UNIVERSIDAD DEL BÍO-BÍO

FACULTAD DE CIENCIAS EMPRESARIALES

DEPARTAMENTO DE CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN Y TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN



Tesis de Magíster en Ciencias de la Computación

Algoritmo de ubicación y estimación de tamaño de árboles individuales usando imagen LiDAR, aplicado a plantaciones de pino radiata

> Chillán (Chile), Agosto 2012 Alumno: Mario Andrés Gaete P. Directora de tesis: María Angélica Caro G.

Dedicatoria:

Me gustaría dedicar esta tesis a toda mi familia.

Para mi esposa Marta, a ella especialmente le dedico esta tesis. Por su paciencia y comprensión.

Para mis hijos Natalia y Eduardo por su comprensión durante los meses que le dediqué a este trabajo de tesis, por su amor y paciencia.

Agradecimientos

Durante este tiempo son muchas las personas e instituciones que han participado en este trabajo y a quienes quiero expresar mi gratitud por el apoyo y la confianza que me han prestado.

En primer lugar quiero agradecer a María Angélica Caro mi directora de tesis, por su gran apoyo constante.

A la unidad de Tecnología Silvícola de Forestal CMPC, por su apoyo constante. Agradecerles por invitarme a participar, en conjunto con otros investigadores en el proyecto "Un esfuerzo conjunto para integrar los datos LiDAR de inventarios forestales en plantaciones y bosques naturales en Chile", desde el cual derivó este trabajo siguiendo una nueva arista.

A INTERRA S.A por proporcionar los datos LiDAR utilizados en esta investigación.

A los integrantes del grupo de Biometría Forestal de Chile, por sus sugerencias y muestras de apoyo durante la presentación realizada durante el V Encuentro de Biometría Forestal.

Índice de Contenido

Índice de Contenido
Índice de Tablas
Índice de Figuras9
Resumen12
Abstract
Capítulo I: Introducción14
1.1 Tecnología LiDAR15
1.2 Descripción del problema17
1.2.1 Hipótesis Formuladas17
1.3 Objetivo general de la tesis17
1.4 Objetivo Específicos18
1.5 Alcances de la investigación
1.6 Organización de la Tesis
Capítulo II: Metodología de trabajo20
Capítulo III: Estado del Arte
3.1 Introducción24
3.2 Detección de árboles individuales usando imágenes LiDAR27
3.1.1 Algoritmo de Hyyppä e Inkinen
3.1.1.1 Preprocesamiento de datos LiDAR
3.1.1.2 Segmentación

3	.1.2	Algoritmo de Persson.	. 32
	3.1.2.	1 Procesamiento de datos LiDAR	. 32
	3.1.2.2	2 Segmentación	. 33
3	.1.3	Algoritmo de Morsdorf	. 33
	3.1.3.	1 Procesamiento de datos LiDAR	. 34
	3.1.3.	2 Segmentación	. 34
3	5.1.4	Arquitectura general de Algoritmo estudiados	. 35
3	.1.5	Limitaciones de Algoritmo estudiados	. 36
3	.1.6	Comparación de costos de obtención de datos	. 36
3.3	Concl	usión	.38
Capítu	lo IV: A	Algoritmo Propuesto	.39
4.1	Introd	lucción	.40
4.2	Prepro	ocesamiento de datos LiDAR	.41
4	.2.1	Obtención de modelo digital de altura de árboles	. 41
4.3	Segme	entación	.43
4.4	Proce	dimientos principales	.47
4.5	Concl	usión	.49
Capítu	lo V: In	nplementación	.50
5.1	Introd	lucción	.51
5.2	Selecc	ción de información	.52
5.3	Obten	ción de DTHM	.53

5.4	Segm	entación	.56
5.5	Obten	ción de variables	.59
5	5.1	Obtención de nuevas variables	. 59
5.6	Concl	usión	.61
Capítu	lo VI: (Caso de Estudio	.62
6.1	Introd	lucción	.63
6.2	Obten	ción de datos LiDAR	.63
6.3	Estud	io de Campo	.64
6	5.3.1	Parcelas con estándar de inventario tradicional	. 64
6	5.3.2	Censo de áreas específicas.	. 65
6.4	Inven	tario Campo V/S Inventario LiDAR.	.66
6	5.4.1	Resultados Inventario Campo	. 66
6	5.4.2	Resultados Inventario LiDAR	. 67
6	5.4.3	Análisis de resultados	. 68
6.5	Censo	V/S Inventario LiDAR.	.70
6	5.5.1	Resultados Polígono 1	. 70
6	5.5.2	Resultados Polígono 2	. 71
6	5.5.3	Resultados Polígono 3	. 72
6	5.5.4	Análisis de resultados	. 73
6.6	Algor	itmo de propuesto V/S Algoritmo de Hyyppä e Inkinen	.74
6	6.6.1	Algoritmo de Hyyppä e Inkinen sin aplicación de Filtro.	. 75

6	.6.2 Alg	oritmo de Hyyppä e Inkinen con Filtro	. 76
	6.6.2.1	Primera opción de filtro	. 77
	6.6.2.2	Segunda opción de filtro	. 78
6.7	Conclusión	1	.80
Capítu	lo VII: Conc	clusión	.82
Glosar	io		.85
Refere	ncias		.91

Índice de Tablas

Tabla 3.1: Categorías de líneas de investigación.	28
Tabla 3.2: Comparación de métodos basados en distribución y árboles individuales.	28
Tabla 3.3: Comparativas de costos de adquisición de datos usando diferentes sensores	37
Tabla 6.1: Resultados obtenidos del procesamiento de inventario de campo para las variables densidad, altura total y altura dominante	66
Tabla 6.2: Resultados obtenidos del procesamiento de inventario de datos LiDAR para las variables densidad, altura total y altura dominante	67
Tabla 6.3: Resultados de altura ajustados.	69
Tabla 6.4: Detalle y resumen de resultados de procesamiento de polígonos.	73

Índice de Figuras

Figura 1.1: Representación gráfica de funcionamiento de tecnología LiDAR	15
Figura 1.2: Nube de puntos LiDAR correspondiente a parcela de pino radiata.	16
Figura 1.3: Nube de puntos LiDAR correspondiente a parcela de pino radiata y resultado espera	ido del
proceso de identificación	18
Figura 3.1: Resultados de NHA obtenidos en puntos de muestreo	25
Figura 3.2: Resultados de NHA obtenidos en puntos de muestreo, con variación espacial poco	
confiable (obtenido con proceso de interpolación).	26
Figura 3.3: Representación gráfica de restricción de <i>x</i> e <i>y</i> asociado a un filtro de 3x3 para la	
coordenada I(i, j)	31
Figura 3.4: Arquitecturas generales de algoritmos estudiados, utilizados para determinar la ubic	ación y
estimación de tamaño de árboles individuales usando imágenes LiDAR	35
Figura 4.1: Arquitectura general del algoritmo propuesto para determinar la ubicación y estima	ción de
tamaño de árboles individuales usando imágenes LiDAR	40
Figura 4.2: Entrada y salida de proceso para obtención de DTHM vectorial	41
Figura 4.3: Parámetros de proceso de interpolación	43
Figura 4.4: Parámetros de proceso de segmentación	44
Figura 4.5: Ejemplo de salida de proceso de identificación de puntos semilla	45
Figura 4.6: Ejemplos de salida del proceso de segmentación	46
Figura 4.7: Pseudocódigo GetVarLidar, corresponde al procedimiento principal desde el cual se	•
invocan los diferentes métodos.	47
Figura 4.8: Pseudocódigo GetDTHM, corresponde al procedimiento encargado de obtener el DT	ГНМ а
partir de MDT y MDS	47

Figura 4.9: Pseudocódigo Segmentacion, proceso entrega como resultado un conjunto de puntos
semilla S (máximos locales que posiblemente son copas de árboles) y un conjunto de regiones $S[n]$.R
que corresponde a coordenadas que componen a la copa de cada posible árbol
Figura 4.10: Pseudocódigo GetVariables, proceso que entrega como resultado altura y densidad, los
cuales se obtienen procesando el conjunto de puntos semilla S 48
Figure 51: Manú Principal da prototino da avparimentación "LiDAR Inventorio Forestal" 52
Figura 3.1. Menu Finicipai de prototipo de experimentación, ElDAK inventario Porestar
Figura 5.2: Proceso de selección de datos
Figura 5.3: Ejemplo de salida de proceso de selección de una parcela circular de 300 m ² 53
Figura 5.4: Entrada y salida de proceso para obtención de DHTM vectorial
Figura 5.5: Ejemplo de salida de proceso de generación de DTHM clasificado por altura 55
Figura 5.6: Ejemplo de salida de proceso de generación de DTHM clasificado por altura desplegado
en 3D
Figura 5.7: Modelo de DTHM
Figura 5.8: Segmentación de copas
Figura 5.9: Ejemplo de resultado de proceso de determinación de área de copa 59
Figura 5.10: Reporte de salida correspondiente a una simulación de 28 unidades muéstrales
Figura 6.1: Ubicación de área de estudio
Figura 6.2: Distribución de parcelas sobre plantaciones basadas en red sistemática
Figura 6.3: Polígonos de 3 áreas censadas
Figura 6.4: Resultado de proceso de identificación sobre el polígono 1
Figura 6.5: Resultado de proceso de identificación sobre el polígono 2
Figura 6.6: Resultado de proceso de identificación sobre el polígono 3
Figura 6.7: Gráfico de resultado de densidad por hectárea

Figura 6.8: Gráfico de resultado de altura media en metros	. 76
Figura 6.9: Filtros utilizados en proceso de suavizado de DTHM	. 77
Figura 6.10: Gráfico de resultado de densidad por hectárea	. 77
Figura 6.11: Gráfico de resultado de altura media en metros.	. 78
Figura 6.12: Gráfico de resultado de densidad por hectárea	. 79
Figura 6.13: Gráfico de resultado de altura media en metros.	. 80

Resumen

En la actualidad la tecnología LiDAR permite recolectar nubes de puntos XYZ con coordenadas de alta resolución y calidad, los cuales pueden utilizarse para determinar la morfología de terreno y otros usos. La alta resolución de puntos por metro cuadrado que es posible obtener actualmente, ha despertado el interés de utilizar esta tecnología para obtener información del estado de plantaciones forestales. En la actualidad, la información de las plantaciones es obtenida principalmente usando inventarios forestales tradicionales, los cuales utilizan poca tecnología. La estimación de parámetros agregados de plantaciones usando tecnología LiDAR tiene un nivel de desarrollo avanzado, la detección de árboles individuales está aún en desarrollo y ha generado gran interés en los investigadores del área. En la actualidad existen diferentes algoritmos para localización y estimación de parámetros a nivel de árbol a partir de imágenes LiDAR. Esta tesis presenta un nuevo algoritmo aplicable a plantaciones de pino radiata, y un caso de estudio desarrollado para su evaluación. Como parte de este último, se realizó una medición LiDAR sobre una superficie aproximada de 300 hectáreas. Paralelamente, se midieron y procesaron 28 parcelas circulares de 300 m² de superficie, usando una medición de inventarios tradicional. Los resultados obtenidos comprueban que el algoritmo propuesto estima densidad y altura dominante con un error relativo menor al 4%, respecto de la estimación de campo. Finalmente, nuestra conclusión es que la tecnología LiDAR es una alternativa al desarrollo tradicional de inventarios forestales, en particular, para pino radiata.

Palabras Clave: LiDAR, clasificación, estimación, forestal, volumen fustal, diámetro fustal, sensores remotos.

Abstract

Today's technology allows the collection of LiDAR point cloud coordinates XYZ with high resolution and quality, which can be used to determine the morphology of land and other uses. The high resolution of points per square meter than is possible at present, has piqued the interest of using this technology to obtain information from state forest plantations. Currently, information is obtained mainly plantations using traditional forest inventories, which use low-tech. Parameter estimation using aggregate plantations LiDAR technology has advanced development level, the detection of individual trees is still developing and has generated great interest in researchers in the field. At present there are different algorithms for parameter estimation location and level tree from LiDAR images. This thesis presents a new algorithm applicable to radiata pine plantations, and a case study developed for evaluation. As part of the latter, LiDAR measurement was performed on an approximate area of 300 hectares. In parallel, were measured and processed 28 circular plots of 300 m², using the traditional measurement of inventories. The results obtained confirm that the proposed algorithm estimate density and dominant height with a relative error less than 4% compared to the estimation of camp. Finally, we conclude that LiDAR technology is an alternative to traditional development of forest inventories, particularly for radiata pine.

