

MINISTERIO DE AMBIENTE Y DESARROLLO SOSTENIBLE - MADS
INSTITUTO DE HIDROLOGÍA, METEOROLOGÍA Y ESTUDIOS AMBIENTALES – IDEAM



RESULTADOS DE LA SIMULACIÓN DE LA DEFORESTACIÓN PARA EL AJUSTE DEL NIVEL DE REFERENCIA DEL ÁREA SUBNACIONAL A8

ELABORADO POR:

Equipo técnico niveles de referencia IDEAM^{1, 2}

BOGOTÁ, D.C.

Abril de 2014

¹ Cítese como González, J., Cubillos, A., Arias, M., Zapata, B. IDEAM-MADS. 2014. Resultados de la simulación de la deforestación para el ajuste del nivel de referencia del área subnacional A8. Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales de Colombia. Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible. Bogotá, Colombia.

² Cabe resaltar que este documento contiene aportes importantes de Johana Herrera y Paulo Arévalo, quienes trabajaron como consultores en fases previas de la construcción del nivel de referencia en el área de estudio.

SIGLAS, ACRÓNIMOS Y CONVENCIONES

| | |
|--------------|--|
| AUC | Area Under the Curve |
| BNB | Bosque / No bosque |
| IPCC | Intergovernmental Panel on Climate Change |
| LCM | Land Change Modeler |
| LULC | Land Use – Land Cover Change (Cambio de Uso de la tierra – Cobertura de la tierra) |
| REDD | Reducción de Emisiones por Deforestación y Degradación de los bosques |
| ROC | Receiver Operating Characteristic |
| RUNAP | Registro Único Nacional de Áreas Protegidas |
| VCS | Verified Carbon Standard |

CONTENIDO

| | | |
|-----|--|----|
| 1 | OBJETIVOS..... | 4 |
| 2 | INTRODUCCIÓN..... | 4 |
| 3 | ESTADO DEL ARTE..... | 5 |
| 3.1 | Tipos de modelos de LULC..... | 5 |
| 3.2 | Comparación de modelos de LUCC..... | 7 |
| 3.3 | Modelos de LULC y proyectos REDD+ | 9 |
| 3.4 | Calibración y validación..... | 10 |
| 4 | METODOLOGÍA GENERAL PARA LA SIMULACIÓN DE LA DEFORESTACIÓN..... | 12 |
| 4.1 | Análisis de las tendencias históricas observadas | 13 |
| 4.2 | Regionalización del área de estudio para la simulación de la deforestación | 16 |
| 4.3 | Variables explicativas..... | 18 |
| 4.4 | Etapas para la simulación deforestación..... | 20 |
| 5 | RESULTADOS DE LA SIMULACIÓN DE LA DEFORESTACIÓN..... | 23 |
| 5.1 | Variables explicativas..... | 23 |
| 5.2 | Simulación de la cantidad y localización de la deforestación..... | 24 |
| 5.3 | Validación y selección del modelo definitivo para cada subregión..... | 27 |
| 5.4 | Proyección de la cantidad y localización del bosque | 28 |
| 5.5 | Alcance de la simulación de la deforestación en la región A8..... | 36 |
| 6 | CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES..... | 37 |
| 6.1 | Aspectos generales..... | 37 |
| 6.2 | Aspectos del software y algoritmo de modelación utilizado | 38 |
| 6.3 | Aspectos de la calibración de los modelos espaciales generados..... | 38 |
| 6.4 | Aspectos de la interoperabilidad de los modelos espaciales generados | 39 |
| 6.5 | Aspectos de la validación y precisión de los resultados..... | 40 |
| 6.6 | Aspectos del monitoreo y actualización de los resultados | 40 |
| 7 | BIBLIOGRAFÍA..... | 40 |

1 OBJETIVOS

OBJETIVO GENERAL

Simular un conjunto de escenarios de deforestación como insumo para la definición de un nivel de referencia de emisiones forestales en el área de estudio.

OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Describir el estado del arte de las metodologías empleadas para la simulación de la deforestación.
- Identificar un conjunto de criterios que permitan seleccionar los modelos con el mejor desempeño para su uso en la construcción del nivel de referencia.
- Describir los resultados obtenidos en la modelación de la deforestación para el área de referencia.

2 INTRODUCCIÓN

Dada la gran magnitud que representa la cobertura boscosa en el país, la cual abarca aproximadamente el 48% de la extensión continental del territorio colombiano (Ortega et al. 2010), el gobierno nacional es consciente de la importancia de promover acciones tendientes a la disminución de la deforestación por su relevancia en la mitigación del cambio climático global. Para ello, ha priorizado áreas de interés forestal para la construcción de niveles de referencia de emisiones por deforestación, que faciliten la implementación del mecanismo REDD al nivel local, al tiempo que permitan al país llevar a cabo acuerdos bilaterales con países interesados en apoyar la conservación de sus bosques naturales. En este contexto, el IDEAM participó en la construcción del nivel de referencia para el área sub-nacional A8, primera región priorizada cuya área corresponde a las jurisdicciones de las Corporaciones Autónomas Regionales CDA y CORPOAMAZONIA.

Para calcular dichos niveles de referencia es necesario proyectar la deforestación futura, siendo la simulación de cambio de coberturas una de las herramientas empleadas para determinar tanto la cantidad como la ubicación de la deforestación. La construcción y selección de estos modelos de simulación es un paso crítico para generar escenarios que capturen las dinámicas de cambio presentes en el área de estudio. De este proceso depende una correcta estimación de las áreas de cambio futuras, y por ende las emisiones de carbono esperadas según el tipo de transiciones entre coberturas.

Este documento busca mostrar el procedimiento realizado para seleccionar el modelo de deforestación a emplear para la construcción del nivel de referencia, y los resultados generales del proceso de modelación. Para ello se divide en dos secciones. La primera presenta un panorama general de los principales aspectos de los modelos de cambios de coberturas de la tierra, enfocándose principalmente en aquellos que son espacialmente explícitos. Con respecto a éstos, se presenta un esquema de su estructura general, y los principales métodos de validación que permiten medir su desempeño de manera objetiva. La segunda sección muestra los resultados de dichas validaciones, que se emplearon para la selección del modelo definitivo con base en el cual se construyó el escenario de referencia. También se muestran los resultados obtenidos de la ejecución de ese modelo definitivo, incluyendo las áreas de cambio estimadas y la ubicación de las mismas.

3 ESTADO DEL ARTE

3.1 Tipos de modelos de LULC

Dada la diversidad de modelos de LULC que se han creado en los últimos años, es importante tener un panorama general de los diferentes tipos de aproximaciones que se han generado para abordar dicha temática. En el marco del desarrollo del proyecto “Capacidad Institucional Técnica y Científica para Apoyar Proyectos de Reducción de Emisiones por Deforestación y Degradación –REDD– en Colombia”, González et al (2011) describen un conjunto de modelos de acuerdo con la clasificación propuesta por Upadhyay, Solberg, y Sankhayan (2006). Estos se dividen en modelos según la disciplina en la cual fueron desarrollados (económicos o multidisciplinarios) y modelos de acuerdo a la aproximación metodológica, que abarcan a los modelos conceptuales, analíticos, empíricos de regresión y modelos de programación/simulación.

Por su parte, Lambin (1997) proporciona una revisión general de diferentes modelos de deforestación, mientras que Kaimowitz y Angelsen (1998) presentan un enfoque basado en la teoría económica. A su vez, Heistermann, Müller, y Ronneberger (2006) proveen una revisión detallada de modelos de uso de la tierra apropiados para evaluaciones a escala continental y global. A continuación, sin embargo, se presenta una aproximación a una clasificación general de los modelos de LULC adaptada de Lambin y Geist (2006) con el fin de proporcionar un panorama general que permita reconocer múltiples aproximaciones para el abordaje de la temática.

Modelos espaciales VS no espaciales

Una de las distinciones más importantes entre modelos tiene que ver con su naturaleza espacial o no espacial, característica que determina en gran parte el tipo de preguntas de investigación que el modelo puede responder. Los modelos espaciales buscan representar de forma explícita el cambio de uso en un contexto geográfico a un nivel de detalle espacial dado, en el que el cambio se indica para diferentes píxeles en un archivo raster o para otras entidades espaciales como unidades administrativas. Algunos modelos espacialmente explícitos son: CLUE (Verburg et al. 2002), GEOMOD (R.G. Pontius, Cornell, y Hall 2001), LCM (Eastman 2012) y DINAMICA (Soares-Filho, Coutinho Cerqueira, y Lopes Pennachin 2002).

Los procesos de simulación de la mayoría de modelos de LULC espacialmente explícitos pueden ser divididos en tres pasos (Mas, Pérez-Vega, y Clarke 2012): 1) un procedimiento no espacial que calcula la cantidad de cada transición; 2) un procedimiento espacial que asigna los cambios a las ubicaciones más probables y que eventualmente replica los patrones del paisaje y 3) un procedimiento de evaluación que compara el mapa de coberturas simulado con el mapa verdadero de la misma fecha (Figura 1).

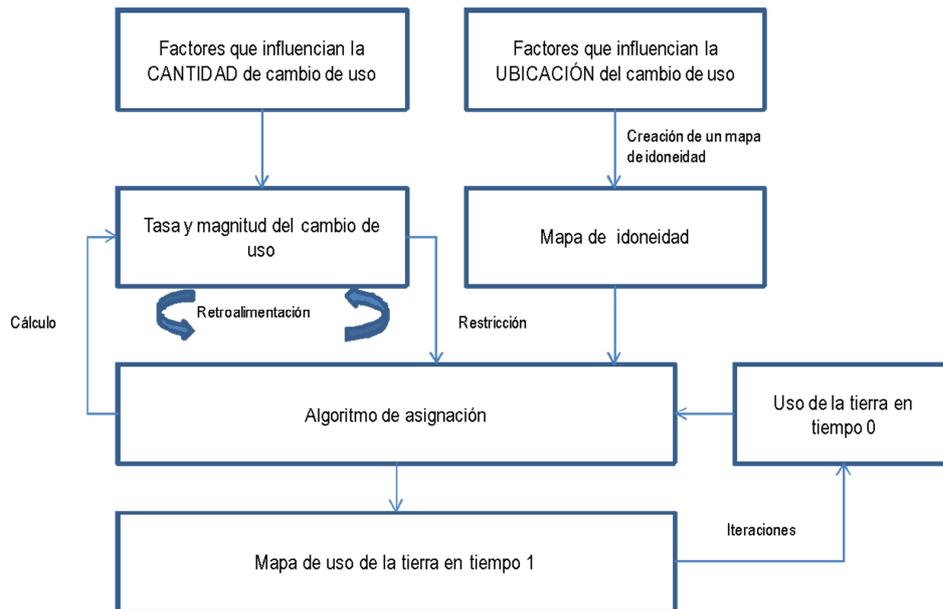


Figura 1. Estructura general de un modelo de cambio de uso y cobertura de la tierra espacialmente explícito. Adaptado de Lambin y Geist (2006).

Por su parte, el grupo de modelos no espaciales se enfocan en modelar la tasa y magnitud del cambio de uso de la tierra, sin prestar atención a su distribución espacial. Por ejemplo, Evans et al. (2001) presentan un modelo de deforestación no espacial para Altamira (Brasil), en el que se calcula la utilidad de usos específicos de la tierra para identificar aquellos que son más óptimos en cada punto del tiempo, y de esta manera asignarles mano de obra de acuerdo a la disponibilidad de hogares y salarios.

Dinámicos VS Estáticos

Otra propiedad importante de los modelos tiene que ver con sus características temporales. Por ejemplo, aunque un modelo de regresión que relacione la distribución espacial con unos motores de cambio permita realizar predicciones a futuro, puede ser considerado como un modelo estático si no permite incluir retroalimentaciones y dependencias con otros procesos. Un modelo dinámico presta especial atención a las dinámicas temporales de los sistemas de uso y las interconexiones entre ellas, mientras que un modelo estático permite probar el conocimiento que se tiene sobre los motores de transformación del uso de la tierra. Ejemplos de modelos dinámicos incluyen la mayoría de modelos multi-agentes y gran parte de los modelos espacialmente explícitos, como aquellos mencionados en la sección anterior.

Descriptivos VS preceptivos

Los modelos descriptivos buscan simular el funcionamiento del sistema de uso de la tierra y los patrones de uso del futuro cercano. Estos se basan en el sistema actual de uso y los procesos dominantes que llevan a los cambios en el mismo. Las salidas del modelo brindan un vistazo al funcionamiento del sistema, permitiendo probar hipótesis y analizar las interacciones entre entidades de bajo nivel que resultan en patrones observados a un nivel mayor. Por el contrario, los modelos preceptivos buscan calcular las configuraciones optimizadas de uso de la tierra que mejor se ajustan a un conjunto de metas y objetivos. Estos suelen incluir el uso de suelo actual como una restricción para configuraciones de uso más óptimas. Son útiles para el análisis de políticas, ya que permiten visualizar la configuración espacial que se ajusta a un conjunto de limitantes y objetivos. Sin embargo no proporcionan información sobre las trayectorias y condiciones intermedias necesarias para llegar a la situación óptima, y suelen asumir un comportamiento

óptimo por parte de los actores involucrados.

Deductivos VS inductivos

La mayoría de modelos de LULC responden a una aproximación inductiva, en la que se busca una correlación estadística entre un conjunto de variables explicativas y el cambio observado, para lo cual se emplean estadísticas multivariadas y probabilidades de transición entre otros. Esta aproximación es bastante usada porque permite darle una guía a la investigación dada la ausencia de una teoría fuerte y completa que permita explicar los cambios de LULC. Sin embargo, la mayoría de los estudios no son completamente inductivos, ya que para ejecutarlos debe tenerse un mínimo de teoría y conocimiento previo del contexto para incorporar o excluir factores del modelo. Por otra parte, se tienen los modelos de usos de la tierra deductivos, basados en la teoría que predice el patrón a partir del proceso. Estos modelos son estructurados en torno a las relaciones críticas entre seres humanos y medio ambiente, identificadas a la luz de una teoría, y enfocan la atención en los datos requeridos para explorar dichas relaciones. Un ejemplo de modelo inductivo es presentado por Angelsen (1999), en el que se comparan cuatro especificaciones diferentes de modelo basadas en la teoría económica para la expansión agrícola.

Basados en agentes VS representaciones de píxel

Los modelos de cambio de LULC también pueden ser diferenciados con base en los objetos que son simulados. La mayoría de modelos espacialmente explícitos (como LCM o DINAMICA, mencionados previamente) tienen como unidad de análisis un área representada por un polígono o un píxel en un archivo raster, sobre las cuales se calculan los cambios. Otro grupo de modelos usan los agentes individuales como unidades de simulación, que presentan características como el ser autónomos, compartir el ambiente mediante la comunicación y la interacción, y tomar decisiones que vinculan su comportamiento con el ambiente. Estos modelos dan mayor importancia al proceso de toma de decisiones y a la organización social y paisaje en el que estos agentes se encuentran inmersos. Una revisión de esta clase de modelos puede encontrarse en Matthews et al. (2007).

Globales VS regionales

Los modelos globales y regionales no difieren únicamente en la escala a la que operan, sino que presentan diferencias en la naturaleza misma de su existencia. Por ejemplo, los modelos regionales, que pueden comprender desde escenarios locales a continentales, pueden apuntar a la comprensión directa de las dinámicas de cambio de las coberturas y sus causas. Mientras tanto, los modelos de cambio de uso o cobertura de la tierra globales son escasos, y la mayoría se han desarrollado para analizar los fenómenos de cambio climático, pérdida de biodiversidad, producción agrícola o mercados globales.

3.2 Comparación de modelos de LUCC

Diferentes estudios han comparado las bondades y problemas de múltiples modelos de LUCC. Pontius et al. (2008) cuantifica las características de nueve modelos de LUCC, dentro de los que se encuentran GEOMOD, Sleuth y la regresión logística. Los resultados de este estudio indican que la cantidad de error de la predicción de cada modelo es mayor que el cambio correctamente predicho en la resolución original de los datos, para la mayoría de las configuraciones de los modelos. Kim (2010) compara tres modelos diferentes, correspondientes a GEOMOD, y los algoritmos de Multi Layer Perceptron (MLP) y regresión logística dentro del módulo Land Change Modeler (LCM) de IDRISI, bajo la perspectiva de su uso en proyectos REDD. Los hallazgos de este trabajo apuntan a un mejor desempeño del MLP en términos de predecir las ubicaciones

que experimentaron cambios de cobertura, y a una idoneidad comparativa del LCM para construir una línea base de REDD que considere múltiples transiciones. Por su parte, Fuller, Hardiono, y Meijaard (2011) comparan los modelos DINAMICA, GEOMOD y LCM, encontrando que extrapolaciones lineales como las realizadas por GEOMOD son apropiadas para determinar la cantidad de cambio, mientras que modelos como el LCM permiten predecir con mayor exactitud la ubicación del cambio. También se destaca que los modelos DINAMICA y LCM presentaran curvas de deforestación similares, a pesar de que presentan algoritmos implementados de manera diferente.

Los modelos DINAMICA y LCM hacen parte del conjunto de modelos espacialmente explícitos usados frecuentemente para proyectar los cambios de coberturas hacia el futuro. El primero emplea el método de *pesos de evidencia* para generar un mapa de cambio potencial basado en un conjunto de variables explicativas y tendencias pasadas, además de cierto conocimiento experto. Por su parte, el segundo emplea un procedimiento relativamente similar, pero recurre a un algoritmo de *redes neuronales*. Estudios como el de Pérez-Vega, Mas, y Ligmann-Zielinska (2012) concluyen que DINAMICA presenta mejores resultados a nivel de cada transición individual modelada, pero que cuando se combinan las diferentes transiciones para componer un mapa general de potencial de cambio, el mapa generado usando LCM es más preciso. Lo anterior dado que las redes neuronales permiten expresar de mejor manera el potencial simultaneo de cambio entre coberturas comparadas con las probabilidades individuales obtenidas mediante el método de *pesos de evidencia*. Por otra parte, estudios como el de Mas, Pérez-Vega, y Clarke (2012) comparan los mapas de predicción resultantes de cada modelo, y concluyen que la generación de paisajes más realistas puede realizarse a costa de una mayor coincidencia espacial en la predicción, aspecto en el que LCM presenta una mayor fortaleza, incluso cuando se incluye un área de tolerancia de menos de 1000 metros para comparar los mapas simulados con el mapa real. Una comparación de los principales aspectos de los dos modelos se presenta en la Tabla 1.

