasking of international earth observing assets in response to a documented natural disaster or hazard, as with the International Charter on Space and Major Disasters initiative (Bessis *et al.* 2004). Such systems are event based with imagery as the deliverable and no associated derived land characterization product.

Operational alert systems can be signal or theme-based. Signal based means the use of a radiometric measure, such as greenness or brightness temperature, as the primary observational input to the alert system. Signal-based alerts have enhanced meaning when coupled with reference data, such as an anomalously low normalized difference vegetation index (NDVI) (Tucker 1979) value over a core crop growing region, or an active fire brightness temperature within a forest. Theme-based means the characterization of a specific land cover change dynamic, such as forest cover loss, i.e. the removal of tree cover, or flooding, i.e. an increase in the expanse of surface water beyond the norm.

Most alert systems employ high temporal, coarse spatial resolution data sets such as MODIS or Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS) data. Such systems have near-daily coverage that fulfills the near-real time requirement for many monitoring applications, given good atmospheric conditions. The main limitation of MODIS and like sensors as a source of near-real time land change is its coarse spatial resolution. However, for many land applications, MODIS' spatial resolution is sufficient. For example, drought monitoring systems often employ a composite index that incorporates MODIS NDVI to quantify short-term and long-term impacts of regional scale drought (Svoboda *et al.* 2002). Conversely, applications such as forest loss detection are limited by MODIS' coarse spatial resolution, as many human-induced forest disturbances are fine-scaled. In annual mapping of forest loss, Hansen *et al.* (2012) showed MODIS to detect only 50 % of the area of forest disturbance detected by Landsat which has a 30 m spatial resolution.

Improving the cadence of medium or high spatial resolution data delivery would offer an improved capability for a number of alerting applications. Since the opening of the Landsat archive in 2008 (Woodcock *et al.* 2008), medium spatial resolution data have been available for use in alert-based applications and several studies on dense time-series change analyses reported (Cohen *et al.* 2010, Potapov *et al.* 2012, Zue *et al.* 2012, DeVries *et al.* 2015). Since 2013, two Landsat sensors, the Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+) onboard Landsat 7, and the Operational Land Imager (OLI) onboard Landsat 8, have been systematically acquiring global multispectral observations at a 30 m spatial resolution. The orbits of the two spacecraft are coordinated to enable potential 8 day repeat coverage globally. Given this cadence, Landsat is a viable source for land change alerting systems. In this paper, we report on the use of Landsat ETM+ and OLI data in quantifying humid tropical forest disturbance using the most recent single land observation. The approach is theme-based, similar to that of DETER, but implemented at 30 m and quantifying all forest loss, not just loss within intact forests. We defined forest cover as 5 m tall trees with a canopy closure exceeding 60 %. An alert is defined as any Landsat pixel that experiences a canopy loss in excess of 50 % cover. The initial alert product, similar to the global forest cover loss product, does not distinguish human-induced from natural forest disturbances, nor deforestation from forestry land use dynamics.

This alerting system is meant to complement a current annual global forest cover loss product, implemented in collaboration with Google and World Resources Institute as part of Global Forest Watch. The annual product is based on a calendar year update, first prototyped using Landsat 7 data from 2000 through 2012 (Hansen *et al.* 2013) and annually updated for 2013 and 2014 (<http://globalforestwatch.org/> and <http://earthenginepartners.appspot.com/science-2013-global-forest>). An interim alert system would provide forest disturbance updates as observed, with the objective of providing a conservative change detection system absent of errors of commission. In other words, the alert system would not provide area estimates. This is similar to the complementary DETER and PRODES deforestation mapping products of INPE. The 250 m MODIS-derived DETER product's near-real time information is not used to calculate deforestation area, but is used as an enforcement tool in controlling illegal deforestation. The

Landsat-derived PRODES product, produced on an annual basis, is the official area estimation of deforestation.

The potential uses of medium spatial resolution forest loss alerts range from enforcement to management applications. Monitoring road building, logging, clearing for agriculture and other dynamics can have added value if reported in near-real time. In particular, the humid tropical forest biome offers a valuable environment for implementing and assessing the value of such an alerting system. Humid tropical forests are under threats of conversion to higher order land uses, with deleterious impacts on climate, water and biodiversity (Foley *et al.* 2005). Efforts to identify the last intact forest landscapes (Potapov *et al.* 2008) and to systematically map protected areas (UNEP-WCMC 2015) can serve as references for forest disturbance alerting systems. The DETER alerts of Brazil have been critical to increasing the capacities of law enforcement and land management agencies in reducing illegal deforestation in the Brazilian Amazon (Nepstad *et al.* 2014). The deployment of such a system pan-tropically, with significantly higher spatial detail, will offer such possibilities to other countries. We present here a prototype system, applied to humid tropical Peru, Republic of Congo and the portion of Borneo within Indonesia (Kalimantan). The application will be extended pan-tropically and eventually globally, given viable results and support for such a monitoring system within Global Forest Watch.



2. Study area

Our prototype alerts were implemented for humid tropical Peru, Republic of Congo and Kalimantan (Indonesia). Indonesia is a high forest, high deforestation rate country. Kalimantan is second among Indonesian island groups in forest cover loss, with increasing conversion of wetlands to palm estates and a considerable tract of intact forest in the center of the island of Borneo. Kalimantan gross forest cover loss has increased by nearly 50 % since 2000 with primary forest loss accounting for nearly 40 % of overall forest loss (Margono *et al.* 2014). Peru is a high forest, medium deforestation rate country to date, but with a trend towards increasingly high rates of forest conversion consisting of smallholder agriculture, artisanal gold mining and industrial agriculture, mainly palm oil. Since 2000, forest disturbance in Peru has increased by 70 % to approximately 200 kha yr⁻¹. Of this total, the area of primary forest loss is nearly double that of secondary forest loss (Potapov *et al.* 2014). The Republic of Congo is a high forest, low deforestation rate country with selective logging and smallholder agriculture being the primary drivers of forest loss. Low demographic pressure and underdeveloped infrastructure limit deforestation to low annual rates compared to more rapidly developing economies. However, agroindustrial change in the form of palm oil estates is now expanding within the Congo and the gross forest disturbance rate has doubled since 2000 to over 60 kha yr⁻¹, with 43 % occurring within primary forests. All three study areas include logging, smallholder land uses, and agroindustrial conversions, occurring within different stages of the forest land use transition. By successfully demonstrating the method over these three areas, we believe a pan-humid tropical forest alert system may be readily implemented.

3. Data

We employed the following Landsat 7 ETM+ bands: bands 3 (red: 0,626-0,693 μm), 4 (near-infrared: 0,776-0,904 μm), 5 (shortwave infrared: 1,567-1,784 μm) and 7 (shortwave infrared: 2,097-2,349 μm); and corresponding bands from Landsat 8 OLI: bands 4 (red: 0,630-0,680 μm), 5 (near-infrared: 0,845-0,885 μm), 6 (shortwave infrared: 1,560-1,660 μm) and 7 (shortwave infrared: 2,100-2,300 μm). Shorter wavelength visible blue and green ETM+ bands 1 and 2 and OLI bands 2 and 3 were not used due to deleterious atmospheric effects on observation quality (Ouaidrari and Vermote 1999). ETM+ band 6 (brightness temperature: 10,40-12,50 μm) and TIRS band 10 (brightness temperature: 10,60-11,19 μm) were used for time-series metric creation (see below), but not as variables in mapping forest cover loss. NDVI (Tucker 1979), normalized burned ratio, NBR (Key and Benson 2006), and normalized difference water index, NDWI (Gao 1996) were also used in generating time-series metrics.