Keywords: LiDAR, classification, estimation, forest, stem volume, stem diameter, remote sensing.

Capítulo I: Introducción

1.1 Tecnología LiDAR.

La tecnología LiDAR (por la sigla en inglés Light Detection And Ranging) y en particular ALS (por la sigla en inglés Airborne Laser Scanning), consiste en un equipo láser instalado sobre un avión o helicóptero. La ubicación del equipo se registra utilizando tecnología de sistema de posicionamiento global por satélite (GPS, por la sigla en inglés de Global Positioning System) y su orientación se conoce mediante unidades de medición inercial (IMU, por las siglas en inglés de Inertial Measurement Unit). Desde una aeronave se disparan miles de pulsos láser por segundo que viajan hasta la superficie de la tierra y rebotan de regreso al sensor. Como se muestra en la Figura 1.1, al conocer la posición, el ángulo y el tiempo de ida y regreso, se puede calcular una ubicación geoespacial XYZ para cada pulso con alta precisión (15 cm. precisión en altura según Optech, fabricante de equipo ALTM2050 que se utilizó para este trabajo). Estos datos se pueden procesar para generar modelos tridimensionales de terreno, curvas de nivel, análisis de inundación y otros estudios.



Figura 1.1: Representación gráfica de funcionamiento de tecnología LiDAR

En el año 1999 se informaban tasas de medición de escaneo que se encontraban entre 2 kHz y 25kHz (Ackermann 1999), bajo ciertas condiciones de vuelo era posible obtener mediciones de sobre 1 pulso por cada 20m². La densidad real de muestreo depende del equipo de medición y el equilibrio entre la velocidad, la frecuencia de pulsos, el ángulo de exploración y la altura del vuelo. En la actualidad es posible obtener resolución de más de 10 mediciones por metro cuadrado (Hyyppä 1999; Morsdorf 2003), lo que ha posibilitado la identificación visual de elementos sobre la superficie. Adicionalmente es posible obtener varios retornos lo que permite obtener, entre otros productos, un

modelo digital de terreno (MDT) (Persson 2002; Popescu 2003; Wang Y 2008), correspondiente generalmente al último rebote del sensor que es equivalente al perfil del suelo. También es posible obtener un modelo digital de superficie (MDS), correspondiente al perfil del primer rebote del sensor, sobre el cual es posible detectar vegetación, árboles, edificaciones, caminos, etc.

Uno de los primeros procesos que es necesario realizar, es la obtención de una nube de puntos irregular, la cual puede ser clasificada en datos de terreno y datos de no terreno. Sobre los puntos no terreno es posible identificar objetos y obtener características como altura, en nuestro caso, nos interesa identificar árboles de pino radiata y obtener mediciones de tamaño. En la Figura 1.2, se muestra un subconjunto de datos obtenidos con el sensor LiDAR, sobre una parcela rectangular de 20 x 20 metros, correspondiente a una plantación de pino radiata ubicada en la VIII región de Chile. Todos los datos que se muestran en la Figura 1.2 son generalmente proporcionados por la empresa encargada de realizar el vuelo usando el sensor LiDAR.



(a) Puntos Terreno (b) Puntos no Terreno (c) Nube de puntos Irregular

Figura 1.2: Nube de puntos LiDAR correspondiente a parcela de pino radiata.

En la actualidad existen diferentes mecanismos que permiten el procesamiento de los datos LiDAR tomados sobre bosques, algunos de estos permiten obtener estimaciones de parámetros de bosques de forma agregada (Altura, diámetro y volumen total de un área) (Guindon 2009) y otros algoritmos permiten la identificación y estimación de mediciones sobre árboles individuales. La utilización de estos algoritmos ha permitido agilizar el proceso de toma de inventarios forestales, utilizar menos mano de obra, incrementar significativamente la superficie muestreada para la obtención estimaciones de parámetros de bosques, además de proporcionar información para futuras tareas como la planificación de caminos, cosecha y combate de incendios entre otros.

Ya el año 1984 se sugirió el uso de perfiles obtenidos con la información proporcionada por un láser para obtener características de bosques, desde entonces se han realizado una serie de estudios que hacen uso de mediciones laser para calcular altura de árboles, diámetros y volumen de biomasa (Nelson et al. 1984).

Hyyppä e Inkinen fueron unos de los primeros en obtener modelos de copa de árboles individuales usando datos LiDAR (Hyyppä 1999), utilizando máximos del modelo de alturas de copas. El método fue probado en bosques de coníferas finlandés, austriaco y alemán. Los resultados que se obtuvieron fueron del orden 40 a 50% de los árboles identificados correctamente(Hyyppä et al. 2004).

1.2 Descripción del problema

El principal problema de un inventario forestal, es estimar con un nivel mínimo de incertidumbre las variables que permiten determinar el estado de plantaciones. En Chile, actualmente, las operaciones de inventario forestal se basan principalmente en muestreos de campo, en los cuales la intensidad muestral varía entre un 0,5% - 2% de la población árboles. Los datos recogidos en los inventarios forestales se utilizan para estimar el estado de plantaciones, las cuales se utilizan para realizar planificaciones tácticas y estratégicas. Sin embargo, estas estimaciones no son buenas para apoyar operaciones de campo, ya que la información de la variación espacial del estado de las plantaciones, impide entre otras cosas hacer una eficiente asignación de equipos de cosecha, definir la intensidad del corte y obtener la viabilidad de determinados productos forestales.

1.2.1Hipótesis Formuladas

- Es posible obtener operativamente, la ubicación y estimación de tamaños de árboles individuales, sobre plantaciones forestales, usando datos LiDAR.
- Usando datos LiDAR, es posible, obtener estimaciones de densidad y altura de árboles, comparable a los resultados obtenidos con los inventarios de campo tradicionales.

1.3 Objetivo general de la tesis

El objetivo general de este trabajo, es crear un algoritmo que permita la identificación de árboles individualmente y su estimación de tamaño usando datos LiDAR, aplicable a plantaciones de pino radiata. Con el propósito de identificar a lo menos el 90% de árboles y estimando su altura con menos de un 10 % de error relativo, respecto de las estimaciones obtenidas utilizando inventarios tradicionales de campo.

1.4 Objetivo Específicos

Para alcanzar el objetivo principal de esta tesis, se han definido los siguientes objetivos específicos:

- Estudiar propuestas existentes en la literatura, que aborden métodos que permita la obtención de parámetros de bosques o plantaciones usando datos LiDAR.
- Proponer un algoritmo que permita ubicar individualmente árboles de plantaciones de pino radiata, permitiendo también estimar variables de tamaño árbol.
- Implementar el algoritmo propuesto.
- Realizar pruebas que permitan comprobar hipótesis planteada.

A partir de los datos LiDAR tomados sobre una plantación de pino radiata, se desea obtener, con un alto grado de precisión la identificación y estimación de la altura de los árboles. En la Figura 1.3 (a) muestra una nube de puntos obtenida con el sensor LiDAR desde una plantación de pino radiata, en la Figura 1.3 (b) se muestra el resultado esperado del proceso de identificación.



(a) Nube de Puntos irregular

(b) Resultado esperado.

Figura 1.3: Nube de puntos LiDAR correspondiente a parcela de pino radiata y resultado esperado del proceso de identificación.

1.5 Alcances de la investigación.

El alcance de esta investigación se restringe a las problemáticas relacionadas con las plantaciones de pino radiata.

Solo se considera la utilización de datos LiDAR obtenidos con modo de digitalización: F / L (First/Last: el sensor registrará la primer y último eco correspondientes a cada disparo del pulso del láser), es decir, no se utilizarán datos con múltiples retornos.

1.6 Organización de la tesis

Esta tesis de Magíster, está organizada en siete capítulos. Los contenidos restantes el documento son:

- **Capítulo 2. Metodología de Trabajo:** En este capítulo se presentan los métodos de trabajado empleados en el desarrollo de esta tesis.
- **Capítulo 3. Estado del Arte:** Este capítulo corresponde a una descripción resumida de las propuestas existentes para la obtención de parámetros del bosque, usando datos LiDAR.
- Capítulo 4. Algoritmo Propuesto: Se describe el algoritmo propuesto.
- **Capítulo 5. Implementación:** Describe detalles de la implementación del algoritmo propuesto sobre un prototipo de experimentación.
- Capítulo 6. Casos de estudio: Presenta la aplicación del método sobre un área piloto.
- **Capítulo 7. Conclusiones:** En este capítulo se presentan los principales aportes de este trabajo y los resultados obtenidos.

Capítulo II: Metodología de trabajo

Con el propósito de cumplir con los objetivos planteados, fue necesario realizar un conjunto de actividades. A continuación se presentan las etapas consideradas en este trabajo.

• Revisión sistemática de la literatura.

Se realizó una revisión sistemática de la literatura, con el objeto de tener un conocimiento más profundo del estado del arte.

Una revisión sistemática de la literatura (a menudo referida como revisión sistemática), son los medios para identificar, evaluar e interpretar toda la investigación relevante acerca de una pregunta de investigación en particular, una tema o u fenómeno de interés. Estudios individuales que contribuyen a una revisión sistemática son llamados estudios primarios; una revisión sistemática es una forma de estudio secundario.

Entre las motivaciones principales para realizar una revisión se encuentran:

- Resumir la evidencia existente acerca del tratamiento de una tecnología.
- Para identificar cualquier vacío en la investigación actual, para sugerir áreas nuevas de investigación.
- Para proveer una marco de trabajo y un marco de apoyo, de manera de posicionar apropiadamente nuevas actividades de investigación.

La mayoría de los investigadores comienzan con algún tipo de revisión de la literatura. Sin embargo, a menos que una revisión de la literatura sea correcta y completa, es de poco valor científico. Ésta es la principal razón para llevar a cabo una revisión sistemática. Una revisión sistemática sintetiza el trabajo existente de una manera correcta, y que parezca ser correcta.

El concepto de revisión sistemática apareció en el área de la medicina, y su adaptación a la ingeniería del software se presenta en (Kitchenham et al. 2007).

• Estudio de algoritmos

El estudio de algoritmos se dividió en las siguientes actividades:

- Análisis de algoritmos existentes que permiten ubicar y obtener parámetros de árboles individuales a partir de imágenes LiDAR. De manera más general se abordarán otros tipos de categorías de investigación relacionadas.
- Proponer un algoritmo que permita ubicar árboles de pino radiata individualmente y estimar variables de tamaño de árbol.

• Implementar algoritmo propuesto

Se implementará un algoritmo que permita ubicar árboles de pino radiata individualmente y estimar la altura total de cada árbol. En este punto se construirá un prototipo de experimentación, en el cual se implementará el algoritmo propuesto.

• Experimentación

Se experimentará con el algoritmo implementado, para ello utilizaremos un área piloto, sobre la cual contamos con datos LiDAR y datos de campo (inventario tradicional y censos de áreas específicas).

• Análisis de resultados

Los resultados obtenidos con el algoritmo implementado se contrastaron con:

- Inventario forestal de campo tradicional.
- Censo de áreas específicas.
- Método de Hyyppä e Inkinen(Hyyppä 1999).

Capítulo III: Estado del Arte

3.1 Introducción

En Chile actualmente existen aproximadamente 2.4 millones de hectáreas de plantaciones (Conget et al. 2010) que representan el 2,8% del territorio nacional, de las cuales el 68% de las plantaciones forestales corresponde a pino radiata. Las plantaciones se encuentran localizadas principalmente entre la VI y la X Región. La industria forestal chilena es una de las principales actividades económicas del país.

