



**USAID**  
DEL PUEBLO DE LOS ESTADOS  
UNIDOS DE AMÉRICA

**COLOMBIA**

**Programa BIOREDD+**

# **ETREGABLE 9: ESTIMACIÓN DE CARBONO FORESTAL POR LIDAR EN ÁREAS DE PROYECTOS DE BIOREDD+**

Número de Subcontrato: EEP-I-00-06-00013-00-GEM-00

Nombre: GeoEcoMap Inc.

Agosto de 2014

Este documento se produjo para revisión por la Agencia de Desarrollo Internacional de los Estados Unidos. Fue elaborado por GeoEcoMap Inc. para el Proyecto BIOREDD+, orden de trabajo AID-514-TO-11-00002.

## **Tabla de Contenido**

1. Definición de la Tarea
2. Antecedentes
3. Fuentes de Datos y Procesamiento
4. Definiciones
5. Mediciones de Altura y Precisión de LiDAR
6. Calibración en Campo y Ploteos de Validación
7. Estimador de Biomasa con LiDAR
8. Estimación de Biomasa con LiDAR de las Áreas de Proyecto de BioREDD
9. Productos
10. Resumen y Conclusiones
11. Referencias

## 1. Definición de las tareas 8 y 9

Reporte final de los estimados de carbono forestal en superficie usando estimación LiDAR sobre transectos LiDAR (49 áreas de muestra de más o menos 83,000 ha) sobre los nodos del proyecto derivados de la integración de inventarios de campo y datos LiDAR desde el aire. El reporte incluirá los siguientes componentes: 1. datos LiDAR en bruto a una resolución espacial de 1 m para topografía superficial y altura de la vegetación, 2. formas de onda LiDAR procesadas a una resolución espacial de 1 Ha, 3. estimación de biomasa forestal en superficie desde datos LiDAR en formatos de trama y vectoriales a una resolución espacial de 1 Ha, y 4. estimados de incertidumbre de la biomasa forestal derivada de LiDAR. El reporte incluye tanto los metadatos como la documentación que indica los pasos de procesamiento, la metodología y los algoritmos para convertir datos LiDAR en densidad de carbono forestal para la biomasa en superficie.

## 2. Antecedentes

Usamos el mapa estratificado desarrollado durante la Tarea 1 del proyecto para determinar los lotes de adquisición de datos con LiDAR y de muestreo en campo. La estratificación se desarrolló combinando cuatro capas de datos: clima, suelo, topografía y el mapa de cobertura vegetal. Coloreamos la imagen estratificada con 30 colores distintos para mostrar las potenciales variaciones de las características del paisaje que podrían influenciar la estructura forestal, el inventario de carbono y las muestras LiDAR aéreas. Seleccionamos 49 ubicaciones aleatorias en 30 regiones estratificadas al interior de las áreas originales del proyecto. Diseñamos los 49 transectos LiDAR para que cubrieran aproximadamente 83,000 ha de bosques seleccionados aleatoriamente de un área de aproximadamente 1.7 millones de Ha a lo largo de los bosques de la costa pacífica colombiana donde se ha establecido el proyecto BioREDD. El número de transectos y el tamaño de cada transecto se diseñó para reducir la varianza en la estimación de biomasa tomando en cuenta los errores de los estimados LiDAR para biomasa, alometría, errores de muestreo y variaciones naturales de la biomasa. El área muestreada por LiDAR fue superior a 1000 Ha y varios transectos LiDAR estaban ubicados dentro de cada estrato dependiendo del tamaño de dicho estrato. El sobre-muestreo comparado con el inventario de suelos se hizo intencionalmente para cumplir dos requerimientos claves: 1) el muestreo tenía que ser aleatorio y lo suficientemente grande en cada estrato para reducir el error estándar en la estimación. El objetivo era tener un error inferior al 10% con un intervalo de confianza de 95%. Sin embargo, con un gran número de muestras adquiridas usando datos LiDAR, logramos errores que eran mejores por una orden de magnitud con los datos LiDAR. 2) Las muestras se agruparon a lo largo de los vuelos LiDAR y por tanto requerían ser lo suficientemente grandes para proveer el muestreo balanceado para estimar la media y la varianza de la biomasa en cada estrato.

## 3. Fuentes y Procesamiento de Datos

Todo el procesamiento de datos en bruto fue realizado por SAI-FAL, el contratista de Brasil encargado de la recolección de datos, el procesamiento de datos en bruto y la clasificación de la altura de terrenos y árboles a partir de datos LiDAR. GeoEcoMap estuvo involucrado en varios pasos de este proceso:

1. Diseño de adquisición de datos LiDAR como muestreo balanceado aleatorio de la estratificación forestal en el área del proyecto.
2. Definición de los requerimientos para la recolección de datos LiDAR. En nuestros reportes incluimos información detallada sobre los requerimientos de densidad de puntos LiDAR,

precisión horizontal y vertical, precisión de geo-localización, clasificación de altura de suelo y vegetación.

3. Revisamos todos los productos y ofrecimos opiniones e insumos para mejorar el procesamiento LiDAR, la clasificación de terrenos y el filtrado de puntos anómalos.
4. Realizamos pasos de post-procesamiento sobre los productos entregados analizando más a fondo los datos brutos, mejorando la clasificación de terrenos en regiones topográficamente complejas, filtrando puntos anómalos tanto elevados como bajos, mejorando el modelo digital de elevaciones usando interpolación, y filtrando y mejorando las líneas de escaneo y puntos de datos faltantes para reducir la estimación de la estructura forestal.
5. A todos los conjuntos de datos finales se les realizó procesamiento posterior para incluir medidas de altura forestal a una escala espacial de 50 m para estimación de la biomasa. Se seleccionó la resolución de 50 m para que la métrica LiDAR compaginara con los lotes de calibración y validación de terrenos.
6. La Figura 1 muestra la ubicación de los datos de muestra ploteados en las áreas de los proyectos de BioREDD con la ubicación y la orientación de los vuelos seleccionados aleatoriamente.

#### 4. Definiciones

El enfoque primario de este informe consiste en documentar la precisión de las mediciones LiDAR de la altura del bosque, las mediciones terrestres de la estructura forestal y la estimación de biomasa forestal para calibración y validación de los datos LiDAR, la calibración de las mediciones LiDAR de la biomasa forestal en superficie utilizando un estimador de biomasa LiDAR, la validación del resultado utilizando una validación cruzada, los estimados requeridos para la estimación LiDAR de la biomasa forestal encima de las áreas de los proyectos. Todos los cálculos cumplen los requerimientos de la metodología VM0006. Las cantidades calculadas y abordadas en este informe son:

1. Biomasa en superficie en Mg/Ha
2. Carbono de biomasa en superficie en MgC/ha
3. Alometría de biomasa arbórea para convertir mediciones terrestres de estructura forestal en biomasa
4. Alometría de la altura y el diámetro de árboles para estimar la altura de los árboles a partir de su diámetro para árboles sin información de altura.
5. Gravedad específica o densidad de maderas para convertir volumen/estructura forestal a biomasa.

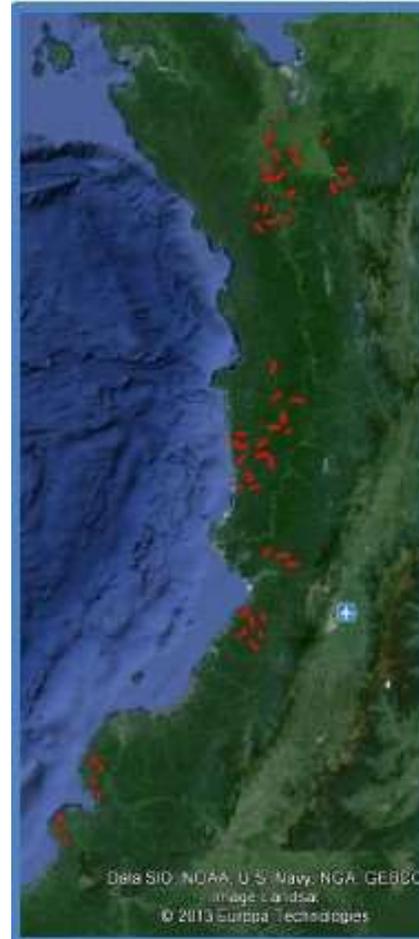


Fig. 3.1. Ubicación de transectos LiDAR aéreos a lo largo de la Costa Pacífica de Colombia sobre áreas estratificadas y dentro de áreas de proyecto de BioREDD.

6. Alometría de biomasa LiDAR para convertir mediciones LiDAR al nivel de la toma de muestras a biomasa forestal.
7. Estimador de biomasa LiDAR para estimar la biomasa forestal en superficie en bosques estratificados y en áreas de proyectos de BioREDD.
8. Media y varianza de la estimación de biomasa para cada tipo de bloque en áreas de proyectos de BioREDD.

Tabla 3.1. Características, fuentes y uso de datos de detección remota para la evaluación de carbono de la región de BioREDD.