Tabla 1. Comparación de las principales características de los modelos de cambio de coberturas DINAMICA y LCM.

| CARACTERÍSTICA | DINAMICA | IDRISI - LCM |
|--|---|--|
| Método | Pesos de evidencia (WofE). | SimWeight, Redes neuronales (Multi Layer Perceptron), regresión logística. |
| Tipos de variables | Categorías e independientes | Continuas, dependientes o independientes |
| Funciones del método | Peso por categoría, funciones lineales complejas | Funciones no lineales, teniendo en cuenta sinergias o efectos inhibitorios en las variables. |
| Variables explicativas | Visualización y modificación de valores de relación entre variables y WofE. | No permite visualizar ni modificar los valores de relación entre variables y modelo (Excepto para SimWeight) |
| Asignación del cambio | Funciones de autómatas celulares | Asignación multicriterio |
| Reproducción de patrones temporales y espaciales | Funciones de creación de parches y expansión de coberturas con parámetros modificables. | Filtro de 3 x 3 con el fin de obtener efecto de proximidad. |
| Validación | Índice de similitud difusa | Tabulación cruzada de tres vías, índices Kappa modificados y estadísticas relacionadas, ROC. |
| Tipo de licencia | Gratuita | Licencia paga |
| Formato de archivos | Multiformato (Mediante GDAL, incorporado internamente al software) | Multiformato (mediante importación directa o mediante interfaz con GDAL) |
| Uso de recursos del sistema | Disponible en 32 y 64 bits, mejor uso de memoria, mayor velocidad de cálculo. | Disponible sólo en 32 bits. |
| Fortaleza | Cómo ocurre el cambio – Replicación de patrones de paisaje. | Dónde ocurre el cambio – Coincidencia espacial. |
| Debilidad | La parametrización del modelo no es sencilla. | Modelo de caja negra poco flexible. |

3.3 Modelos de LULC y proyectos REDD+

La selección, modificación y ajuste del modelo de LULC son aspectos críticos para garantizar la confiabilidad de la línea base de un proyecto REDD. Sloan y Pelletier (2012) argumentan que la definición de líneas base espacialmente proyectadas son de poco valor para REDD+ dado que su precisión es muy limitada, excepto en contextos donde el cambio de coberturas de bosque sea significativa, y clara y donde la densidad de carbono sea relativamente uniforme. Según los autores, los factores que limitan la precisión de la proyección de línea base corresponden al uso de una tasa lineal de cambio de bosque (para el caso de su modelo de estudio), la ocurrencia de cambios de coberturas relativamente menores en un área geográfica relativamente grande, y la complejidad y diversidad de drivers de cambio, la heterogeneidad espacial y las dinámicas de transformación, entre otros. A pesar de lo anterior, proponen ajustes que pueden incrementar la precisión de la proyección, dentro de los que mencionan:

- a) Predecir el área de cambio de cobertura boscosa con base en probabilidades y no en extrapolaciones.
- b) Proyectar la deforestación y regeneración simultáneamente, en tiempo y espacio.
- c) Usar datos de drivers de deforestación a escala fina.
- d) Usar estratos más numerosos y pequeños, delimitados empíricamente o de acuerdo a las regiones que sean relevantes para los cambios de coberturas (por ejemplo, biomas, zonas agrícolas, etc). Los autores sugieren estratificar la proyección mediante la intersección de límites regionales de escala fina con las clases de bosque/biomasa según su contenido de carbono, y luego extrapolar el cambio de cobertura boscosa por estrato sin importar la asignación espacial de dichos cambios.
- e) Emplear modelos espaciales complejos, como las redes neuronales. Sin embargo, el aumento en la complejidad implica la pérdida de transparencia del modelo.
- f) Disminuir la resolución espacial de la proyección, de tal manera que se generen errores de ubicación del cambio menores.

Así mismo, afirman que el uso de proyecciones espaciales para determinar niveles de referencia puede contribuir a informar el proceso de implementación de REDD+, y que dicho procedimiento sigue siendo la aproximación recomendada para el cálculo de línea base para proyectos REDD+ regionales. Desafortunadamente, las características de calidad, resolución y cobertura de la información no siempre permiten aplicar todas estas recomendaciones a los ejercicios de modelación en el contexto nacional. De la misma forma, otros factores de orden político también pueden influenciar la manera en que se llevan a cabo las proyecciones.

Estudios desarrollados con los modelos DINAMICA y LCM en aspectos relacionados con REDD+ incluyen las investigaciones realizadas por Nepstad et al. (2009), Nunes et al. (2012) y Sangermano, Toledano, y Eastman (2012)

3.4 Calibración y validación

De acuerdo con Lambin y Geist (2006), la calibración se refiere al proceso de crear un modelo que sea consistente con los datos empleados para crearlo, mientras que la validación es el proceso mediante el cual se mide el nivel de concordancia entre la predicción del modelo y un dato independiente. En este caso, si hay una buena correspondencia, puede decirse que el método empleado para realizar la predicción es válido. Desafortunadamente, de acuerdo con los autores de dicho documento, no se ha prestado mucha atención a estos procedimientos en la temática de modelos de cambio de uso y coberturas, principalmente por la dificultad para obtener datos apropiados y la falta de métodos específicos para usar esos datos en los procedimientos mencionados. Además, mencionan la frecuente confusión entre los procedimientos de calibración y validación, originados en la falta de distinción entre las métricas de bondad de ajuste de cada uno de ellos. La bondad de ajuste de un modelo empírico, como una regresión, sólo corresponde al aspecto de calibración, mientras que el desempeño de la misma regresión para predecir bajo otras condiciones (espaciotemporales, por ejemplo) podría ser considerado como una validación.

Existen numerosos métodos matemáticos para comparar los patrones entre mapas, como el cálculo del porcentaje de píxeles que han sido clasificados correctamente (Eric Lambin y Geist 2006). Sin embargo, este método ignora el patrón resultante, y puede llegar a ser demasiado estricto, principalmente al evaluar las coincidencias en los bordes de las unidades de los mapas. Pontius Jr, Huffaker, y Denman (2004) sugieren que el mínimo criterio que debe tenerse en cuenta es que la correspondencia entre los datos de validación y la predicción del modelo deben ser mejores que la correspondencia entre los datos de validación y la predicción realizada por un modelo nulo o un modelo aleatorio. Por su parte, Pontius Jr. y Petrova (2010) presentan un método para evaluar el poder predictivo de un modelo de cambio cuyos mapas presentan cierto nivel de error o incertidumbre.

Existen otros métodos que permiten evaluar la coincidencia de mapas categóricos. Por ejemplo, Hagen (2003) propone un algoritmo que emplea lógica difusa, dando más relevancia a la comparación de patrones espaciales similares que a la coincidencia espacial exacta. Una variante de este algoritmo de validación se encuentra implementada en el software DINAMICA-EGO. Otro método corresponde al de cálculo de desacuerdos en cantidad y ubicación de cambios de coberturas (Pontius y Millones 2011), que además se constituye como una alternativa al uso de la estadística Kappa y se encuentra implementado en el software IDRISI. Esta estadística ha sido comúnmente empleada para la comparación de imágenes, pero ha sido catalogada por dichos autores como una métrica inútil, incorrecta y confusa. Finalmente, se ha encontrado que métodos como el cálculo de la curva ROC, *Figure of Merit* (FOM) y análisis en múltiples resoluciones pueden ser efectivos en el proceso de comparación de mapas, como se detalla en Pontius et al. (2008).

En todos los casos presentados anteriormente, debe considerarse que es posible evaluar el nivel de coincidencia en términos de cantidad o en términos de ubicación y patrón espacial. En este sentido, también es posible distinguir dos tipos de validación dependiendo del tipo de mapa predictivo creado: predicción “dura” (un escenario potencial concreto de coberturas) y predicción “suave” (probabilidades de conversión a una cobertura de la tierra determinada). Métodos como el de cálculo de píxeles clasificados correctamente corresponden a la validación típica del primer tipo de mapa predictivo, mientras que otras técnicas como la expuesta por Pontius y Cheuk (2006) permite comparar mapas de predicciones “suaves”. Por último, debe tenerse en cuenta que la comparación entre mapas es sensible a la escala de análisis, y la existencia de métodos para evaluar este efecto (Pontius, 2002).

Validación en el software IDRISI

El software IDRISI cuenta con al menos tres herramientas de comparación de imágenes que pueden ser empleadas como herramientas para validar el desempeño de un modelo de cambio de coberturas. La primera se encuentra implementada dentro del módulo LCM, y consiste en una tabulación cruzada que emplea el último mapa seleccionado para entrenar el modelo, la capa de predicción generada por este y el mapa de referencia con la fecha más cercana a la de la capa de predicción. Este procedimiento permite identificar tres condiciones. La primera (aciertos) corresponde a aquellos casos en que el modelo predice correctamente la ubicación de un cambio específico (e.g. cambio de bosque a pastos), mientras que la segunda (omisiones) corresponde a los casos en que el modelo no detecta un cambio que realmente tuvo lugar en el periodo dado. Por su parte, la tercera condición (falsas alarmas) se refiere a aquellos casos en que el modelo predijo un cambio específico, pero en la realidad se experimentó un cambio hacia una cobertura diferente. Como se mencionó anteriormente, este procedimiento busca identificar las diferencias espaciales puntuales entre el mapa de coberturas real y el simulado, pero no tiene en cuenta el patrón del paisaje, ni la posibilidad de que la predicción no sea perfectamente coincidente.

A partir de estas tres condiciones es posible calcular la métrica de *Figura de mérito* (Figure of merit - FOM, (Pontius et al. 2008). Esta se calcula mediante la ecuación:

$FOM = B/(A+B+C)$, donde

A = Omisiones, B = Aciertos y C = Falsas alarmas.

El valor obtenido debe ser igual o mayor al porcentaje de área de cambio para el área de referencia, en el periodo empleado para entrenar el modelo.

La segunda opción corresponde al cálculo del AUC para la curva ROC, que permite comparar una capa de probabilidad de cambio de una cobertura a otra (e.g. bosques a pastos) con una capa que muestre la transición real entre dichas coberturas. Esta opción es útil si se desea validar la predicción de un modelo que genere superficies continuas de probabilidad, como el caso de la predicción suave que puede producir el LCM.

La tercera opción se encuentra implementada en el módulo VALIDATE, y corresponde a una serie de estadísticas que cuantifican el acuerdo o desacuerdo entre dos mapas categóricos (e.g. mapa de coberturas real y simulado) en términos de la cantidad y ubicación de celdas por categoría. A su vez, dichas estadísticas son sintetizadas en las siguientes métricas:

- Acuerdo debido al azar.
- Acuerdo y desacuerdo según la cantidad.
- Acuerdo y desacuerdo según la ubicación de pixel dentro de una categoría (estrato).
- Acuerdo y desacuerdo según la ubicación de pixel a nivel de toda la cuadrícula.

Estas métricas pueden ser calculadas en diferentes resoluciones, con tal de proporcionar una perspectiva a múltiples escalas. Sin embargo, la desventaja de esta técnica radica en los largos tiempos de ejecución que requiere.

Validación en el software DINAMICA

Como se mencionó anteriormente, el software DINAMICA implementa una versión modificada de las métricas creadas por Hagen (2003), mediante el módulo denominado "Calculate reciprocal similarity map". En principio, este módulo permite la comparación de dos mapas categóricos, teniendo en cuenta no sólo la

clasificación de un pixel en una ubicación puntual, sino el vecindario en el que se encuentra.

Para esto se hace uso de dos tipos de función de decaimiento, constante y exponencial respectivamente. Las dos funciones emplean la distancia desde la celda central para asignar pesos diferentes en la comparación. La función de decaimiento constante asigna un único valor de similaridad, mientras que la de decaimiento exponencial asigna valores diferenciales, como se muestra en la Figura 2. Para dicho caso, si la celda comparada presenta el mismo valor que la celda central, se le dará un peso de uno, mientras que si este valor se encuentra en alguno de sus vecinos inmediatos se asignará un valor de 0.5 o 0.3, según el caso.

| | | |
|---|---|---|
| 1 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 1 |

| | | |
|-----|-----|-----|
| 0.3 | 0.5 | 0.3 |
| 0.5 | 1 | 0.5 |
| 0.3 | 0.5 | 0.3 |

Figura 2. Esquema que muestra el funcionamiento de la función de decaimiento constante (izquierda) y exponencial (derecha).

Una implementación modificada de esta aproximación consiste en generar mapas de diferencias entre una fecha *inicial* y una fecha final, y otro de diferencias entre la fecha inicial y la predicción del modelo. Luego se comparan estos dos mapas de diferencias mediante la misma aproximación de comparación difusa presentada anteriormente. La diferencia entre las dos opciones radica en que la primera no elimina el efecto del patrón espacial heredado del modelo, mientras que la segunda busca precisamente eliminar dicho efecto. En este sentido, la primera aproximación puede sobre estimar el nivel de coincidencia entre los mapas, aunque a su vez permite evaluar el nivel de replicación del patrón espacial.

4 METODOLOGÍA GENERAL PARA LA SIMULACIÓN DE LA DEFORESTACIÓN

La simulación de la deforestación debe partir de un análisis de las tendencias históricas de deforestación que proveen los datos de actividad. Las tendencias en cantidad de bosque, así como los patrones de localización de la deforestación, son claves para entender la dinámica histórica de la transformación de los bosques, y permiten generar los principales supuestos que sustentan la simulación de la deforestación y la construcción del nivel de referencia.

Una vez consideradas las ventajas y desventajas de los modelos revisados, se determinó que el software IDRISI Selva presenta múltiples ventajas para el procesamiento preliminar de los datos a emplear, así como la posibilidad de emplear un módulo específico para la temática REDD. No obstante, las pruebas de validación de los modelos se realizaron tanto en IDRISI como en DINAMICA, haciendo uso de las múltiples herramientas que los programas ofrecen. Esto con el fin de escoger el modelo con el mejor desempeño teniendo en cuenta un conjunto de criterios objetivos (Figura 3). Los procedimientos generales realizados se presentan a continuación.

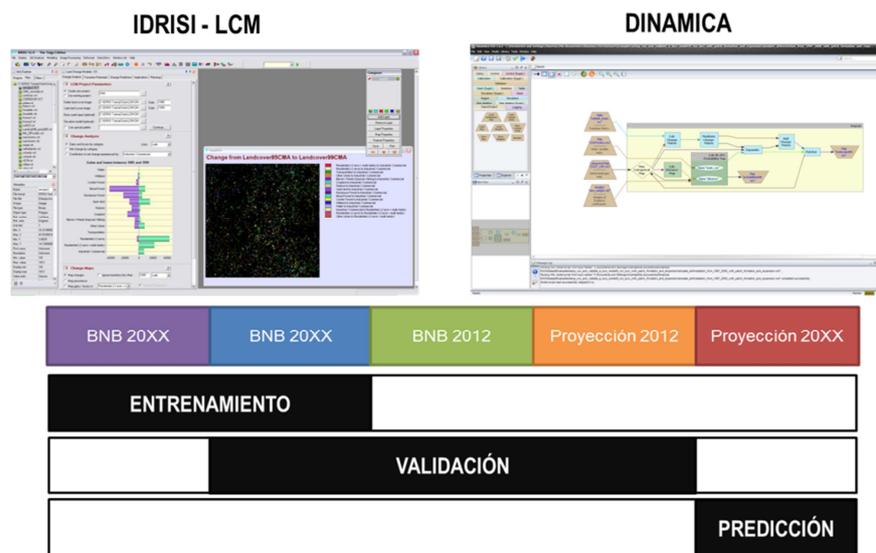


Figura 3. Esquema que muestra el empleo conjunto del software IDRISI Selva y DINAMICA-EGO en la modelación

4.1 Análisis de las tendencias históricas observadas

La información derivada del cálculo de las áreas de Bosque y No Bosque permitió establecer las tendencias históricas de deforestación en el área de estudio, así como identificar los patrones espaciales de cambio más relevantes³. Los datos disponibles indican que entre 2000 y 2012, el área A8 perdió aproximadamente 732 mil hectáreas de bosques naturales (Figura 4)⁴.

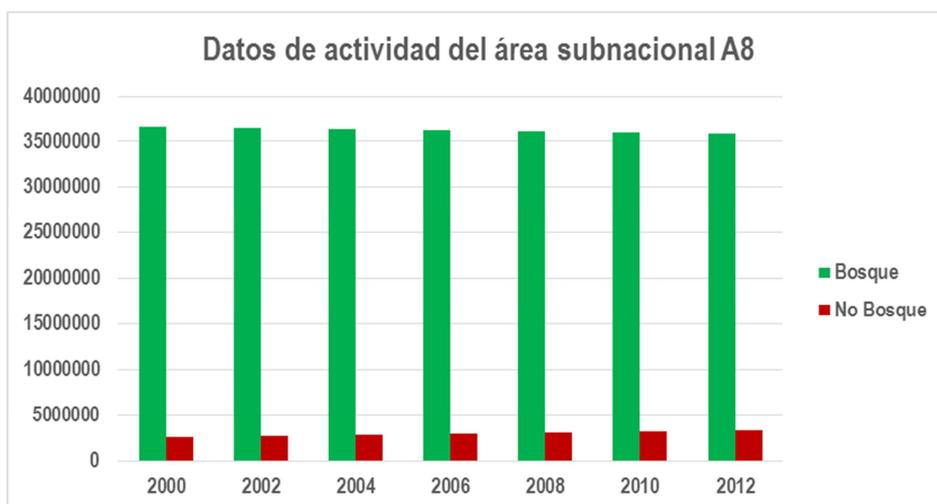


Figura 4. Datos de actividad disponibles para el área subnacional A8

³ Para el caso de la simulación en la región A8 y con base en el tiempo disponible, se optó por descartar la transición de No Bosque a Bosque (regeneración). Aunque los datos indican que la regeneración puede considerarse poco importante en comparación con la transición de Bosque a No Bosque, ejercicios futuros de modelación que busquen una mayor precisión deberán considerar el modelar ambas transiciones.