Three steps were implemented to radiometrically normalize all Landsat observations: (1) calculation of top-of-atmosphere reflectance, (2) MODIS-based bias adjustment and (3) MODIS-based anisotropy adjustment. Each Landsat image was converted to top-of-atmosphere reflectance (Chander *et al.* 2009) and then normalized to spectral reflectance using MODIS top-of-canopy reflectance data composite as a normalization target (Potapov *et al.* 2012). The MODIS reference was made from all 16 day MODIS composites from 2000 through 2011. All composites were ranked by NDVI and an average reflectance value for red, near infrared, and shortwave infrared bands calculated from composites corresponding to 50th–90th percentile ranks. The next step of Landsat image normalization was to apply a Landsat to MODIS bias adjustment which largely accounted for atmospheric scattering. The final step was a cross-track adjustment to account for effects of surface anisotropy. To perform the cross-track adjustment, Landsat to MODIS bias-adjusted spectral reflectance was modeled as a function of sensor view angle per band and the

derived relationship applied to all pixels within the image. Our per pixel quality assessment models were applied to the top-of-atmosphere corrected data. Cloud cover, haze, water and shadow were separately identified and used to create a pool of viable land observations which were put through the full radiometric normalization. Radiometric processing methods are outlined in Hansen *et al.* (2008), Potapov *et al.* (2012) and Hansen and Loveland (2012).

The latest observation was added to a four-year reference feature space of Landsat-derived time-series metrics. Metrics are statistical measures derived from a multi-temporal stack of good quality Landsat observations, and have been used to map large areas with AVHRR (Reed *et al.* 1994, DeFries *et al.* 1995), MODIS (Hansen *et al.* 2002, 2005) and more recently Landsat data (Broich *et al.* 2011, Potapov *et al.* 2012, 2015, Hansen *et al.* 2013). Their advantage is the creation of a standard feature space independent of specific time of year or number of input observations. These characteristics allow generic models to be built and applied to large areas, in this case the humid tropical forest biome. Because our prototype product was implemented over humid tropical broadleaf evergreen forests, no seasonal filters were employed.

Metrics used in this study consisted of individual ranks, means and regressions of red, near infrared, both shortwave infrared bands, as well as ranks of normalized ratios of near infrared and red (NDVI), near infrared and shortwave infrared (2,2 μm) (NBR), and near infrared and shortwave infrared (1,65 μm) (NDWI). Each of these individual measures were also ranked by NDVI, NDWI, and thermal brightness temperature and corresponding ranks and means used as input metrics. Metrics consist primarily of measures derived from all input observations, for example the mean NDVI of all good observations during the study period. Metrics can also be calculated by interval quantile, for example the interquartile mean (mean of all observations between the 25th and 75th quartiles). Alternatively, metrics can be calculated for an individual band as a function of greenness or thermal rankings. For example, red reflectance is low at times of high greenness, and generally high for times of low greenness. A 90-100 interquantile mean of red reflectance ranked by NDVI typically yields a red reflectance value of $< 5\%$ for forest cover for periods of one year or greater. A second type of metric is time-sequential, for example the change of reflectance over time (regression slope). A third type consists of composites where a compositing rule is applied to a defined interval in order to create a time-stamped, cloud-free image. For this study, example composite metrics include median of first three good observations and median of last three good observations. For the purpose of the forest disturbance alert algorithm, the metrics are used largely as a reference in identifying stable forest pixels within the preceding four-year period.

4. Methods

The first step in implementing an alert system is to define its meaning from a technical standpoint. For our purposes, an alert is something triggered based on a single observation, meaning the date of the latest observation is the date of the alert if triggered. While multiple alerts over the same location are used to build confidence, the alert itself is a function of the latest quality Landsat observation. In the presented method, the latest Landsat image is downloaded, all pixels are quality assessed, the image radiometrically normalized, and all viable land observations input to an algorithm for flagging forest disturbance. The Landsat metrics plus latest single-date Landsat image are our independent variables, related to forest cover loss, the dependent variable, through a classification tree algorithm. Classification trees have been used to classify land cover (Hansen *et al.* 1996, Friedl and Brodley 1997) and are popular in characterizing global land cover (Friedl *et al.* 2002, Hansen *et al.* 2003). Training sites were derived using image interpretation and employed to create a generic model for characterizing forest loss based on the metric/single-date feature space. We employed 1268 single-date images compared with the 2010-2013

metric set to extract 953 k training pixels. All training pixels and corresponding spectral data from different dates were aggregated in a single training array from which we derived classification models. Training data were collected to characterize change within humid tropical forest pixels exhibiting high canopy loss ($> 50\%$) based on expert image interpretation in an active learning mode (Tuia *et al.* 2009, Egorov *et al.* 2015). In this approach, the algorithm is iterated until a stable model is achieved as determined by expert evaluation.

Figure 1 is a schematic of the general method. A set of bagged decision trees was applied to each new Landsat observation and antecedent Landsat metrics. Each tree output a per pixel likelihood of forest cover loss class membership. We employed three bagged tree models in order to reduce processing time, as the algorithm will be applied pan-tropically and eventually globally. The median likelihood was calculated from the three models and thresholded at $> 50\%$ to identify forest disturbance alert pixels. Alerts were reported immediately and labeled as ‘possible’ forest disturbance if no antecedent alert for the same location existed. Subsequent observations were characterized and a rolling total out of four tracked in order to allow for errors of omission due to observation quality or other issues impacting algorithm sensitivity. If only one observation of the four was labeled as forest loss, the pixel remained as a ‘possible’ alert. If two or more out of four observations were flagged as alerts, then the alert was labeled as ‘confirmed.’ A four observation limit was applied in order to avoid observations of vegetation regrowth that are common in the humid tropics and can quickly obscure the disturbance signal. Figure 2 shows the attenuation of the disturbance signal for six total observations following a flagged disturbance alert. Figure 3 illustrates this same idea by days after initial alert. The four consecutive observation approach seeks to balance the value of repeated alerts with the likely attenuation of the disturbance signature. The method was applied to all 2014 Landsat images using a 2011-2013 metric feature space and was recently completed for 2015. A total of 1506, 898 and 2559 images for 2014 were processed in testing the method over humid tropical Peru, the Republic of Congo and Kalimantan, Indonesia. Through september 2015, totals of 987, 682, and 1768 images for the respective countries and province were processed in a pseudo-operational mode (lacking only posting for public access).

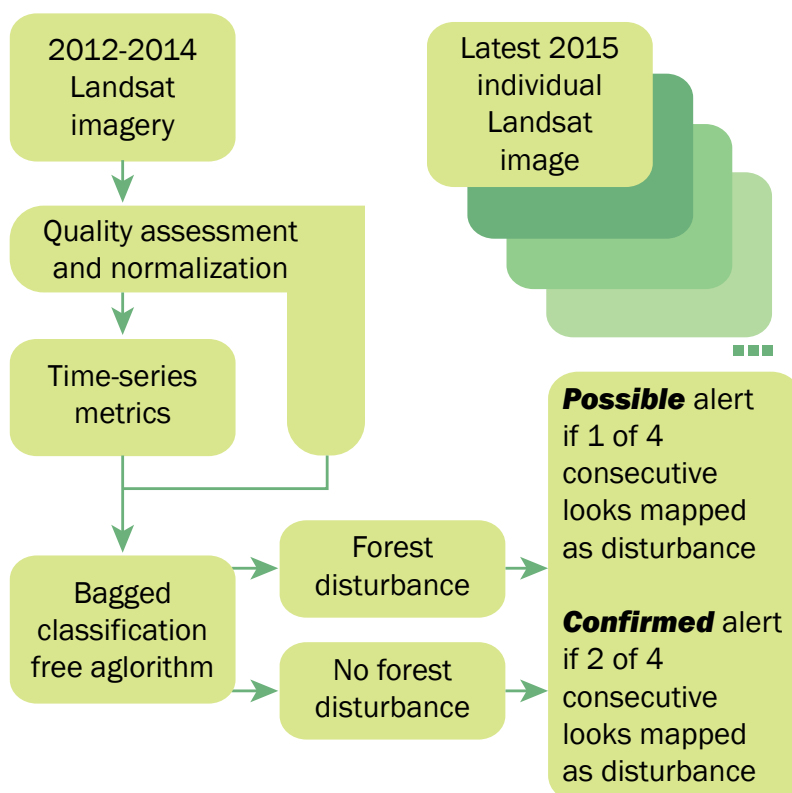


Figure 1. Flowchart of forest disturbance alert method.