Fuente de Datos	Uso Principal de los Datos	Características de los Datos
<p>Los datos LiDAR aéreos de huella pequeña recolectados sobre las áreas de proyecto de BIORREDD se basan en un muestreo aleatorio estratificado según se describió en el informe de la tarea #2.</p> <p>Se usó un total de 49 muestras de vuelos para cubrir el paisaje estratificado de las regiones BioREDD de manera aleatoria. Cada línea de vuelo tiene un área de cobertura de al menos 1000 Ha, proveyendo tanto altura de árboles y topografía terrestre para más de 83,000 Ha de bosque.</p> <p>Los datos fueron recolectados por Unión Temporal SAI-FAL, Compañía Brasileira con oficinas en Sao Paulo y Bogotá.</p> <p>Los datos LiDAR se recolectaron de agosto de 2013 a enero de 2014. Todo el procesamiento y la clasificación de terrenos y cubierta fue realizada por SAI-FAL con consulta directa con GeoEcoMap, Inc.</p>	<p>Los datos LiDAR se usarán para cuantificar varias métricas de altura del bosque a 0.25 y 1.0 Ha para usar el inventario de biomasa forestal en superficie.</p> <p>Los datos LiDAR también se usan para desarrollar la fracción de cubierta forestal para separar áreas de bosques degradados y secundarios de los bosques antiguos.</p>	<p>El posteo de DEM y altura de la cubierta superior está en 1m.</p> <p>La precisión vertical de la altura están en aprox. 25 cm a 95% CI.</p> <p>Precisión Horizontal &lt; 50 cm a 95% CI</p> <p>Precisión Geométrica &lt; 1 m usando el abordaje de Posicionamiento Preciso de Puntos (PPP) de In-Fusion.</p> <p>Densidad de puntos de &gt; 4 puntos/m<sup>2</sup> se solicitó y se logró una densidad de puntos de RMS &gt; 10 puntos/m<sup>2</sup> sobre un 67% del área de cobertura.</p> <p>El Modelo Digital de Elevación fue corregido en GeoEcoMap mejorando el macro de clasificación de terrenos en una plataforma TerraScan.</p>
<p>Se adquirieron imágenes fotográficas digitales concurrentes usando una cámara RGB de 3 bandas en conjunto con los datos LiDAR.</p> <p>Las imágenes RGB se adquirieron sobre todas las 49 unidades de muestreo cubriendo más del área de 83,000 Ha.</p> <p>Todas las imágenes RGB fueron ortorectificadas.</p>	<p>Las imágenes fotográficas RGB aéreas se usan para clasificar bosques intactos, degradados, bosques secundarios, tierras de cultivo y de pastos, y humedales. Las imágenes proveyeron datos para calibrar y entrenar los datos Landsat de 30m para cobertura terrestre y clasificación del uso de la tierra en toda la región pacífica.</p>	<p>Resolución Espacial: 20 cm.</p> <p>Las imágenes están mayormente libres de nubes pero tienen problemas geométricos asociados con el ángulo de perspectiva, el brillo de sol, y borrosidad en las imágenes.</p>
<p>Los datos del inventario forestal en tierra recolectado dentro de la cobertura LiDAR sobre áreas con permisos.</p> <p>Los datos de lotes están diseñados para tener un lote de 1-Ha y cuatro de 0.25 Ha ubicados</p>	<p>Los datos de terrenos son usados para calibrar y validar los datos LiDAR. Al estimar los inventarios de carbono de la biomasa forestal y desarrollando relaciones entre las métricas de altura LiDAR y la biomasa forestal, todos los datos LiDAR se convertirán a inventarios de carbono.</p>	<p>16 lotes de 1-Ha (100 m x 100 m)</p> <p>128 lotes de 0.25 Ha (50 m x 50 m)</p> <p>45 lotes de 0.25 Ha en un transecto LiDAR.</p> <p>Un total de 15 lotes agrupados están en transectos LiDAR.</p>

## 5. Mediciones de Altura con LiDAR y Precisión

Esta sección proveerá información básica acerca de las mediciones LiDAR de la altura del bosque y la precisión al nivel de los lotes. Usamos varias métricas de altura para desarrollar el estimador de biomasa LiDAR. Estos incluyen percentiles de altura (RH10, ...RH100). Sin embargo, usamos la altura media de la cubierta (AMC) como medida para estimar la biomasa. El procesamiento proveyó la AMC para cada área de 50 m sobre todos los datos LiDAR desarrollando una área de muestra (de 83,000 x 4) para estimación de la biomasa. Los pasos de procesamiento para desarrollar métricas de altura a escala de 0.25 Ha a partir de los datos LiDAR incluyeron:

### 1. Evaluación de datos primarios y clasificación del LiDAR (ejemplos de figuras)

Evaluamos la clasificación de los datos primarios LiDAR en terreno y cubierta usando los datos de la nube de puntos y los archivos las. En Microstation (usando la extensión Terrascan/Terramodel) y ArcGIS 10.2 (usando la extensión LP360) los archivos las fueron importados y se visualizó el modelo triangulado del terreno para evaluar la calidad de la clasificación del cliente. Si hay mayores interpolaciones en el DEM, son marcadas y analizadas para determinar si podría mejorarse el DEM con un procesamiento adicional (figura 7.1).

### 2. Filtrar los puntos bajos y altos

En los ecosistemas forestales los valores extremos son generalmente puntos altos causados por nubes bajas o aves o cualquier objeto en el camino del LiDAR y la altura superior de la cubierta que aparezcan bien por encima de la cubierta forestal. Si la clasificación del cliente no reclasifica estos puntos como puntos de error,

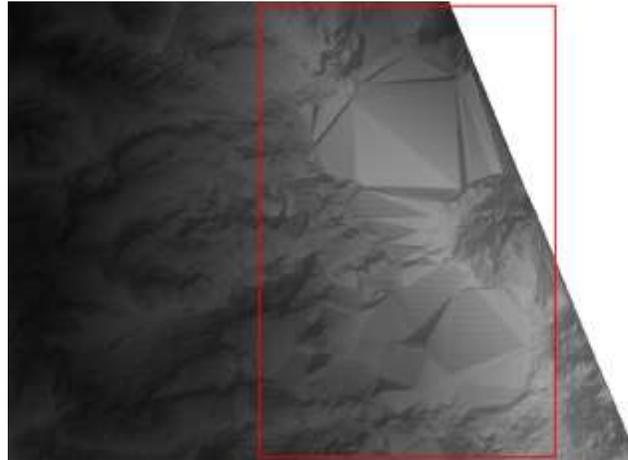


Fig. 5.1 Grandes errores de interpolación en el DEM derivado de los datos LiDAR.

los removemos manualmente para que no causen errores grandes en los valores de altura de la cubierta. Reclasificamos todos los puntos de error marcándolos primero en ArcGIS y clasificándolos luego en Terrascan. La mayoría de las áreas de muestra LiDAR no tienen estos puntos altos y bajos. Sin embargo, cuando están presentes, por lo general se encuentran dispersos entre los transectos LiDAR pero están muy dispersos y tienen un impacto muy bajo sobre la precisión general de los estimados LiDAR de la cubierta superior a escala del lote.

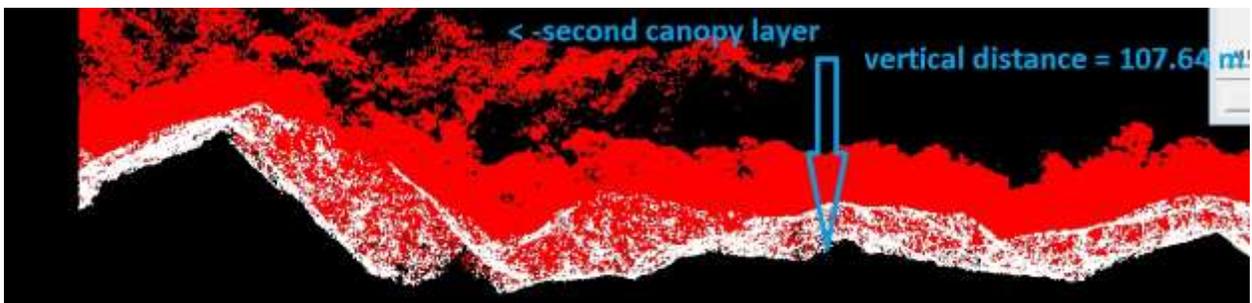


Fig. 5.2 Puntos altos en una segunda capa de cubierta “fantasma”.

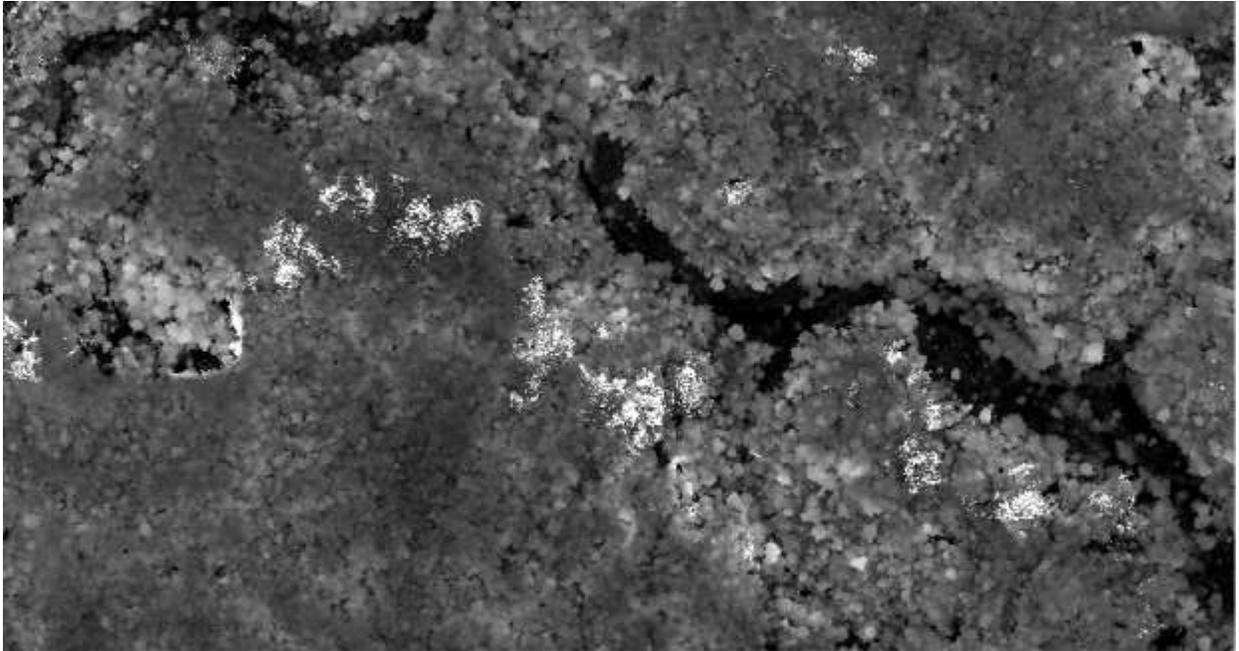


Fig. 5.3. Puntos altos causados por nubes y aves (puntos blancos dispersos en el medio de la imagen)

### 3. Procesamiento de los datos en altura/ Agregación de los datos en una rejilla de 0.25 Ha

Los últimos dos pasos se ejecutan en un programa. Después de finalizar la clasificación sacamos un DEM de tierra con resolución de 1 m y un CSM de cubierta de Terrascan en bloques de 1km<sup>2</sup> en formato de cuadrícula Arc. Cuando todas las baldosas han sido emitidas de Terrascan, las procesamos en ArcGIS usando scripts de python. El script en python ejecuta los siguientes comandos:

Hacer mosaico de todas las baldosas para el suelo en un archivo DEM geotiff continuo  
 Hacer mosaico de todas las baldosas para la cubierta en un archivo CSM geotiff continuo  
 Esbozar la extensión de las tramas en mosaico en un archive de formas en vectores  
 Restar el DEM del CSM celda por celda para crear un modelo de altura de la cubierta (MAC) que representa el retorno máximo de la cubierta en una trama con una resolución de 1 m.