Para poder contar con información respecto de parámetros de las diferentes plantaciones, generalmente, se utilizan inventarios forestales tradicionales (Prodan 1997; Schlegel et al. 2001). Estos permiten obtener estimaciones de tres variables principales que permiten determinar el *V* (volumen de la madera) de las plantaciones: *NHA* (número de árboles por hectárea), *DAP* (diámetro del fuste a la altura del pecho, 1,3 m desde el suelo) y *H* (altura total del árbol). En general, las actuales técnicas de inventarios forestales utilizan muy poca tecnología correspondiente a los avances en teledetección, básicamente utilizan fotogrametría, plano o cubiertas gráficas, para apoyar labores de planificación de los inventarios. Luego el proceso continúa con el trabajo de campo, en el cual se ubica la posición geográfica de las unidades muéstrales (normalmente son parcelas correspondientes a un área circular de superficie fija) correspondiente a la planificación, para lo cual normalmente se utiliza GPS. Una vez ubicado en el punto de muestreo planificado, se procede a establecer la parcela, en la cual se realizan las mediciones de diferentes parámetros de todos los árboles existentes en la parcela, estos datos son registrados en formularios de papel o en capturadores de datos. Una vez recolectados todos los datos, estos son digitados o descargados a un computador para su procesamiento, con el objetivo de obtener estimaciones de variable dasométricas (densidad, altura, diámetros, volumen y volumen de productos).

La Figura 3.1, muestra los resultados de procesamiento de inventario desde una perspectiva gráfica, la línea continua representa el límite del área inventariada, las cruces representan el punto centro de una parcela de medición. Se puede distinguir la poca representatividad del área muestreada, el área muestreada correspondiente a las parcelas medidas, las que representan normalmente entre el 0.5% - 2% de la superficie total a evaluar. Con la información obtenida de las parcelas medidas en terreno, podemos obtener estimaciones que fácilmente alcanzan un error de muestreo de 20% (Schlegel, Gayoso et al. 2001). Los resultados de los inventarios forestales normalmente son usados para apoyar la planificación táctica y estratégica, pero son insuficientes para apoyar algunas tareas operativas como cosecha.

Las técnicas utilizadas en los inventarios tradicionales demandan una gran cantidad tiempo, ya que requieren mucho trabajo de campo.



Figura 3.1: Resultados de NHA obtenidos en puntos de muestreo.

La falta de información fiable, sobre la variación espacial de parámetros (*V*, *NHA*, *DAP* y *H*) impide entre otras cosas: hacer una eficiente asignación de los equipos de cosecha, determinar la intensidad de corte (la cantidad de árboles a extraer) y determinar la viabilidad de obtener determinados productos de las plantaciones. La insuficiente información, respecto de la variación espacial, se convierte en una de la principales limitaciones de los procedimientos tradicionales de toma de inventarios, limitación que es posible resolver usando datos LiDAR. La Figura 3.2, muestra resultados poco fiables de *NHA*, los cuales fueron obtenidos interpolando información de resultado del inventario tradicional, con el objetivo de conseguir una estimación continua sobre todo el área inventariada. Usando la tecnología LiDAR se podría obtener información confiable y continua para toda el área inventariada sin necesidad de realizar interpolación.



Figura 3.2: Resultados de NHA obtenidos en puntos de muestreo, con variación espacial poco confiable (obtenido con proceso de interpolación).

Hace más de 20 años, se sugirió el uso de perfiles obtenidos con la información proporcionada por un láser, para obtener características de bosques. Desde entonces, se han realizado una serie de estudios que hace uso de mediciones láser para calcular altura de árboles, diámetros y volumen de biomasa (Nelson, Krabill et al. 1984).

El desarrollo de GPS, en combinación IMU permitió realizar de manera más fácil la georeferenciación y corrección de los datos LiDAR, lo que facilitó el desarrollo de métodos operativos.

Los primeros experimentos de un láser de exploración aerotransportado modernos, se realizaron en la década de los años 1990, en 1993 se introdujo el primer prototipo de un sistema LiDAR aerotransportado comercial dedicado a la cartografía (Hyyppä et al. 2008). En el año 1999, se informaban tasas de medición de escaneo que se encontraba entre 2 kHz y 25kHz. Bajo ciertas condiciones de vuelo, era posible obtener mediciones de sobre 1 pulso por cada 20m². La densidad real de muestreo depende del equipo usado y el equilibrio entre las variables de velocidad, frecuencia de pulsos, ángulo de exploración y altura del vuelo (Ackermann 1999). En la actualidad se puede encontrar estudios donde se utilizan densidades de entre 0.5 a 25 puntos por metro cuadrado (Richardson et al. ; Popescu et al. 2002; Maltamo et al. 2004; Suárez et al. 2005; Popescu 2007; Popescu et al. 2008; Reitberger et al. 2009; Tesfamichael et al. 2009; Dalponte et al. 2011; Véga et al. 2011), siendo un media aproximada de 5 puntos por metro cuadrado.

En la sección 3.2, se describen las principales categorías de líneas de investigación que exploran la utilización de datos LiDAR. Con mayor profundidad se analizan la extracción de información de árboles individuales a través técnicas de procesamiento de imágenes, principales algoritmos existentes y costos de adquisición de información.

3.2 Detección de árboles individuales usando imágenes LiDAR.

La extracción de las variables forestales usando tecnología LiDAR tiene poco más de 20 años de historia, sin embargo, durante ese tiempo han surgido una serie de estudios. Algunos de estos estudios describen algoritmos y métodos que exploran la utilización de datos LiDAR. La Tabla 3.1 muestra las principales categorías de líneas de investigación y una muestra de estudios relacionados (Hyyppä, Hyyppä et al. 2004) :

Categorías de líneas de investigación	Selección de estudios
La extracción de MDT.	(Kraus et al. 1998; Axelsson 1999; Axelsson 2000; Elmqvist et al. 2001; Sithole et al. 2004)
La extracción de altura de árboles.	(Lefsky et al. 2002; Gaveau et al. 2003; Holmgren 2003; Rönnholm et al. 2004)
La extracción de variables basados en distribuciones estadísticas a partir de datos LiDAR.	(Magnussen et al. 1998; Næsset 2002; Riano et al. 2003; Holmgren et al. 2004)
La extracción de información de árboles individuales a través técnicas de procesamiento de imágenes.	(Hyyppä 1999; Persson 2002; Morsdorf 2003; Popescu 2003; Wang Y 2008)
La integración de imágenes aéreas con datos LiDAR.	(St-Onge et al. 2001; Leckie et al. 2003; Persson et al. 2004; Dalponte 2010)
El uso de información de intensidad y forma de onda.	(Drake et al. 2002; Holmgren and Persson 2004; Wagner et al. 2004; Reitberger et al. 2006)
Uso de los métodos de detección de cambios.	(St-Onge et al. ; Yu et al. 2004; Næsset et al. 2005; Yu et al. 2006)

Tabla 3.1: Categorías de líneas de investigación.

A continuación la Tabla 3.2 muestra un análisis comparativo entre las categorías de líneas de investigación más cercanas a nuestra propuesta, las que corresponden a la extracción de variables basados en distribuciones estadísticas a partir de datos LiDAR y la extracción de información de árboles individuales a través técnicas de procesamiento de imágenes.

	Ventajas	Desventajas
La extracción de	Fácil de integrar con la prácticas de inventario forestal, debido a la presencia de parcelas de referencia comunes.	Requiere de referencias detalladas, exactas y representativas, estos datos normalmente son caros.
variables basados en distribuciones estadísticas a partir de datos LiDAR	Fuerte enfoque estadístico utilizado.	Sin una gran cantidad de datos de referencia, existe una alta posibilidad de grandes errores en los inventarios.
	Láser de exploración de datos, de más bajo costo.	
La extracción de información de	Buena correspondencia física de los volúmenes de estimación.	Datos de láser más caros.
árboles individuales a	Baja cantidad de datos de referencia necesarios para la calibración.	Sistema más complejo de implementar.
través técnicas de procesamiento de imágenes	Permite la silvicultura de precisión y obtener mayor cantidad de información sobre los bosques	

Tabla 3.2: Comparación de métodos basados en distribución y árboles individuales.

Nuestra propuesta se enmarca en la categoría de extracción de información de árboles individuales a través técnicas de procesamiento de imágenes, en la cual Hyyppä e Inkinen fueron unos de los primeros en obtener modelos de copa de árboles individuales usando datos LiDAR (Hyyppä 1999), utilizando máximos del modelo de alturas de copas. El método fue probado en bosques de coníferas finlandés, austriaco y alemán. Los resultados que se obtuvieron fueron del orden 40 a 50% de los árboles identificados correctamente (Hyyppä, Hyyppä et al. 2004). Persson mejora la delimitación de la copa y llega a vincular el 71% de los árboles resultantes con alturas de árboles de referencia (Persson 2002). Otras propuestas utilizan MDT y el modelo de altura de las copas para detectar copas de árboles individuales y estimar diámetros de copas (Popescu 2003). Morsdorf presentó un práctico procedimiento en dos etapas, donde la localización de los árboles fue definida usando los MDT y máximos locales (Morsdorf 2003). Otros intentos utilizan algoritmos de varios pasos, primero delimitan la corona, luego aplica filtros y finalmente estima variables, los cuales informan tasas de éxito de 60% de los árboles obtenidos correctamente (Rahman et al. 2009). El uso filtrado basado en histogramas de árbol es usado normalmente para separar los árboles dominantes del sotobosque (Rahman et al. 2008). A continuación se describen algunos algoritmos que se enmarcan en la categoría de extracción de información de árboles individuales a través técnicas de procesamiento de imágenes.

Algoritmo de Hyyppä e Inkinen.

El algoritmo de Hyyppä e Inkinen (Hyyppä 1999) permite detectar de manera automática árboles individuales y calcular los tamaños de las copas. Está compuesto de dos grandes fases, primero un preprocesamiento de los datos y luego la segmentación, ambas fases se explican a continuación.

3.2.1.1 Preprocesamiento de datos LiDAR

Los datos LiDAR proporcionan una nube de puntos (x, y, z) conocidos. Estos puntos conforman una nube de puntos irregular, que incluye los puntos del terreno, vegetación y construcciones. Al hacer una selección de estos puntos, es posible clasificar los datos, obteniendo el MDT y MDS. Cuando se incluye solamente la parte superior de la vegetación del MDS, el modelo puede llamarse modelo digital de copas de árboles (MDC). La diferencia entre MDS y MDT corresponde a un modelo digital de altura de árboles (DTHM, por la sigla en inglés de Digital Tree Height Model). Pueden existir varias maneras de producir el DTHM, Hyyppä propone, que se realice una rasterización de los datos vectoriales (la rasterización es el proceso por el cual una imagen descrita en un formato gráfico vectorial se convierte en un conjunto de píxeles o puntos para ser desplegados en

un medio de salida digital). Básicamente, se trasforma la nube de coordenadas (x, y, z) en un conjunto de celdas. Cuando se evalúan las copas de árboles individuales, la resolución que normalmente se usa, es de unos 50 x 50 cm, lo que requiere cerca de 10 muestras de pulsos por m². Un mecanismo simple pero eficaz para convertir el MDS y MDT en DTHM, es seleccionar el máximo y el mínimo valor de z asociado a cada celda (x, y) correspondientes a las alturas máximas y mínimas, para posteriormente obtener la diferencia entre ambas. La altura máxima representa a las copas de los árboles y al suelo cuando no hay cobertura arbórea sobre el suelo. Cuando hay agujeros (sin datos), el valor de estos agujeros se puede obtener por interpolación usando valores de vecinos más cercanos.

3.2.1.2 Segmentación

Durante el proceso de segmentación, se determina la forma de la corona y la ubicación de cada árbol. Los árboles se localizan buscando los máximos locales en el DTHM. Antes de la búsqueda de máximos, el DTHM es pasado bajo un filtro. Sin la utilización de un filtrado, el número total de copas de árboles identificadas suele ser demasiado alto. El exceso de filtrado permite identificar un menor número de copas y copas de árboles de gran tamaño.