⁴ Cálculos empleando capas a resolución 90m a las que se eliminaron las áreas sin información comunes a todos los períodos de la serie 2000-2012. Proyección UTM WGS84 Zona 18N.

El cálculo de la tasa anual de cambio de bosque a no bosque (Figura 5) revela que la tendencia general (2000-2012) fue de aproximadamente 61 mil hectáreas/año, lo que inicialmente indicaría que en la zona la deforestación iría en aumento. Sin embargo, la tendencia más reciente (2010-2012) muestra una evidente aceleración del fenómeno de deforestación en el área estudio, con un valor de cambio anual de 75 mil hectáreas.

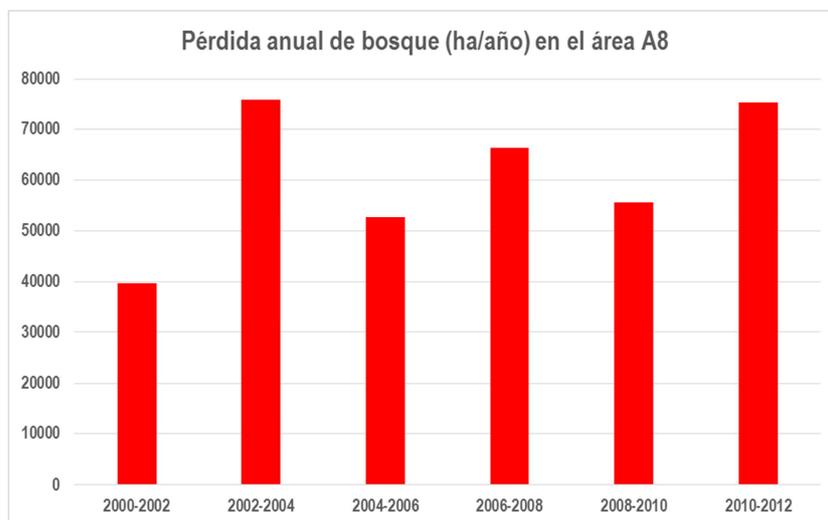


Figura 5. Tasa anual de deforestación para el área subnacional A8.

El análisis de los patrones espaciales de deforestación también sugiere diferencias importantes con respecto a la distribución histórica de los cambios. La Figura 6 muestra la distribución espacial de los cambios de Bosque a No Bosque entre 2000 y 2012. Como se aprecia en la figura, la mayor proporción de la deforestación histórica ocurrió en la región noroccidental del territorio. Ésta tendencia se acentúa durante el último período disponible (2010-2012), en el que prácticamente la totalidad de los cambios se concentró en esta zona (Figura 7). Este tipo de diferencias en los patrones de deforestación deben ser tenidas en cuenta a la hora de simular el fenómeno y construir el nivel de referencia. Para el caso del área A8, se optó por llevar a cabo un proceso de sub-regionalización del área (ver siguiente sección), con el fin de abordar de manera independiente las dos tendencias espaciales observadas⁵.

⁵ La sub-regionalización del área A8 tiene como único propósito la comprensión y simulación del fenómeno de deforestación que ocurre de manera diferencial en todo el territorio. No constituye una propuesta para otro tipo de actividades como la distribución de beneficios o asignación de créditos de carbono.

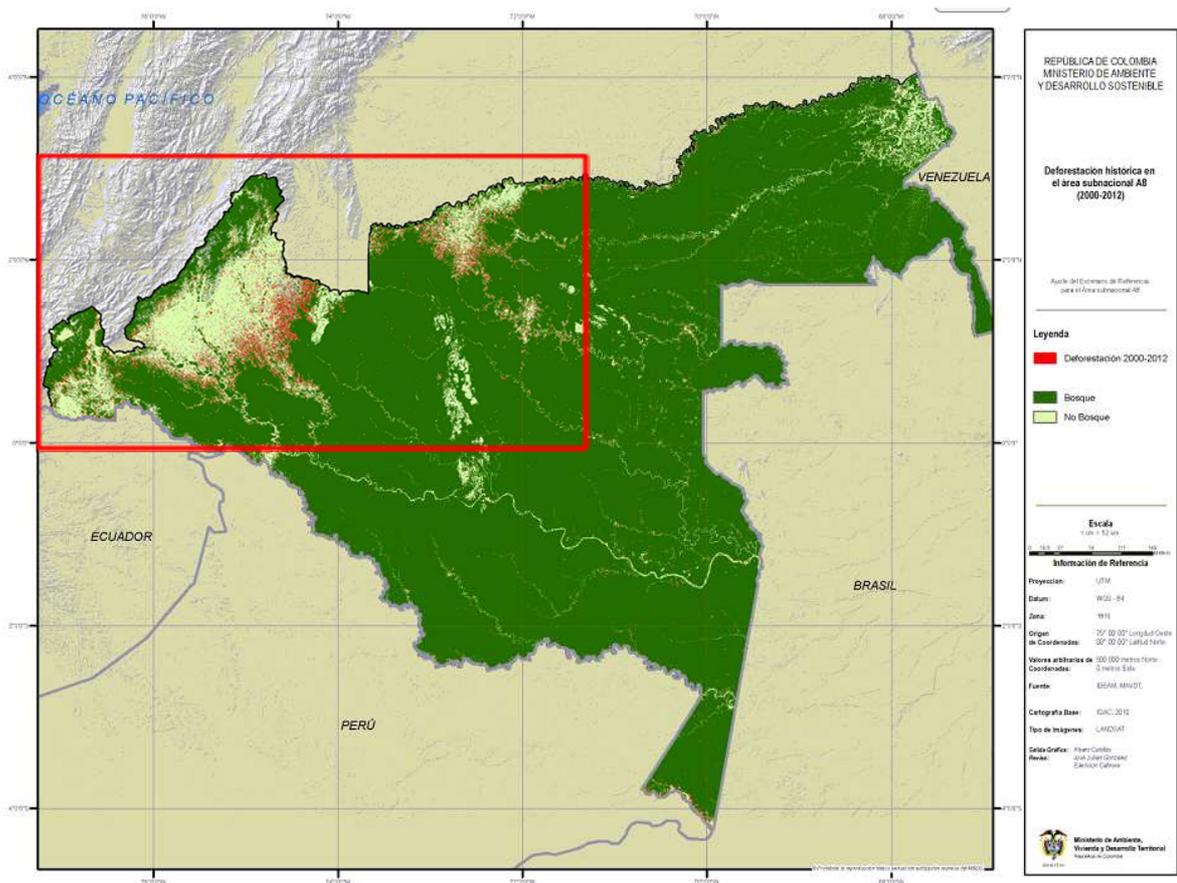


Figura 6. Deforestación histórica en el área subnacional A8 (2000-2012). Áreas con mayor concentración de deforestación histórica.

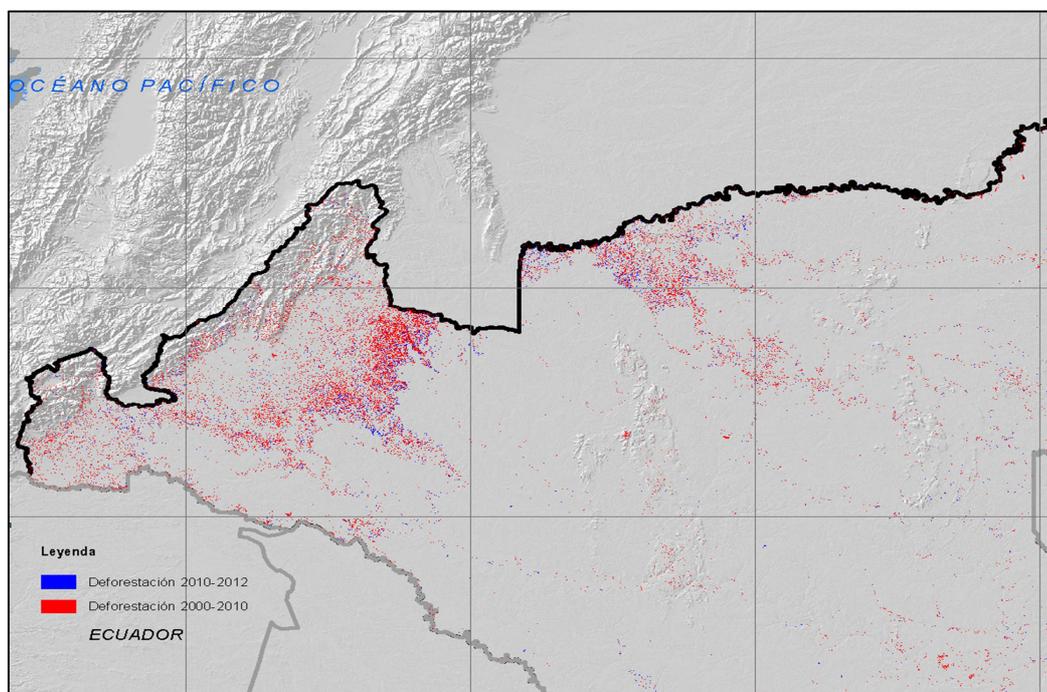


Figura 7. Deforestación histórica en el área subnacional A8. Distribución de los pixeles de cambio al interior del área de estudio para los periodos 2010-2012 (azul) y 2000-2010 (rojo). Ventana en la zona de mayor deforestación.

4.2 Regionalización del área de estudio para la simulación de la deforestación

Un aspecto importante de la simulación espacial desarrollada en el marco de este estudio, fue la posibilidad de probar diferentes criterios para sub-regionalizar el área piloto. Como se estableció en un trabajo previo (Ver González et al. 2011), áreas con dinámicas o patrones de deforestación heterogéneos, requieren un proceso de regionalización interna que permita reflejar estas diferencias en la simulación. Existen varias formas y criterios para sub-regionalizar un área (e.g. variables biofísicas, criterios sociales, etc.); en el caso del área A8, se optó por dividir el área de estudio llevando a cabo un análisis tanto de las tendencias históricas de deforestación, como de las tendencias socioeconómicas derivadas de la caracterización de causas y agentes de deforestación⁶, respectivamente:

Regionalización empleando las tendencias históricas de deforestación y el análisis de dinámicas antrópicas

Para la formulación de la propuesta de regionalización del área sub-nacional A8, se calculó inicialmente la pérdida de bosque entre los años 2000 y 2012 a nivel de municipio/corregimiento⁷, con el fin de calcular tanto el número de píxeles de cambio por municipio, como la concentración de píxeles de cambio en la superficie de cada municipio. Estos dos productos se clasificaron en 10 categorías por quiebres naturales de Jenks (ArcGIS 10.1) para tratar de identificar patrones espaciales (Figura 8).

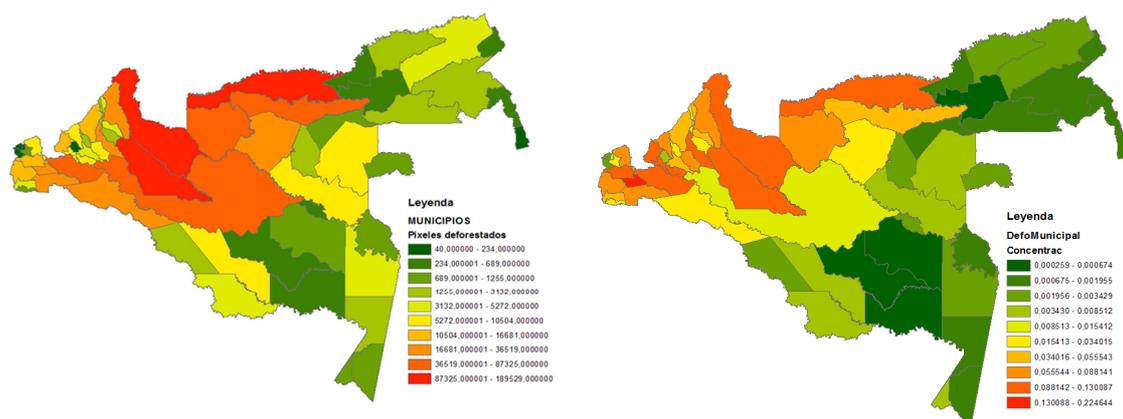


Figura 8. Análisis de deforestación histórica a nivel municipal/corregimiento para el área A8. Izquierda: Píxeles totales deforestados en el período 2004 a 2010 agrupados por municipio/corregimiento. Derecha: Concentración de píxeles deforestados en el período 2004 a 2010 relativos al área de cada municipio.

Finalmente, se agruparon los municipios con mayor concentración de deforestación (superior a 0.008513 Píxeles* ha⁻¹), que coinciden con los municipios con mayores valores absolutos de píxeles deforestados (superior a 10504 Píxeles), ubicados en la parte noroccidental del área sub-nacional A8. Con fines prácticos y asumiendo que están sujetos a las mismas dinámicas de deforestación, se incluyeron tres municipios al interior de esta división que presentan valores inferiores a los mencionados, dada la escasa superficie boscosa remanente al interior de estos. Esta área se denominó “Región de Alta Dinámica de Deforestación” o subregión “Alta” para denominarla de forma abreviada. En contraste, los demás municipios/corregimientos, ubicados en la parte suroriental del área sub-nacional A8, que presentan valores inferiores a los

⁶ Ver documento “Análisis de agentes y motores de deforestación para el ajuste del nivel de referencia de emisiones por deforestación en el área subnacional A8”, elaborado por el equipo técnico en el marco de esta consultoría.

⁷ Se escogió la división municipal/corregimiento para llevar a cabo la división de las sub-regiones, para mantener la coherencia con la manera en que fueron definidas las áreas sub-nacionales de referencia (grupos de CAR que a su vez están conformadas por municipios/corregimientos).

mencionados, se agruparon para constituir el área denominada “Región de Baja Dinámica de Deforestación” o subregión “Baja”.

De manera complementaria, el análisis de la información socioeconómica disponible⁸ acerca del patrón de aglomeración y conectividad (vial y fluvial) de los asentamientos, la dinámica de la actividad ganadera, y los patrones de distribución histórica de los cultivos ilícitos en la región, permiten diferenciar dos subregiones principales al interior del área sub-nacional A8: la sub-región noroccidental con un mayor grado de consolidación urbana y conectividad vial en la que históricamente se ha dado una mayor producción de coca y conversión de tierras a uso pecuario; y la sub-región suroriental con asentamientos dispersos, conectividad reducida o restringida, y una baja densidad histórica de cultivos de coca y producción ganadera. Con base en la información disponible para las dinámicas biofísicas (deforestación histórica) y antrópicas (patrón de asentamiento, distribución de áreas productivas, etc.), se propuso una división en dos regiones denominadas “Alta” y “Baja” (Figura 9).

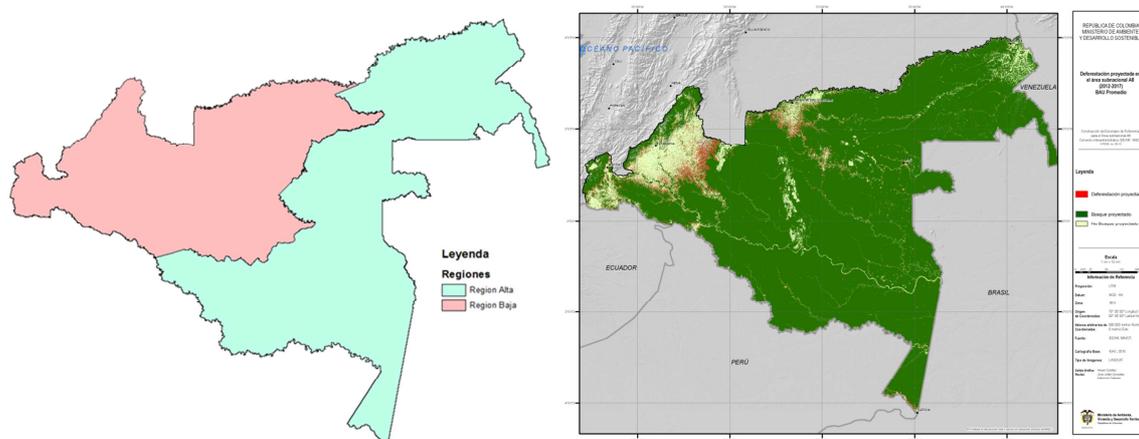


Figura 9. Sub-regionalización propuesta para el área subnacional A8. Regiones Alta y Baja.

Los cálculos independientes de datos de actividad (Figura 10) y tasas anuales de deforestación para cada una de las regiones (Figura 11) permiten establecer las diferencias en el comportamiento histórico de la deforestación al interior del área A8. La proporción de áreas de bosque con respecto a las de no bosque ha sido claramente superior en la región Baja. Por su parte, la región Alta supera ampliamente a la Baja en la tasa anual de deforestación en todos los periodos disponibles; esto último es particularmente significativo durante el último período (2010-2012), cuando la diferencia entre la tasa de la zona Alta fue mayor en aproximadamente 56 mil hectáreas/año con respecto a la de la zona Baja (Tabla 2).

Tabla 2. Tasas de deforestación históricas (hectáreas/año) para el área A8 y las subregiones delimitadas.

| Área | 2010-2012 | 2000-2012 |
|-----------|-----------|-----------|
| A8 | 75.386 | 60.997 |
| Zona Alta | 65.613 | 51.833 |
| Zona Baja | 9.773 | 9.164 |

⁸ Para un mayor detalle se recomienda consultar el documento “Análisis de agentes y motores de deforestación en el área de referencia A8”, generado por el equipo técnico en el marco de la consultoría.