Agregar el MAC a celdas de la cuadrícula de 50 M que calculen la media de todas las celdas  
 MAC



Fig. 5.4. Modelo de Elevación Digital (izq.), Modelo de Altura de la Cubierta (centro) y CHM re-muestreado a 50 m (der.)

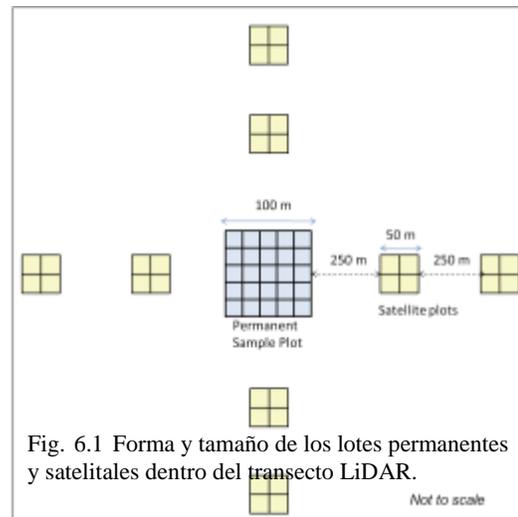
## 6. Calibración en Campo y Lotes de Validación

Esta sección provee una descripción básica de las mediciones de los lotes de biomasa, que se describen con mayor extensión en los informes de CONIF y Álvaro Duque, para el Sistema de Monitoreo de Carbono Forestal y la calibración y validación de los datos LiDAR.

Para las áreas de proyecto BioREDD, establecimos lotes de muestreo tanto permanentes como temporales que serán usados para estimar los inventarios de carbono a lo largo del paisaje y para implementar monitoreo futuro para detectar cambios. El tamaño y la forma de los lotes de muestreo para medir la biomasa forestal es un intercambio entre exactitud, precisión, tiempo y costo de medición, y finalmente la compatibilidad de los datos de detección remota. El tamaño y la forma más apropiadas podría también depender del tipo de vegetación hallado en el área de muestreo. Además, los lotes deben ser lo suficientemente grandes para reducir los errores asociados con la geo-ubicación y los efectos de borde al usarlos para calibrar los datos RS.

El tamaño mínimo de los lotes seleccionados para este proyecto es de 0.25 Ha (Asner y Mascaro, 2013; Meyer y Saatchi et al. 2013).

El tamaño de lote de 0.25 Ha es una transigencia entre pequeños tamaños de lote que son eficientes para abordar el inventario en campo (p.ej. < 0.1 Ha) pero que proveen modelos con gran incertidumbre entre el RS y los estimados en tierra de AGB, y los lotes grandes (p.ej. 1.0 Ha) que son costosos y difíciles de establecer en el campo pero proveen modelos con baja incertidumbre (~ 10% de error relativo y sin sesgo) (Meyer et al., 2013; Asner y Mascaro, 2014).



En el proyecto BioREDD, los lotes solo se utilizan para calibración y validación del modelo LiDAR a AGB. El número mínimo de lotes requeridos para desarrollar y validar el modelo predictivo de detección remota a AGB se estimó en 45, con 30 lotes para calibración y 15 lotes para validación. Estos requerimientos se basaron en una metodología similar a las herramientas CDM A/R para calcular el número de lotes de muestreo para mediciones dentro de las actividades de los proyectos A/R CDM, y basados en un número mínimo para desarrollar un modelo predictivo de detección remota de la AGB (Asner y Mascaro, 2014). En general, un modelo predictivo basta para estimar la biomasa forestal desde LiDAR en las regiones de BioREDD si el modelo alométrico de suelos usados para estimar la AGB al nivel del lote también es uno solo. Si el número de la alometría de suelos cambia en el área del proyecto por la presencia de varios tipos de bosque, según Chave et. al., 2005, para bosques húmedos, lluviosos y secos, entonces el número de modelos predictivos de detección remota también cambiará. En el proyecto de BioREDD incrementamos el número de lotes de calibración y validación para garantizar que los números sean suficientes para desarrollar más de un modelo predictivo LiDAR a AGB de ser necesario. Un total de 15 lotes agrupados (*cluster plots*) se usaron en 15 transectos LiDAR que cubren diferentes estratos en las regiones de BioREDD. Cada lote agrupado cumplió los siguientes requerimientos:

1. Cada lote agrupado tenía un lote permanente con un tamaño de 1 Ha (100 m x 100 m) y 8 lotes satélite o auxiliares con un tamaño de 0.25 Ha (50 m x 50 m).
2. La ubicación central del lote permanente se seleccionó aleatoriamente en el transecto LiDAR en el área forestal para permitir un muestreo de todas las condiciones forestales en bosques

fragmentados, degradados o secundarios. Los lotes satélite estaban ubicados a 250 m y 500 m de distancia de los lotes centrales permanentes en cuatro direcciones cardinales (Fig. 6.1).

- Las mediciones en los lotes permanentes siguieron los protocolos RAINFOR (REF?) Todos los árboles con un DBH  $> 10$  cm de diámetro se midieron en cada lote, y los árboles se marcaron y registraron. Se registraron coordenadas x,y para los lotes permanentes pero no para los lotes satélite, y se identificaron árboles en todos los lotes por especie para los valores de densidad de madera.
- Un mínimo de 50 árboles en diferentes clases de DBH se seleccionaron para mediciones de altura y el desarrollo de una alometría DBH-H para los lotes o tipo de bosque. El número de árboles con medición de altura representó entre el 7 y el 16% del número total de árboles registrados en cada sitio. Todos los árboles en San Pablo ya tenían mediciones de altura.
- Se desarrolló una relación o un modelo predictivo diámetro-altura de árbol (D-A) para cada lote agrupado y también combinado para la región. La Fig. 6.2 muestra la alometría utilizada para convertir el diámetro del árbol en altura para todos los árboles en los lotes. Usamos un modelo Weibull para estimar la altura de los árboles que no se midieron directamente:

$$H = a[1 - \exp(-bD^c)]$$

donde H es la altura de los árboles individuales medidos en el campo y D es el diámetro a la altura del pecho de dichos árboles. Los coeficientes a, b y c se estimaron del diámetro y la altura medidas y se dispusieron:

$$H = 40.51[1 - \exp(0.0599D^{0.7096})]: \text{ Para los 15 lotes aleatorios}$$

$$H = 39.79[1 - \exp(0.0675D^{0.7458})]: \text{ Para los 45 lotes sistemáticos}$$

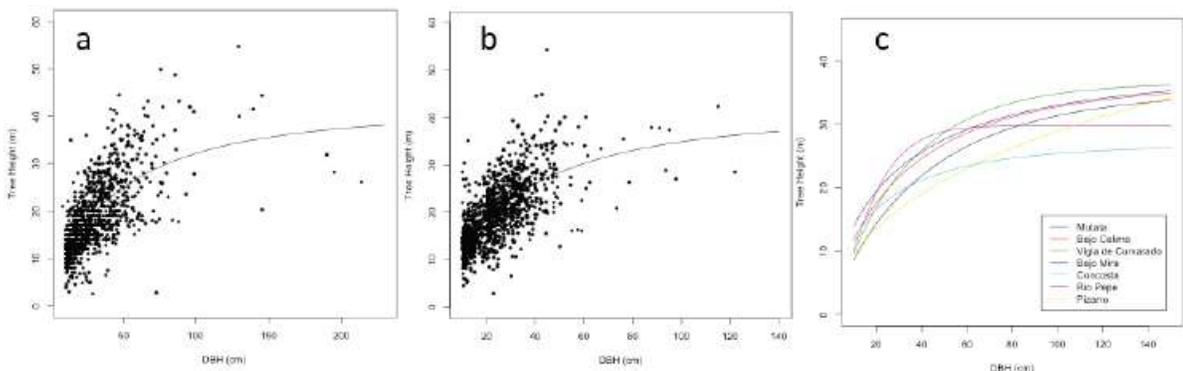


Fig. 6.2. Modelos de Diámetro-altura desarrollados de las mediciones de altura de los árboles en los lotes de muestreo donde (a) muestra todos los datos utilizados para un modelo regional usando los lotes agrupados aleatorios, (b) muestra el modelo para 45 lotes sistemáticos, y (c) muestra los modelos individuales usados para diferentes áreas del proyecto. Los modelos utilizados en las figuras a y b son aproximadamente iguales y no producen resultados de biomasa significativamente diferentes.

6. A cada árbol identificado en el lote se le dio una densidad de madera con base en la Base de Datos Global de Densidad de Madera para Suramérica. Para los árboles sin identificación, usamos la densidad de madera promedio del lote para calcular la biomasa. Durante el proyecto de BioREDD, también medimos la densidad de madera de un número selecto de especies en los niveles de rama y tallo para mejorar los valores de densidad de madera para la región. La densidad promedio de madera por lote era variada en la región de BioREDD sugiriendo la heterogeneidad de la densidad de madera a nivel del paisaje en los bosques de la costa pacífica colombiana.

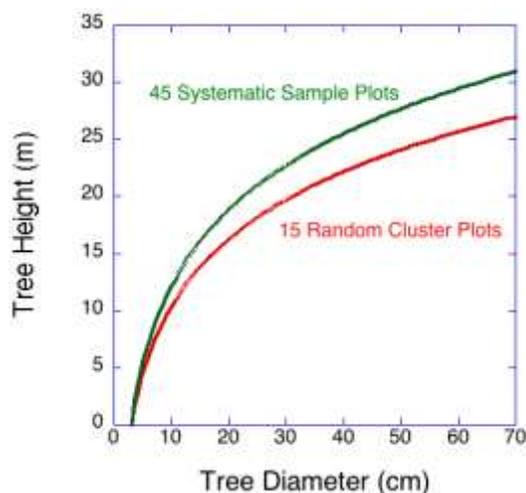


Fig. 6.3. Comparación de dos modelos D-A para los tipos forestales del Chocó derivados de 15 lotes aleatorios de 1 Ha y 45 lotes sistemáticos de 0.25 Ha.