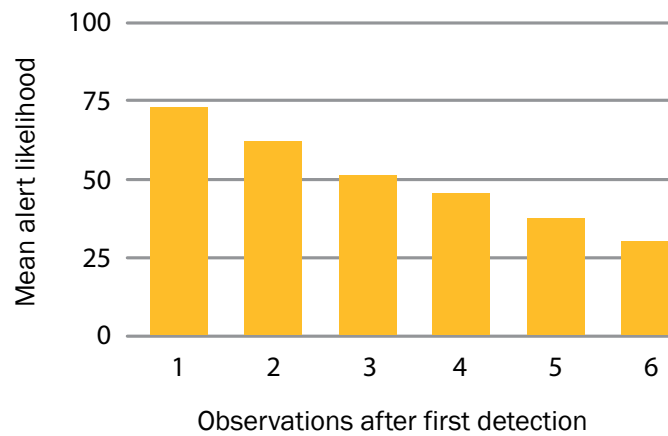


Figure 2. For confirmed alerts, mean forest cover loss likelihood six subsequent observations.

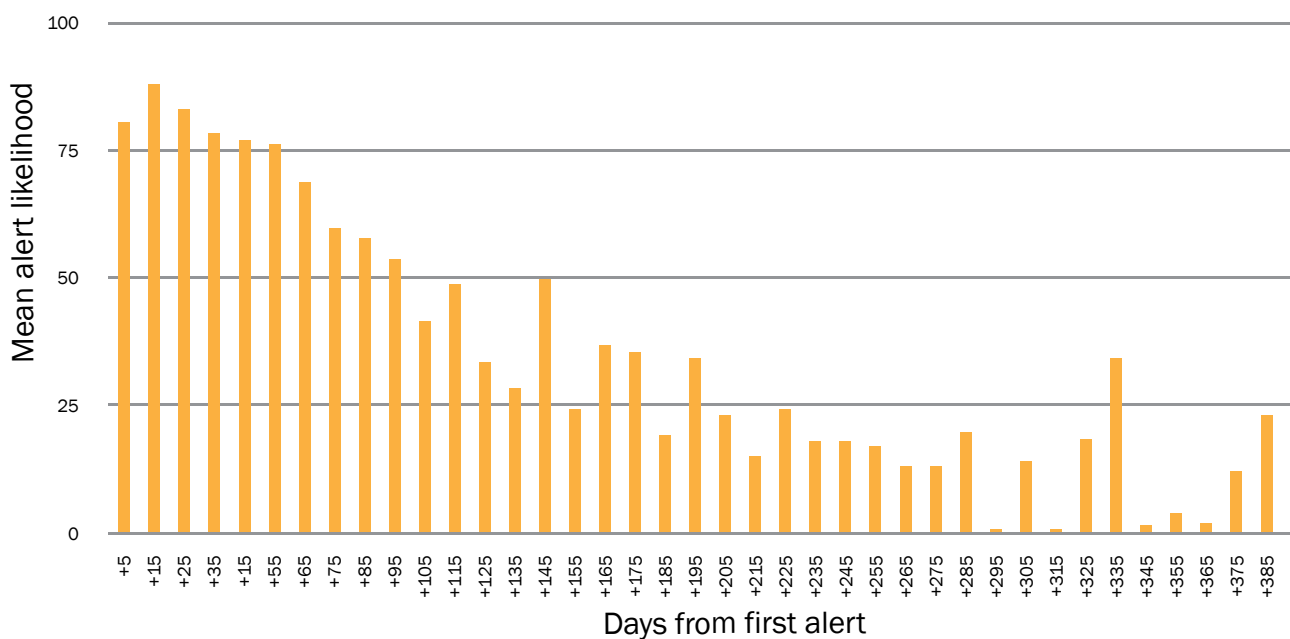


Figure 3. For confirmed alerts, mean forestcover loss likelihood of subsequent observations by days after initial alert.

Validation—Peru example

In order to evaluate our method, a test alert product was run for humid tropical Peru using 2014 Landsat 8 imagery. By running a historical year, we could readily exploit the full year of Landsat imagery and available high-spatial resolution data on Google Earth to perform a validation exercise. We could also avail the validation exercise by incorporating an existing annual loss product in constructing a probability-based stratified random sample. Specifically, we combined the alert product (both unconfirmed and confirmed alerts) and Peru data from the 2014 global tree cover loss map update to build a sampling stratification. We created 5 strata: ‘no-global loss/yes-alert loss’ (100 samples), ‘yes-global loss/no-alert loss’ (200 samples), ‘yes-global loss/yes-alert loss’ (200 samples), ‘probable loss’: pixels within a 10-pixel buffer around merged global loss and alert loss (400 samples), and ‘no-global loss/no-alert loss’: no loss pixels outside of the 10-pixel probable loss buffer (400 samples). The purpose of this stratification was to target likely areas of omission error in the alert product by creating ‘yes-global loss/no-alert loss’ and ‘probable loss’ strata. The sampling unit was our standard 0,000 25 × 0,000 25 degree pixel in a Geographic

Coordinate System on a WGS-84 ellipsoid having an average area of 773 m² within Peru. Reference 2014 tree cover loss values (loss/no loss) were recorded for each sample pixel by visually interpreting a time-series of individual Landsat images for 2013 and 2014 and available high resolution imagery from Google Earth (figure 4). Sample pixels, located on the boundaries of tree cover loss patches, were specifically marked as ‘boundary pixels’ in the process of validation in order to help understand the possible sources of differences between the sample-based validation and the map. Of the total 1300 interpreted samples, six did not have cloud-free reference data; thus, the final accuracy estimates were based on 1294 samples.