Después de la fase de filtrado, es necesario identificar los puntos semilla, correspondientes máximos locales que posiblemente son árboles. A fin de considerar solamente los árboles más altos que un valor dado, los puntos semilla se definen como los máximos locales superiores a un determinado umbral (thSeed). Se utiliza una ventana móvil de un tamaño determinado (que se define por el usuario) para detectarlos. Si tenemos en cuenta una ventana de tamaño 3x3, podemos decir que un píxel de la imagen denominado I con coordenadas (i, j) es una semilla (Dalponte 2010), si se cumple que:

$$\begin{cases} I(i,j) = \arg \max_{\substack{X \in [i-1;i+1] \\ y \in [j-1;j+1]}} \\ I(i,j) > thSeed \end{cases}$$

Donde I(i, j) es el valor de elevación del píxel de coordenadas (i, j), x corresponde al conjunto de valores relativos posible obtener el máximo local I(i, j) (en este caso, como se describe un filtro de 3x3, los valores posible de x para obtener un máximo local para la coordenada I(i, j) sería [i-1,i,i+1]).

(i-1,j-1)	(i,j-1)	(i+1,j-1)
(i-1,j)	(i,j)	(i+1,j)
(i-1,j+1)	(i,j+1)	(i+1,j+1)

Figura 3.3: Representación gráfica de restricción de *x* e *y* asociado a un filtro de 3x3 para la coordenada I(i, j)

En la Figura 3.3 se muestra una gráficamente la restricción asociada en un filtro de 3x3, se aprecia al centro la coordenada I(i, j) y en rojo la vecindad definida por la restricción del filtro de 3x3 asociada a x e y, con estos valores se obtiene el máximo local. Al final de este proceso se obtiene el conjunto de los puntos de semilla $S=\{s,..., s_n\}$, donde s_n corresponde al enésimo punto semilla.

La última fase del algoritmo consiste en hacer crecer la región del área semilla, que tiene por objeto la identificación de las copas de los árboles. Un píxel I(i, j) se añade a la región considerada copa, si cumple dos condiciones, primero que estén acotadas a un tamaño y en segundo lugar que corresponda a la forma de la copa. Si definimos el conjunto de las regiones $R = \{r,..., r_n\}$, donde r_n identifica la región alrededor del punto semilla s_n (Dalponte 2010), se puede escribir de la siguiente manera:

$$I(i,j) \in r_n \ if \begin{cases} I(i,j) > P * I_{s_n} \\ \\ D[r_n + I(i,j)]$$

Donde I_{s_n} es la altura del punto considerado semilla, *P* corresponde a una constante que define el porcentaje de la copa de un árbol, *P* puede tomar valores entre 0 y 1. $D[r_n + I(i, j)]$ es el diámetro de los puntos considerados región, incluyendo el nuevo punto I(i, j), *thDiameter* es el diámetro máximo aceptable de una región.

El algoritmo termina cuando no hay más píxeles que añadir a cualquier región.

El algoritmo entrega como resultado un conjunto de puntos semilla s_n (máximos locales que posiblemente son copas de árboles), y un conjunto de regiones *R* que corresponde posiblemente al área de la copa de cada árbol.

3.2.2 Algoritmo de Persson

El algoritmo de Persson (Persson 2002) permite detectar de manera automática los árboles individuales y calcular el tamaño de las copas. Está compuesto de 6 pasos. Con el propósito de lograr una mejor comprensión, igualmente separaremos el algoritmo en dos grandes fases, primero un preprocesamiento de los datos y luego la segmentación, ambas fases se explican a continuación.

3.2.2.1 Procesamiento de datos LiDAR

Durante la fase de preprocesamiento, se crea el MDS, MDT y MDC.

El MDS se obtiene realizando una rasterización los datos LiDAR, se usa el valor más alto de cada celda de 1/3 metro de tamaño. Si alguna celda queda sin valor de altura, se le asigna el promedio de los valores de altura de los 8 vecinos más cercanos.

El MDT se obtiene realizando una rasterización los datos LiDAR, se usa el valor más alto de cada celda de 1/3 metro de tamaño. Si alguna celda queda sin valor de altura, se le asigna el promedio de los valores de altura de los 8 vecinos más cercanos. Finalmente se aplica una técnica de interpolación de MDT, con el objetivo de suavizar fluctuaciones en la altura de terreno.

El MDC se obtiene restando el MDS – MDT. Antes de realiza la resta de MDS y MDT, es necesario aplicar un filtro sobre el MDS, con el objetivo de no incluir píxeles donde pulsos han penetrado en el follaje hacia el suelo en el interior de un árbol.

3.2.2.2 Segmentación

Durante el proceso de segmentación se realizan los siguientes pasos:

- Sobre el MDC se aplican diferentes filtros de Gauss que resulta en imágenes diferentes.
- Las diferentes imágenes son segmentadas por separado, luego se elige una segmentación para un área específica seleccionada, a través del ajuste de la imagen segmentada y a la parábola correspondiente a los datos de los pulsos LiDAR.
- Se estiman la altura y el diámetro de copas de los árboles identificados.

Para eliminar las variaciones de altura, que quedan debido la penetración de los pulsos LiDAR a través de espacios en las ramas de los árboles, se lleva a cabo un proceso de suavizado de Gauss. El grado de suavizado necesario varía de acuerdo con el hecho de que cada árbol sólo tiene una altura máxima. Dado que el tamaño de los árboles varía dentro de un bosque y esta variación no se sabe a priori, se utilizan tres grados diferentes de suavizado lo que genera tres imágenes diferentes. Las imágenes se dividen en segmentos diferentes por separado. Cuando una semilla alcanza una posición en la que todos los píxeles vecinos tienen valores más bajos, estamos en presencia de un máximo local. Todos los píxeles que suben al mismo máximo se agrupan y se define como un segmento

El segmento elegido para un área específica se selecciona mediante el ajuste de la superficie parabólica del modelo de copa. Por cada árbol detectado, la altura y diámetro de la copa del árbol se estima con los datos de altura y el área de cada segmento.

El algoritmo entrega como resultado un conjunto de árboles detectados, alturas y diámetros de copa de cada árbol, luego con estos parámetros se aplican funciones para estimar diámetro de fuste y volumen.

3.2.3 Algoritmo de Morsdorf

El algoritmo de Morsdorf (Morsdorf 2003) permite detectar de manera automática árboles individuales y calcular los tamaños de las copas, se basa en la detección de máximos locales sobre el MDC y un análisis de conglomerados sobre los datos base LiDAR. Para explicar este algoritmo,

igualmente lo separaremos en dos grandes fases, primero un preprocesamiento de los datos y luego la segmentación, ambas fases se explican a continuación.

3.2.3.1 Procesamiento de datos LiDAR

La generación del MDC incluye la elección de cuatro parámetros, los que corresponden a la resolución de la imagen rasterizada, el radio de búsqueda, el tamaño y la forma de suavizado de la función de Gauss.

La extracción de los máximos locales de una imagen por lo general no es una tarea fácil. Sin embargo, cuando el tamaño y/o forma de los árboles es homogénea se propone utilizar el enfoque de Hyyppä(Hyyppa et al. 2001). Se propone la aplicación de un filtro sobre el MDC con el fin de suavizar las copas de los árboles, seguido por una operación morfológica para encontrar todos los píxeles que tienen 8 vecinos más pequeños que el pixel central (es decir una ventana fija de 3 x 3 pixel). El tamaño de la ventana y los pesos del filtro de suavizado son parámetros importantes, ya que tienen que estar acordes a la resolución del MDS y diámetros de copa esperados. Se propone trabajar con una resolución de la cuadrícula de 0,5 m, una media de diámetro de copa de 1,7 m y una ventana de tamaño 3x3. Los parámetros utilizados son equivalentes a los propuestos por Hyyppä (Hyyppa, Kelle et al. 2001).

3.2.3.2 Segmentación

Para la agrupación, se utiliza el algoritmo k-means, el cual es un método de análisis de conglomerados, que tiene por objeto dividir *n* observaciones en *k* clusters, en los que cada observación pertenece a la agrupación más cercana con la media. Se utilizan tanto el primer y el último dato de cada pulso sin diferenciación. El algoritmo de clústeres de datos es un proceso iterativo, el cual está dividido en dos pasos. El primer paso llamado actualizaciones por lotes, donde en cada iteración se reasigna cada punto agrupándose al punto más cercano al centroide, que es seguido por un nuevo cálculo de centroide del cluster. Durante la segunda etapa de actualización los puntos son individualmente reasignados, lo que reduce las distancias, los centroides de cada cluster se vuelven a calcular después cada asignación. Con el propósito de que el cluster no incluya datos de terreno (suelo y sotobosque), se aplica un corte de los datos a 1 m sobre el perfil del suelo sobre el MDC.

El algoritmo entrega como resultado un conjunto de árboles detectados, las alturas, diámetros de copa y clusters de puntos vectoriales de cada árbol. Su exactitud depende de los puntos semilla

extraídos usando máximos locales del MDC rasterizado, y por lo tanto este método no se basa directamente en los datos vectoriales LiDAR.

3.2.4 Arquitectura general de Algoritmo estudiados

Los tres de algoritmos estudiados, los cuales permiten determinar ubicación y estimación de tamaño de árboles individuales usando imágenes LiDAR, poseen una serie de características comunes, como se muestra en la Figura 3.4, entre estas características se encuentran:

En la etapa de preprocesamiento:

- Se crea MDS, para lo cual se toman pulsos LiDAR los que luego son rasterizados.
- Se crea MDT, para lo cual se toman pulsos LiDAR los que luego son rasterizados.
- Se crea MDC, el que se obtiene mediante la diferencia de MDS MDT.

En la etapa de segmentación:

• Se estiman la altura y el diámetro de copas de los árboles identificados.



Figura 3.4: Arquitecturas generales de algoritmos estudiados, utilizados para determinar la ubicación y estimación de tamaño de árboles individuales usando imágenes LiDAR.

3.2.5 Limitaciones de Algoritmo estudiados

Los algoritmos estudiados utilizan procesos de rasterización para obtener el MDT y MDS, los cuales son la entrada para el proceso obtención de MDC.

La utilización de procesos de rasterización, genera pérdida de resolución y precisión de información, creemos que la incorporación de mecanismos que nos permitan la obtención de MDC a través de MDT y MDS usando directamente los datos LiDAR, nos permitirán obtener un MDC que mantenga la resolución y precisión de los datos LiDAR, manteniendo la característica espacial de los datos. La resolución y precisión son necesarias a la hora de trabajar sobre plantaciones forestales, las cuales suelen ser muy intensivas, es decir pueden existir plantaciones de más de 1500 árb/ha y en donde un árbol puede estar a 1.5 m de otro. La utilización de un MDC que mantenga la resolución y precisión de los datos a través de un MDC que mantenga la resolución y precisión de los datos de segmentación y filtrados específicos aplicables a datos vectoriales.

Una de las limitaciones más importante de los algoritmos estudiados tiene que ver con la elección adecuada de los filtros utilizados en la etapa de segmentación. Una elección incorrecta de filtros o la no utilización de éstos, puede resultar en grandes errores en las estimaciones del número de árboles y variables de tamaño de árbol individual.

Las plantaciones de pino radiata ofrecen características de regularidad y espaciamiento que favorecen la segmentación. La morfología de los árboles de pino radiata posee características que hacen fácil su reconocimiento individual.

3.2.6 Comparación de costos de obtención de datos.

En la actualidad la información de las plantaciones es obtenida principalmente usando inventarios forestales tradicionales. En promedio la industria forestal realiza una parcela de medición cada 3 [ha] aproximadamente (depende de múltiples factores como la superficie total inventariada, la edad de plantación, el objetivo del inventario y la heterogeneidad de la plantación entre otros factores). La medición de cada parcela tiene un valor promedio aproximado de US\$ 20, eso quiere decir que el costo total necesario para inventariar un km² es de US\$ 660, a continuación en la Tabla 3.3 se muestra una comparativa de los costos de adquisición de datos usando diferentes sensores expresados en US\$ por Km² (Zachary 2004).
Nombre de			_
sensor	plataforma	Tipo de sensor	Costo Km ²
Fotografías			
aéreas	Avión	Color de alta resolución	US\$193 Aprox.
LiDAR	Avión	LiDAR	US \$700 Aprox.
		Alta resolución pancromática y	
QuickBird	Satélite	multiespectral	US \$22.50 C/U
		Alte recelución poporomótico y	
Ikonos	Satélite	multiespectral	US \$7 a \$29
	Succinc		
Landsat ETM+	Satélite	Multiespectral de resolución media	US \$0.15 a US \$0.19
(DOT	0 (1)	Media resolucion multiespectral y	US \$0.38 a US
SPOT	Satelite	alta resolucion pancromatica	\$19.53
EPS 1 and 2	Satálita	Padar	US \$0.09 a US
	Satente	Rauai	φ0.10
			US \$0.12 a US
Radarsat	satélite	Radar	\$1.50

Tabla 3.3: Comparativas de costos de adquisición de datos usando diferentes sensores.