Tabla 6.1. Densidad promedio de madera en los bosques en regiones BioREDD de árboles agrupados en lotes agrupados aleatorios.

Región de Proyecto BioREDD	Densidad Promedio de Madera
Acapa	0.658
Bahia_Malaga	0.551
Bajo_Calima_I	0.562
Bajo_Calima_II	0.593
Bajo_Mira	0.569
Buenavista	0.675
Canton_S_Pablo	0.601
Chigorodo	0.507
Chontadural	0.503
Concosta	0.636
Curvarado	0.533
Pizarro	0.518
Rio_Cajambre	0.494
Rio_Pepe_I	0.487
Rio_Pepe_II	0.524

Para estimaciones AGB de los lotes de muestreo, usamos el modelo alométrico desarrollado para la región bajo estudio por el equipo de BioREDD. Primero usamos el modelo de Chave et al. 2005 para bosques húmedos para estimar la biomasa para cada lote. Sin embargo, el proyecto BioREDD proveyó financiamiento para desarrollar ecuaciones alométricas locales para los árboles de los bosques de la

Costa Pacífica. Los modelos desarrollados para la región incluyeron tres tipos de bosques en las regiones: Tierra firme (Colinas), Bosques inundados (Guandal), y manglares (Manglar). Se talaron árboles en la región y se combinaron con árboles talados por actividades de investigación anteriores para desarrollar los modelos. Los modelos incluyeron análisis de incertidumbre y comparaciones con las ecuaciones alométricas de Chave et al. (2005) y (2014) y se reportaron las diferencias (véase el informe de proyecto BioREDD BR-SUBK-FP-022). Las ecuaciones se resumen a continuación:

Colinas	$\ln(\text{AGB}) = -2.130 + 2.015 \times \ln(D) + 0.724 \times \ln(H) + 1.002 \times \ln(WD)$
Guandal	$\ln(\text{AGB}) = -2.328 + 1.833 \times \ln(D) + 0.724 \times \ln(H) + 0.151 \times \ln(WD)$
Manglar	$\ln(\text{AGB}) = -2.818 + 2.185 \times \ln(D) + 0.724 \times \ln(H) + 0.650 \times \ln(WD)$

Para estimar la biomasa de las palmeras en toda clase de bosques, usamos la ecuación alométrica desarrollada por Saldarriaga (2014).

$$\ln(\text{AGB}) = -0.173 + 0.700 \times \ln(D^2 \times H \times WD)$$

Para los valores de la biomasa estimados en lotes permanentes y satélite individuales véase la tabla 6.3. Para cada lote también tenemos un identificador y descripción por el grupo de campo que resume el tipo y la condición de los bosques como bosques degradados, secundarios, Guandal, Colinas, Manglar, etc. La mayoría de los lotes caen sobre bosques mixtos, y por tanto los valores de biomasa estimados a partir de los modelos alométricos se aplican al nivel de los árboles para proveer estimados de la biomasa al nivel del lote.

Tabla 6.2. Media y desviación estándar de la biomasa forestal de 15 lotes agrupados dentro de las áreas de proyecto de BioREDD.

Nombre de los Lotes Agrupados	Número de Muestras WD	WD Promedio de Árboles	WD Promedio de Árboles y Palmeras	Número promedio de árboles por Ha	AGB (Mg ha <sup>-1</sup> )
Acapa	30	0.658	0.630	357	144.5 ± 50.6
Bahia_Malaga	81	0.551	0.531	636	217.6 ± 65.9
Bajo_Calima_I	100	0.562	0.537	694	154.9 ± 56.6
Bajo_Calima_II	70	0.593	0.563	634	170.5 ± 37.4
Bajo_Mira	30	0.569	0.543	460	105.9 ± 24.6
Buenavista	73	0.675	0.657	505	304.7 ± 40.0
Canton_S_Pablo	38	0.601	0.588	569	214.0 ± 51.7
Chigorodo	98	0.507	0.505	485	260.8 ± 95.4
Chontadural	168	0.503	0.480	538	207.4 ± 29.6
Concosta	84	0.636	0.606	612	364.5 ± 472.0
Curvarado	73	0.533	0.522	442	342.7 ± 157.0
Pizarro	81	0.518	0.495	396	162.1 ± 51.6
Rio_Cajambre	31	0.494	0.457	1300	125.6 ± 39.0
Rio_Pepe_I	160	0.487	0.476	538	167.1 ± 31.8
Rio_Pepe_II	160	0.524	0.502	769	215.9 ± 60.6

Además de los lotes anteriores, también desarrollamos un conjunto de 45 lotes, cada uno con un tamaño de 025 Ha para un análisis de incertidumbre espacial de la estimación LiDAR de la biomasa.

Seleccionamos un transecto LiDAR con acceso relativamente sencillo y sin lotes previos y desarrollamos 45 lotes sistemáticamente ubicados (Fig. 6.3). El número de lotes para estimar la densidad media de la biomasa con un 10% de error y una confianza de 95% se calculó en 45 lotes de 0.25 Ha. Calculamos la media y el error estándar usando un modelo de alometría de biomasa LiDAR desarrollado para la región, prediciendo la media y la varianza y usando la varianza para estimar el número de lotes requeridos para las mediciones en tierra.

El diseño de muestreo siguió la metodología estándar de las herramientas CDM AR para el número de lotes de muestreo así:

$$n = \left( \frac{1.96\sigma}{\varepsilon} \right)^2$$

$n$ : Número de lotes para estimar la biomasa media

1.96: Coeficiente para confianza del 95%

$\sigma$ : Desviación Estándar de la Distribución

$\varepsilon$ : Error

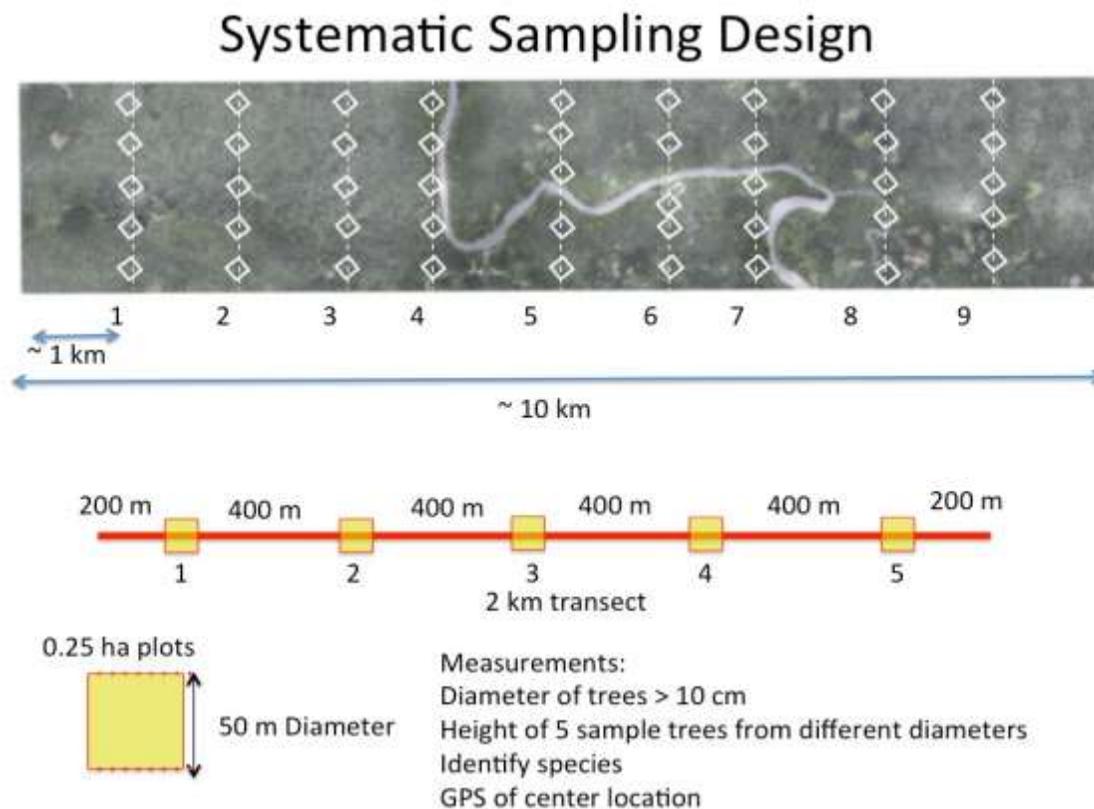


Fig. 6.3. Esquema del diseño de muestreo sistemático de un transecto LiDAR para cuantificar la incertidumbre espacial de la estimación LiDAR de biomasa usando un modelo predictivo LiDAR a AGB.

Tabla 6.2. Biomasa forestal estimada para todos los lotes permanentes y satélite en las regiones de proyectos de BioREDD.