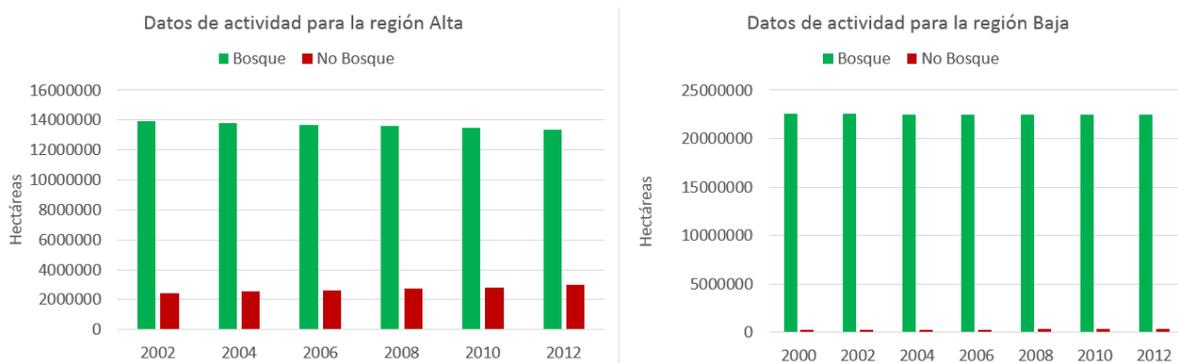


Figura 10. Datos de actividad disponibles para el área subnacional A8. Regiones Alta y Baja

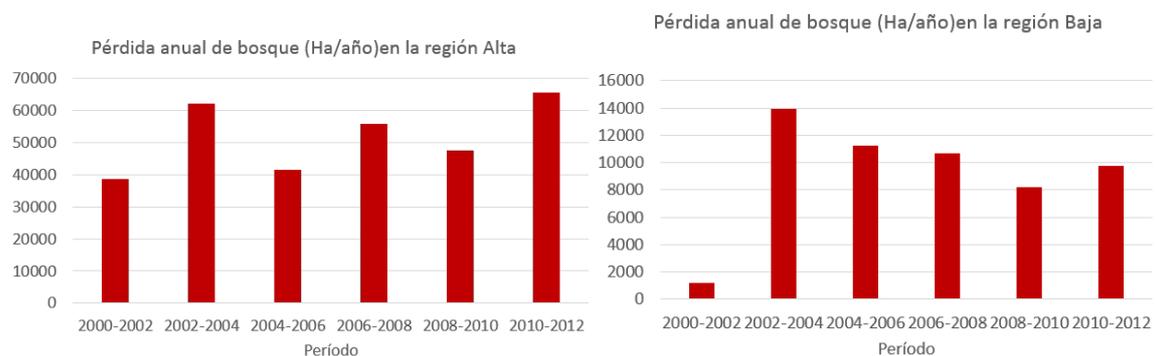


Figura 11. Tasa anual de deforestación para el área subnacional A8. Regiones Alta y Baja

4.3 Variables explicativas

Los datos de actividad y los factores de emisión para la construcción del nivel de referencia se obtuvieron de procesos técnicos desarrollados por el IDEAM. Sin embargo, debido a que la gran mayoría de la información de motores y agentes de deforestación es generada por instituciones diferentes al IDEAM, el equipo tuvo que llevar a cabo un arduo proceso de búsqueda y recopilación insumos provenientes de múltiples instituciones privadas y oficiales. Teniendo en cuenta que algunos insumos considerados importantes no se encontraban disponibles con la cobertura o calidad necesaria, el equipo técnico desarrolló un proceso de reconstrucción temática para solucionar parte de esos vacíos de información. Una vez consolidada la base de datos preliminar, fue necesario un ejercicio de priorización soportado por las revisiones de literatura y el criterio de expertos, con el fin de llevar a cabo la selección de los insumos definitivos. El procedimiento de priorización partió de lo sugerido por la metodología VM0015 del VCS (Pedroni, L. 2012) (Figura 12).

Variables explicativas: priorización

1. Acceso a los bosques (e.g. vecindad a caminos existentes, ríos navegables, ferrocarriles, etc.).
2. Pendiente.
3. Proximidad a mercados.
4. Proximidad a instalaciones industriales (e.g. aserraderos, plantas de procesamiento de productos agrícolas, etc.).
5. Proximidad a asentamientos.
6. Variables biofísicas (e.g. fertilidad del suelo, precipitación).
7. Categoría de manejo de la tierra (e.g. Parques Nacionales, reservas indígenas, concesiones para el aprovechamiento forestal, etc.).



Factores de predisposición (Tomado del VCS)

Figura 12. Ejercicio de priorización de variables explicativas para el nivel de referencia piloto

Una vez priorizados los factores de predisposición, se preseleccionaron 30 variables consideradas con el potencial de explicar el fenómeno de deforestación en el área de estudio⁹. La Tabla 3 relaciona las variables seleccionadas de acuerdo con los factores priorizados.

Tabla 3. Factores priorizados, indicadores de mapeo y variables preseleccionadas para las principales actividades asociadas a la deforestación (motores) en el área A8.

| Factor priorizado | Indicador para mapeo priorizado | Variable preseleccionada |
|----------------------------|--|--|
| Accesibilidad y proximidad | Red vial, títulos mineros, centros poblados, drenajes, cuerpos de agua, áreas recientemente deforestadas, pozos petroleros, entre otras. | Distancia euclidiana a áreas deforestadas entre el período de entrenamiento Distancia euclidiana a pastos para el periodo 2002 Distancia euclidiana a praderización periodo 2002-2007 Distancia euclidiana a lagos. Distancia euclidiana a Títulos mineros vigentes al 2013. Distancia euclidiana a Títulos mineros inscritos entre el año 2002 y 2008. Distancia a Pozos petroleros vigentes al 2013. Distancia euclidiana a Puertos Costo Distancia Con accesos terrestres (50%), asentamientos (30%) y drenajes dobles (20%) con Origen en el año 2002 Costo Distancia Con Drenajes (50%), asentamientos (30%) y accesos terrestres (20%) con Origen en el año 2002 Costo Distancia Con variables ponderadas, cada una con categorías ponderadas: accesos terrestres (50%), asentamientos (30%) y drenajes dobles (20%) con Origen en el año 2002 Distancia euclidiana a los cultivos de coca entre 2004 y 2010 (sumatoria ponderada). |

⁹ Durante una primera fase de construcción del nivel de referencia (desarrollada entre Julio y Diciembre de 2013), otro tipo de variables también fue probado para evaluar su capacidad explicativa. Para conocer el proceso de construcción de dichas variables, además del de las presentadas aquí, se recomienda consultar el documento “Proceso de estructuración y análisis de los insumos seleccionados para la simulación de la deforestación y el ajuste del escenario de referencia en el área subnacional A8”, elaborado por el equipo técnico en el marco de esta consultoría.

| Factor priorizado | Indicador para mapeo priorizado | Variable preseleccionada |
|----------------------------------|---|--|
| | | Distancia euclidiana a área total de cultivos de coca entre el período de entrenamiento Distancia a accesos terrestres. Distancia a accesos terrestres no pavimentados Distancia a accesos terrestres pavimentados Distancias a asentamientos. Distancia a asentamientos de primer nivel Distancia a asentamientos de segundo nivel Distancia a asentamientos de tercer nivel Distancia a drenajes dobles. Distancia a drenajes priorizados Distancia a drenajes no priorizados Navegabilidad |
| Variables biofísicas | Precipitación, pendiente, altitud | Categorías de precipitación en el año 2008. Pendiente. Elevación (DEM). |
| Categoría de manejo de la tierra | Áreas protegidas, resguardos indígenas. | Parques Nacionales Naturales. Resguardos Indígenas. Sustraciones a la reserva Ley 2 de 1959 |

4.4 Etapas para la simulación de deforestación

La simulación de la deforestación propuesta para el área A8, integró la aproximación en función del tiempo con la de modelación espacial. La tasa de deforestación se calculó en función de las tendencias históricas observadas al interior de las diferentes sub-regiones, y la distribución espacial de estos cambios se efectuó empleando el algoritmo *Simweight* del software IDRISI Selva 17.02, que utiliza las variables explicativas derivadas del análisis de motores de deforestación y la priorización descrita en el apartado anterior. Se buscó la generación de diferentes alternativas (escenarios futuros) de transformación de los bosques, a partir de los cuales el país pueda escoger el más coherente con los intereses nacionales¹⁰.

Simulación de la cantidad de deforestación

Para la predicción de la cantidad de deforestación se empleó el enfoque de extrapolación de tendencia histórica observada. Se calcularon las tasas de deforestación bianuales desde el año 2000 al año 2012, a partir de las cuales se generaron diferentes escenarios del promedio histórico. En cada uno de las sub-regiones (Alta y Baja) se generaron tres escenarios diferentes así¹¹:

- **BAU Optimista:** Promedio de las 2 tasas más bajas de deforestación, observadas entre los periodos bianuales analizados.
- **BAU Acumulado:** Promedio de las tasas de deforestación observadas durante toda la serie disponible (2000-2012).
- **BAU Pesimista:** Promedio de las 2 tasas más altas de deforestación, observadas entre los periodos bianuales analizados.

Las tasas de deforestación del modelo seleccionado, se convirtieron finalmente al formato admitido por

¹⁰ Los niveles de referencia constituyen decisiones políticas de cada país. La presente consultoría únicamente busca generar alternativas sobre las cuales los tomadores de decisión puedan llevar a cabo la selección.

¹¹ Se describen aquí únicamente los escenarios que fueron espacializados mediante la modelación.

IDRISI Selva 17.02 (matrices de probabilidad de cambio)¹² para articularlas con el modelo de predicción de la distribución espacial de los cambios¹³, seleccionado mediante la etapa de validación¹⁴.

Simulación de la localización de la deforestación

El proceso general de simulación espacial de la deforestación conllevó cuatro etapas: a) Simulación de la tendencia histórica y predicción de la cantidad y localización del bosque al año 2012, b) Validación de la predicción (Año 2012) y selección del mejor modelo para llevar a cabo la predicción, c) Proyección de la cantidad y localización del bosque para los años 2012 al 2022, empleando el modelo de distribución de cambios y la tasa de deforestación seleccionada (Figura 13). Los resultados del proceso de simulación constituyeron los insumos para el cálculo posterior de emisiones (brutas) por deforestación para el período proyectado (2012-2022)¹⁵.

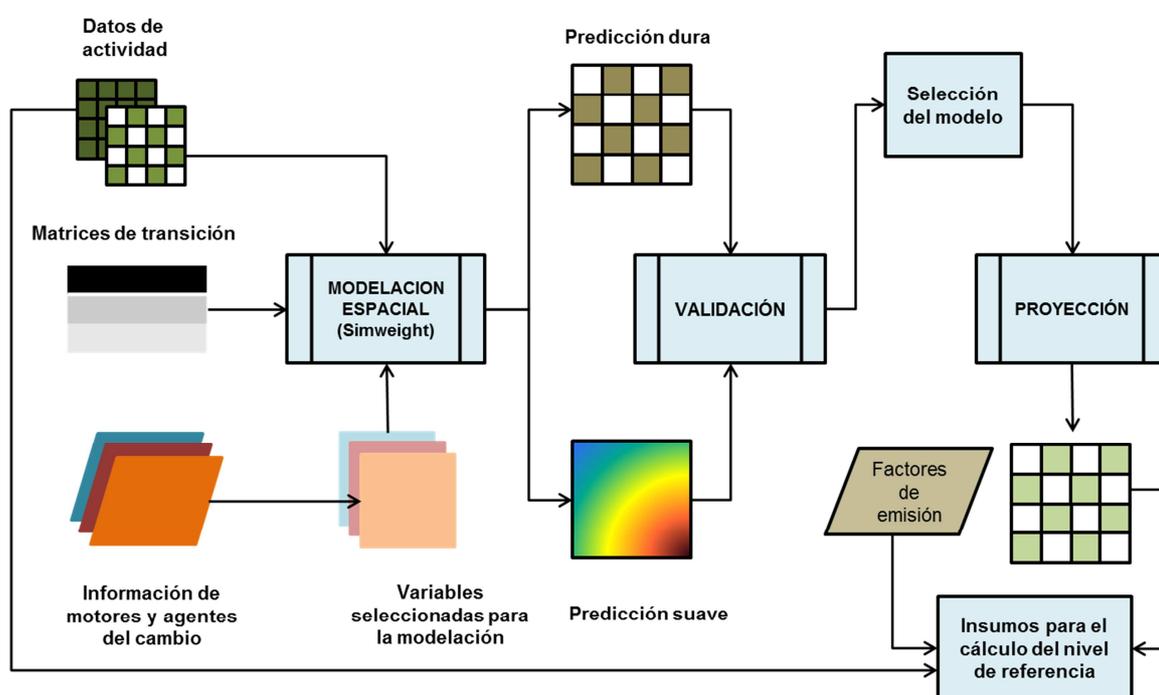


Figura 13. Diagrama del procedimiento implementado para simular espacialmente la deforestación.

¹² Un proceso Markoviano es uno en el que el estado de un sistema en tiempo 2 se puede predecir por el estado del sistema en tiempo 1 con una matriz de probabilidades de transición de cada clase de cobertura a cada una de las otras clases de cobertura (Eastman 2012).

¹³ IDRISI Selva emplea un modelo de cadenas de Markov para predecir la cantidad de bosque. Sin embargo, la versión actual del software calcula la matriz de Markov incluyendo todas las transiciones de cobertura posibles. Esto altera los resultados esperados cuando se busca modelar sólo una de las transiciones, que para el caso de este estudio fue el cambio de bosque a no bosque. Por lo tanto, se requirió hacer un ajuste a la matriz para garantizar que la única transición que afectara la cantidad de bosque fuera el cambio a la cobertura de no bosque. Para la ejecución del modelo definitivo se calculó la tasa de cambio anual que mejor se ajustara a la cantidad de bosque registrada en el año 2012 y se empleó este valor para modificar la matriz de probabilidad de Markov y calibrar así el modelo de predicción.

¹⁴ El proceso de validación espacial se describe en una sección posterior.

¹⁵ Estos resultados corresponden al nivel de referencia para el área y pueden consultarse en el documento "Resultados de la construcción del nivel de referencia de emisiones por deforestación en el área sub-nacional A8".

a. Simulación de la tendencia histórica

Una vez generada la base de datos espacial con las variables en el formato nativo del software de simulación (.rst) y resolución espacial (píxel de 90 x 90m) requerida para su uso en el software IDRISI Selva 17.02 (Módulo LCM)¹⁶, el procedimiento general para simular la deforestación consistió en i) Recortar por subregiones (Alta y Baja) las variables potencialmente explicativas de la deforestación, ii) Correr múltiples pruebas entrenando el modelo con combinaciones de los pares de datos posibles entre el año 2000 y 2010¹⁷ y empleando combinaciones diferentes de variables explicativas para identificar aquellas con valores significativos en cada subregión¹⁸, iii) Seleccionar la mejor combinación de períodos y variables explicativas para entrenar el modelo de deforestación de cada subregión¹⁹, iv) Correr predicciones anuales (*soft* y *hard*)²⁰ para el período 2013-2022.

b. Validación y selección del mejor modelo

Dada la importancia de la validación de los modelos en la selección del más apropiado para emplearlo como referencia para el cálculo de los escenarios de línea base espacializados y mapas de riesgo de deforestación, se emplearon dos métricas independientes para establecer su capacidad predictiva con respecto a la capa real 2012: i) Similitud difusa (DINAMICA-EGO), y ii) Figura de Mérito (IDRISI)²¹. Para los cálculos de similitud difusa se emplearon opciones de comparación con funciones de decaimiento exponencial. Para cada modelo, se realizaron 50 validaciones, correspondientes a ventanas de comparación desde 1 píxel (comparación exacta de diferencias entre cambios) hasta 99 píxeles, en incrementos de 2 (e.g. todos los números impares del 1 al 99). Dado que los mapas presentan tamaños de píxel de 90 metros, las ventanas de comparación presentan tamaños desde 90 hasta 8910 metros. Paralelamente, a los modelos construidos se les realizó el cálculo de aciertos, omisiones y falsas alarmas (tabulación cruzada), además de la *Figura de mérito* (Figure of Merit - FOM) a partir de dichos valores. Los modelos escogidos para cada zona fueron aquellos con los valores más altos de validación difusa en todas las ventanas evaluadas, pero que además obtuvieron un valor significativo de FOM²².

c. Proyección de la cantidad y localización del bosque

Se empleó el algoritmo *Simweight* (módulo LCM de IDRISI Selva) para asignar espacialmente los cambios en la cantidad de bosque (deforestación)²³ proyectada con el promedio (escenarios). Se seleccionaron los

¹⁶ Para un mayor detalle del procedimiento técnico necesario para simular espacialmente la deforestación utilizando el software IDRISI Selva, se recomienda leer el manual de usuario (Ver Eastman 2012).

¹⁷ La capa 2012 (más reciente) se descartó debido a que fue empleada para la validación de los modelos predictivos.

¹⁸ El cálculo de las medidas de relevancia es indicativo de la importancia de cada variable en el modelo. Para un mayor detalle consultar Eastman (2012).

¹⁹ Para la selección se emplearon dos criterios principales: porcentaje de áreas sin información y peso de las variables explicativas en la combinación evaluada.

²⁰ El modelo de predicción dura está basado en un modelo de asignación competitiva de terreno similar a un proceso de decisión multi-objetivo. La predicción suave produce un mapa de vulnerabilidad para cambiar por el grupo de transiciones seleccionado. La predicción dura produce un solo resultado, mientras que la predicción suave es una evaluación exhaustiva del potencial de cambios (Eastman 2012). Teniendo en cuenta las características de un nivel de referencia, se utilizaron las predicciones tipo *hard* para llevar a cabo el cálculo de las emisiones (brutas y netas) de CO₂ por deforestación.

²¹ Se omitieron deliberadamente otras técnicas de validación debido a la eficiencia y robustez de los métodos escogidos. Adicionalmente, las metodologías de validación empleadas se encuentran avaladas por la metodología VM0015 del VCS (Pedroni, L. 2012). En ésta se sugiere que el FOM sea usado para la selección de los mapas que serán empleados para proyectar la deforestación.

²² Como se indicó previamente, un valor aceptable de FOM es aquel que sea igual o mayor al porcentaje de cambio observado durante el período de entrenamiento.