La tecnología LiDAR claramente es la más cara de las tecnologías usadas para la adquisición de datos y actualmente es más cara que un inventario tradicional, sobre todo si esta medición se realiza en áreas pequeñas y dispersas. Generalmente los rodales de interés de inventariar se encuentran aislados y su superficie normalmente es menor en promedio a 100 [ha]. El trabajar entonces con rodales de pequeñas superficies hace todavía más cara las diferentes tecnologías. Sin embargo, con la tecnología LiDAR es posible cubrir el 100% del área inventariada, actualmente los inventarios forestales tradicionales tienen una intensidad de muestreo que va entre 0.5% y 2.0% de la superficie total inventariada. Otro elemento importante a considerar, es que los datos LiDAR pueden utilizarse para otros múltiples propósitos, como son, la creación de MDT, curvas de nivel, planificación de caminos, planificación de cosecha, entre otros.

Llama la atención el bajo costo de las imágenes Landsat ETM+ por Km², pero hay que tener en cuenta que cada imagen cubre una superficie de 34225 Km² (185 x 185 Km).

Una ventaja importante que ofrece las imágenes LiDAR sobre las otras tecnologías, es la posibilidad de obtener datos de posición (x, y) y de elevación (z). Los datos resultantes dan lugar a una

red de puntos muy densa, es posible alcanzar más de 10 por metro cuadrado y una precisión superior a 15 cm.

Las empresas administradoras forestales se enfrentan cada vez a mayores costos asociados a inventarios forestales de campo, adicionalmente existe una creciente demanda de mayor rapidez y precisión de la información espacial. Se espera que los administradores de las plantaciones adopten LiDAR aerotransportado como una nueva tecnología en sus sistemas de planificación (Turner et al. 2011). Existen resultados que muestran que inventarios usando tecnología LiDAR aplicado sobre superficies grandes y concentradas, permite obtener un 62% menos del precio, comparado con un inventario tradicional, Martín Gil presenta una detallada comparación de la valoración económica de inventarios LiDAR comparada con inventarios tradicionales de campo (Martín Gil 2011).

3.3 Conclusión

En este capítulo se describió como se obtienen parámetros de las plantaciones comerciales en la actualidad, se expusieron debilidades de los inventarios forestales tradicionales a la hora de obtener información espacial de calidad. Se realizó un recorrido histórico de los avances de la tecnología LiDAR, se mencionaron las principales líneas de investigación, se revisaron algunos algoritmos de detección de árboles individuales usando imágenes LiDAR, se describieron sus características principales, similitudes y limitaciones.

La utilización de esta tecnología aún sigue siendo costosa si es utilizada solamente para la obtención de parámetros de las plantaciones. Sin embargo, la tecnología LiDAR puede utilizarse para otros múltiples propósitos, como son, la creación de MDT, curvas de nivel, planificación de caminos, planificación de cosecha, entre otros usos, lo que puede hacer más factible su uso.

Capítulo IV: Algoritmo Propuesto

4.1 Introducción

En el capítulo anterior se analizaron algunos algoritmos existentes utilizados para la identificación y estimación de variables de tamaño de árbol individual. Se analizaron sus principales características y debilidades. A continuación se presentará nuestra propuesta, la cual se diferencia de las propuestas anteriores principalmente en la utilización de datos vectoriales tanto en el preprocesamiento, como en la etapa de segmentación. Al igual que los algoritmos estudiados anteriormente, nuestro algoritmo requiere obtener un MDC, en nuestro caso generamos un DTHM construido usando datos vectoriales, a diferencia de las propuestas anteriores que utilizan datos rasterizados. El proceso de segmentación toma algunos elementos de la propuesta de Hyyppä e Inkinen (Hyyppä 1999) y Dalponte (Dalponte 2010), los cuales son complementados con nuevas restricciones. A continuación la Figura 4.1 muestra la arquitectura general del algoritmo propuesto para determinar la ubicación y estimación de tamaño de árboles individuales usando imágenes LiDAR.



MDT, Modelo Digital Terreno

Figura 4.1: Arquitectura general del algoritmo propuesto para determinar la ubicación y estimación de tamaño de árboles individuales usando imágenes LiDAR.

4.2 Preprocesamiento de datos LiDAR

El objetivo principal de esta etapa es la obtención de un modelo digital de altura de árboles vectorial. Para realizar esta tarea, se utilizan los datos LiDAR vectoriales, estos datos son clasificados obteniendo un MDT y el MDS. Existen varias maneras de producir el DTHM, a continuación se presenta nuestra propuesta para la obtención de un DTHM vectorial.

4.2.1 Obtención de modelo digital de altura de árboles

Los algoritmos estudiados utilizan un modelo digital de altura de árboles, el que corresponde básicamente a la diferencia de alturas entre MDS y MDT, con esto despejamos la muestra de datos de las distorsiones del terreno. Como se muestra en la figura 4.2(a) en azul MDT y en colores MDS, los cuales una vez restadas las alturas de cada coordenada (x,y) del modelo se obtiene un DTHM correspondiente a la figura 4.2 (b).



(a) Nube de Puntos irregular

(b) Modelo digital de altura de árboles.

Figura 4.2: Entrada y salida de proceso para obtención de DTHM vectorial.

La diferencia principal de nuestra propuesta, es que utiliza para todos los procesos, datos vectoriales. Con esto evitamos problemas de pérdida de resolución que presentan las soluciones existentes. La resolución de la información es muy importante, sobre todo cuando se trabaja con

plantaciones forestales, en las cuales puede haber áreas con más de 1500 árb/ha, es decir podría fácilmente existir un árbol por cada 1.5 m de distancia sobre la hilera de plantación.

Generalmente, para cada punto de MDS no existe un punto en MDT, en la misma coordenada (x,y), por lo que no es posible obtener la diferencia entre el punto de terreno y superficie en forma directa, para resolver este problema se realiza una interpolación local de MDT. Para realizar la interpolación se utilizó el método de inverso de la distancia ponderada (IDW, por la sigla en inglés de Inverse Distance Weighted), donde los puntos muéstrales más próximos tienen las alturas más similares al punto estimado, esta semejanza disminuye con la distancia entre el punto calculado y el punto muestra. Se selecciona en torno a cada punto una serie muestral, y se realiza la media aritmética de sus alturas, ponderando sus valores por un factor inversamente proporcional a la distancia entre cada punto muestral considerado y el punto no muestral del cual se está estimando la altura. De este modo:

$$Z_i = \frac{\sum_j \left(Z_j \cdot W_{ij} \right)}{\sum_j W_{ij}}$$

Donde Z_i es la altura estimada en el punto no muestral *i*, Z_j es la altitud real en el punto muestral *j*, W_{ij} es un factor de ponderación en función de la inversa de la distancia entre el punto *i* y *j* que actúa sobre el valor de la altura en cada punto muestral *j*. La sumatoria se efectúa para todos los *m* puntos integrados en la vecindad de *i*.

Existen muchas posibilidades para establecer en concreto el factor de ponderación, como:

$$W_{ij} = \frac{1}{D_{ij}}$$
, o bien $W_{ij} = \frac{1}{D_{ij}^a}$

Siendo D_{ij} la distancia euclidiana entre *i* (el punto calculado) y *j*, el punto muestral. El exponente *a*, que afecta a la distancia, tiene el efecto de disminuir, al hacerse más grande, la influencia que en el cálculo de la altura interpolada ejercen sobre los puntos muéstrales más alejados de *i*. Para el caso puntual de la interpolación de MDT se utilizaron los siguientes parámetros *a*=2, un vecino por cuadrante, y 20 m de área máxima de exploración como muestra la Figura 4.3.



Figura 4.3: Parámetros de proceso de interpolación.

4.3 Segmentación

Durante el proceso de segmentación, se determina la forma de la corona y la ubicación de cada árbol. Los árboles se localizan buscando los máximos locales en el DTHM. Los algoritmos estudiados requieren antes de la búsqueda de máximos, que el DTHM sea pasado bajo un filtro. Cuando no se utilizar un filtrado, genera como resultado que el número total de copas de árboles sea demasiado alto. El exceso de filtrado permite obtener menor número de copas y copas de árboles de gran tamaño, por lo que una buena definición del filtrado es clave para obtener una estimación certera. Nuestra propuesta no requiere de filtrado previo. El filtrado tiende a modificar los datos obtenidos del sensor LiDAR, con lo cual luego se puede obtener variables con menor precisión.

Con el DTHM generado con datos vectoriales, sin la aplicación de filtro, se identifican los puntos semilla, correspondientes al punto más alto de la copa de los árboles. A fin de considerar solamente los árboles más altos que un valor de altura dado, los puntos semilla, se definen como los máximos locales superiores a un determinado umbral denominado *thSeed* (*thseed* corresponde a la altura mínima que debería tener un punto para que sea considerado árbol). Se utiliza una ventana circular móvil de un tamaño determinado para detectar los árboles, la ventana circular es construida con el parámetro *minSpacingTree*, parámetro de campo muy fácil de obtener, el cual corresponde a la distancia mínima de plantación sobre la línea de plantación, con *minSpacingTree* es posible obtener una ventana circular alrededor del punto semilla. La Figura 4.4 ejemplifica la definición de parámetros.



Figura 4.4: Parámetros de proceso de segmentación

Podemos decir que un punto de la imagen vectorial LiDAR denominado I con coordenadas (i, j) es un punto semilla, si se cumple que:

$$I(i,j) \in S \quad if \begin{cases} I(i,j) > thSeed \\ I(i,j) = \underset{2\sqrt{(x-i)^2 + (y-j)^2} < minSpacingTree}{} \end{cases}$$

Donde I(i, j) es el valor de elevación del punto de coordenadas (i, j). Al final de este proceso se obtiene el conjunto de los puntos semilla $S = \{s, ..., s_n\}$, donde s_n corresponde al enésimo punto semilla. La Figura 4.5 muestra gráficamente el resultado de ubicación de los puntos semilla sobre un área circular, correspondiente a una parcela de pino radiata.



Figura 4.5: Ejemplo de salida de proceso de identificación de puntos semilla

La última fase del algoritmo consiste en hacer crecer la región del área de un punto semilla, que tiene por objeto la identificación de las copas de los árboles. Un punto I(i, j) se añade a la región considerada copa, si cumple tres condiciones, primero que corresponda a la forma de la copa, luego que I(i, j) este asociado un punto semilla más cercano, en tercer lugar, que estén acotadas al tamaño *thDiameter*. Definimos el conjunto de las regiones $R = \{r, ..., r_n\}$, donde r_n identifica la región alrededor del punto semilla s_n , se puede escribir de la siguiente manera:

$$\begin{split} I(i,j) \, \in \, r_n \quad & if \begin{cases} I(i,j) \, > P * I_{s_n} \\ D \left[I(i,j) + S_n \right] = \min D \left[I(i,j) + S_x \right] \\ DC[r_n + I(i,j)]$$

Donde I_{s_n} es la altura de un punto considerado semilla. *P* corresponde al porcentaje de mínimo de la altura de la copa, *P* puede tomar valores entre 0 y 1. *D* $[I(i, j) + S_n]$ es la distancia entre I(i, j) y

el punto semilla S_n . *min* $D[I(i, j) + S_x]$ corresponde a la mínima distancia entre I(i, j) y cualquier punto semilla S_x . $DC[r_n+I(i, j)]$ es el diámetro de los puntos considerados región, incluyendo el nuevo píxel I(i, j), *thDiameter* es el diámetro máximo aceptable de una región.