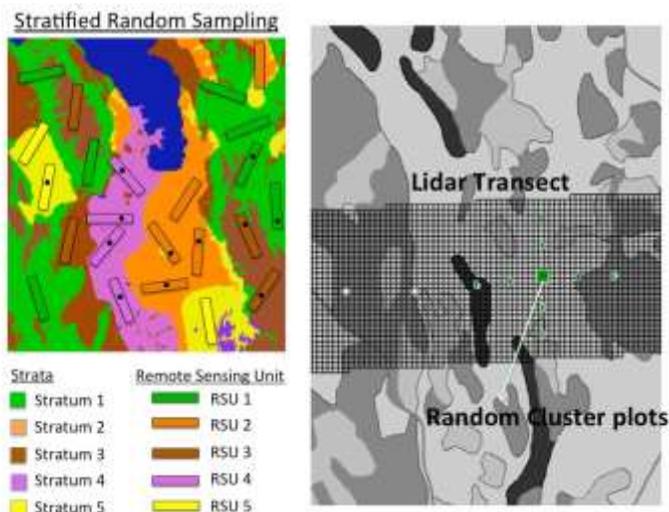
plot name	plot type	AGB (Mg ha)	plot name	plot type	AGB (Mg ha)	plot name	plot type	AGB (Mg ha)
Acapa	Permanent	175.88	Bajo Mira	Satellite1	144.56	Curvarado	Satellite1	344.22
Bahia Malaga	Permanent	246.24	Bajo Mira	Satellite2	100.40	Curvarado	Satellite2	510.91
Bajo Calima I	Permanent	155.32	Bajo Mira	Satellite3	121.37	Curvarado	Satellite3	178.86
Bajo Calima II	Permanent	190.77	Bajo Mira	Satellite4	211.96	Curvarado	Satellite4	179.75
Bajo Mira	Permanent	126.67	Bajo Mira	Satellite5	133.43	Curvarado	Satellite5	245.48
Buenavista	Permanent	274.50	Bajo Mira	Satellite6	148.13	Curvarado	Satellite6	493.72
Canton S Pablo	Permanent	226.65	Bajo Mira	Satellite7	154.80	Curvarado	Satellite7	158.76
Chigorodo	Permanent	216.43	Bajo Mira	Satellite8	164.30	Curvarado	Satellite8	510.61
Chontadural	Permanent	206.41	Buenavista	Satellite1	346.75	Pizarro	Satellite1	189.55
Concosta	Permanent	259.92	Buenavista	Satellite2	268.30	Pizarro	Satellite2	161.38
Curvarado	Permanent	411.27	Buenavista	Satellite3	229.32	Pizarro	Satellite3	141.34
Pizarro	Permanent	239.12	Buenavista	Satellite4	296.95	Pizarro	Satellite4	215.58
Rio Cajambre	Permanent	195.28	Buenavista	Satellite5	341.26	Pizarro	Satellite5	95.71
Rio Pepe I	Permanent	126.72	Buenavista	Satellite6	321.43	Pizarro	Satellite6	92.23
Rio Pepe II	Permanent	180.27	Buenavista	Satellite7	301.12	Pizarro	Satellite7	135.64
Acapa	Satellite1	137.40	Buenavista	Satellite8	336.38	Pizarro	Satellite8	195.64
Acapa	Satellite2	173.81	Canton S Pablo	Satellite1	211.72	Rio Cajambre	Satellite1	73.20
Acapa	Satellite3	124.65	Canton S Pablo	Satellite2	265.05	Rio Cajambre	Satellite2	93.26
Acapa	Satellite4	192.74	Canton S Pablo	Satellite3	272.93	Rio Cajambre	Satellite3	204.89
Acapa	Satellite5	51.21	Canton S Pablo	Satellite4	209.51	Rio Cajambre	Satellite4	124.43
Acapa	Satellite7	97.14	Canton S Pablo	Satellite5	244.62	Rio Cajambre	Satellite5	167.41
Acapa	Satellite8	135.03	Canton S Pablo	Satellite6	194.91	Rio Cajambre	Satellite6	187.39
Bahia Malaga	Satellite1	253.38	Canton S Pablo	Satellite7	97.56	Rio Cajambre	Satellite7	175.45
Bahia Malaga	Satellite2	330.53	Canton S Pablo	Satellite8	201.09	Rio Cajambre	Satellite8	173.85
Bahia Malaga	Satellite3	187.42	Chigorodo	Satellite1	337.02	Rio Pepe I	Satellite1	172.20
Bahia Malaga	Satellite4	141.16	Chigorodo	Satellite3	259.22	Rio Pepe I	Satellite2	136.07
Bahia Malaga	Satellite5	188.53	Chigorodo	Satellite4	351.37	Rio Pepe I	Satellite3	187.62
Bahia Malaga	Satellite6	283.75	Chigorodo	Satellite5	202.34	Rio Pepe I	Satellite4	221.66
Bahia Malaga	Satellite7	156.72	Chigorodo	Satellite6	404.31	Rio Pepe I	Satellite5	199.23
Bahia Malaga	Satellite8	167.32	Chigorodo	Satellite7	156.81	Rio Pepe I	Satellite6	182.15
Bajo Calima I	Satellite1	283.62	Chigorodo	Satellite8	157.21	Rio Pepe I	Satellite7	149.62
Bajo Calima I	Satellite2	171.65	Chontadural	Satellite1	218.40	Rio Pepe I	Satellite8	143.69
Bajo Calima I	Satellite3	156.04	Chontadural	Satellite2	224.92	Rio Pepe II	Satellite1	291.16
Bajo Calima I	Satellite4	168.97	Chontadural	Satellite3	199.49	Rio Pepe II	Satellite2	294.98
Bajo Calima I	Satellite5	138.97	Chontadural	Satellite4	250.25	Rio Pepe II	Satellite3	149.82
Bajo Calima I	Satellite6	105.63	Chontadural	Satellite5	146.51	Rio Pepe II	Satellite4	240.97
Bajo Calima I	Satellite7	129.09	Chontadural	Satellite6	206.46	Rio Pepe II	Satellite5	112.91
Bajo Calima I	Satellite8	87.09	Chontadural	Satellite7	217.88	Rio Pepe II	Satellite6	223.10
Bajo Calima II	Satellite1	230.76	Concosta	Satellite1	177.43	Rio Pepe II	Satellite7	240.50
Bajo Calima II	Satellite2	167.13	Concosta	Satellite2	314.75	Rio Pepe II	Satellite8	218.70
Bajo Calima II	Satellite3	162.05	Concosta	Satellite3	211.06			
Bajo Calima II	Satellite4	160.19	Concosta	Satellite4	232.79			
Bajo Calima II	Satellite5	135.05	Concosta	Satellite5	182.53			
Bajo Calima II	Satellite6	160.18	Concosta	Satellite6	118.76			
Bajo Calima II	Satellite7	214.66	Concosta	Satellite7	162.10			
Bajo Calima II	Satellite8	113.48	Concosta	Satellite8	1574.12			

Tabla 6.3. Biomasa estimada para 45 lotes de muestreo usados para el análisis de incertidumbre especial LiDAR.

parcela	AGB (Mg ha)	parcela	AGB (Mg ha)	parcela	AGB (Mg ha)
1	281.87253	16	162.7849	31	262.17065
2	322.51324	17	171.31248	32	215.96968
3	170.48509	18	138.61664	33	227.55025
4	193.61127	19	196.20612	34	156.77078
5	240.94267	20	133.91098	35	150.92538
6	281.30362	21	261.47452	36	322.06229
7	224.39587	22	225.94531	37	276.3736
8	165.81203	23	158.71066	38	235.0863
9	195.56256	24	218.24144	39	143.73756
10	204.08147	25	171.15575	40	367.83783
11	253.41548	26	269.78772	41	374.5163
12	272.69293	27	193.27368	42	350.38623
13	376.7012	28	228.84946	43	222.2756
14	187.66628	29	226.4919	44	286.888
15	214.20047	30	210.44151	45	162.85114

## 7. Estimador de Biomasa por LiDAR

En esta sección resumimos: 1) el estimador LiDAR o modelo predictivo, 2) la estimación de la biomasa de todos los datos LiDAR de 83,000 Ha, y 3) la estimación de la media y la varianza de AGB derivado por LiDAR para cada estrato y tipo de cubierta en las áreas de proyecto de BioREDD. En la siguiente sección, mostraremos los pasos tomados para garantizar la rigurosidad y validez de la incertidumbre en los estimados para todo el área del proyecto. El método de muestreo de los datos LiDAR se resume en la Fig. 7.1



### *Modelo Predictivo de Biomasa LiDAR*

De los datos LiDAR derivamos varias medidas de altura para examinar la precisión de la mejor relación

Fig. 7.1 Esquema del muestreo aleatorio LiDAR de paisajes estratificados sobre la región BioREDD en el panel izquierdo. Las unidades de sensores remotos (RSU) son las líneas de vuelo de los transectos LiDAR. En el panel derecho se muestra el transecto LiDAR con píxeles que representan 0.25 Ha (50 m x 50 m) agregados de datos LiDAR de 1 m con la ubicación de los lotes de muestreo para calibrar y validar los datos LiDAR.

para la estimación de la biomasa en superficie. Estas métricas incluyen el percentil de energía de los datos LiDAR usando únicamente la información de la nube de puntos o solo la altura superior de la para cada pixel LiDAR (1 m). Según se mostró en varios trabajos previos, la altura superior de la cubierta al nivel del pixel nativo de LiDAR es la métrica más confiable para estimar la biomasa (Meyer et al. 2013; Asner y Mascaro, 2014). La calidad de los datos de la nube de puntos es altamente variable sobre transectos LiDAR individuales o entre transectos si los datos fueron tomados en diferentes fechas con distintas configuraciones de vuelo LiDAR o condiciones ambientales como humedad de la cubierta por los impactos sobre la penetración de la señal NIR (LiDAR Infrarrojo Cercano) en la cubierta.

Usando la altura de la cubierta superior en cada pixel como medición básica de los datos LiDAR, desarrollamos varias métricas como altura media de la cubierta superior (TCH, en inglés) y percentiles 25, 50, 75 y 100 (altura máxima) de 2500 puntos a una escala de 50 m x 50 m. Probamos tres tipos de ecuaciones para evaluar la contribución de estas métricas a la estimación de la biomasa:

$$AGB = ah_{TCH}^b + \varepsilon$$

$$AGB = a_0 + a_1h_{25p}^{b_1} + a_2h_{50p}^{b_2} + a_3h_{75p}^{b_3} + a_4h_{100p}^{b_4} + \varepsilon$$

$$AGB = a_0 + a_1h_{25p} + a_2h_{50p} + a_3h_{75p} + a_4h_{100p} + \varepsilon$$

Donde  $h_{TCH}$  representa la altura media de la cubierta superior y las métricas son los percentiles 25, 50, 75 y 100. En todas las ecuaciones  $\varepsilon \sim (0, \sigma^2)$  representa la incertidumbre en mediciones o cuando las observaciones se desvían de una ley de poder tomando en cuenta la heteroscedasticidad. Después de probar las tres ecuaciones llegamos a la conclusión de que la primera ecuación que usa la altura media simple de la cubierta superior (TCH) es el modelo más confiable pues los demás modelos, aunque mejoran levemente el coeficiente de determinación con el AGB y el error de estimación RMSE, son más propensos a errores y a veces requieren más datos de lotes para estimaciones robustas de coeficientes del modelo. El modelo TCH solo tiene dos coeficientes (a,b) y puede desarrollarse usando un número mínimo de 30 puntos o lotes terrestres.