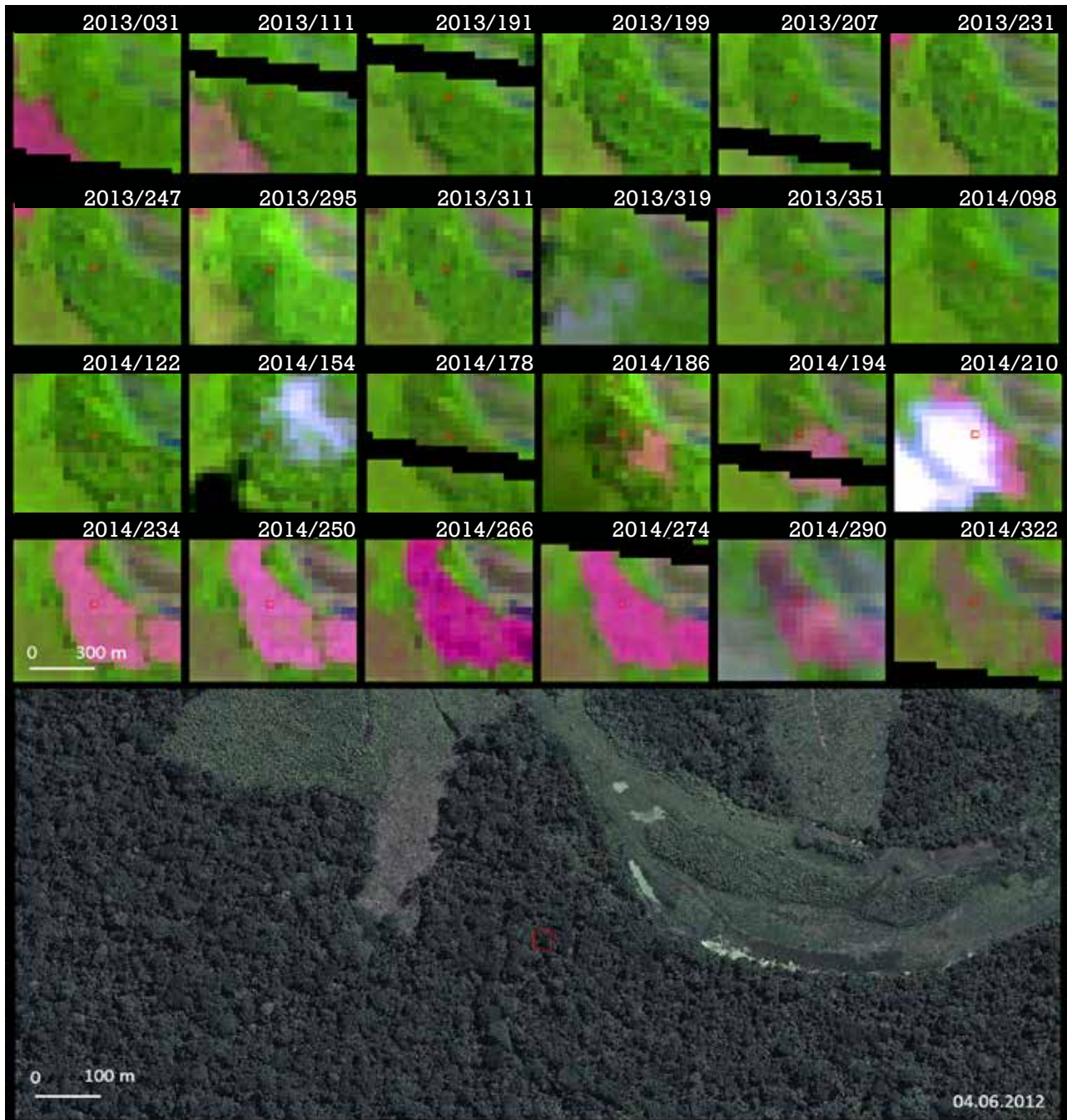


Figure 4. Validation sample pixel shown in red outline. Top panels—Landsat time series (2013 Julian day 31–2014 day 322), showing that sampled pixel experienced complete tree cover loss between days 194 and 210. Bottom panel—pre-disturbance high resolution image from Google Earth (04.06.2012).

We used a primary forest mask as a post-stratifier, to estimate alert accuracy separately within primary and secondary forests. A primary forest mask from Peru’s Ministry of Environment (MINAM 2012) was used as a baseline, and all historic forest loss from 1990 to 2000 (Conservation Interna-

tional 2008) and 2000-2013 (Hansen *et al.* 2013) change detection products were excluded from this primary forest mask. We estimated the alert product's user's and producer's accuracies from the error matrix of estimated area proportions using equations (6)–(8) from Olofsson *et al.* (2013).

5. Results and discussion

Annual 2014 alert totals in pixels equaled 1,85 m, 0,17 m and 7,15 m for Peru, Republic of Congo and Kalimantan, Indonesia, respectively. Through september of 2015 the respective alert totals were 1,13 m, 0,13 m and 3,56 m. Observational richness and alert counts largely followed local dry season conditions –figure 5(a)–. The alert totals compared to the standard annual forest loss map estimates of Global Forest Watch illustrate that the confirmed alerts were comparatively and appropriately conservative –figure 5(b)–, capturing the majority of the area identified by GFW as having experienced forest loss. Alerts totaled 74 % of the annual mapped Peru forest disturbance and 80 % of Kalimantan's. The exception was the Republic of Congo where small-scale disturbance predominates; here, the alert system depicted only 21 % of the annual mapped loss in the GFW product. The 2015 results illustrated the application of forest disturbance tracking for decision support between annual GFW forest loss layer updates. Total 2015 alerts through september were down by 25 % and 33 % for Peru and Kalimantan, Indonesia, respectively. Congo's 2015 alerts were 95 % of the 2014 total over the same period.

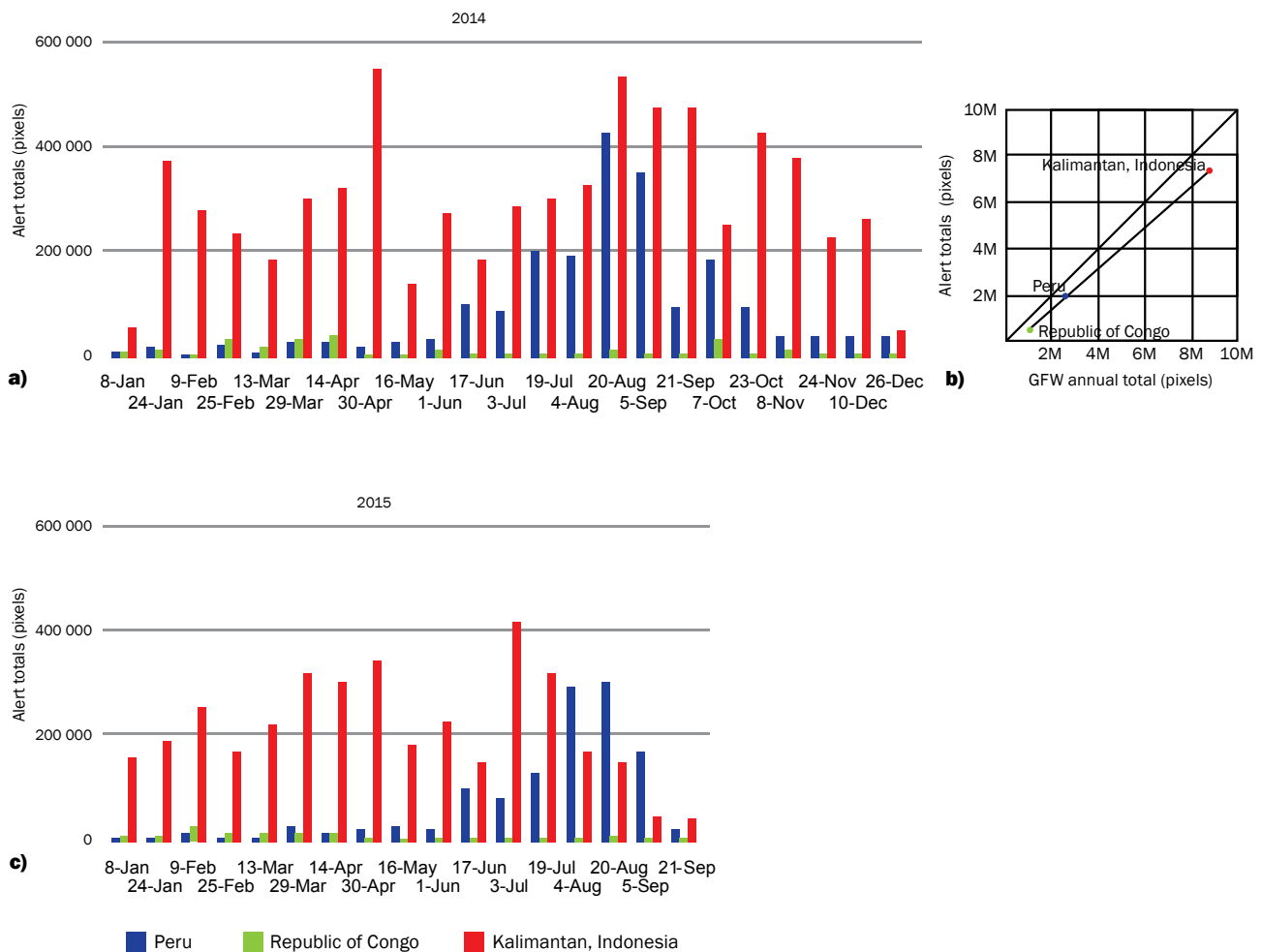


Figure 5. For Peru, Republic of Congo and Kalimantan, Indonesia, (a) temporal variation in Landsat forest disturbance alerts for the 2014 test period, (b) comparison of total pixel counts for Global Forest Watch (GFW) annual forest loss made on a calendar year basis versus alert pixel counts for 2014 and (c) alert totals through September 2015.