²³ SimWeight está basado en un algoritmo modificado del aprendizaje de la herramienta vecino más cercano a K. El procedimiento SimWeight aparece para emitir resultados similares a los del procedimiento MLP, pero con parámetros mínimos. Además, SimWeight

mejores modelos para cada una de las sub-regiones para asignar dichos cambios. Como resultado, se obtuvieron capas tipos *hard* (dura) y *soft* (suave) para cada una de las simulaciones anuales entre 2012 y 2022.

5 RESULTADOS DE LA SIMULACIÓN DE LA DEFORESTACIÓN

5.1 Variables explicativas

La Tabla 4 y la Tabla 5 resumen los principales resultados del cálculo de las medidas de relevancia para las variables explicativas evaluadas en cada una de las regiones (Alta, Baja)²⁴. En las dos regiones las variables con mayor poder explicativo fueron las de Accesibilidad, hecho que concuerda con lo descrito en la literatura disponible relativa al tema de deforestación.

Tabla 4. Resultados del cálculo de medidas de relevancia (*Simweight*) de las variables seleccionadas para simulación de la deforestación en la región Alta.

| Variable explicativa | Peso |
|---|------|
| Distancia a pixeles de deforestación en el período de entrenamiento | 1,00 |
| Costo Distancia con accesos terrestres y asentamientos | 0,92 |
| Distancia a praderización periodo 2000-2007 zona baja | 0,72 |
| Distancia a cultivos ilícitos | 0,70 |
| Distancia a Pastos | 0,59 |
| Distancia a asentamientos | 0,53 |
| Distancia a accesos terrestres | 0,52 |
| Distancia a accesos terrestres no pavimentados | 0,52 |
| Distancia a asentamientos de tercer nivel | 0,51 |
| Distancia a Puertos | 0,41 |
| Distancia a asentamientos de segundo nivel | 0,40 |
| Distancia a Pozos activos | 0,38 |
| Distancia a asentamientos de segundo nivel | 0,37 |
| Distancia a títulos mineros en el 2013 | 0,36 |
| Distancia a las sustracciones ZRF ley 2 de 1959 | 0,35 |
| Distancia a títulos mineros históricos | 0,34 |
| Distancia a accesos terrestres pavimentados | 0,33 |
| Distancia a Resguardos indígenas | 0,21 |
| Precipitación | 0,03 |
| Distancia a drenajes no priorizados | 0,01 |
| Distancia a drenajes | 0,01 |

es más fácil de completar. Sin embargo, la red neural MLP ha sido mejorada para ofrecer un modo automático que no necesita la intervención del usuario. Luego de una evaluación detallada de las herramientas de modelado empírico (tales como Pesos de Evidencia, Probabilidades Empíricas, Posibilidades Empíricas, etc.), se descubrió que estos tres enfoques brindan las capacidades más fuertes, particularmente SimWeight y MLP (Eastman, Fossen, y Solorzano 2005).

²⁴ Se optó por excluir de la simulación las variables con valores de relevancia iguales a cero.

Tabla 5. Resultados del cálculo de medidas de relevancia (*Simweight*) de las variables seleccionadas para simulación de la deforestación en la región Baja.

| Variable explicativa | Peso |
|---|------|
| Distancia a pixeles de deforestación en el período de entrenamiento | 1,00 |
| Costo Distancia con accesos terrestres y asentamientos | 0,76 |
| Navegabilidad | 0,40 |
| Distancia a drenajes dobles | 0,21 |
| Distancia a praderización periodo 2000-2007 zona baja | 0,20 |
| Distancia a Resguardos indígenas | 0,19 |
| Distancia a Parques Nacionales Naturales | 0,08 |
| Distancia a drenajes priorizados | 0,05 |

5.2 Simulación de la cantidad y localización de la deforestación

Simulación de la cantidad de deforestación

En cada uno de las subregiones (Alta y Baja) se generaron tres escenarios diferentes así²⁵:

- **BAU Optimista:** Promedio de las 2 tasas más bajas de deforestación, observadas entre los periodos bianuales analizados, que corresponde a las tasas de deforestación entre 2000-2002 y 2004-2006
- **BAU Acumulado:** Promedio de las tasas de deforestación entre los 2000 y 2012.
- **BAU Pesimista:** Promedio de las 2 tasas más altas de deforestación, observadas entre los periodos bianuales analizados que corresponde a las tasas de deforestación entre 2002-2004 y 2010-2012

Los valores de tasa de deforestación proyectada para cada uno de los escenarios propuestos se presentan en la Tabla 6. En la Figura 15 y Figura 16 se muestran las probabilidades de cambio de los diferentes escenarios generadas a partir del promedio histórico²⁶.

Tabla 6. Tasa de deforestación anual empleada para cada uno de los escenarios propuestos en el área subnacional A8 y las subregiones²⁷.

| ESCENARIO | A8 | Zona alta | Zona baja |
|----------------------|-----------|-----------|-----------|
| BAU Pesimista | 75.678.70 | 63.836.71 | 12.588.21 |
| BAU Optimista | 46.194.71 | 39.970.26 | 4.681.19 |
| BAU Acumulado | 60,996.98 | 51.833.45 | 9.163.53 |

²⁵ Se describen aquí únicamente los escenarios que fueron espacializados mediante la modelación.

²⁶ Los escenarios fueron transformados al formato de matriz de Markov aceptado por IDRISI Selva.

²⁷ Área calculada en la proyección UTM-WGS84 Zona 18 Norte.

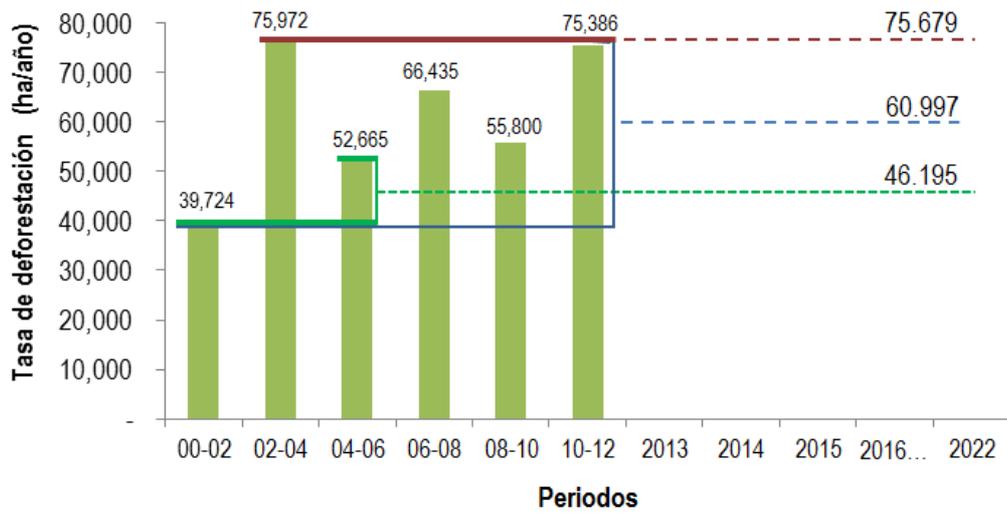


Figura 14. Escenarios de promedio histórico de deforestación y su comparación con las tasas históricas observadas en el área subnacional A8

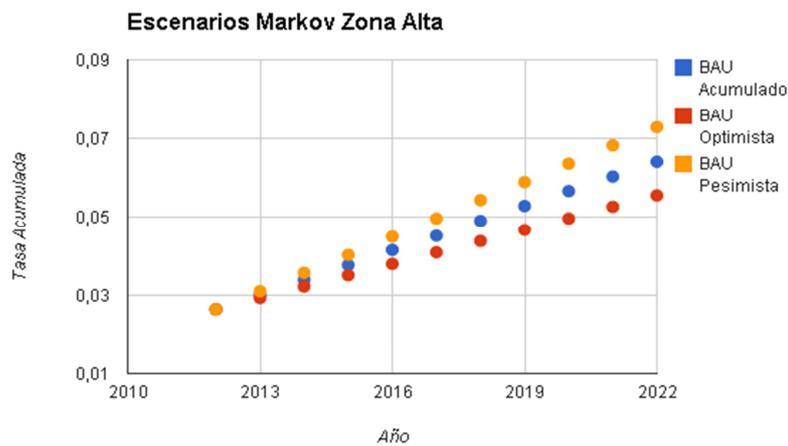


Figura 15. Escenarios del modelo Markov para la probabilidad de transición de Bosque a no bosque en la zona Alta.

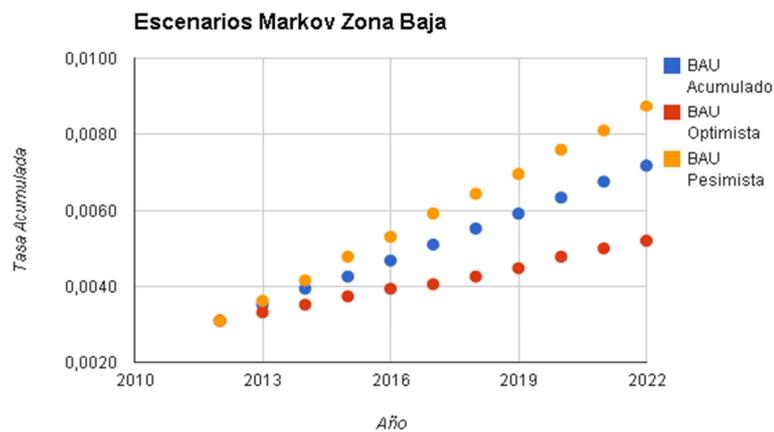


Figura 16. Escenarios del modelo Markov para la probabilidad de transición de Bosque a no bosque en la zona Baja.

Simulación de la localización de la deforestación

Se ejecutaron más de trescientas pruebas de simulación espacial en el módulo LCM del software IDRISI Selva 17.02. Las pruebas indicaron que la mejor combinación de períodos para el entrenamiento de los modelos corresponde al cambio 2002-2006. Los parámetros utilizados para correr los modelos con mejor desempeño en cada subregión se resumen en la Tabla 7. Los mejores resultados fueron sometidos a diferentes procesos de validación estadística, para seleccionar los modelos definitivos que fueron empleados para proyectar la deforestación en cada una de las sub-regiones del área estudio. Los resultados del proceso de validación se detallan en la siguiente sección.

Tabla 7. Resumen de los parámetros generales de la simulación de la deforestación de los mejores modelos para las sub-regiones Alta y Baja.

| Variable/Componente | Descripción |
|--|---|
| Datos de actividad | Bosque – No Bosque 2002, 2006, 2012 |
| Variables explicativas (motores/agentes) | Región Alta: <ul style="list-style-type: none">• Distancia euclidiana a áreas deforestadas entre 2002 y 2006.• Capa de costo distancia.• Distancia euclidiana a los cultivos de coca entre 2002 y 2006. |
| | Región Baja: <ul style="list-style-type: none">• Distancia euclidiana a áreas deforestadas entre 2002 y 2006.• Capa de costo distancia. |
| Regionalización | Sí. Regiones de Alta y Baja dinámica de deforestación. |
| Transición | Bosque a No Bosque. |
| Software | IDRISI Selva 17.02 (LCM); DINAMICA (Validación) |
| Variables | Continuas (Categorías evaluadas como menos explicativas). |
| Tipo de variables | Estáticas (Dinámicas evaluadas como menos explicativas). |
| Modelo de localización | SimWeight (<i>Similarity-Weighted Instance-based Machine Learning</i>) |
| Período de entrenamiento del modelo | 2002-2006 |
| Año validación | 2012 |
| Modelo de cantidad | Extrapolación de tendencia histórica observada. Escenarios del promedio (Optimista, Acumulado, Pesimista) |
| Año final predicción | 2017-2022 ²⁸ |
| Métodos validación (predicción 2012) | Similaridad difusa (DINAMICA EGO) (Factor de atenuación=30), Tabulación cruzada (IDRISI), Figura de Mérito (FOM). |
| Número de pruebas | >300. |

²⁸ Teniendo en cuenta la alta dinámica de cambio en los patrones de deforestación a nivel subnacional, la recomendación es que los niveles de referencia deben ser monitoreados continuamente y ajustados con una periodicidad no mayor a 10 años. Para áreas subnacionales con una dinámica de cambio más alta, debe evaluarse la necesidad de llevar a cabo un ajuste en un período menor.

5.3 Validación y selección del modelo definitivo para cada subregión

Similaridad difusa

En la subregión Alta sobresalieron cinco modelos que alcanzaron una similaridad por encima del 70% en una ventana de 7x7 pixeles (40ha), y que se estabilizaron en un 80% a partir de la ventana de 11x11 pixeles (98Ha), alcanzando incluso valores cercanos al 90% en la máxima ventana (Figura 17). Por su parte, para la subregión Baja, se destacaron cuatro modelos que superaron el umbral de similaridad de 70% en una ventana de 25x25 pixeles (506 hectáreas) (Figura 18).

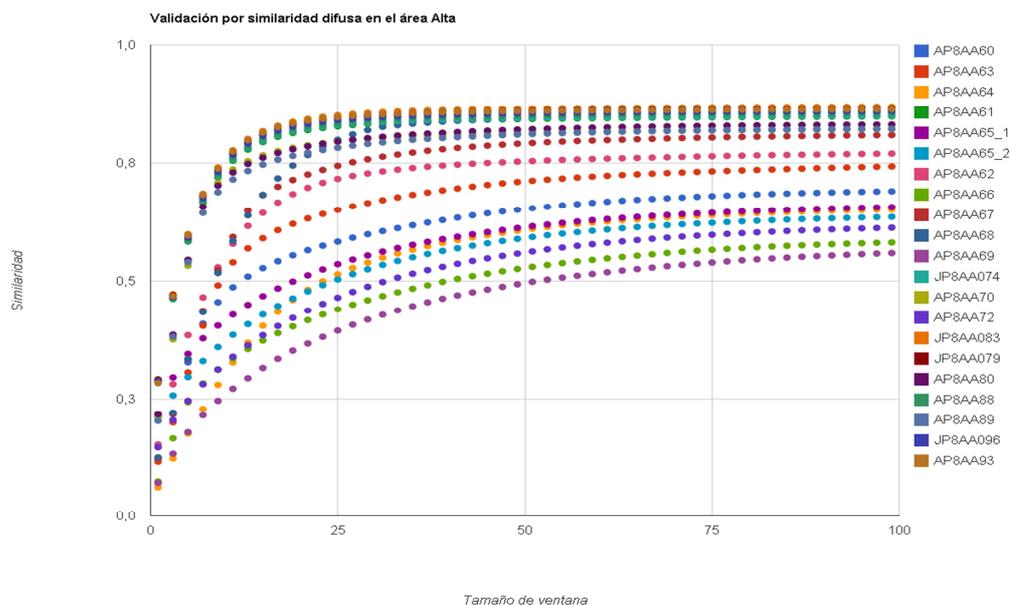


Figura 17. Valores de similaridad para diferentes tamaños de ventana (en pixeles), para todos los modelos evaluados en la subregión alta.

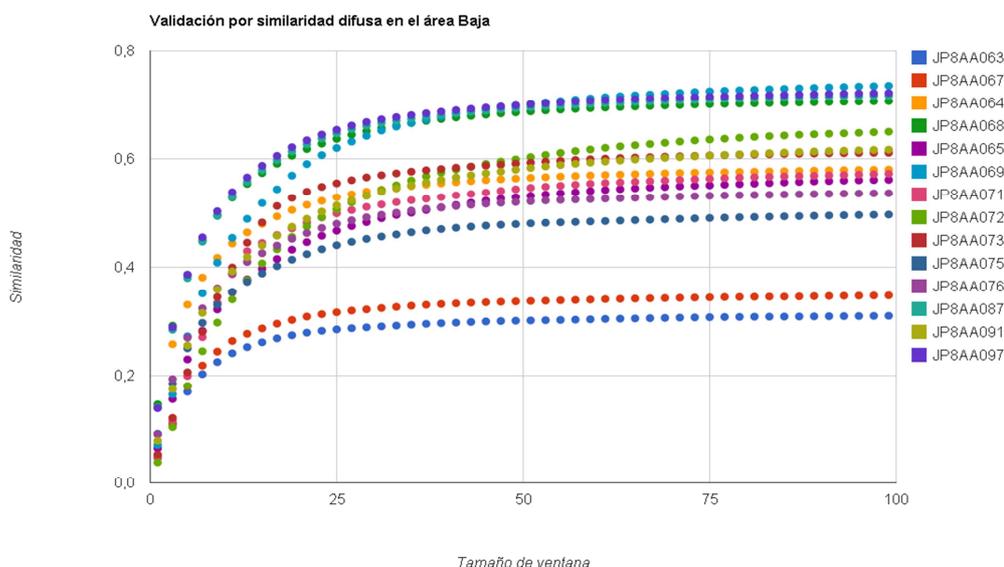


Figura 18. Valores de similaridad para diferentes tamaños de ventana (en pixeles), para todos los modelos evaluados en la subregión baja.

Tabulación cruzada y figura de mérito

Los resultados de la tabulación cruzada y los valores de figura de mérito se presentan en la Tabla 8. Dado que los valores de FOM de un modelo aceptable deben ser al menos iguales al porcentaje de área que experimentó pérdida de cobertura boscosa en el periodo de entrenamiento del modelo (2002-2006) (Pedroni, L. 2012), y que dicho valor corresponde al 1,4% para la subregión Alta, puede concluirse que los cinco modelos preseleccionados para ésta subregión presentan un desempeño muy por encima del mínimo aceptado (>17%). Lo mismo ocurre en el caso de la subregión Baja, donde el porcentaje de cambio durante el periodo de entrenamiento fue de 0,2%, lo que indica que en su estado actual el valor de FOM de los mejores modelos (>8%) también supera los mínimos requeridos.