Luego probamos los siguientes dos modelos en términos de su precisión para estimar la biomasa en diferentes tipos de bosque.

$$AGB = a(WDh_{TCH})^b + \varepsilon$$

$$AGB = ah_{TCH}^b + \varepsilon$$

donde WD representa la densidad WD promedio al nivel del lote agregado como término lineal para mejorar la estimación de AGB sobre áreas con un WD distinto. Ya hemos calculado el WD promedio de cada lote dentro de los lotes agrupados (permanentes y satélites) además de calcular estimados del WD medio para tipo de bosque identificado durante las mediciones del terreno y la comparación de coordenadas con el mapa de cubierta terrestre de la región. La ventaja del modelo 1 sin el componente WD es su aplicación directa con los datos LiDAR. El modelo 2 con WD requiere que las variaciones del WD regionales o del

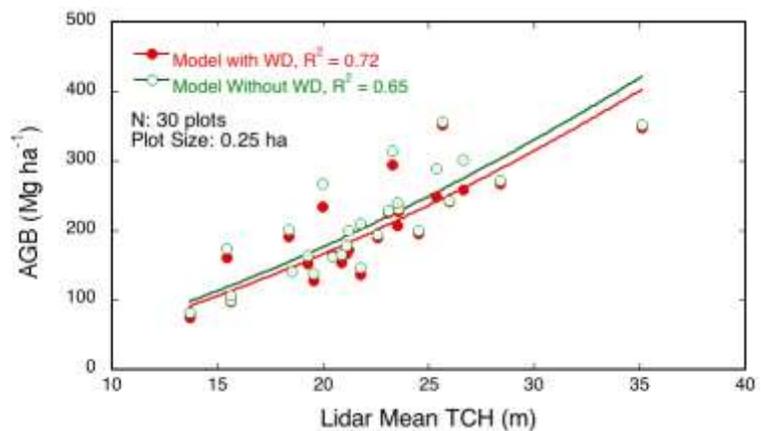


Fig. 7.2 Modelo de biomasa LiDAR derivado de la altura media de la cubierta superior (TCH) y la biomasa en superficie estimada de los datos en tierra.

paisaje sean conocidos. Usando las anteriores dos ecuaciones probamos la bondad de ajuste de ambos modelos con respecto a los datos de los lotes evaluados por AIC (Akaike Information Criterion) . La AIC es una medida de la bondad de ajuste que penaliza modelos con riqueza de parámetros, según lo requerido por el principio de la parsimonia (Burnham & Anderson, 2002). Los resultados aparecen abajo:

$$AGB = 1.484(WDh_{TCH})^{1.575} \quad (AIC = 2780, \sigma = 0.32)$$

$$AGB = 1.707h_{TCH}^{1.548} \quad (AIC = 2850, \sigma = 0.34)$$

El modelo con WD se desempeñó un poco mejor que el modelo sin WD (mayor AIC y  $\sigma$ ). Removimos los lotes con un número significativo de manglares y Guandal, notamos que los modelos no tenían diferencias significativas. Concluimos que el modelo con WD se desempeña mejor que el modelo sin WD únicamente en bosques con manglares y en bosques inundados (Guandal) mejorando el RMSE de la estimación en aproximadamente 10%. La figura 7.2 muestra la diferencia entre los modelos y la mejora. La incertidumbre de los anteriores modelos se ha evaluado usando la validación cruzada y usando lotes que no fueron usados para desarrollar el modelo. En la anterior ecuación solo usamos 30 lotes para desarrollar el modelo para demostrar cómo opera la metodología con un número mínimo de lotes. En general, tenemos el siguiente número de lotes para evaluar el modelo LiDAR: 1) 15 lotes permanentes de 1 Ha dentro de los transectos LiDAR. Dividimos cada lote en cuatro lotes de 0.25 Ha para incrementar el número de lotes para calibración y validación. Esto dio como resultado 60 lotes a 0.25 Ha, 2) tenemos 15 conjuntos de lotes satélite que caen bajo transectos LiDAR y cada conjunto tiene 8 lotes satélite a 0.25 Ha para un número total de 120 con 109 lotes ubicados con precisión en imágenes LiDAR, y 3) recolectamos 45 lotes en 0.25 Ha sistemáticamente con un transecto LiDAR. En total, tuvimos 214 lotes a 0.25 Ha para desarrollar y probar la precisión del modelo predictivo LiDAR.

**Tabla 7.1. Número de lotes establecidos en el proyecto BioREDD y usados para desarrollar y probar la precisión del modelo de biomasa LiDAR.**

Lotes de inventario forestal	Tamaño y forma	Número de lotes en transectos LiDAR	Número de lotes a 0.25 Ha	Número de 0.25 Ha en transectos LiDAR
16 lotes permanentes	1-ha, 100 m x 100 m)	15	64	60
16 grupos de lotes satélite	0.25 ha (50 m x 50 m)	15	128	109
1 conjunto de lotes de muestreo sistemáticos	0.25 ha(50 m x 50 m)	45	45	45
Total	-	75	237	214

Usamos los siguientes pasos para evaluar el desempeño del modelo o el estimador LiDAR en los anteriores puntos de muestreo. Usamos términos estadísticos generales para representar los errores: 1) el error medio cuadrado (EMC) de un estimador mide el promedio de los cuadrados de los “errores”, es decir, la diferencia entre el estimador y lo que se estima. El EMC es el segundo momento (respecto al origen) del error, y por tanto incorpora tanto la varianza del estimador y su sesgo. Para un estimador

no sesgado, el EMC es la varianza del estimador. Al igual que la varianza, el EMC tiene las mismas unidades de medida que el cuadrado de la cantidad que se estima.

### **Análisis Estadístico**

El análisis estadístico incluye evaluar el desempeño del modelo seleccionado anteriormente con base en hacer regresión de una variable dependiente (AGB) contra una o más variables independientes (en nuestro caso, WD y H). Seguimos esa forma general del modelo según se muestra arriba asumiendo  $\varepsilon$  como un término de error como una distribución normal con media cero y DS de  $\sigma$ . Si el modelo como el seleccionado anteriormente tiene p parámetros (p=2 para WD y h), entonces  $\sigma$  se define como:

$$AGB = a(WDh_{TCH})^b + \varepsilon$$

$$\ln(AGB) = a + b \ln(WDh_{TCH}) + \varepsilon$$

$$RSE = \sigma = \sqrt{\frac{1}{N-p} \sum_{i=1}^N \varepsilon_i^2}$$

$N(\varepsilon) = N(0, \sigma^2)$ : Distribución de errores

El modelo que se muestra arriba puede convertirse en lineal en la forma ln para simplificar el modelo como modelo de regresión lineal. El modelo puede usarse para estimar AGB de los parámetros desarrollados al nivel del lote, es decir, densidad promedio de madera  $WD$  ( $g\ cm^{-3}$ ) y  $h_{TCH}$  (m). El valor estimado de AGB puede escribirse como:

$$AGB_{est} = \overline{\exp[a + b \ln(WDh_{TCH}) + \varepsilon]} = \overline{\exp(\varepsilon)} \times \exp[a + b \ln(WDh_{TCH})]$$

donde

$$\overline{\exp(\varepsilon)} = \int \exp(\varepsilon) N(\varepsilon) d\varepsilon \quad \text{donde } N(\varepsilon) = N(0, \sigma^2)$$

$$\overline{\exp(\varepsilon)} = \exp(\sigma^2/2)$$

entonces

$$AGB_{est} = \exp[\sigma^2/2 + a + b \ln(WDh_{TCH})]$$

La última ecuación provee un estimador no sesgado para AGB usando la altura y la densidad de madera. Para examinar este modelo, usamos los datos de los lotes y calculamos el error sistemático promedio (sesgo) y el coeficiente de variación (CV) así:

$$sesgo = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{(AGB_{est}(i) - AGB_{obs}(i))}{AGB_{obs}(i)}$$

$$RSE = \sqrt{\frac{1}{N - P} \sum_{i=1}^N [AGB_{est}(i) - AGB_{obs}(i)]^2}$$

$$MAGB = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AGB_{obs}$$

$$CV = \frac{RSE}{MAGB}$$

donde RSE es el error estándar residual que representa los errores aleatorios. La desviación estándar del error de estimación puede calcularse como:  $DS = \sqrt{RSE^2 - sesgo^2}$ .

La tabla a continuación provee el ajuste y la precisión del modelo para estimar la AGB. El sesgo puede incluirse fácilmente en el estimador. Desde la tabla, parece que el tener un mínimo de 30 lotes para calibración y 15 lotes para validación bastará para lograr el modelo requerido de predicción de biomasa LiDAR y la evaluación de incertidumbre. Más lotes solo provee unos resultados levemente mejorados. Nótese que aquí usamos un modelo alométrico para todos los bosques. En el caso de más modelos alométricos se requiere un mínimo de 30 lotes para calibración por modelo.