Figure 6 illustrates the overall scheme for delivering alert data. The background consists of a Landsat 7 and 8-derived image composite consisting of the most recent cloud-free observation. On top of the composite are the alerts, color coded by confidence where red is confirmed and blue is possible. The composite image and alerts will have respective date layers. The alert date layer will relate the date of initial detection. All data will be updated weekly and be available for viewing and download at <http://glad.geog.umd.edu/forest-alerts> and www.globalforestwatch.org.

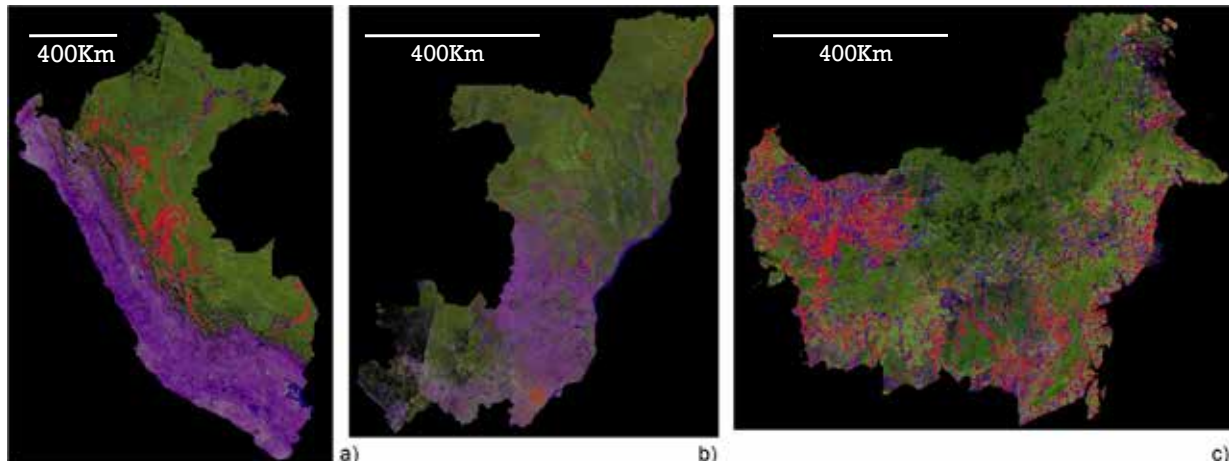


Figure 6. Spatial distribution of 2015 forest disturbance alerts for (a) Peru, (b) Republic of Congo and (c) Kalimantan, Indonesia. Red is confirmed alerts, blue possible alerts, both displayed on a latest good observation composite through 21 September 2015.

Most alerts occur within zones of active land use change near existing settlements and transportation networks. However, the value of alerts will be in identifying new change dynamics and placing such alerts in the context of land use allocations. Figure 7 illustrates a first significant clearing within the Isconahua uncontacted indigenous reserve in east-central Peru. This reserve is east of Pucallpa and the Ucayali River. The detected alerts in figure 7(b) are mainly on the eastern periphery of Pucallpa (left edge of subset), with a second zone of forest clearing approaching and crossing into the reserve from the south along a tributary of the Ucayali River. The dramatic clearing shown in figure 7(c) within the reserve is not clearly connected to either of these landscapes and surpasses in extent any disturbances in the area of figure 7(b).



Figure 7. Peru forest disturbance alerts inside the primary forests of the Isconahua uncontacted indigenous reserve, a portion of which is shown as black outline of (b). The identified clearing within the reserve is from 15 June 2015 and covers more than 400 ha. Note clearings along river course south of the reserve. (a) is Peru overview, (b) a 70 km by 40 km subset centered at 8d 4.75 'S, 74 1.75 'W, and (c) a 2 km by 2 km subset centered at 8d 1.13 'S, 73d 56.13 'W.

Availability of observations—example of Peru

Observation availability is a limiting factor for Land-sat-based alerts. Landsat 7 and 8 have a combined nominal 8 day revisit period. In practice, observation availability is limited by the respective Landsat acquisition strategies and cloud cover (figure 8). In 2014, an average of 1,54 images were available per path/pow (0,85 Landsat 7 and 0,70 Landsat 8) per 16 day interval. Cloud cover was a greater limiting factor than image acquisition strategy and corresponds to local dry and rainy seasons. Despite the fact that from January to May 2014 99 % of path/ rows had at least one image per 16 day period, cloud free observations from January to May covered less than 20 % of humid tropical Peru per 16 day period (figure 9). From June to October, the local dry season, more cloud free data were available. For the 16 day period at the start of September, 67,5 % of humid tropical Peru had at least one cloud free observation. From November to December as the rainy season returns, observation availability was again heavily affected by cloud cover. The forest cover loss detection dynamic corresponded to variations in cloud free observation and illustrates the higher frequency of cloud-free data within lowland humid tropical forests compared to the higher elevation Amazon-Andes transition zone, particularly in the northwest. The majority of forest loss alerts were detected from august to september, a period concurrent with the local dry season and a corresponding cloud-free observation window.