Tabla 8. Cálculos de falsas alarmas, omisiones y aciertos, en hectáreas, para los modelos preseleccionados en cada una de las subregiones, así como el valor de FOM obtenido a partir de ellos.

| SUBREGIÓN | MODELO | FALSAS ALARMAS (ha) | OMISIONES (ha) | ACIERTOS (ha) | FOM (%) |
|------------------|---------------|----------------------------|-----------------------|----------------------|----------------|
| Alta | A61 | 108562,68 | 253530,81 | 254858,4 | 17,6 |
| Alta | A74 | 108663,12 | 253430,37 | 254757,96 | 17,6 |
| Alta | J83 | 109205,82 | 252887,67 | 254215,26 | 17,7 |
| Alta | A88 | 111325,59 | 259831,8 | 260706,6 | 17,6 |
| Alta | A93 | 109391,31 | 261766,08 | 257149,89 | 17,4 |
| Alta | J96 | 111358,80 | 259798,59 | 260673,39 | 17,6 |
| Baja | J68 | 10888,02 | 53284,23 | 56007,45 | 9,1 |
| Baja | J69 | 1418,31 | 17963,37 | 18617,04 | 3,7 |
| Baja | J87 | 11961,27 | 62598,42 | 66807,99 | 8,5 |
| Baja | J97 | 11817,09 | 62742,6 | 66952,17 | 8,4 |

Las herramientas de validación implementadas permiten identificar el modelo A93 y el modelo J97 como los modelos definitivos para las subregiones Alta y Baja, respectivamente. Estos modelos fueron utilizados para llevar a cabo las predicciones *soft* y *hard* para el periodo 2013-2022 que se presentan en la siguiente sección.

5.4 Proyección de la cantidad y localización del bosque

La proyección espacial tiene como resultado dos tipos de proyección para cada año simulado: i) proyección suave (*soft*), correspondiente al mapa de vulnerabilidad de deforestación, y ii) proyección dura (*hard*) empleada para el cálculo de los escenarios de nivel de referencia espacializados. La Figura 19 presenta el mapa de riesgo de deforestación al año 2022, obtenido a partir del mejor modelo de simulación de cada subregión.

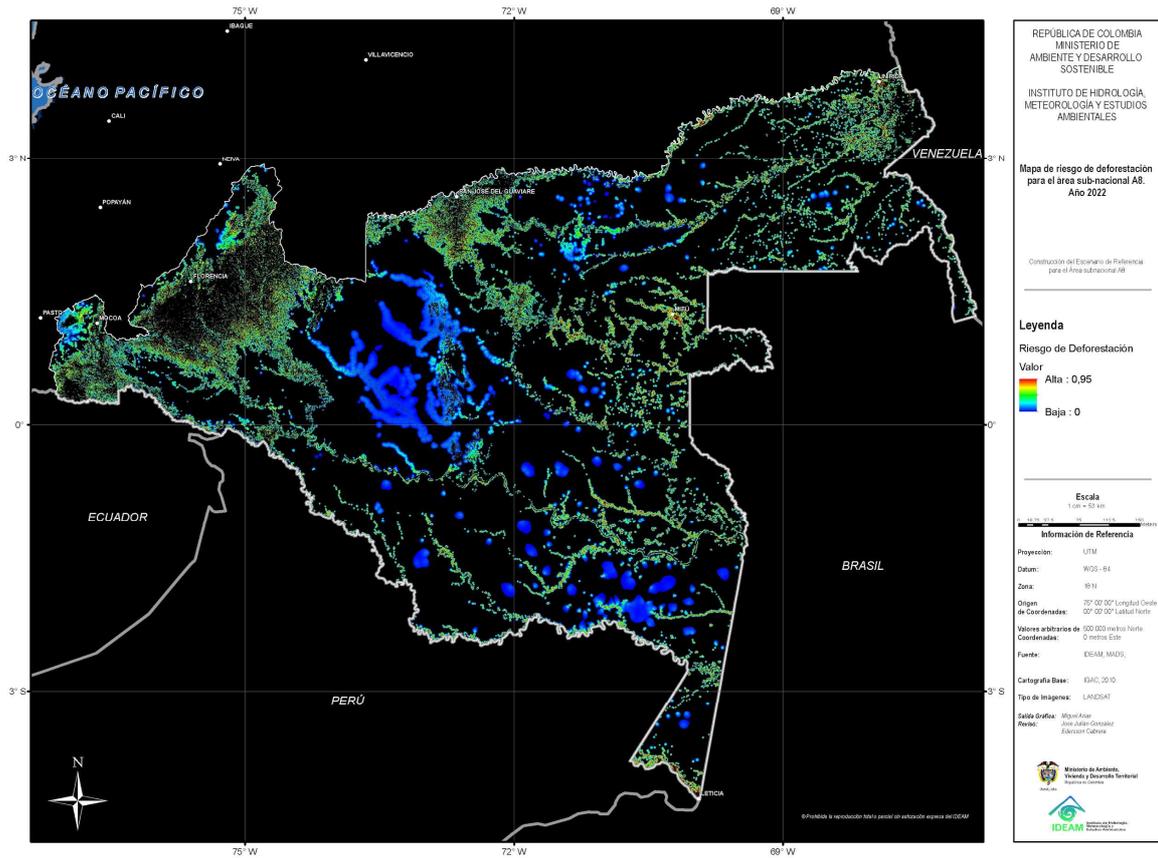


Figura 19. Mapa de riesgo de deforestación para el área sub-nacional A8. Año 2022

La Figura 20 a la Figura 22 muestran los mapas de deforestación proyectada al año 2022, para cada uno de los escenarios propuestos²⁹. La Tabla 9 a la Tabla 11 presentan los cálculos de área para cada tipo de bosque deforestado según los diferentes escenarios simulados para la región A8.

²⁹ Cada uno de los mapas de deforestación se acompaña de una versión simplificada en la que se presentan únicamente los cambios (Bosque a No Bosque) con el fin de facilitar la visualización el patrón de deforestación.

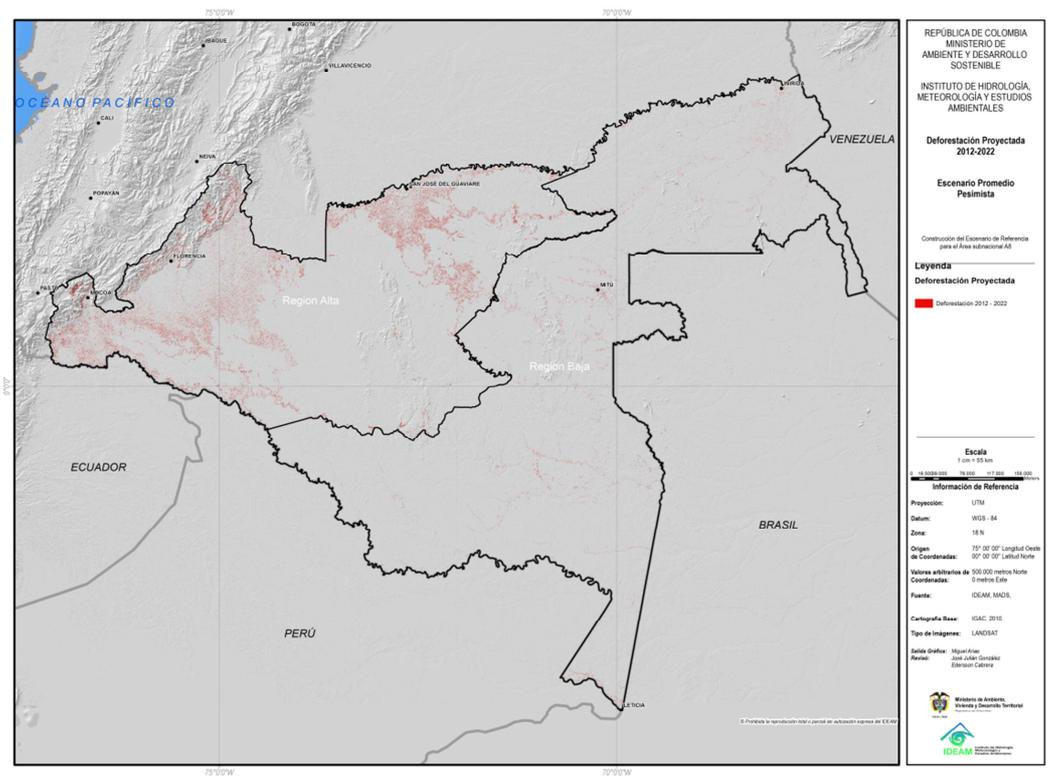
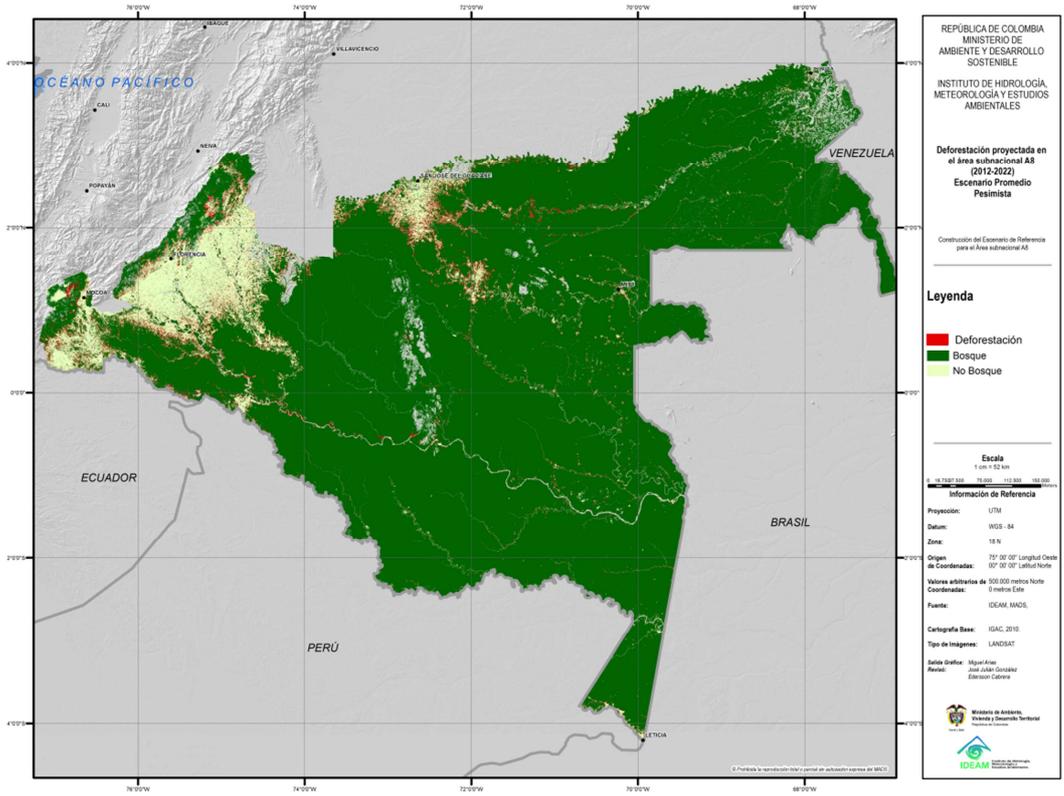


Figura 20. Proyección de la deforestación para el área sub-nacional A8 (2012-2022). Escenario BAU pesimista

Tabla 9. Área deforestada (hectáreas) por tipo de bosque proyectada para el área sub-nacional A8. Escenario BAU pesimista³⁰.

| Tipo de bosque | Área (ha) | | | | | | | | | | |
|---------------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|--|
| | 2013 | 2014 | 2015 | 2016 | 2017 | 2018 | 2019 | 2020 | 2021 | 2022 | |
| Bs-T | 0,81 | 63,18 | 67,23 | 0,81 | 84,24 | 76,95 | 16,20 | 63,18 | 92,34 | 7,29 | |
| Bh-T | 63.781,83 | 69.207,21 | 70.607,70 | 66.009,33 | 68.717,97 | 70.347,69 | 68.412,6 | 66.919,7 | 67.433,1 | 70.629,5 | |
| Bmh-T | 1.013,31 | 2.363,58 | 2.946,78 | 778,41 | 3.553,47 | 3.378,51 | 1.609,47 | 2.522,34 | 3.423,87 | 1.481,49 | |
| Bh-MB | 451,98 | 328,05 | 125,55 | 436,59 | 190,35 | 49,41 | 405,81 | 429,30 | 138,51 | 324,00 | |
| Bmh-MB | 1.260,36 | 930,69 | 249,48 | 1.618,38 | 664,20 | 2,43 | 898,29 | 1.705,86 | 329,67 | 953,37 | |
| Bp-MB | 48,60 | 19,44 | 4,86 | 17,82 | 6,48 | - | 10,53 | 15,39 | 3,24 | 10,53 | |
| Bmh-M | - | - | - | 2,43 | - | - | 1,62 | 3,24 | 1,62 | 1,62 | |
| Bp-M | 29,16 | 78,57 | 28,35 | 263,25 | 165,24 | - | 181,44 | 191,97 | 33,21 | 184,68 | |
| Bh-PM | 2.562,03 | 1.496,07 | 737,91 | 2.378,97 | 1.006,02 | 445,50 | 1.615,95 | 1.788,48 | 700,65 | 1.199,61 | |
| Bmh-PM | 4.847,85 | 3.313,71 | 1.770,66 | 4.061,34 | 2.119,77 | 1.345,41 | 3.307,23 | 4.131,81 | 2.076,03 | 3.102,30 | |
| Bp-PM | 405,81 | 225,18 | 115,02 | 207,36 | 144,99 | 128,79 | 193,59 | 254,34 | 169,29 | 131,22 | |
| Total³¹ | 74.401,74 | 78.025,68 | 76.653,54 | 75.774,69 | 76.652,73 | 75.774,69 | 76.652,7 | 78.025,6 | 74.401,7 | 78.025,6 | |

³⁰ Área calculada en la proyección UTM-WGS84 Zona 18 Norte.

³¹ Los valores totales por año calculados a partir de la predicción espacial no son idénticos a los proyectados mediante el promedio no espacializado debido a una restricción del software de modelación al momento de convertir las tasas teóricas al formato de matriz de markov aceptado por el programa. IDRISI Selva únicamente acepta valores de probabilidad con cuatro números decimales, hecho que afecta la exactitud al momento de hacer la conversión de los valores de Bosque y No bosque proyectados.

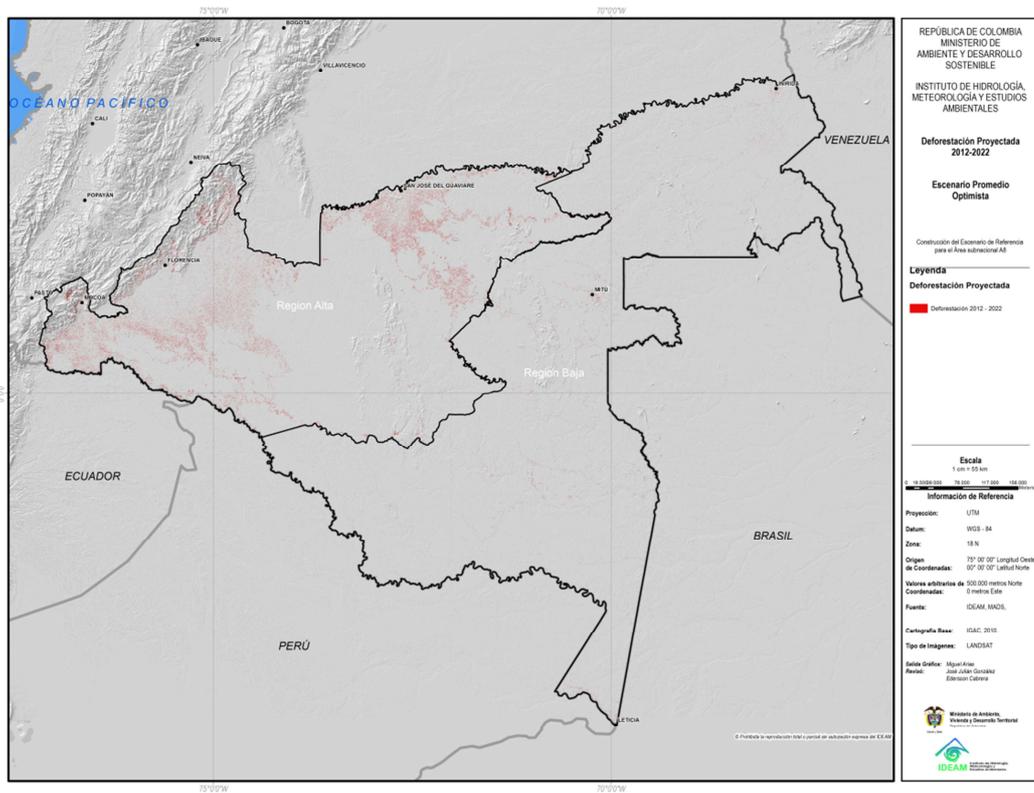
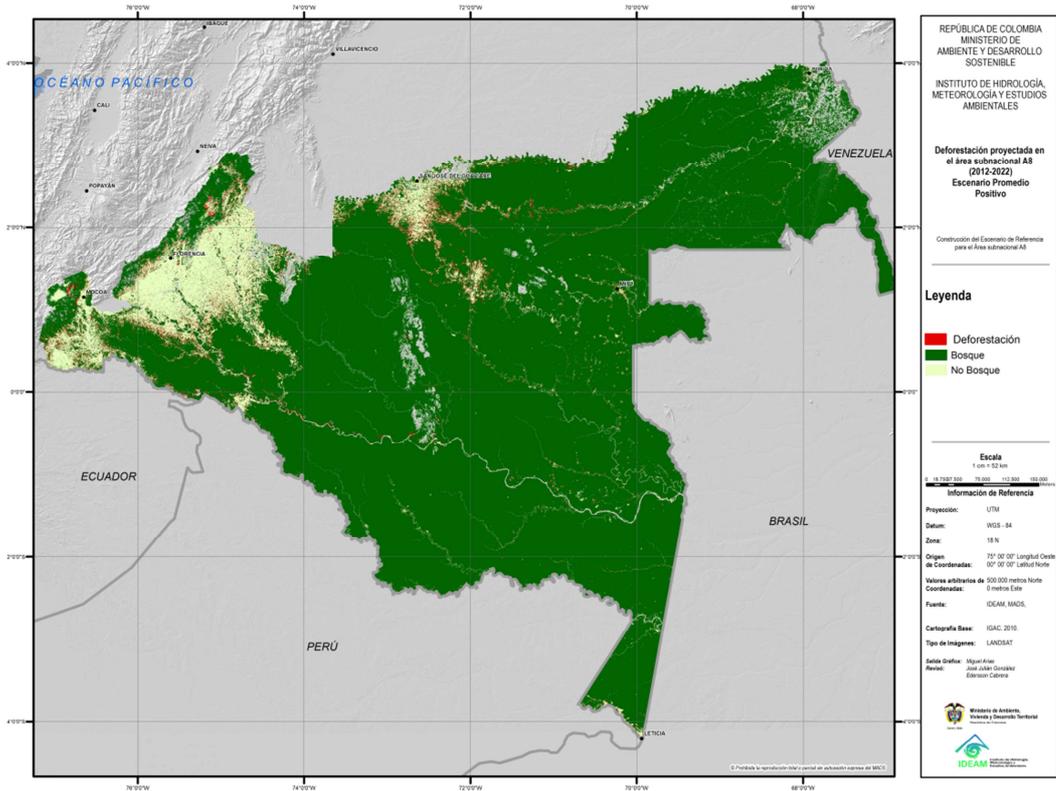