**Tabla 7.2. Modelo predictivo de biomasa LiDAR. Bondad de ajuste y evaluación de incertidumbre del modelo usando los datos de lotes disponibles para el proyecto BioREDD.**

Tamaño Muestra Calibración	Evaluaciones de Ajuste del Modelo			Validación Tamaño de Muestra	Resultados Validación Cruzada		
	$\sigma$	AIC	DF		RSE	Sesgo	CV
30	0.329	48	3989	15	37.96	2.27%	18.8%
50	0.326	45	3990	25	35.24	2.01%	16.2%
100	0.319	45	3980	50	33.96	2.20%	15.8%
150	0.311	43	3980	75	31.96	1.98%	14.8%

## 8. Estimación de Biomasa por LiDAR en las Áreas de Proyecto de BioREDD

Los datos LiDAR adquiridos sobre la región de BioREDD obedecieron a un método de muestreo aleatorio estratificado donde las unidades de detección remota y muestreo (UDR) son las líneas de vuelo de LiDAR con un área de cobertura mínima. Cada línea de vuelo tiene un segmento dado con celdas regulares de la cuadrícula de 0.25 ha con estimaciones de biomasa consideradas los elementos de población. Las líneas de vuelo o las unidades de muestreo están diseñadas para proveer una muestra aleatoria balanceada de las clases estratificadas y, por tanto, para cada estrato  $j$  hay  $\eta_j$  unidades de muestreo, y dentro de cada unidad de muestreo hay  $\eta_{ij}$  celdas de la cuadrícula LiDAR. Las celdas de la cuadrícula LiDAR dentro de cada línea de vuelo se consideran agrupadas y el estimador de la media y la varianza de la densidad de biomasa para cada estrato está dado así (Naesset et al., 2013; Neigh et al., 2013; Stahl et al., 2011).

$$\mu_j = \frac{\frac{1}{n_j} \sum_{i=1}^N F_{ij}(\alpha_j)}{\frac{1}{n_j} \sum_{i=1}^N \eta_{ij}}$$

$$\text{var}(\mu_j) = \frac{1}{\bar{\eta}_j^2} \frac{\sum_{i=1}^n (F_{ij}(\alpha_j) - \mu_j \eta_{ij})^2}{n(n-1)} + \frac{1}{\bar{\eta}_j^2} \sum_{k_1}^{p_j} \sum_{k_2}^{p_j} \text{Cov}(\alpha_{k_1 j}, \alpha_{k_2 j}) \bar{F}'_{k_1 j} \bar{F}'_{k_2 j}$$

donde

$$\bar{F}'_{k_1 j} = \sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^T \frac{\partial f(x_{it}, \alpha_{k_1})}{\partial \alpha_{k_1}}$$

donde

$$AGB = f(x, \alpha, \varepsilon) = a(WDh_{TCH})^b + \varepsilon$$

donde  $\mu_j$  es la densidad media de carbono del estrato  $j$ ,  $F_{ij}$  es la densidad de carbono estimada para la muestra  $i$  en el estrato  $j$ ,  $n_j$  es el número de UDR que intersecta el estrato  $j$ ,  $\alpha_j$  representa el vector de parámetros usados en el modelo de biomasa (p.ej.  $a$  y  $b$  en el modelo LiDAR en la anterior ecuación AGB, y  $\eta_{ij}$  representa el tamaño del transecto LiDAR o la UDR en Ha. En la anterior ecuación,  $\text{cov}(\alpha_{k_1 j}, \alpha_{k_2 j})$  es la covarianza de los coeficientes  $k_1$  y  $k_2$  del modelo predictivo de biomasa por LiDAR, representado por la función  $f$  para el estrato  $j$ . El primer término de la ecuación en el estimado de la varianza representa el error de muestreo y el segundo término describe el error del modelo para cada estrato. Las anteriores relaciones se simplificarán si se usa un solo modelo LiDAR para todos los estratos.

El estimador LiDAR de biomasa (densidad de carbono) asistido por el modelo es aproximadamente un estimador no sesgado por el diseño sin importar el modelo elegido cuando el número de muestras recolectadas por cada UDR sea grande (el cual es el caso en la recolección LiDAR aérea). El diseño es no-sesgado porque en cada estrato, se usan lotes de terreno para hacer que el modelo de predicción LiDAR sea no-sesgado (según lo que se discutió anteriormente) (Naesset et al., 2011). El estimador de varianza también propaga el error del modelo predictivo LiDAR para estimación a las escalas de clase del estrato y la cubierta del terreno.

Recolectamos 45 muestras de terreno en una unidad de muestreo LiDAR o transecto para también estimar si ha habido algún sesgo en la estimación de la biomasa a escala de la unidad de muestreo (transecto de vuelo LiDAR). La media para cada unidad de muestreo puede reescribirse fácilmente como:

$$\mu = \frac{\sum_j \hat{\mu}_j}{N} + \frac{\sum_j \hat{e}_j}{n}$$

$$\hat{e}_j = \mu_j - \hat{\mu}_j$$

donde  $\hat{e}_j$  es la diferencia entre la biomasa estimada en tierra  $\mu_j$  y la biomasa estimada por LiDAR  $\hat{\mu}_j$  usando el modelo LiDAR. Si el número de lotes  $n$  usado para estimar  $\hat{e}_j$  es grande ( $> 10$ ) (Särndal, 1984).

El tener más de 30 lotes en tierra nos permitirá retirar el sesgo del sistema y tener un estimado no sesgado de la media y el error estándar.

Usando las anteriores relaciones, seguimos los siguientes pasos para estimar la media y la varianza de la densidad de biomasa en cada estrato y también basada en los tipos de cubierta terrestre usados en la metodología VM00006.

Usamos los siguientes pasos para estimar la biomasa en superficie para las regiones de BioREDD a escala de estrato, LULC, y áreas de proyecto:

1. El modelo predictivo LiDAR no sesgado se usó para estimar la biomasa de cada celda de cuadrícula dentro de las unidades de muestreo LiDAR. Como las celdas de la cuadrícula son de 0.25 Ha cada uno, desarrollamos aproximadamente 332,000 (4 x 83,000) estimados sobre las celdas. Cada celda tiene un identificador de latitud y longitud que puede trazarse a una ubicación dentro de cada estrato en la región del proyecto de BioREDD. Cada estimado tiene un error asociado según las relaciones dispuestas en la sección anterior.
2. Los estimados puntuales de la cuadrícula y la forma del estimador de media y varianza que aparecen en esta sección se utilizan para estimar la media de la biomasa en cada estrato y el área de proyecto de BioREDD usando el área proporcional de cada estrato en el área de proyecto según:

$$\hat{\mu}_{PA} = \frac{1}{PA} \sum_{j=1}^m w_j \mu_j$$

donde  $w_j$  es el área proporcional de cada estrato en  $PA$  (Área del Proyecto)

$\mu_j$  es la densidad de la biomasa para el estrato  $j$

$m$  es el número de estratos en el área del proyecto

3. Para las clases LULC, usamos la misma metodología que los estratos y reemplazamos la estratificación con el mapa LULC y utilizamos las celdas de la cuadrícula LiDAR como muestras para estimar la media y la varianza de los tipos de clase LULC.

## 9. Productos

Los productos se proveen como estimados de carbono por biomasa e incertidumbre para estratos, áreas seleccionadas de proyectos de BioREDD, y tipos de clase LULC en cada región de proyecto de BioREDD. También proveemos la densidad del carbono forestal para todas las 28 regiones iniciales de BioREDD.

Tabla 9.1. Media y error estándar de la densidad de carbono forestal por biomasa en superficie en cada estrato usando valores de biomasa derivados de LiDAR a la escala de un pixel (0.25 Ha) sobre las áreas intersectadas por cada estrato. En este análisis solo se consideraron áreas estratificadas asociadas con áreas forestales.

Estrato #	# de pixeles	# de UDR intersectados	AGB Media (Mg ha <sup>-1</sup> )	Error Estándar (Mg ha <sup>-1</sup> )	AG B Min	AG B Max
1	1148	3	220.6	1.97	31.36	458.21
4	2191	3	47.379	0.422	29.75	201.1
5	139	1	113.26	5.98	30.31	336.9
6	341	1	66.047	1.87	29.8	208.88
8	4298	4	112.42	0.884	29.77	386.24
11	18989	7	245.02	0.658	29.82	634
12	10563	8	160.44	0.584	29.93	507.13
13	4589	5	123.71	0.657	29.78	324.07
14	14320	6	179.54	0.838	29.78	657.16
15	7117	5	129.54	0.783	29.74	494.08
16	399	1	187.71	2.66	37.51	389.67
17	49115	7	208.48	0.303	29.74	516.06
18	18431	5	179.99	0.473	29.77	548.24
19	25937	8	198.84	0.436	29.76	541.89
20	14882	5	161.1	0.546	29.8	493.17
21	1464	2	140.47	1.9	29.79	396.26
22	12088	4	132.33	0.587	29.75	466.73
24	3384	2	246.15	1.22	29.75	495.32
27	3354	1	246.71	1.27	30.34	573.5
30	286	1	192.87	2.59	92.99	472.91
31	10350	4	245.2	0.731	30.18	625.28
32	5121	3	271.52	0.889	30.03	504.83
34	3013	2	242.08	1.68	29.76	541.2
38	14489	7	250.76	0.44	30.61	560.31
39	1336	1	248.83	1.34	35.79	443.54
41	3818	3	216.53	1.06	30	712.54
42	358	1	250.87	2.66	122.4	457.4
44	4503	3	215.68	0.786	29.99	444.32
48	223	1	260.39	3.63	130.1	398.84
51	60	1	203.68	5.76	131.6	315.07

Tabla 9.2. Media y error estándar de la biomasa en clases LULC dentro de las regiones BioREDD. Bajo cada clase, la cifra superior es la media y el número inferior es el error estándar calculado a partir de las relaciones que aparecen arriba de la biomasa derivada de LiDAR a escala de pixel (0.25 Ha).