El algoritmo termina cuando no hay más píxeles que añadir a cualquier región.

El algoritmo entrega como resultado un conjunto de puntos semilla S_n (máximos locales que posiblemente son copas de árboles) y un conjunto de regiones R que corresponde a coordenadas que componen a la copa de cada árbol, la Figura 4.6 muestra una representación gráfica del resultado del proceso de segmentación.



Figura 4.6: Ejemplos de salida del proceso de segmentación

4.4 Procedimientos principales.

A continuación se muestra el pseudocódigo de los procedimientos *GetVarLidar*, *GetDTHM*, *Segmentacion y GetVariables* en las figuras 4.7, 4.8, 4.9 y 4.10 respectivamente. En cada una de ellas se describen entradas, procesos y salida.

GetVarLiDAR(MDT, MDS)	
Entradas:	
Selección de datos de terreno en formato vect	orial (MDT)
Selección de datos de no terreno en formato v	ectorial (MDS)
Procesos:	
Se obtiene DTHM, DTHM = GetDTHM(MD	T, MDS)
Se obtienen puntos semilla, S = Segmentacion	n(DTHM)
Se obtienen variables, GetVariables(S,densid	ad,altura)
Salida:	
Se obtienen variables densidad y altura	

Figura 4.7: Pseudocódigo GetVarLidar, corresponde al procedimiento principal desde el cual se

invocan los diferentes métodos.

```
GetDTHM(MDT, MDS)

Entradas:

Datos de terreno en formato vectorial (MDT)

Datos de no terreno en formato vectorial (MDS)

Procesos:

tope_DTHM= 0

Para cada punto ps de MDS

Asignar coordenada (x) a ph de DTHM, ph.x=ps.x

Asignar coordenada (y) a ph de DTHM, ph.y=ps.y

Obtener punto terreno usando IDW, pt = IDW(ps, MDT)

Obtener altura (z) de punto DTHM, ph.z = ps.z - pt.z

Guardar altura vectorial de DTHM, DTHM[tope_DTHM]= ph

tope_DTHM= tope_DTHM+1

Salida:

Se obtienen modelo digital de altura de árboles vectorial DTHM
```

Figura 4.8: Pseudocódigo GetDTHM, corresponde al procedimiento encargado de obtener el DTHM a

partir de MDT y MDS.

```
Segmentacion(DTHM)
Entradas:
    Datos de modelo de altura de árboles en formato vectorial (DTHM)
Procesos:
       n=0
       Para cada punto ph de DTHM
           Si ph.z > thSeed entonces
           //Se obtiene altura máxima local del área circular de radio MinSpacingTree y cuyo centro es ph.
            ml = maxlocal(ph, MinSpacingTree, DTHM)
            Si ph.z=ml.z entonces
              S[n]= ph
              n=n+1
        Para cada punto ph de DTHM
            //Se obtiene diámetro de copa de punto semilla S[n] más cercano a ph
            mdc = Mindc (ph, S, n)
            //P corresponde al porcentaje de mínimo de la altura de comienzo la copa
            Si ph.z> S[n].z*P entonces
              Si mdc < thDiameter entonces
                S[n].R[S[n].topeR]= ph
                S[n].topeR = S[n].topeR+1
Salida:
    Se obtienen lista de puntos semilla S
```

Figura 4.9: Pseudocódigo *Segmentacion*, proceso entrega como resultado un conjunto de puntos semilla *S* (máximos locales que posiblemente son copas de árboles) y un conjunto de regiones *S[n].R* que corresponde a coordenadas que componen a la copa de cada posible árbol.

```
GetVariables(S,densidad,altura)

Entradas:

Datos de puntos semilla S

Procesos:

Asignar factor de expansión [ha], fe=10000/supeficieDTHM

alt_media=0

n=0

Para cada punto ps de S

alt_media = alt_media + ps.z

n = n +1

Altura = alt_media / n

Densidad = n * fe

Salida:

Se obtienen altura media y densidad.
```

Figura 4.10: Pseudocódigo *GetVariables*, proceso que entrega como resultado altura y densidad, los cuales se obtienen procesando el conjunto de puntos semilla *S*.

4.5 Conclusión

En este capítulo revisamos la arquitectura general y los procedimientos principales de nuestro algoritmo, el cual nos permite obtener un modelo digital de altura y producir la segmentación, gracias a los cual es posible identificar los puntos semilla, que corresponden a árboles detectados. También revisamos como es posible obtener una representación de la cobertura de copa de los árboles haciendo crecer la región del área semilla. Asimismo destacamos los parámetros y restricciones de los procedimientos, entre los que destacan *minSpacingTree*, el que corresponde a la distancia mínima de plantación.

Los nuevos métodos descritos, trabajan directamente con los datos vectoriales y no usa en ningún proceso información rasterizada, lo cual permite no perder la resolución.

Capítulo V: Implementación

5.1 Introducción

En este capítulo revisaremos en detalle aspectos de la implementación del algoritmo propuesto, se mostrarán formularios importantes de un prototipo de experimentación construido para probar el algoritmo. Anteriormente indicamos que nuestro algoritmo propuesto esta compuesto de varios procedimientos, entre los que se encuentran, la selección de información, la obtención de DTHM, la segmentación y la obtención de variables. Estos procedimientos serán explicados con mayor detalle en este capítulo.

Para la implementación de utilizó el lenguaje de programación Object Pascal, como entorno de desarrollo integrado se utilizo Borland Delphi. Es posible descargar la aplicación ejecutable, video con guía de ejecución y proyecto con datos de prueba desde la dirección http://www.sintec.cl/lidar/ lidar.zip. Para la implementación y pruebas se utilizó un computador personal con un procesador Intel i3 M380 de 2.53 Ghz con 3GB Ram.

Con el objetivo de familiarizarnos con los datos, generar una plataforma que permita probar y generar informes con resultados del proceso usando diferentes submuestras de datos, se creó un prototipo de experimentación en el cual se implementó el algoritmo propuesto. El prototipo de experimentación permite seleccionar múltiples muestras de información de áreas geográficas en específico. Se decidió utilizar selección de áreas circulares de superficie fija, al igual que los inventarios de campo tradicional, de manera de hacer luego comparaciones con información de inventarios tradicionales de campo. La Figura 5.1 muestra el menú principal del prototipo de experimentación.



Figura 5.1: Menú Principal de prototipo de experimentación, "LiDAR Inventario Forestal".

El prototipo de experimentación tiene implementada una serie de funcionalidades, de las cuales se describen a continuación las más relevantes.

5.2 Selección de información

Básicamente lo que realiza esta función es efectuar un recorte sobre los datos. Durante el proceso de selección se define un área buffer, también se realizan validaciones sobre los datos con el objetivo de eliminar datos fuera de rango. El objetivo de definir un área buffer es disponer de más información para la identificación de árboles que están cerca de borde de la parcela, con el fin de poder determinar con mayor precisión si un punto semilla se encuentra o no en el área de estudio. La Figura 5.2, muestra una representación del proceso de selección, el primer recuadro muestra una representación de una nube de puntos LiDAR, el segundo recuadro muestra el área de estudio de interés, finalmente se muestra el resultado del proceso de selección, en el que solamente quedan disponibles puntos LiDAR asociados al área de interés.



Figura 5.2: Proceso de selección de datos.

Una vez finalizado el proceso de selección de información, es posible entonces contar con información necesaria para realizar la obtención de DTHM, segmentación y obtención de variables, en la Figura 5.3 se muestra una gráfica donde se puede apreciar el resultado del proceso de selección, en azul pueden apreciarse los pulsos obtenidos por el sensor, en verde puede apreciarse el límite de una parcela circular de 300 m², también puede apreciarse 10 m de área buffer usada para mejorar estimaciones ubicadas al borde de la parcela.



Figura 5.3: Ejemplo de salida de proceso de selección de una parcela circular de 300 m².

5.3 Obtención de DTHM

La obtención de DTHM se aplica luego de realizar la selección de un área de interés, la obtención de DTHM es un procedimiento importante dentro del algoritmo propuesto, ya que permite generar los datos necesarios para el proceso de segmentación que revisaremos posteriormente.

Como ya sabemos, los datos LiDAR proporcionan una nube de puntos (x, y, z). Estos puntos conforman una nube de puntos Irregular (Figura 5.4 (a)), que incluye los puntos del terreno, vegetación y construcciones. Al hacer una selección de estos puntos, es posible clasificar los datos, obteniendo un

MDT (Figura 5.4 (b)) y un MDS (Figura 5.4 (c)). La diferencia entre MDS y MDT corresponde DTHM (Figura 5.4 (d)).



Figura 5.4: Entrada y salida de proceso para obtención de DHTM vectorial.

Generalmente, para cada punto de MDS no existe un punto en MDT, en la misma coordenada (x,y), por lo que no es posible obtener la diferencia entre el punto de terreno y el punto de superficie en forma directa, para resolver este problema se realiza una interpolación local de MDT. Para realizar la interpolación se utilizó el método Inverso de la distancia ponderada IDW.

En la Figura 5.5 se muestra un ejemplo de la salida del proceso de generación de DTHM clasificado por altura, bajo la cubierta de DTHM se despliega una foto de alta resolución del área correspondiente a una parcela, en la cual se aprecia consistencia con las líneas y espacios correspondientes a las hileras de plantación.



Figura 5.5: Ejemplo de salida de proceso de generación de DTHM clasificado por altura.

En la Figura 5.6 se muestra un ejemplo de la salida del proceso de generación de DTHM clasificado por altura, desplegado en 3 dimensiones, nuevamente puede apreciarse consistencia de las líneas y espacios correspondientes a las hileras de plantación.





en 3D.

5.4 Segmentación.

La segmentación es el procedimiento más importante del algoritmo propuesto, durante el proceso de segmentación, se determina la forma de la corona y la ubicación de cada árbol. Primero comenzamos con el proceso de identificación de cada árbol, en esta etapa la definición de áreas buffer juega un papel importante, ya que gracias al área buffer podremos identificar con mayor precisión si un árbol pertenece o no al área de estudio. Para cada punto en el interior del área de estudio seleccionada (parcela circular), se verifica si corresponde a un punto semilla considerando las siguientes restricciones:

- La altura del punto debe ser mayor al parámetro *thSeed*, el cual corresponde a la altura mínima considerada para un árbol. Para poder asignar un valor a esta variable se deben considerar aspectos como la altura de la plantación y altura de sotobosque, donde *thSeed* debería ser mayor a la altura de sotobosque y bastante menor que la altura total. Cuando el parámetro *thSeed* se configura con valores altos, es muy posible que se obtenga menos árboles identificados, a modo ejemplo, para un área de estudio correspondiente a plantaciones adultas de más de 20m y sotobosque de 4m de altura, una configuración sugerida podría ser *thSeed* de 5m de altura.
- Otro parámetro importante y obligatorio de definir corresponde a *minSpacingTree*, el cual debe ser configurado con el valor de la distancia mínima entre árboles sobre la hilera de plantación o marco plantación, expresado en metros. Es muy importante definir correctamente este parámetro de campo, ya que una definición muy pequeña de *minSpacingTree* permitirá obtener más árboles de copas pequeñas, y un valor demasiado alto de *minSpacingTree* permite obtener menor número de copas y copas de árboles de gran tamaño. El parámetro *minSpacingTree* es utilizado como radio para construir una ventana circular con la cual se buscan máximos locales, los que corresponden a árboles identificados.

El proceso de segmentación busca puntos que cumplan con las restricciones impuestas. En la Figura 5.7 se muestra un modelo de DTHM, sobre el cual es posible identificar 2 puntos semilla que cumplen las restricciones establecidas. Es decir, los dos puntos semilla identificados son más altos que *thSeed* y corresponde a máximos locales correspondientes a un área circular cuyo radio corresponde a *minSpacingTree*.