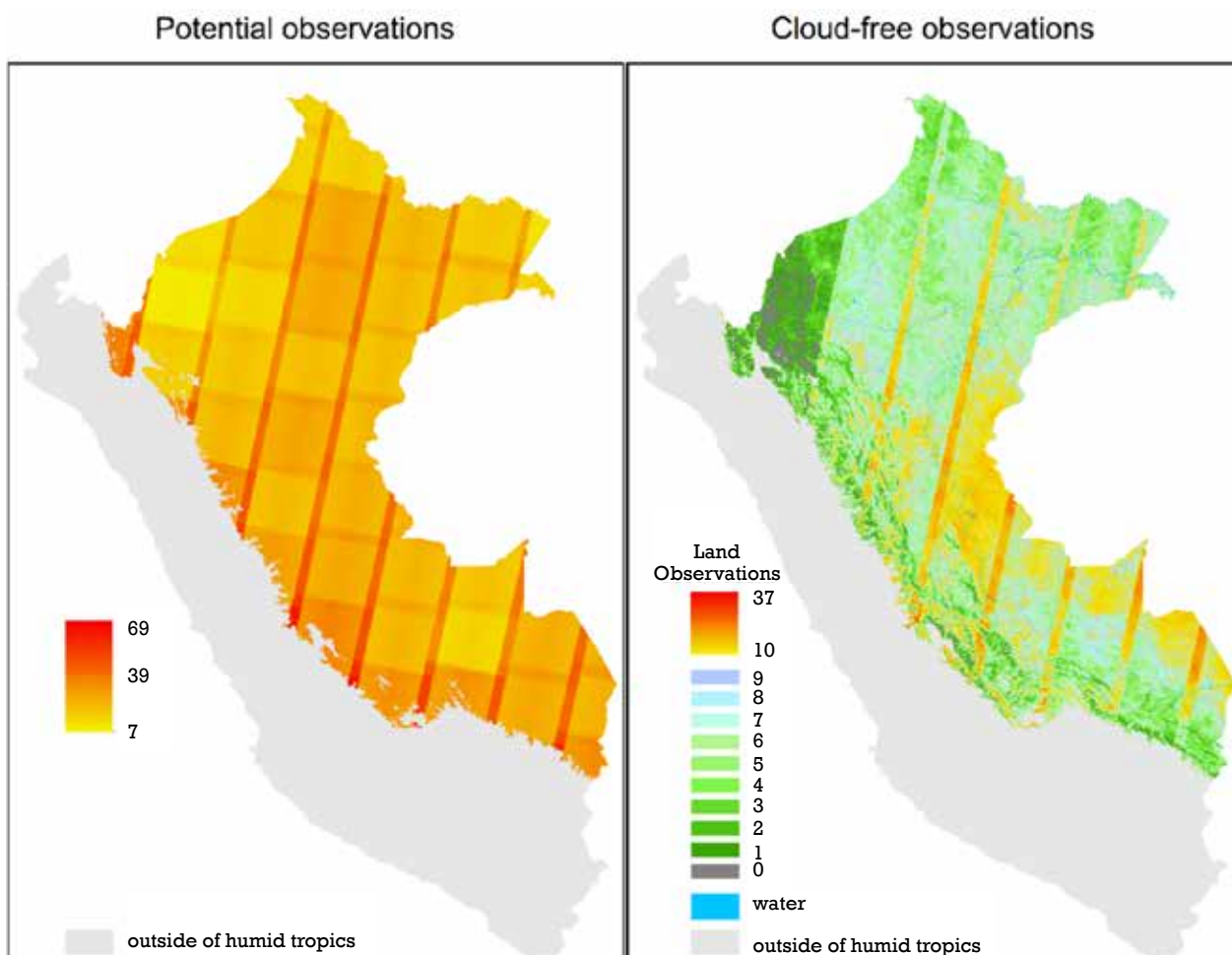


Figure 8. Potential versus cloud-free observations for Peru from combined Landsat 7 and 8 overpasses.

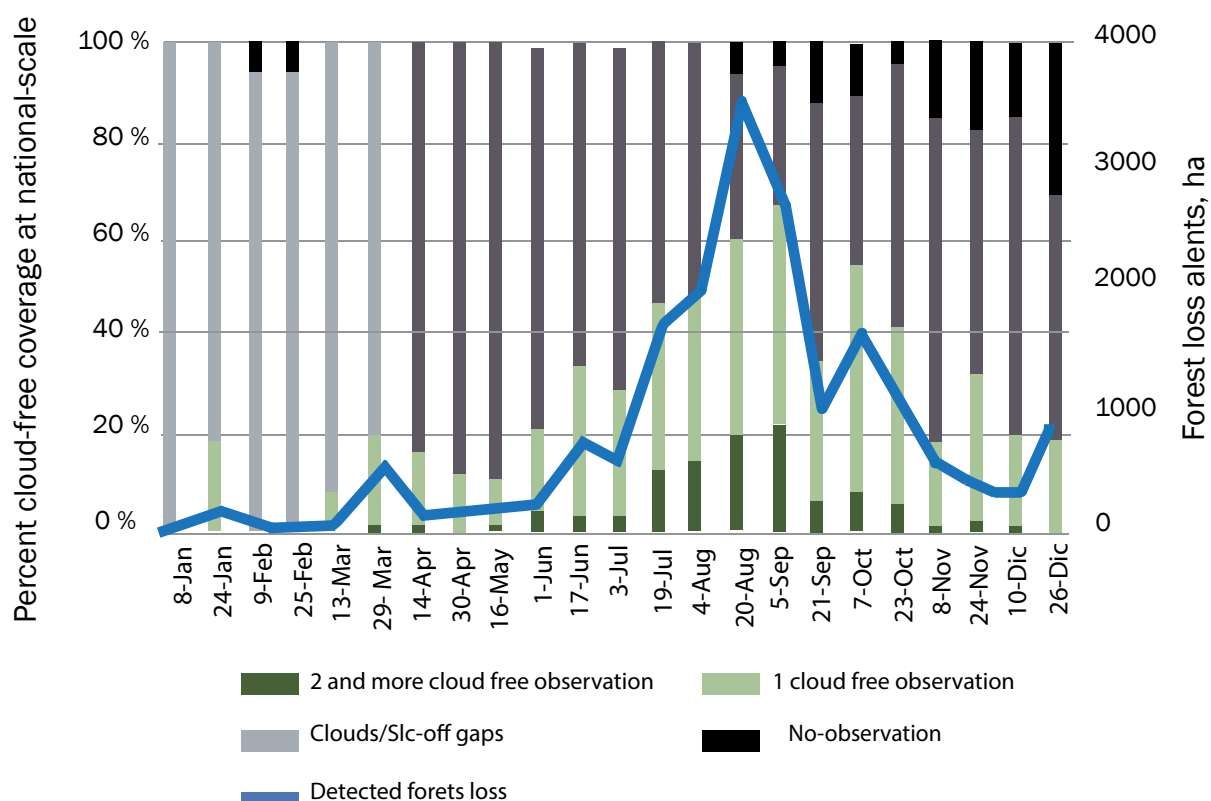


Figure 9. Cloud free observations and forest loss detection by 16 day period for Peru in 2014.

Validation results—example of Peru

When comparing validation sample reference and alert values, 91 samples were identified as having omission error and 76 commission error from the total of 1294 samples. However, only 53 samples with omission error and 10 samples with commission error were identified as non-boundary. This means that the majority of commission in the alert product occurred on the boundaries of correctly mapped tree cover loss patches. Taking into consideration the ambiguity in the interpretation of boundary pixels, we have estimated user's and producer's accuracies separately for all samples (including boundary pixels) and for non-boundary samples only (table 1). Furthermore, we have reported accuracy metrics for the 'confirmed' alerts alone, for all pixels and less boundary pixels (table 1).

	All forests	Primary	Secondary
User's accuracy			
All samples (including boundary pixels)	86,5 ± 2,0	86,1 ± 2,6	87,0 ± 3,0
Without boundary pixels	96,2 ± 1,3	95,5 ± 1,8	97,2 ± 1,7
Without boundary pixels and unconfirmed alerts	99,0 ± 0,7	99,1 ± 0,9	98,9 ± 1,2
producer's accuracy			
All samples (including boundary pixels)	67,0 ± 7,4	77,6 ± 16,2	56,4 ± 7,0
Without boundary pixels	69,8 ± 9,0	82,6 ± 21,5	57,5 ± 8,3
Without boundary pixels and unconfirmed alerts	69,7 ± 9,0	84,9 ± 22,0	54,5 ± 7,9

Table 1. Estimated user's and producer's accuracy in percent for all forests, and separately for primary and secondary forest with uncertainty expressed as standard error.

User's accuracies, representing commission errors (false alerts), ranged from 95,5 % to 97,2 % in primary and secondary forests, respectively, when discounting boundary alerts ('without boundary pixels', table 1). Closer examination of the 10 non-boundary samples with commission errors allowed us to identify the primary sources of commission error: late 2013 tree cover loss detected in 2014 (2 samples), non-forest dynamics (e.g. river valley inundation or cropland dynamics) identified as tree cover loss (3 samples), and samples with no readily visible tree cover loss dynamics in the Landsat time-series, possibly due to errors in the cloud-screening model (5 samples). Considering only confirmed alerts (table 1), user's accuracy increased to 99 % in all forest types.