Áreas de Proyecto BioREDD	VM0006 Usos de Tierra y Tipos de Cubierta						
	Bosque Intacto	Bosque Degradado	Pastizal	Cosechas	Humedales	Asntamientos	Otros
Chicao	275.29 0.80	79.81 1.48	22.9 1.58	48.62 1.31		9.76 0.51	
Apartado Buenavista	273.37 0.76	70.28 1.06	18.61 1.46	34.01 1.40			17.12 1.39
La Madre	250.16 1.52	95.91 0.96	18.92 1.36	30.71 1.50	32.83 0.99		
Rio Montaña	304.01 2.77	111.31 0.78	22.72 1.21	39.46 1.55	27.65 0.87		33.71 0.86
Vigia de Curvarado y Santa Rosa	128.92 0.98	62.75 1.44	17.59 0.81	25.71 1.34	29.72 1.41	4.79 0.22	20.01 1.32
Chontadural Cañero	296.63 0.84	135.57 1.02	14.3 0.84	28.53 1.13			
Bellavista & Union Pitalito	248.27 0.76	131.02 1.23	14.34 0.98	28.94 1.50	12.70 0.81	14.26 0.94	
Polines	313.12 1.22	111.35 2.08	17.32 0.97	23.30 1.11			
Yaberarado (Abibe Chigorodo)	240.03 1.28	141.77 1.96	37.78 2.43	46.77 2.11		12.1 0.63	
Bajo Grande	234.64 0.98	88.75 0.96	22.34 0.51	24.08 0.88			
Santa Rosa de Ijua	254.74 0.64	122.92 0.86	17.60 0.67	31.60 0.73		8.66 0.54	
Ordo Siviru Aguaclara	263.44 0.66	118.19 0.97	10.01 0.59	22.02 0.77			
Jaikerazavi (Abibe Mutata)	218.41 1.22	80.07 2.18	22.15 0.93	41.40 0.73		15.78 0.34	
Rio Pepe	238.29 0.85	76.70 1.11	21.37 0.58	31.08 0.65		22.73 0.38	44.63 0.41
Mayor del Canton de San Pablo	249.16 0.64	123.38 1.38	15.77 0.83	38.21 1.38		25.07 0.53	23.41 1.77
Pizarro	204.42 1.41	89.28 1.28	18.22 0.77	47.12 1.57		13.24 0.38	31.97 0.34
Bajo Mira y Frontera	172.63 0.76	58.60 0.74	15.12 0.51	27.16 0.54	17.56 0.71	15.30 0.45	24.48 0.47
Acapa	255.88 1.66	60.09 2.13	16.30 0.76	36.48 1.1	11.49 0.89	22.34 1.21	
San Andres Usaraga	227.14 1.18	89.16 1.04	16.32 0.54	35.24 0.63		20.30 1.29	
Siviru	188.42 1.21	65.15 0.86	23.65 0.44	31.58 0.86	14.70 0.22	21.56 0.38	
Pedeguita y Mancilla	264.98 2.10	81.59 1.62	21.21 0.65	31.32 0.98	12.14 0.20	21.81 0.66	12.81 0.19

Los Rios La Larga y Tumarado	278.72 1.15	123.33 56.23	26.11 0.62	32.77 1.76	13.48 1.12	27.96 0.60	27.70 0.45
La Costa - Concosta	273.26 2.34	84.62 1.31	33.69 1.26	38.42 2.01		16.83 0.48	32.30 1.34
Rio Piliza	268.85 1.28	119.54 1.28	21.91 1.56	29.57 2.02		35.94 2.01	62.35 1.66
Rio Baudo - Acaba	256.59 1.20	105.10 1.25	18.35 1.74	27.76 1.99	47.02 1.20	21.12 1.19	36.47 1.72
Rio Calima (Bajo Calima)	270.82 1.35	124.92 1.44	30.38 1.36	33.05 2.08	52.71 2.90	11.61 0.54	14.69 0.8
Rio Cajambre	267.41 1.38	117.35 2.35	31.50 1.32	53.70 2.35	69.68 1.36		
Bahia Malaga La Plata	276.93 1.53	125.16 3.15	33.21 0.93	33.74 2.70	13.6 1.38		

Luego, estimamos la densidad de carbono en superficie y el error estándar en las áreas de proyecto prioritarias seleccionadas para establecer proyectos REDD+. Las áreas de proyecto son más pequeñas que las anteriores regiones y cubren una combinación de áreas forestales. Para estimar el carbono a partir de la biomasa, hemos usado la fracción de 0.485 usada en la mayoría de los estudios tropicales. Este factor es inferior al 0.5 recomendado por las pautas de la IPCC.

Tabla 9.3. Media y error estándar de la densidad de carbono para áreas prioritarias del proyecto. Los números de clase son: 1. Bosque, 2. Bosque Degradado, 3. Pastizales, 4. Tierra de Cultivo, 5. Humedales, 6. Asentamientos, 7. Otras Tierras.

Áreas de Proyecto BioREDD	Tipos de Cobertura Terrestre	Media AGB (MgC/ha)	ES_AGB (MgC/ha)
BMBC	1	137.8481	1.4812
	2	53.98446	1.7984
	3	15.77896	2.1676
	4	20.5056	1.2012
	5	15.9641	2.0988
	6	6.560251	0.43949
	7	17.9625	0.63584
CDD	1	161.02431	1.6804
	2	36.97894	1.1710
	3	16.97222	1.2806
	4	8.501385	2.1625
	5	10.82348	0.91725
	6	0.2939836	0.043650
	7	34.03397	1.6881
SUPP	1	141.4029	2.1329
	2	68.05023	2.2782
	3	10.40879	1.8794
	4	5.847085	1.7809
	5	0	0.0000
	6	8.3129	0.32215
	7	26.69632	2.1279
BMF_ACAPA	1	153.49675	4.5374
	2	78.30404	2.0869
	3	12.93648	1.5032
	4	17.64887	1.2884
	5	15.29623	1.0375
	6	7.283083	0.26140
	7	22.66439	0.94841
CAJAMBRE	1	136.079	1.7262
	2	69.33057	2.2327

	3	17.17667	1.7318
	4	28.52794	1.4162
	5	24.08764	1.7097
	6	5.75	0.33953
	7	5.8	0.056657
CONCOSTA	1	148.83324	2.0843
	2	81.77203	2.1042
	3	15.7625	1.5443
	4	22.15574	1.5248
	5	23.50919	1.3750
	6	3.2725	0.15316
	7	16.48239	0.83079
MUTATA	1	129.2673	2.1823
	2	71.78804	2.7106
	3	16.34767	2.1922
	4	29.79207	2.2564
	5	0	0.0000
	6	14.37875	2.1568
	7	0	0.0000
RIO_PEPE_ACABA	1	130.7909	1.9814
	2	52.50507	1.8920
	3	15.88363	1.8362
	4	27.70095	1.5082
	5	0	0.0000
	6	16.96421	0.44335

## 10. Resumen y Conclusión

Este reporte proveyó la metodología y la estimación de biomasa forestal a partir de un muestreo de inventario LiDAR de la región de BioREDD. Las relaciones entregadas en el informe también se utilizan en el documento de la herramienta metodológica cuya aprobación está siendo revisada. El método de muestreo utilizado en este estudio imita el método del inventario en campo estadístico. Al recolectar una gran cantidad de datos de detección remota, pudimos no solo estimar la biomasa forestal sino también reducir el error estándar significativamente en comparación con métodos de muestreo en tierra que a menudo son limitados. Los resultados de nuestro análisis pueden resumirse así:

1. Se desarrolló un estimador no sesgado para la media y la varianza de la biomasa con base en un muestreo aleatorio estratificado por LiDAR.
2. El modelo predictor se basa en dos parámetros: altura superior media de la cubierta derivada de LiDAR a escala del lote (aquí 0.25 Ha), y la densidad de madera promedio a escalas tipo paisaje, región o bosque.
3. Se requirió un mínimo de 30 lotes de muestra para desarrollar el modelo de biomasa LiDAR y más o menos 15 lotes para validación y evaluación de incertidumbre para cada tipo clave de bosque con una alometría de terrenos distinta. El agregar más lotes para calibración y validación solo mejoró un poco el ajuste del modelo y la incertidumbre en la estimación de biomasa.
4. El estimado de la varianza también incluye la propagación del error del modelado de la biomasa por LiDAR y la incertidumbre del muestreo. Como hay un gran número de muestras de biomasa a partir de mediciones LiDAR, el error estándar, incluyendo la correlación espacial, permanece pequeño.

5. Aquí, solo nos enfocamos en la biomasa en superficie. En el siguiente informe, proveeremos las cifras de carbono para todas las reservas necesarias para estimar las emisiones por deforestación y degradación.

## 10. Referencias

- Asner, G. P., Mascaro, J., Muller-Landau, H. C., Vieilledent, G., Vaudry, R., Rasamoelina, M., ... y van Breugel, M. (2012). A universal airborne LiDAR approach for tropical forest carbon mapping. *Oecologia*, 168(4), 1147-1160.
- Asner, G. P., y Mascaro, J. (2014). Mapping tropical forest carbon: Calibrating plot estimates to a simple LiDAR metric. *Remote Sensing of Environment*, 140, 614-624.
- Chave, J., Réjou-Méchain, M., Búrquez, A., Chidumayo, E., Colgan, M. S., Delitti, W. B., ... y Vieilledent, G. (2014). Improved allometric models to estimate the aboveground biomass of tropical trees. *Global change biology*.
- Chave J, Andalo C, Brown S *et al.* (2005) Tree allometry and improved estimation of carbon stocks and balance in tropical forests. *Oecologia*, 145, 87–99.
- Gregoire, T. G., Ståhl, G., Næsset, E., Gobakken, T., Nelson, R., y Holm, S. (2011). Model-assisted estimation of biomass in a LiDAR sample survey in Hedmark County, Norway. *Canadian Journal of Forest Research-Revue Canadienne De Recherche Forestiere*, 41, 83–95.
- Meyer, V., Saatchi, S. S., Chave, J., Dalling, J. W., Bohlman, S., Fricker, G. A., ... y Hubbell, S. (2013). Detecting tropical forest biomass dynamics from repeated airborne LiDAR measurements. *Biogeosciences*, 10(8), 5421-5438.
- Næsset, E., Gobakken, T., Solberg, S., Gregoire, T. G., Nelson, R., Ståhl, G., et al. (2011). Model-assisted regional forest biomass estimation using LiDAR and InSAR as auxiliary data: A case study from a boreal forest area. *Remote Sensing of Environment*, 115, 3599–3614.
- Neigh, C. S., Nelson, R. F., Ranson, K. J., Margolis, H. A., Montesano, P. M., Sun, G., ... y Andersen, H. E. (2013). Taking stock of circumboreal forest carbon with ground measurements, airborne and spaceborne LiDAR. *Remote Sensing of Environment*, 137, 274-287.
- Saatchi, S. S., Harris, N. L., Brown, S., Lefsky, M., Mitchard, E. T. A., Salas, W., et al. (2011). Benchmark map of forest carbon stocks in tropical regions across three continents. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 108,9899–9904.
- Ståhl, G., Holm, S., Gregoire, T. G., Gobakken, T., Næsset, E., y Nelson, R. (2011). Model-based inference for biomass estimation in a LiDAR sample survey in Hedmark County, Norway. *Canadian Journal of Forest Research-Revue Canadienne De Recherche Forestiere*, 41, 96–107.