Figura 5.7: Modelo de DTHM

Para finalizar el proceso de segmentación es necesario delimitar la copa de los árboles identificados, la copa está compuesta por los puntos alrededor del punto semilla los cuales deben cumplir las siguientes condiciones:

• $I(i,j) > P * I_{s_n}$, un punto semilla perteneciente a la región, debe tener una altura mayor que la altura del punto semilla multiplicado por un factor, el que puede tomar valores entre 0 y 1. Esta restricción es utilizada para eliminar puntos correspondiente a sotobosque y asociar a la copa puntos desde cierto porcentaje del árbol hacia arriba.

- $D[I(i,j) + S_n] = min D[I(i,j) + S_x]$, esta restricción permite que un punto se pueda asociar solamente al punto semilla más cercano.
- $DC[r_n + I(i, j)] < thDiameter$, finalmente el diámetro de copa debe ser menor que *thDiameter*, el cual puede ser un parámetro constante o una función asociada a la altura del punto semilla.

Aplicando las restricciones anteriores, es posible delimitar la copa de puntos semilla de manera vectorial. La Figura 5.8 muestra un ejemplo del resultado de proceso de segmentación, en azul se muestran los puntos asociados a la región 1 correspondiente al punto semilla Is_1 , en amarillo se muestran los puntos asociados al punto semilla Is_n en rojo se muestran puntos que no cumplen las restricciones



Figura 5.8: Segmentación de copas.

5.5 Obtención de variables.

El proceso de obtención de variables nos permite generar salidas de información con distintos niveles de agregación, realizar transformaciones y agrupaciones que nos permitan entender los resultados de manera más simple, como también obtener nuevas variables.

5.5.1 Obtención de nuevas variables.

Utilizando las regiones $R = \{r, ..., r_n\}$, las cuales corresponden a los puntos asociados a las copas de los puntos semilla (los cuales obtuvimos usando la función de segmentación de nuestro algoritmo), es posible obtener la variable área de copa, para ello se utilizó el algoritmo de Graham (Graham 1972) para determinar el cerco convexo de un conjuntos de punto (Convex Hull). En la Figura 5.9 se puede ver una serie de puntos, los cuales corresponden a los puntos asociados a la región de un punto semilla, luego el área del cerco convexo, correspondería al área de la copa de un punto semilla.



Figura 5.9: Ejemplo de resultado de proceso de determinación de área de copa.

Para determinar la altura total estimada de cada árbol, básicamente hay que obtener la altura correspondiente a cada punto semilla.

Para determinar la densidad o cantidad de árboles, simplemente basta con contar los puntos semilla correspondientes al área de muestreo, si es necesario desplegar el resultado en términos de número de árboles por hectárea, será necesario aplicar un factor de expansión, que en el caso de nuestra unidades muéstrales de superficie fija, corresponde a fe=10000/sup, donde *sup* equivale a la superficie de la unidad muestra. La siguiente imagen muestra la implementación de un reporte de salida, en el cual se muestran la variable obtenida en diferentes unidades muéstrales de un área de estudio.

Existe un conjunto de otras variables que son posibles de estimar utilizando funciones que usan variables ya calculadas, por ejemplo, el diámetro o volumen de cada árbol, podría obtenerse con funciones que utilicen como parámetros la altura total y área de copa para estimarlas. El proceso obtención de variables estimadas adicionales, no está contemplado en el marco de este trabajo. En la Figura 5.10 se muestra un reporte de salida en la que se muestran resultados por parcela de las variables densidad, altura media y altura dominante.

	-			<u>Par</u>	ámetros j	por parcela	Pág 1 Fecha 06/11/2011 Hora 22:24
Proyecto Planificaci	: P28_ ion : D:\P	_300m_100 royectos\M)P.LIF lininco\LIDAR\Pla	anificacion\O	T00056319960	4_plan.txt	
Parcela	СХ	СҮ	Densidad (arb/ha)	Altura Media	Altura Dominant	Altura Agregada	
1	660700	5836260	867	19.83	22.36	20.64	
2	660982	5836242	500	15.74	20.36	16.65	
3	660992	5836112	633	12.05	21.50	11.83	
4	660850	5836110	1100	15.26	18.02	16.43	
5	661450	5636110	1100	10.08	19.61	17.42	
7	661000	5030110	1122	10.93	23.44	20.12	
6	661000	5030110	F33	14.40	17.40	17.00	
0	660700	5835060	033	17.41	10.37	17.22	
10	660850	5835960	900	16.01	10.47	18.05	
11	661450	5835960	567	18.26	21.82	19.83	
12	661900	5835960	1067	16.05	20.22	16.56	
13	661300	5835960	1000	15.95	18.95	16.71	
14	661750	5835960	633	19.61	22.24	21.52	
15	661300	5835810	1000	16.84	20.71	18.83	
16	661450	5835810	800	16.57	19.94	18.02	
17	661600	5835810	933	18.31	21.12	19.82	
18	661000	5835810	933	15.54	19.46	15.85	
19	661150	5835810	933	18.01	20.30	19.73	
20	661750	5835810	1067	13.67	16.33	12.82	
21	661900	5835810	867	19.28	21.10	20.51	
22	661300	5835660	900	18.06	21.57	20.55	
23	661600	5835660	967	16.71	20.72	19.94	
24	661150	5835660	933	16.88	19.20	17.50	
25	661300	5835510	833	15.12	17.76	16.11	
26	661450	5835510	1233	13.69	16.56	12.99	
27	661590	5835509	1133	16.27	19.30	16.88	
28	661554	5835383	700	19.95	22.21	21.79	
Media			883.3	16.63	19.93	17.67	

Figura 5.10: Reporte de salida correspondiente a una simulación de 28 unidades muéstrales.

5.6 Conclusión

En este capítulo mostramos detalles de la implementación de nuestro algoritmo, el cual se materializó en un prototipo de experimentación, el que nos permitió hacer prueba y comparaciones.

Revisamos detalles importantes de la implementación, así como también, algunas interfaces importantes que fueron construidas sobre el prototipo de experimentación.

Capítulo VI: Caso de Estudio

6.1 Introducción.

En este capítulo presentaremos un conjunto resultados obtenidos usando información obtenida con distintos niveles de resolución. Primero se muestra una descripción de las fuentes de datos obtenidas para la realización de pruebas y posteriormente se presentan los resultados obtenidos.

6.2 Obtención de datos LiDAR.

La medición LiDAR se llevó a cabo en una superficie aproximada de 300 [ha]. El área de estudio fue seleccionado por CMPC Forestal – Tecnología Silvícola sobre la base de sus características en términos de tipo de vegetación y la cobertura. INTERRA S.A desplegó su Optech ALTM 2050 para llevar a cabo la medición. El vuelo de la medición se llevó a cabo en líneas de vuelo paralelas con un solapamiento del 50% y de acuerdo con la siguientes parámetros: Velocidad de crucero: 80 nudos. Altitud sobre el suelo: 800 m. Exploración: 50.000 pulsos por segundo. Modo de digitalización: F/L (First/Last: el sensor registrará la primer y último eco correspondientes a cada disparo del pulso del láser). Ángulo de exploración: 20 grados y frecuencia de escaneo: 30 Hertz. El plan de vuelo se repitió dos veces, con lo que el número de muestras promedio por metro cuadrado llegó a 11 puntos aproximadamente.



Figura 6.1: Ubicación de área de estudio.

Como se puede apreciar en la Figura 6.1, el área de estudio se encuentra ubicada al sur poniente de la VIII región de Chile, Ubicada a 132 km al sur de Concepción siguiendo la ruta 160, específicamente en las coordenadas geográficas -37° 36' 28.41", -73° 10' 20.25". Los datos LiDAR

correspondientes al área, contienen 32.000.000 de puntos, los cuales están almacenados de manera dividida en 17 cuadrantes, los cuales en total ocupan 1 GB de espacio en disco.

6.3 Estudio de Campo

Para realizar validaciones y comparaciones sobre los resultados del proceso de identificación y estimación de variables de tamaño de árbol, fue necesario realizar algunas mediciones de campo. Se realizaron los siguientes tipos de mediciones de campo:

- Parcelas con estándar de inventario tradicional.
- Censo de áreas específicas.

A continuación de detallarán aspectos importantes de los tipos de mediciones.

6.3.1 Parcelas con estándar de inventario tradicional

Se midieron 28 parcelas circulares de 300 m² de superficie, basado en el estándar de medición de inventarios tradicionales de CMPC Forestal – Tecnología Silvícola. Los datos obtenidos del procesamiento, serán utilizados para validar los datos obtenidos con los algoritmos implementados. Como se muestra en la Figura 6.2 las parcelas fueron distribuidas de manera sistemática sobre un área de plantaciones de pino radiata.



Figura 6.2: Distribución de parcelas sobre plantaciones basadas en red sistemática.

6.3.2 Censo de áreas específicas.

Se contaron todos los árboles correspondientes a la plantación sobre 3 polígonos, cuya particularidad está dada, en que es posible tener claridad sobre sus límites. En la Figura 6.3 de muestra los tres polígonos censados.



Figura 6.3: Polígonos de 3 áreas censadas.

6.4 Inventario Campo V/S Inventario LiDAR.

Es conveniente recordar, que el objetivo principal de nuestro trabajo, es crear un algoritmo que permita la identificación de árboles individuales y estimación de tamaño de árboles usando datos LiDAR, aplicable a plantaciones de pino radiata, con el propósito de identificar correctamente a lo menos el 90% de árboles y estimar la altura de árboles identificados con menos de un 10 % de error, respecto de las estimaciones obtenidas utilizando inventarios tradicionales de campo. Para esto, realizaremos una comparación entre los resultados de inventario de campo y los resultados obtenidos con el procesamiento LiDAR.

6.4.1 Resultados de Inventario Campo.

Para obtener los resultados del inventario de campo se utilizó el software de procesamiento Inventario 2010, el cual es utilizado por CMPC Forestal para el procesamiento de todos los tipos de inventarios forestales tradicionales. Inventario 2010 arrojó como resultado del procesamiento los siguientes resultados para las variables densidad, altura media y altura dominante.

Parámetros					
Tamaño de parcela	300 m ²				
N° de parcelas	28				
Superficie Inventariada	53.3 ha				
Intensidad de muestreo	1.58%				
Variable	densidad árb/ha	altura total (m)	altura dominante (m)		
Media	918.0	17.7	19.9		
Desviación estándar	191.7	1.0	1.2		
Error de muestreo	8.1%	2.2%	2.3%		
Límites de confianza Inf.	843	17.3	19.4		
Límites de confianza Sup.	992	18.1	20.4		

Tabla 6.1: Resultados obtenidos del procesamiento de inventario de campo para las variables

densidad, altura total y altura dominante.

Revisando los datos de la Tabla 6.1, se puede interpretar que para el inventario de campo en el cual se utilizaron 28 parcelas circulares de superficie fija de 300 m², las cuales fueron distribuidas sistemáticamente sobre un rodal de pino radiata de 53.3 [ha], logrando una intensidad de muestreo de

1.58%. El inventario arrojó un error de muestreo de 8.1%, 2.2% y 2.3% para las variables densidad de árboles por hectárea, altura total y altura dominante respectivamente con un 95% de confianza.

Podemos interpretar los resultados del inventario como que existe una alta probabilidad de que la densidad del rodal, para toda la población, se encuentre en un rango de 8.1% respecto a la media muestral, es decir, entre 843 y 992 árb/ha, también existe una alta probabilidad de que la altura total, se encuentre en un rango de 2.2% respecto a la media muestral, es decir, entre 17.3 y 18.1 m y existe una alta probabilidad de que la altura dominante, se encuentre en un rango de 2.3% respecto a la media muestral, es decir, entre 19.4 y 20.4 m.

6.4.2 Resultados Inventario LiDAR.

Para obtener los resultados del inventario LiDAR, se utilizó nuestro prototipo de experimentación, en el cual se configuró un proyecto que permitió realizar la selección de 28 parcelas circulares de 300 m² sobre el área de estudio, esta parcelas se ubicaron en las coordenadas de planificación del inventario de campo. Se utilizó el valor 1.3 m para el parámetro *thSeed* y 1.25 m para el parámetro *minSpacingTree*, la Tabla 6.2 muestra el resultado del proceso.