Figura 21. Proyección de la deforestación para el área sub-nacional A8 (2012-2022). Escenario BAU optimista

Tabla 10. Área deforestada (hectáreas) por tipo de bosque proyectada para el área sub-nacional A8. Escenario BAU optimista³².

| Tipo de bosque | Área (ha) | | | | | | | | | |
|---------------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|
| | 2013 | 2014 | 2015 | 2016 | 2017 | 2018 | 2019 | 2020 | 2021 | 2022 |
| Bs-T | 0,81 | - | 58,32 | 59,13 | 12,96 | - | 51,03 | 34,02 | 73,71 | 4,05 |
| Bh-T | 39.275,28 | 35.307,09 | 39.627,63 | 40.073,94 | 41.913,45 | 37.848,06 | 37.414,71 | 42.771,24 | 42.022,80 | 41.595,93 |
| Bmh-T | 646,38 | 304,56 | 1.909,98 | 1.868,67 | 1.206,09 | 459,27 | 1.023,03 | 2.574,18 | 2.391,12 | 917,73 |
| Bh-MB | 185,49 | 463,32 | 127,17 | 103,68 | 33,21 | 298,08 | 303,75 | 17,82 | 20,25 | 64,80 |
| Bmh-MB | 400,95 | 1.509,84 | 280,26 | 248,67 | 1,62 | 1.042,47 | 1.238,49 | 0,81 | - | 76,14 |
| Bp-MB | 17,82 | 46,17 | 4,05 | 4,86 | - | 8,10 | 16,20 | - | - | 0,81 |
| Bmh-M | - | - | - | - | - | 2,43 | - | - | - | 0,81 |
| Bp-M | 5,67 | 58,32 | 43,74 | 28,35 | - | 155,52 | 272,97 | - | - | 17,01 |
| Bh-PM | 1.253,88 | 2.159,46 | 570,24 | 609,93 | 282,69 | 1.582,74 | 1.466,91 | 255,15 | 236,52 | 500,58 |
| Bmh-PM | 2.302,02 | 4.191,75 | 1.560,06 | 1.227,15 | 820,53 | 2.784,78 | 2.404,89 | 822,15 | 840,78 | 1.083,78 |
| Bp-PM | 224,37 | 271,35 | 131,22 | 88,29 | 42,93 | 131,22 | 120,69 | 88,29 | 100,44 | 50,22 |
| Total³³ | 44.312,67 | 44.311,86 | 44.312,67 | 44.312,67 | 44.313,48 | 44.312,67 | 44.312,67 | 46.563,66 | 45.685,62 | 44.311,86 |

³² Área calculada en la proyección UTM-WGS84 Zona 18 Norte.

³³ Los valores totales por año calculados a partir de la predicción espacial no son idénticos a los proyectados mediante el promedio no espacializado debido a una restricción del software de modelación al momento de convertir las tasas teóricas al formato de matriz de markov aceptado por el programa. IDRISI Selva únicamente acepta valores de probabilidad con cuatro números decimales, hecho que afecta la exactitud al momento de hacer la conversión de los valores de Bosque y No bosque proyectados.

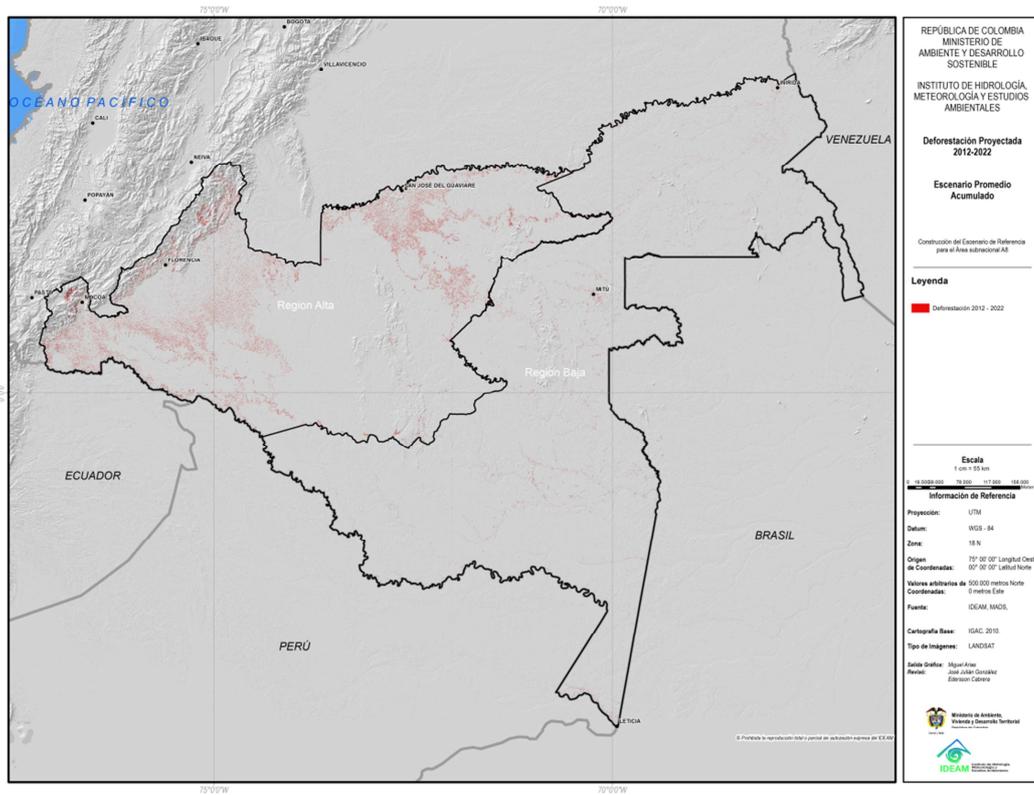
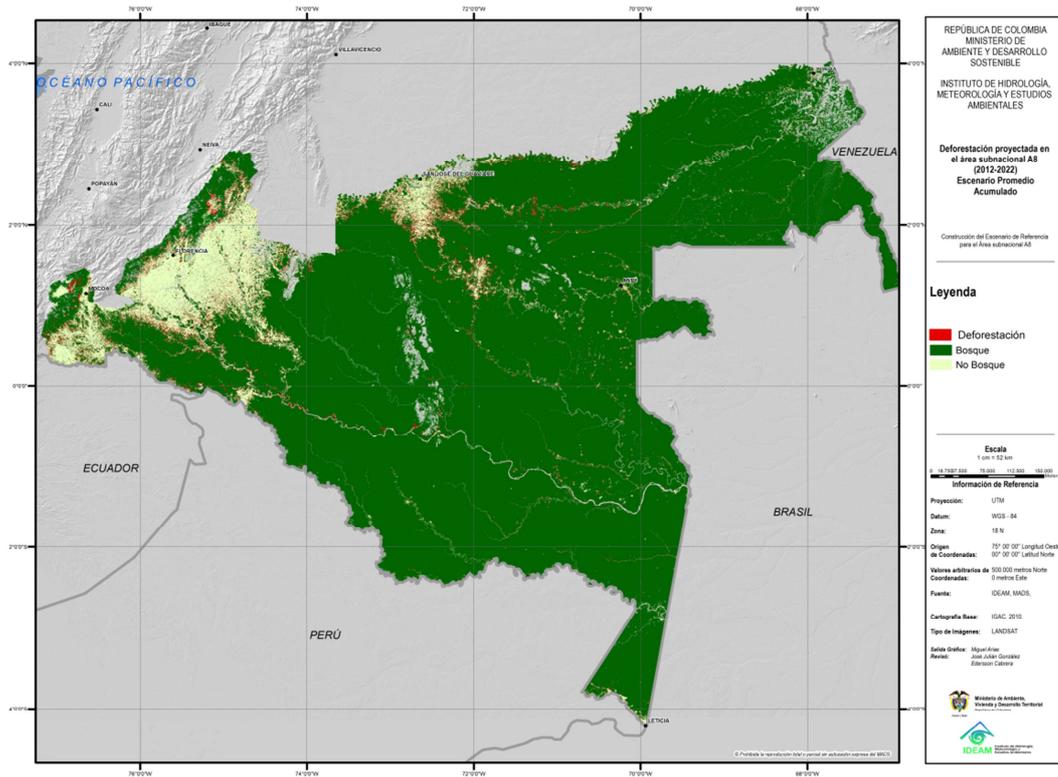


Figura 22. Proyección de la deforestación para el área sub-nacional A8 (2012-2022). Escenario BAU acumulado.

Tabla 11. Área deforestada (hectáreas) por tipo de bosque proyectada para el área sub-nacional A8. Escenario BAU acumulado³⁴.

| Tipo de bosque | Área (ha) | | | | | | | | | |
|---------------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|
| | 2013 | 2014 | 2015 | 2016 | 2017 | 2018 | 2019 | 2020 | 2021 | 2022 |
| Bs-T | 0,81 | 47,79 | 68,85 | 13,77 | 0,81 | 82,62 | 76,95 | 2,43 | 15,39 | 63,18 |
| Bh-T | 52.232,85 | 51.235,74 | 55.620,27 | 57.197,34 | 51.004,89 | 54.756,00 | 56.377,62 | 55.088,10 | 54.711,45 | 52.522,02 |
| Bmh-T | 853,74 | 1.193,13 | 2.844,72 | 1.624,05 | 517,59 | 2.940,30 | 3.153,33 | 1.298,43 | 1.180,17 | 2.344,14 |
| Bh-MB | 288,36 | 481,14 | 106,92 | 76,95 | 417,96 | 157,95 | 25,11 | 300,51 | 352,35 | 296,46 |
| Bmh-MB | 736,29 | 1.454,76 | 248,67 | 106,11 | 1.658,88 | 518,40 | - | 633,42 | 1.082,16 | 1.171,26 |
| Bp-MB | 29,16 | 38,88 | 4,86 | 1,62 | 17,82 | 4,86 | - | 6,48 | 13,77 | 8,91 |
| Bmh-M | - | - | - | - | 2,43 | - | - | 1,62 | 2,43 | 1,62 |
| Bp-M | 13,77 | 93,96 | 28,35 | 8,10 | 283,50 | 136,89 | - | 123,93 | 146,61 | 124,74 |
| Bh-PM | 1.824,93 | 2.081,70 | 652,05 | 582,39 | 2.190,24 | 729,00 | 370,98 | 1.201,23 | 1.429,65 | 1.241,73 |
| Bmh-PM | 3.471,66 | 4.277,61 | 1.491,21 | 1.477,44 | 3.534,03 | 1.718,01 | 1.044,90 | 2.407,32 | 2.933,01 | 3.188,16 |
| Bp-PM | 344,25 | 264,06 | 103,68 | 81,81 | 167,67 | 125,55 | 119,88 | 106,11 | 179,82 | 206,55 |
| Total³⁵ | 59.795,82 | 61.168,77 | 61.169,58 | 61.169,58 | 59.795,82 | 61.169,58 | 61.168,77 | 61.169,58 | 62.046,81 | 61.168,77 |

³⁴ Área calculada en la proyección UTM-WGS84 Zona 18 Norte.

³⁵ Los valores totales por año calculados a partir de la predicción espacial no son idénticos a los proyectados mediante el promedio no espacializado debido a una restricción del software de modelación al momento de convertir las tasas teóricas al formato de matriz de markov aceptado por el programa. IDRISI Selva únicamente acepta valores de probabilidad con cuatro números decimales, hecho que afecta la exactitud al momento de hacer la conversión de los valores de Bosque y No bosque proyectados.

5.5 Alcance de la simulación de la deforestación en la región A8

La predicción de la localización del bosque sigue siendo un reto mayor que la proyección de la cantidad. La cantidad futura de deforestación en el marco de la definición de un nivel de referencia oficial, depende fundamentalmente de los acuerdos o compromisos políticos que un país está dispuesto a asumir. Cada país tiene la autoridad para decidir qué tipo de aproximación emplea para construir esta predicción (e.g. promedio histórico, tasa modelada, etc.) y si opta o no por espacializar dicho escenario.

En este sentido, el presente estudio ofrece un conjunto de posibles escenarios futuros de deforestación, basados en una aproximación que vincula el estado actual de las negociaciones internacionales en el tema de carbono forestal, con una visión en la que, a través de la modelación espacial, se busca aprovechar los importantes avances técnicos que ha tenido Colombia en la generación de datos de actividad, factores de emisión y *drivers* de deforestación. Atendiendo las restricciones de tiempo para el desarrollo, y ajuste del nivel de referencia en el área priorizada y siguiendo los lineamientos del Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible, se partió del uso de una extrapolación de la tendencia histórica observada (escenarios del promedio) para proyectar la cantidad futura de deforestación, que fue posteriormente espacializada mediante modelos derivados de las dinámicas particulares de los agentes y motores de deforestación al interior de cada una de las subregiones en las que se dividió el área subnacional A8.

Los resultados del ejercicio de simulación espacial de la deforestación desarrollado para el área de estudio superan ampliamente la precisión obtenida en ejercicios similares a escala regional y nacional (Ver por ejemplo González et al. 2011)³⁶. Las deficiencias en la información necesaria para lograr predicciones espaciales más precisas siguen siendo una limitante importante para obtener predicciones espaciales de mayor calidad. Sin embargo, los resultados de los diferentes métodos de validación aplicados durante el proceso de modelación demuestran que los mejores modelos aquí obtenidos, superan ampliamente los niveles de precisión mínimos requeridos para su uso en la definición de líneas base. No obstante, en el marco de una aproximación “paso a paso” como la que debe orientar la construcción de niveles de referencia, esto no descarta la necesidad de seguir trabajando para mejorar tanto los insumos como el proceso de modelación.

En el caso de la información de datos de actividad, el tipo de clasificación de coberturas (Bosque/No Bosque o Bosque/Múltiples tipos de cobertura)³⁷, la ausencia de un valor de incertidumbre o error asociado a las capas, sumado a la presencia de un porcentaje importante de áreas sin información en al menos uno de los períodos utilizados para entrenar o validar el modelo, influyen significativamente en la calidad de la proyección³⁸. Incluso cuando el porcentaje de áreas sin información no es significativo en relación con el total del área de estudio, la localización de las zonas sin información (e.g. en frentes activos de deforestación o áreas potencialmente vulnerables a procesos de deforestación) puede influir de forma importante en los resultados de la simulación. En el proceso de simulación los mayores obstáculos se derivan de la calidad, resolución y/o cobertura de las capas de información biofísica y socioeconómica disponible, y que puede dar cuenta de las causas directas y subyacentes de la deforestación. Conforme se cambia de una escala de análisis nacional a una subnacional, es necesario contar con mejor información temática geográfica relativa a

³⁶ Los resultados para la región A8 también superan ampliamente los obtenidos por el equipo técnico en la construcción de un nivel de referencia piloto en el marco del proyecto “Iniciativas de implementación temprana REDD+ en el Área de Manejo Especial La Macarena- AMEM- y otras zonas de la Amazonia colombiana”.

³⁷ Es recomendable contar con información de los tipos de cobertura a los cuales cambia el bosque al ser deforestado.

³⁸ La modelación espacial requiere estandarizar las capas de datos de actividad mediante la sustracción en cada uno de los períodos de las áreas sin información presentes en los períodos de entrenamiento. Por lo tanto, la presencia de un porcentaje importante de áreas sin información en una sola de las capas, afecta necesariamente la calidad de la simulación.

factores de predisposición como la accesibilidad, factores biofísicos, etc. Este es un punto clave, no sólo para que la simulación refleje la heterogeneidad de los patrones y tendencias de deforestación a escala regional, sino también para facilitar la articulación entre los niveles de referencia del nivel subnacional, con el MRV y las iniciativas (e.g. REDD+) que se desarrollen a escala local.

La simulación de la deforestación desarrollada para la región A8 empleó la mejor información disponible al momento de su realización. Sin embargo, es importante señalar que las principales debilidades del modelo actual son: i) no contar con los tipos de cobertura a los cuales cambia el bosque en todos los períodos analizados, ii) la falta de un valor de precisión/incertidumbre asociado a los datos de actividad³⁹, iii) la disponibilidad, calidad y/o cobertura de la información de motores/agentes necesaria para la modelación, incluyendo aquella relativa al futuro comportamiento de los mismos (e.g. megaproyectos), y iv) el tiempo⁴⁰ y número de licencias del software disponibles para llevar a cabo la simulación⁴¹. Entre las principales fortalezas de la simulación desarrollada están: i) aprovechar la capacidad técnica del país y el potencial de la información oficial que viene siendo generada con un mayor nivel de detalle para todos los componentes del nivel de referencia (datos de actividad, factores de emisión, drivers de deforestación) ii) contar con modelos de predicción con un nivel de precisión muy por encima de los niveles aceptados para la definición de líneas base de deforestación/emisiones, iii) generar estimaciones acerca del efecto de la distribución espacial de los tipos de bosque en el cálculo de las emisiones por deforestación, iv) la mejora significativa del potencial de articulación con el nivel de proyecto REDD, v) el contar con una estimación del grado diferencial de vulnerabilidad de los bosques (e.g. en regiones ambientalmente estratégicas), vi) la posibilidad de generar escenarios de deforestación para evaluar medidas que busquen su reducción, y vii) la inclusión de una metodología de validación coherente con la gran incertidumbre asociada a cualquier ejercicio de predicción y con el potencial para mejorar la interoperabilidad con los resultados que obtengan los desarrolladores de iniciativas REDD a nivel local.