Producer's accuracies, representing omission errors (missed alerts) were significantly higher in primary forests compared to secondary forests (table 1). Out of 53 non-boundary samples with omission error, 12 were omitted in primary forests, and 41 in secondary. This is not surprising as the algorithm has been tuned for older mature forest stands and young regrowth clearings are likely not well represented in the training data. A total of 39 out of 53 omitted samples were from tree cover loss patches < 10 ha, indicating that the majority of tree cover loss omitted in the alert map was small-scale (less than 100 Landsat pixels).

Small forest loss patches dominated in the detected loss. Loss consisting of a single Landsat pixel totaled 4 % of total detected loss (approximately 0,1 ha), 33 % of detected loss patches were less than one hectare, and 85 % less than 10 hectare. There is a clear advantage of 30 m Landsat-based alerts compared to alert systems that employ 250 m MODIS (Anderson *et al.* 2005, Hammer *et al.* 2014) or 375 m VIIRS daily coarse resolution data, and even more recent 56 m AWIFS (Diniz *et al.* 2015) imagery.

6. Conclusion

An approach for mapping humid tropical forest disturbance alerts using Landsat data was presented for Peru, Republic of Congo and Kalimantan, Indonesia. Results indicate a robust method for conservatively identifying forest loss within humid tropical rainforests. Such a system can highlight the forest landscapes under immediate threat of conversion and provide a quantitative measure of the degree of such threats. While remote sensing is a de facto historical record, low latency data provide information in a timeframe suitable for interventions, if needed, as with the DETER system of Brazil. Producing medium spatial resolution alerts pan-tropically may enable other tropical forest countries to develop similar integrated policy, management and enforcement frameworks without first having to develop an end to end remote sensing processing and characterization system.

The method will eventually be applied across the humid tropics as part of the Global Forest Watch initiative with subscription services made available to forest land managers and other interested parties. Remote sensing's greatest asset is to provide data for areas where no ground observations exist. Clearing within protected areas is an obvious and useful application for such an alert system. However, the majority of remaining old growth rainforest does not have protected area status. The continued conversion of high conservation value forests lacking protected status will similarly be documented using the alert system. Existing high carbon stock, high biodiversity forests are key to multibenefit policy initiatives such as REDD+. Jantz and Goetz *et al.* (2014) illustrated the importance of such forests in establishing corridors which maximize combined carbon sequestration and biodiversity maintenance. Robust land use planning of tropical forest landscapes will require timely and accurate forest disturbance data. Figure 7 illustrates this point. The alert's value is not as an area estimation of the change, but as an indicator of forest exploitation within old growth forests of a recently established indigenous reserve. As such,

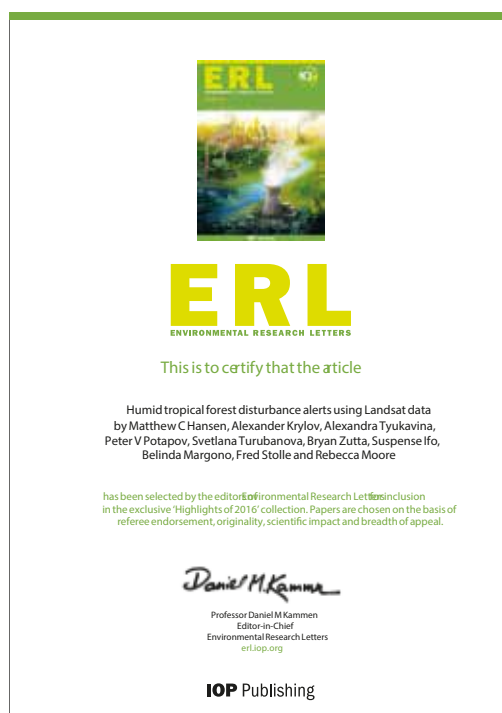
it illustrates possible threats to a newly developed land use plan. We expect such information to lead to greater transparency of tropical forest management and improve information inputs to all stakeholders, including government, civil society and private industry.

The primary limitation of the method is cloud cover and a dearth of good quality land surface observations during local rainy seasons. Incorporating Sentinel-2 data (Drusch *et al.* 2012) as well as improving the Landsat georectification algorithm for partly-cloudy Landsat scenes will increase data richness and improve detection of change within local rainy seasons. With two Landsats and eventually two Sentinel 2 s, image cadence would be on the order of 3-5 days. Radar is another option, but its operational application for forest monitoring has not yet been realized. An alert system operating at the scale presented here depends on systematic global acquisitions, robust pre- processing, and free and accessible data. Only Landsat has these criteria at medium spatial resolutions, with Sentinel aspiring to emulate Landsat.

Finally, synergistic use of the alarm with new very high spatial resolution imaging capabilities should be pursued. Figure 10 illustrates 1 m Skybox data before and after Landsat alert detections. Allocation of very high spatial resolution image tasking could be facilitated through coordination with medium spatial resolution alerts from Landsat, enabling improved quantification of tropical forest change dynamics and associated drivers.



Figure 10. Ucayali, Peru, northwest of Pucallpa: (a) Skybox SkySat-2 true color image from 3 April 2015, (b) Skybox Skysat-1 true color image from 10 September 2015, (c) 2015 Landsat alerts with red = ‘confirmed’ and blue = ‘possible’ on latest observation composite image. Scene subset of 2.4 km by .7 km and centered at 75d 5.5 ‘W and 8d 12.9 ‘S.



Reconocimiento otorgado por la revista científica “Environmental Research Letters”, especializada en investigaciones ambientales, y publicado dentro de su colección de artículos destacados de 2016 “Highlights of 2016”, por haber sido uno de los más leídos, novedosos y de mayor impacto científico.

Acknowledgments

This study was made possible by support from Global Forest Watch through Norway's International Climate and Forest Initiative, the United States Interagency SilvaCarbon program, the Gordon and Betty Moore Foundation, and the United States Agency for International Development through the Central Africa Regional Program for the Environment. Skybox imagery courtesy of Skybox for Good program.

References

- Alves, D. S. (2002). Space-time dynamics of deforestation in Brazilian Amazônia. *Int. J. Remote Sens.* 23 2903-8.
- Anderson, L. O., Shimabukuro, Y. E., DeFries, R. S., and Morton, D. (2005). Assessment of deforestation in near real time over the Brazilian Amazon using multi-temporal fraction images derived from Terra MODIS. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* 2 315-8.
- Bessis, J. L., Bequignon, J., and Mahmood, A. (2004). The international charter 'space and major disasters' initiative. *Acta Astronaut.* 54 183-90.
- Brakenridge, R., and Anderson, E. (2006). MODIS-based flood detection, mapping and measurement: the potential for operational hydrological applications. *Transboundary Floods: Reducing Risks Through Flood Management (NATO Science Series IV: Earth and Environmental Sciences vol 72)* ed J. Marsalek *et al.* (Dordrecht, Netherlands: Springer), p. 332.
- Broich M., Hansen, M. C., Potapov, P., Adusei, B., Lindquist, E., and Stehman, S. V. (2011). Time-series analysis of multi-resolution optical imagery for quantifying forest cover loss in Sumatra and Kalimantan, Indonesia. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinformation* 13 277-91.
- Chander, G., Markham, B. L., and Helder, D. L. (2009). Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. *Remote Sens. Environ.* 113 893-903.
- Cohen, W. B., Yang, Z., and Kennedy, R. (2010). Detecting trends in forest disturbance and recovery using yearly Landsat time series: II. TimeSync—tools for calibration and validation. *Remote Sens. Environ.* 114 2911-24.
- Conservation International. (2008). Tropical Andes Forest Cover and Change circa 1990 to circa 2000 (https://learning.conservation.org/spatial_monitoring/Forest/Pages/default.aspx)
- Davies, D. K., Ilavajhala, S., Wong, M. M., and Justice, C. O. (2009). Fire information for resource management system: archiving and distributing MODIS active fire data. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 47 72-9.
- DeFries, R., Hansen, M., and Townshend, J. (1995). Global discrimination of land cover types from metrics derived from AVHRR Pathfinder data. *Remote Sens. Environ.* 54 209-22.
- DeVries, B., Verbesselt, J., Kooistra, L., and Herold, M. (2015). Robust monitoring of small-scale forest disturbances in a tropical montane forest using Landsat time series. *Remote Sens. Environ.* 161 107-21.
- Diniz, C. G. (et al. 2015). DETER-B: the new Amazon near real-time deforestation detection system. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* 8 3619-28.
- Drusch, M., (et al. 2012). Sentinel-2: ESA's optical high-resolution mission for GMES operational services. *Remote Sens. Environ.* 120 25-36.
- Egorov, A.V., Hansen, M. C., Roy, D. P., Kommareddy, A., and Potapov, P. V. (2015). Image interpretation-guided supervised classification using nested segmentation. *Remote Sens. Environ.* 165 135-47.
- Foley, J. A. (et al. 2005). Global consequences of land use. *Science*. 22 570-4.
- Friedl, M. A., and Brodley, C. E. (1997). Decision tree classification of land cover from remotely sensed data. *Remote Sens. Environ.* 61 399-409.

- Friedl, M. A. (et al. 2002). Global land cover mapping from MODIS: algorithms and early results. *Remote Sens. Environ.* 83 287–302.
- Gao, B. (1996). NDWI—a normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sens. Environ.* 58 258-66.
- Giglio, L., Descloitre, J., Justice, C. O., and Kaufman, Y. J. (2003). An enhanced contextual fire detection algorithm for MODIS. *Remote Sens. Environ.* 87 273-82.
- Hammer, D., Kraft, R., and Wheeler, D. (2014). Alerts of forest disturbance from MODIS imagery. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinformation* 33 1-9.
- Hansen, M. C., DeFries, R. S., Townshend, J. R. G., Carroll, M., Dimiceli, C., and Sohlberg, R. A. (2003). Global percent tree cover at a spatial resolution of 500 meters: first results of the MODIS vegetation continuous fields algorithm. *Earth Interact.* 7 15.
- Hansen, M. C., DeFries, R. S., Townshend, J. R. G., Sohlberg, R., Carroll, M., and Dimiceli, C. (2002). Towards an operational MODIS continuous field of percent tree cover algorithm: examples using AVHRR and MODIS data. *Remote Sens. Environ.* 83 303-19.
- Hansen, M., Dubayah, R., and DeFries, R. (1996). Classification trees: an alternative to traditional land cover classifiers. *Int. J. Remote Sens.* 17 1075-81.
- Hansen, M. C., and Loveland, T. R. (2012). A review of large area monitoring of land cover change using Landsat data. *Remote Sens. Environ.* 122 66-74.
- Hansen, M. C., Potapov, P., and Turubanova, S. (2012). Use of coarse-resolution imagery to identify hot spots of forest loss at the global scale Global Forest Monitoring from Earth Observation. Ed F. Achard and M. C. Hansen (Boca Raton, FL: CRC Press), pp. 107-24.
- Hansen, M. C., Roy, D., Lindquist, E., Justice, C. O., and Altstaad, A. (2008). A method for integrating MODIS and Landsat data for systematic monitoring of forest cover and change in the Congo Basin. *Remote Sens. Environ.* 112 2495-513.
- Hansen, M. C., Townshend, J. R. G., DeFries, R. S., and Carroll, M. (2005). Estimation of tree cover using MODIS data at global, continental and regional/local scales. *Int. J. Remote Sens.* 26 4359-80.
- Hansen, M. C. (et al. 2013). High-resolution global maps of 21st-century forest cover change. *Science* 342 850-3.
- Jantz, P., Goetz, S., and LaPorte, N. (2014). Carbon stock corridors to mitigate climate change and promote biodiversity in the tropics *Nat. Clim. Change* 4 138-42.
- Key, C. H., and Benson, N. C. (2006) Landscape assessment: ground measure of severity, the composite burn index; and remote sensing of severity, the normalized burn ratio FIREMON: Fire Effects Monitoring and Inventory System Gen. Tech. Rep. RMRS-GTR-164-CD: LA 1-51 ed D C Lutes USDA Forest Service, Rocky Mountain Research Station, Ogden, UT.
- Margono, B. A., Potapov, P. V., Turubanova, S., Stolle, F., and Hansen, M. C. (2014). Primary forest cover loss in Indonesia, 2000-2012. *Nat. Clim. Change* 4 730-5.
- MINAM. (2012). Memoria descriptiva del mapa de cobertura vegetal del Perú. Lima, Perú, MINAM, p. 76.
- Nepstad, D. (et al. 2014). Slowing deforestation through public policy and interventions in beef and soy supply chains. *Science* 344 1118
- Olofsson, P., Foody, G. M., Herold, M., Stehman, S. V., Woodcock, C. E., and Wulder, M. A. (2013). Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. *Remote Sens. Environ.* 148 42-57.
- Ouaidrari, H., and Vermote, E 1999. Operational atmospheric correction of Landsat TM Data. *Remote Sens. Environ.* 70 4-15.
- Potapov, P. V., Turubanova, S. A., Hansen, M. C., Adusei, B., Broich, M., Altstatt, A., Mane, L., and Justice, C. O. (2012).

- Quantifying forest cover loss in Democratic Republic of the Congo, 2000-2010, with Landsat ETM+ data. *Remote Sens. Environ.* 122 106-16.
- Potapov, P. V., Turubanova, S. A., Tyukavina, A., Krylov, A. M., McCarty, J. L., Radeloff, V. C., and Hansen, M. C. (2015). Eastern Europe's forest cover dynamics from 1985 to 2012 quantified from the full Landsat archive. *Remote Sens. Environ.* 159 28-43.
- Potapov, P. (et al. 2008). Mapping the world's intact forest landscapes by remote sensing. *Ecology. Soc.* 13 51.
- Potapov, P. (et al. 2014). National satellite-based humid tropical forest change assessment in Peru in support of REDD+ implementation. *Environ. Res. - Lett.* 9 13.
- Reed, B. C., Brown J. F., VanderZee, D., Loveland, T.R., Merchant, J. W., and Ohlen, D. O. (1994). Measuring phenological variability from satellite imagery. *J. Vegetation. Sci.* 5 703-14.
- Ross, K. W., Brown, M. E., Verdin, J. P., and Underwood, L. W. (2009). Review of FEWS NET biophysical monitoring requirements. *Environ. Res. Lett.* 4 10.
- Shimabukuro, Y. E., dos Santos, J. R., Formaggio, A. R., Duarte, V., and Rudorff, B. F. T. (2012). The Brazilian Amazon Monitoring Program: PRODES and DETER Projects Global Forest Monitoring from Earth Observation. Ed F. Achard and M. C Hansen (Boca Raton, FL: CRC Press), pp. 153-70.
- Svoboda, M. (et al. 2002). The drought monitor *Bull. Am. Meteorol. Soc.* 83 1167-80.
- Tucker, C. J. (1979). Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sens. Environ.* 8 127-50.
- Tuia, D., Pacifici, F., Kanevski, M., and Emery, W. J. (2009). Classification of very high spatial resolution imagery using mathematical morphology and support vector machines. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 47 3866-79.
- UNEP-WCMC. (2015). World Database on Protected Areas User Manual 1,0 (Cambridge, UK: UNEPWCMC).
- Woodcock, C. E. (et al. 2008). Free access to Landsat imagery. *Science* 320 1011.
- Zue, Z., Woodcock, C. E., and Olofsson, P. (2012). Continuous monitoring of forest disturbance using all available Landsat imagery. *Remote Sens. Environ.* 122 75-91.