6 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

6.1 Aspectos generales

- Entre las principales debilidades de la modelación desarrollada están: i) no contar con los tipos de cobertura a los cuales cambia el bosque en todos los períodos analizados, ii) la falta de un valor de precisión asociado a los datos de actividad, iii) la disponibilidad, calidad y/o cobertura de la información de motores/agentes necesaria para la modelación, incluyendo aquella relativa al futuro comportamiento de los mismos (e.g. megaproyectos), y iv) el tiempo⁴² y número de licencias del software disponibles para llevar a cabo la simulación.
- Entre las principales fortalezas de la simulación desarrollada están: i) aprovechar la capacidad técnica del país y el potencial de la información oficial que viene siendo generada con un mayor nivel de detalle para todos los componentes del nivel de referencia (datos de actividad, factores de emisión, drivers de deforestación) ii) contar con modelos de predicción con un nivel de precisión

³⁹ Tanto en términos de la cantidad como de la localización.

⁴⁰ Para desarrollar ejercicios complementarios en el tema de proyección de la tasa (e.g. ajuste de un modelo logístico) y proyección de la localización (e.g., probar otros programas de modelación).

⁴¹ Un problema adicional fue el espacio de almacenamiento disponible en el IDEAM para llevar a cabo las pruebas en IDRISI. Los archivos en el formato que emplea este software suelen ser de gran tamaño y los equipos disponibles no contaban con espacio suficiente.

⁴² Para desarrollar ejercicios complementarios en el tema de proyección de la tasa (e.g. ajuste de un modelo logístico) y proyección de la localización (e.g., probar otros programas de modelación).

muy por encima de los niveles aceptados para la definición de líneas base de deforestación/emisiones, iii) generar estimaciones acerca del efecto de la distribución espacial de los tipos de bosque en el cálculo de las emisiones por deforestación, iv) la mejora significativa del potencial de articulación con el nivel de proyecto REDD, v) el contar con una estimación del grado diferencial de vulnerabilidad de los bosques (e.g. en regiones ambientalmente estratégicas), vi) la posibilidad de generar escenarios de deforestación para evaluar medidas que busquen su reducción, y vii) la inclusión de una metodología de validación coherente con la gran incertidumbre asociada a cualquier ejercicio de predicción y con el potencial para mejorar la interoperabilidad con los resultados que obtengan los desarrolladores de iniciativas REDD a nivel local.

- En el marco de una aproximación “paso a paso”, se recomienda que en el futuro el país continúe invirtiendo tiempo y recursos adicionales para explorar escenarios de deforestación alternativos, especialmente para el ajuste de la cantidad futura de deforestación (e.g. desarrollando algoritmos más elaborados para el cálculo de la tasa).

6.2 Aspectos del software y algoritmo de modelación utilizado

- Dentro de los modelos de simulación de LULC, el módulo LCM de IDRISI y el software DINAMICA – EGO se destacan por sus múltiples fortalezas. Sin embargo, la selección de uno u otro para modelar la deforestación depende enteramente de los objetivos que se deseen alcanzar, además de las recomendaciones y restricciones de uso de cada uno. Así mismo debe tenerse en cuenta las fortalezas y debilidades que los módulos presentan, además de los tiempos de parametrización y ejecución de las simulaciones en cada uno de ellos. Es recomendable que en el futuro el equipo técnico cuente con tiempo adicional para evaluar el potencial predictivo de herramientas de software diferentes a IDRISI Selva, con el fin de comparar los resultados y seleccionar el modelo que mejor se ajuste a los objetivos de la modelación.
- El aumento en el tamaño de pixel de las capas empleadas incrementa la velocidad de ejecución de los modelos, además de mejorar los resultados de las métricas de validación.
- Tanto para la ejecución de los modelos como para la validación de los mismos debe tenerse en cuenta que el tiempo de ejecución es un factor crítico para la realización de múltiples pruebas y configuraciones.
- Debido a limitaciones en la inserción de la cantidad de decimales de tasas de permanencia de bosque en el software IDRISI Selva, existe un error asociado a las predicciones de no más de 680 hectáreas para la subregión alta y de 1100 hectáreas para la subregión baja.
- Es recomendable que a futuro se explore el desarrollo de modelos que se articulen con otras herramientas de modelación (e.g. Stella), que puedan aportar tanto a la simulación como a la toma de decisiones.

6.3 Aspectos de la calibración de los modelos espaciales generados

- Es recomendable evaluar la relación existente entre valores de similaridad y métricas del paisaje (e.g. tamaño promedio de parche, etc), con el fin de identificar patrones que permitan refinar los modelos, e interpretar de manera más precisa los resultados obtenidos en términos de las

implicaciones de la variabilidad de la proyección espacial en los niveles de referencia de proyectos.

- Los procesos de calibración de los modelos espaciales no deben buscar una versión completamente ajustada a un año particular (*overfitting*). Aunque debe emplearse un año como referencia para la validación, es recomendable optar por un modelo lo suficientemente flexible que pueda ser ajustado conforme las condiciones del área de estudio cambien.
- La regeneración debe proyectarse conjuntamente con la deforestación en los casos en los que se decida que dicha transición hacia bosques sea significativa, lo cual no ocurrió en el área A8 durante el período de entrenamiento utilizado.
- Las variables con mayor poder explicativo en el modelo fueron aquellas relacionadas con distancias. Complementariamente, la mayoría de los modelos que presentaron un buen desempeño presentaron configuraciones sencillas empleando esta clase de variables.
- La simulación de cambios de coberturas a escalas más finas requiere de información geográfica relacionada con causas y *proxies* de deforestación a este mismo nivel de detalle. La ausencia de información relevante o a la escala requerida tiene un impacto negativo en el desempeño de los modelos de simulación, y por ende en las estimaciones de deforestación futuras.
- Uno de los retos más importantes a la hora de modelar espacialmente la deforestación es la selección de los períodos para el entrenamiento del algoritmo⁴³. Deben definirse un conjunto de criterios (e.g. porcentaje de áreas sin información, peso de variables explicativas, patrón de deforestación observado, etc.) con el fin de seleccionar los más adecuados para la calibración.

6.4 Aspectos de la interoperabilidad de los modelos espaciales generados

- El remuestreo a un tamaño de pixel de 90 metros de los insumos originales de datos de actividad generados a 30 metros, no alteró de forma significativa la consistencia de los datos.
- El tamaño de pixel escogido para la simulación en el área A8 es coherente con las principales metodologías de desarrollo de proyectos REDD actuales.
- Es recomendable contar con ejercicios de simulación (cantidad y localización) de deforestación desarrollados por iniciativas REDD a nivel local, con el objetivo de evaluar la compatibilidad de los resultados obtenidos para el área A8, a fin de documentar similitudes y diferencias que permitan (de considerarse necesario) implementar procedimientos para ajustar su precisión.
- Los métodos de validación propuestos no sólo permiten conocer la precisión de los modelos espaciales generados, sino además se convierten en herramientas para la comparación de los modelos oficiales con los desarrollados para el mercado voluntario.
- El análisis de interoperabilidad entre las proyecciones de deforestación oficiales (e.g. entre áreas subnacionales), o entre estas y las desarrolladas para el mercado voluntario, debe incluir una evaluación de la comparabilidad/compatibilidad en términos temporales, cuando dichas líneas base empleen datos de actividad de años diferentes.

⁴³ Cuando se cuenta con más de 3 datos de actividad diferentes.

6.5 Aspectos de la validación y precisión de los resultados

- La validación de los modelos es un procedimiento crítico en la simulación de LULC y debe realizarse con un conjunto de métricas que permitan analizar distintos aspectos de la predicción obtenida, como la coincidencia de ubicación a diferentes escalas espaciales y los valores de áreas predichos.
- Se evidencia una mejoría significativa en todas las métricas de validaciones en las dos subregiones del área subnacional A8, dando un mayor grado de confianza a las predicciones realizadas. Los resultados de los diferentes métodos de validación aplicados demuestran que los mejores modelos superan ampliamente los niveles de precisión mínimos requeridos para su uso en la definición de líneas base.
- La subregionalización es un paso fundamental para mejorar la precisión de la simulación, una vez se han establecido diferencias importantes en la dinámica de deforestación (cantidad y localización) al interior del área de estudio.
- Es importante que las capas de coberturas empleadas como base para el modelo cuenten con un valor estimado de error o incertidumbre de su clasificación, con el fin de mejorar la precisión de las métricas de validación.
- Es recomendable que se destinen recursos y tiempo adicionales para llevar a cabo pruebas que permitan desarrollar un modelo de propagación de errores (e.g. Monte Carlo) con el cual evaluar de manera más integral el nivel de incertidumbre de las predicciones generadas.

6.6 Aspectos del monitoreo y actualización de los resultados

- Teniendo en cuenta la alta dinámica de cambio en los patrones de deforestación a nivel subnacional, la recomendación es que las proyecciones de deforestación (espaciales o no espaciales) deben ser monitoreadas continuamente y ajustadas con una periodicidad no mayor a 10 años. Para áreas subnacionales con una dinámica de cambio más alta, debe evaluarse la necesidad de llevar a cabo un ajuste en un período menor.

7 BIBLIOGRAFÍA

- Angelsen, A. 1999. «Agricultural expansion and deforestation: modelling the impact of population, market forces and property rights.» *Journal of Development Economics* 58: 185-218.
- Eastman, R. 2012. *IDRISI Selva* (versión 17.02). Worcester, MA: Clark University.
- Eastman, R., M. Fossen, y L. Solorzano. 2005. «Transition Potential Modeling for Land Cover Change». En *GIS, Spatial Analysis and Modeling*, editado por D. Maguire, M. Batty, y M. Goodchild, 357-86. USA: Redlands, California: ESRI Press.
- Evans, Tom P, Aaron Manire, Fabio de Castro, Eduardo Brondizio, y Stephen McCracken. 2001. «A dynamic model of household decision-making and parcel level landcover change in the eastern Amazon». *Ecological Modelling* 143 (1-2): 95-113. <https://docs.google.com/open?id=0B4vxibYhfCLPeVdKREpydDAwZmc>. doi:10.1016/S0304-3800(01)00357-X.

- Fuller, Douglas, Martin Hardiono, y Erik Meijaard. 2011. «Deforestation Projections for Carbon-Rich Peat Swamp Forests of Central Kalimantan, Indonesia». *Environmental Management* 48 (3): 436-47. doi:10.1007/s00267-011-9643-2.
- González, J.J, A.A. Etter, A.H. Sarmiento, S.A. Orrego, C. Ramirez, E. Cabrera, D. Vargas, G. Galindo, M.C. García, y M.F. Ordoñez. 2011. «Análisis de tendencias y patrones espaciales de deforestación en Colombia». Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales-IDEAM. <http://goo.gl/qTyN8>.
- Hagen, Alex. 2003. «Fuzzy set approach to assessing similarity of categorical maps». *International Journal of Geographical Information Science* 17 (3): 235-49. doi:10.1080/13658810210157822.
- Heistermann, Maik, Christoph Müller, y Kerstin Ronneberger. 2006. «Land in sight? Achievements, deficits and potentials of continental to global scale land-use modeling». *Agriculture, Ecosystems & Environment* 114 (2-4): 141-58. doi:10.1016/j.agee.2005.11.015.
- Kaimowitz, D., y A. Angelsen. 1998. *Economic models of tropical deforestation a review*. Center for International Forestry Research. http://www.cifor.cgiar.org/publications/pdf_files/Books/model.pdf.
- Kim, O. 2010. «An Assessment of Deforestation Models for Reducing Emissions from Deforestation and Forest Degradation (REDD)». *Transactions in GIS* 14 (5): 631-54. doi:10.1111/j.1467-9671.2010.01227.x.
- Lambin, E. 1997. «Modelling and monitoring land-cover change processes in tropical regions». *Progress in Physical Geography* 21: 375-93.
- Lambin, Eric, y Helmut Geist, eds. 2006. *Land-use and land-cover change local processes and global impacts*. Berlin; New York: Springer. <http://www.springerlink.com/content/978-3-540-32202-3?MUD=MP>.
- Mas, Jean-François, Azucena Pérez-Vega, y Keith C. Clarke. 2012. «Assessing simulated land use/cover maps using similarity and fragmentation indices». *Ecological Complexity* 11 (septiembre): 38-45. doi:10.1016/j.ecocom.2012.01.004.
- Matthews, Robin B., Nigel G. Gilbert, Alan Roach, J. Gary Polhill, y Nick M. Gotts. 2007. «Agent-based land-use models: a review of applications». *Landscape Ecology* 22 (10): 1447-59. doi:10.1007/s10980-007-9135-1.
- Nepstad, D., B. S. Soares-Filho, F. Merry, A. Lima, P. Moutinho, J. Carter, M. Bowman, et al. 2009. «The End of Deforestation in the Brazilian Amazon». *Science* 326 (5958): 1350-51. https://docs.google.com/open?id=0B1Ce_ZWDwK3WazdjHvTS05qTms. doi:10.1126/science.1182108.
- Nunes, Felipe, Britaldo Soares-Filho, Renzo Giudice, Hermann Rodrigues, Maria Bowman, Rafaella Silvestrini, y Elsa Mendoza. 2012. «Economic benefits of forest conservation: assessing the potential rents from Brazil nut concessions in Madre de Dios, Peru, to channel REDD+ investments». *Environmental Conservation* 39 (02): 132-43. doi:10.1017/S0376892911000671.
- Ortega, P., García-Guerrero, C., Ruiz, J., y Vargas, J.D., eds. 2010. «Deforestación evitada. Una guía REDD+ Colombia». Ministerio de Ambiente, Vivienda y Desarrollo Territorial; Conservación Internacional Colombia; Fondo Mundial para la Naturaleza; The Nature Conservancy. http://www.minambiente.gov.co/documentos/documentosGestion/cambio_climatico/publicaciones/230812_cartilla_redd.pdf.
- Pedroni, L. 2012. «Methodology for Avoided Unplanned Deforestation. VM0015. Version 1.1». diciembre 3. <http://v-c-s.org/sites/v-c-s.org/files/VM0015%20Methodology%20for%20Avoided%20Unplanned%20Deforestation%20v1.1.pdf>.
- Pérez-Vega, Azucena, Jean-François Mas, y Arika Ligmann-Zielinska. 2012. «Comparing two approaches to land use/cover change modeling and their implications for the assessment of biodiversity loss in a deciduous tropical forest». *Environmental Modelling & Software* 29 (1): 11-23. doi:10.1016/j.envsoft.2011.09.011.
- Pontius Jr, Robert Gilmore, Diana Huffaker, y Kevin Denman. 2004. «Useful techniques of validation for spatially explicit land-change models». *Ecological Modelling* 179 (4): 445-61. doi:10.1016/j.ecolmodel.2004.05.010.
- Pontius Jr., Robert Gilmore, y Silvia H. Petrova. 2010. «Assessing a predictive model of land change using uncertain data». *Environmental Modelling & Software* 25 (3): 299-309. doi:10.1016/j.envsoft.2009.09.005.

- Pontius, R. G., y M. L. Cheuk. 2006. «A generalized cross-tabulation matrix to compare soft-classified maps at multiple resolutions». *International Journal of Geographical Information Science* 20 (1): 1-30. doi:10.1080/13658810500391024.
- Pontius, R.G. 2002. «Statistical methods to partition effects of quantity and location during comparison of categorical maps at multiple resolutions». *Photogramm Eng Remote Sens* 68: 1041-49.
- Pontius, R.G., W. Boersma, Jean-Christophe Castella, Keith Clarke, Ton Nijs, Charles Dietzel, Zengqiang Duan, et al. 2008. «Comparing the input, output, and validation maps for several models of land change». *The Annals of Regional Science* 42 (1): 11-37. <https://docs.google.com/open?id=0B4vxibYhfCLPRjJwZmlLNnV6ekU>. doi:10.1007/s00168-007-0138-2.
- Pontius, R.G., J.D. Cornell, y C.A. Hall. 2001. «Modeling the spatial pattern of land use change with GEOMOD2: Application and validation for Costa Rica». *Agriculture, Ecosystems and Environment* 1775: 1-13.
- Pontius, Robert Gilmore, y Marco Millones. 2011. «Death to Kappa: birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment». *International Journal of Remote Sensing* 32 (15): 4407-29. doi:10.1080/01431161.2011.552923.
- Sangermano, Florencia, James Toledano, y J. Eastman. 2012. «Land cover change in the Bolivian Amazon and its implications for REDD+ and endemic biodiversity». *Landscape Ecology* 27 (4): 571-84. https://docs.google.com/open?id=0B1Ce_ZWDwK3WNGctTExNeWsyMXM. doi:10.1007/s10980-012-9710-y.
- Sloan, Sean, y Johanne Pelletier. 2012. «How accurately may we project tropical forest-cover change? A validation of a forward-looking baseline for REDD». *Global Environmental Change* 22 (2): 440-53. doi:10.1016/j.gloenvcha.2012.02.001.
- Soares-Filho, B. S, G. Coutinho Cerqueira, y C. Lopes Pennachin. 2002. «DINAMICA - a stochastic cellular automata model designed to simulate the landscape dynamics in an Amazonian colonization frontier». *Ecological Modelling* 154 (3): 217-35.
- Upadhyay, T. P., B. Solberg, y P. L. Sankhayan. 2006. «Use of models to analyse land-use changes, forest/soil degradation and carbon sequestration with special reference to Himalayan region: A review and analysis». *Forest Policy and Economics* 9 (4): 349-71.
- Verburg, P., W. Soepboer, A. Veldkamp, R. Limpiada, V. Espaldon, y S. Mastura. 2002. «Modeling the Spatial Dynamics of Regional Land Use: The CLUE-S Model». *Environmental Management* 30 (3): 391-405. doi:10.1007/s00267-002-2630-x.