Parámetros					
Tamaño de parcela	300 m ²				
N° de parcelas	28				
Superficie Inventariada	53.3 ha				
Intensidad de muestreo	1.58%				
Variable	densidad árb/ha	altura total (m)	altura dominante (m)		
Media	888.1	15.1	18.2		
Desviación estándar	199.0	2.2	2.6		
Error de muestreo	8.7%	5.5%	5.1%		
Límites de confianza Inf.	810	14.3	17.2		
Límites de confianza Sup.	965	16.0	19.2		

 Tabla 6.2: Resultados obtenidos del procesamiento de inventario de datos LiDAR para las variables densidad, altura total y altura dominante

Revisando los datos de la Tabla 6.2, se puede interpretar que para el inventario de datos LiDAR en el cual se utilizaron 28 parcelas circular de superficie fija de 300 m^2 , la cuales fueron distribuidas sistemáticamente sobre un rodal de pino radiata de 53.3 [ha], logrando una intensidad de

muestreo de 1.58%. El inventario arrojó un error de muestreo de 8.7%, 5.5% y 5.1% para las variables densidad de árboles por hectárea, altura total y altura dominante respectivamente.

Podemos interpretar los resultados del inventario como que existe una alta probabilidad de que la densidad del rodal, para toda la población, se encuentre en un rango de 8.7% respecto a la media muestral, es decir, entre 810 y 965 árb/ha, también existe una alta probabilidad de que la altura total, se encuentre en un rango de 5.5% respecto a la media muestral, es decir, entre 14.3 y 16.0 m y existe una alta probabilidad de que la altura dominante, se encuentre en un rango de 5.1% respecto a la media muestral, es decir, entre 18.5 y 20.5 m.

6.4.3 Análisis de resultados.

Como resultado de la comparación de resultados entre un inventario tradicional y el resultado del inventario usando datos LiDAR, podemos concluir:

- A nivel de la variable densidad árb/ha, el resultado del inventario de campo arrojó que existe una alta probabilidad de que la densidad del rodal, para toda la población, se encuentre en un rango de 8.1% respecto a la media muestral, es decir, entre 843 y 992 árb/ha, el resultado del inventario LiDAR estimó 888 árb/ha, lo que está dentro de los límites de confianza del inventario tradicional. La densidad media obtenida con el inventario de campo es de 918 árb/ha y de 888 árb/ha para el inventario LiDAR, lo que se traduce en un error relativo de 3.24%.
- Para la variable altura media, el resultado del inventario de campo arrojó que existe una alta probabilidad de que la altura media del rodal, para toda la población, se encuentre en un rango de 2.2% respecto a la media muestral, es decir, entre 17.3 y 18.1 m, el resultado del inventario LiDAR estimó 15.1 m, lo que no está dentro de los límites de confianza del inventario tradicional. La Altura Media obtenida con el inventario de campo es de 17.7 m y 15.1 m para el inventario LiDAR, lo que se traduce en un error relativo de 17.22%.
- A nivel de la variable altura dominante, el resultado del inventario de campo arrojó que existe una alta probabilidad de que la altura dominante del rodal, para toda la población, se encuentre en un rango de 2.3% respecto a la media muestral, es decir, entre 19.4 y 20.4 m, el resultado del inventario LiDAR estimó 18.2 m, lo que no está dentro de los límites de confianza del inventario tradicional. La Altura Dominante

obtenida con el inventario de campo es de 19.9 m y de 18.2 m para el inventario LiDAR, lo que se traduce en un error relativo de 9.34%.

La estimación de densidad de árboles con un error relativo de 3.24% respecto del inventario de campo tradicional, muestra que es posible la utilización de la tecnología LiDAR para la estimación de densidad en plantaciones de pino radiata, logrando uno de los objetivos de nuestro trabajo.

Respecto de las variables asociadas a la altura, podemos decir que existe un sesgo negativo. Esto es algo normal en la especie pino radiata, ya que es poco probable que los pulsos del sensor LiDAR apunte al ápice de cada árbol. Esto no es algo nuevo, Persson reportó un sesgo negativo de 1.13 m en Pino de Escocia y Picea de Noruega, en dicho estudio aplicó una corrección de 1.13 m a altura obtenida del sensor, es decir aplicó la función y=x+1.13, donde x corresponde a la altura estimada de cada árbol a partir de máximos locales usando datos LiDAR, e y corresponde a la altura se obtiene los resultados que se muestran en la Tabla 6.3.

Parámetros				
Tamaño de parcela	300 m ²			
N° de parcelas	28			
Superficie Inventariada	53.3 ha			
Intensidad de muestreo	1.58%			
Variable	altura total (m)	altura dominante (m)		
Media	16.3	19.3		
Desviación estándar	2.2	2.6		
Error de muestreo	5.16%	5.19%		
Límites de confianza Inf.	15.4	18.3		
Límites de confianza Sup.	17.1	20.3		

 Tabla 6.3: Resultados de altura ajustados.

Luego de aplicar función de corrección de altura, se obtuvieron los siguientes resultados.

 Para la variable altura media, el resultado del inventario de campo arrojó que existe una alta probabilidad de que la altura media del rodal, para toda la población, se encuentre en un rango de 2.2% respecto a la media muestral, es decir, entre 17.3 y 18.1 m, el resultado del inventario LiDAR aplicando corrección de altura estimó 16.3 m, lo que no está dentro de los límites de confianza del inventario tradicional. La Altura Media obtenida con el inventario de campo es de 17.7 m y de 16.3 m para el inventario LiDAR, lo que se traduce en un error relativo de 7.91%.

• A nivel de la variable altura dominante, el resultado del inventario de campo arrojó que existe una alta probabilidad de que la altura dominante del rodal, para toda la población, se encuentre en un rango de 2.3% respecto a la media muestral, es decir, entre 19.4 y 20.4 m, el resultado del inventario LiDAR estimó 19.3 m, lo que no está dentro de los límites de confianza del inventario tradicional. La Altura Dominante obtenida con el inventario de campo es de 19.9 m y de 19.3 m para el inventario LiDAR, lo que se traduce en un error relativo de 3.02%.

La estimación de altura media corregida con un error relativo de 7.91% respecto del inventario de campo tradicional, muestra que es posible la utilización de la tecnología LiDAR para la estimación de la variable altura media en pino radiata, logrando cumplir uno de los objetivos planteados.

La estimación de altura dominante corregida con un error relativo de 3.02% respecto del inventario de campo tradicional, muestra que es posible la utilización de la tecnología LiDAR para la estimación de la variable altura dominante en pino radiata, logrando cumplir uno de los objetivos planteados.

6.5 Censo V/S Inventario LiDAR.

Se realizó un censo de 3 polígonos de plantación claramente identificables, en el cual se realizó un conteo de todos los árboles correspondientes a la plantación, a continuación se presentan los resultados obtenidos con el método de identificación y el muestreo de campo.

6.5.1 Resultados Polígono 1.

Sobre el polígono 1 el censo de campo arrojó como resultado un total de 153 árboles, la Figura 6.4 muestra el resultado del procesos de identificación de árboles, con el que se identificaron 157 árboles, lo que corresponde a un error relativo de 2.6%



Figura 6.4: Resultado de proceso de identificación sobre el polígono 1

6.5.2 Resultados Polígono 2.

Sobre el polígono 2 el censo de campo arrojó como resultado un total de 923 árboles, la Figura 6.5 muestra el resultado del procesos de identificación de árboles, con el que se identificaron 862 árboles, lo que corresponde a un error relativo de 6.6%



Figura 6.5: Resultado de proceso de identificación sobre el polígono 2

6.5.3 Resultados Polígono 3.

Sobre el polígono 3 el censo de campo arrojó como resultado un total de 572 árboles, la Figura 6.6 muestra el resultado del procesos de identificación de árboles, con el que se identificaron 642 árboles, lo que corresponde a un error relativo de 12.2%


Figura 6.6: Resultado de proceso de identificación sobre el polígono 3

6.5.4 Análisis de resultados.

La Tabla 6.4 muestra un resumen de los resultados obtenidos por cada polígono, se muestran las superficies, el error relativo asociado a cada polígono y el error total ponderado por superficie.

	Árboles Identificados		Densidad árb/ha		Superficie	Error
	Censo	LiDAR	Censo	LiDAR	Polígono	Relativo
Polígono 1	153	157	850	872	1800	-2.6%
Polígono 2	923	862	971	907	9500	6.6%
Polígono 3	572	642	817	917	7000	-12.2%
Total			900	907	18300	-0.8%

 Tabla 6.4: Detalle y resumen de resultados de procesamiento de polígonos.

Los resultados obtenidos en el censo son consistentes con los obtenidos por el inventario de campo tradicional, el censo nos entregó como resultado una densidad real de los polígonos de 900 árb/ha, mientras que el inventario de campo nos entregó como resultado 918 árb/ha.

Para el polígono 1, 2 y el total ponderado, se obtuvieron errores relativos asociado a la densidad menores al 7%. Es importante destacar que el rodal seleccionado para este estudio, presenta condiciones que se pueden considerar como muy desfavorables y atípicas, ya que en el rodal existen condiciones difíciles de sotobosque, regeneración natural, bajo manejo forestal, alta heterogeneidad y altas pendientes. Creemos que en bosques manejados y más homogéneos, sería posible obtener mejores resultados.

El polígono 3, es el que presenta errores más altos en la determinación de densidad, creemos esto se debe a que el polígono 3 presenta una tasa mayor de árboles de regeneración. Se detectaron 58 árboles que posiblemente pueden considerarse como regeneración natural debido a su baja altura total. Los árboles de regeneración no fueron considerados en el censo de campo.

6.6 Algoritmo de propuesto V/S Algoritmo de Hyyppä e Inkinen.

Se procesaron 28 parcelas circulares de 300 m, distribuidas sistemáticamente sobre el áreas de estudio, estas parcelas fueron procesadas usando el algoritmo propuesto y también usando el algoritmo de Hyyppä e Inkinen (Hyyppä 1999), para este último se utilizaron diferentes configuraciones de filtros. A continuación se presenta resultados comparativos alfanuméricos para las variables densidad, altura media y dominante.

Una de las limitaciones más importante de los algoritmos estudiados tiene que ver con la elección adecuada de los filtros utilizados en la etapa de segmentación, una elección inadecuada de filtros, o la no utilización de estos, puede resultar en grandes errores de las estimaciones de número de árboles y variables de tamaño de árbol individual.

6.6.1 Algoritmo de Hyyppä e Inkinen sin aplicación de Filtro.

La no utilización de filtros del DTHM, hace que el número de árboles identificados sea muy alto. Dependiendo entonces la estimación del número de árboles exclusivamente de la resolución del DTHM, mientras más resolución tenga el DTHM, más árboles serán identificados, en este caso se utilizó una resolución de DTHM de 0.5 m.



Figura 6.7: Gráfico de resultado de densidad por hectárea.

Como se aprecia en la Figura 6.7, el algoritmo de Hyyppä e Inkinen sin filtros de DTHM, resulta en una sobrestimación evidente del número de árboles identificado, estimando en promedio 2074 árb/ha, lo que se puede traducir en un error relativo 125.94%, respecto de los 918 estimados con el inventario de campo. El algoritmo propuesto estimó en promedio una densidad de 888 árb/ha, lo que se puede traducir en un error relativo 3.24% respecto de la densidad estimada con el inventario de campo.

Se puede apreciar en la Figura 6.8, que existe una alta correlación entre la altura media estimada con el algoritmo propuesto y algoritmo de Hyyppä e Inkinen, calculando el coeficiente de correlación múltiple se obtuvo 0.97. También se puede observar una subestimación de la altura media, estimando en promedio 13.90 m sin corrección, y 15.03 m corregido con la función y=x+1.13 (Persson 2002), lo que se puede traducir en un error relativo 15.04% entre altura media corregida, respecto de los 17.7 m estimados con el inventario de campo. El algoritmo propuesto estimó en promedio una altura media corregida de 16.3 m, lo que se puede traducir en un error relativo 7.91%, respecto de la altura media estimada con el inventario de campo.



Figura 6.8: Gráfico de resultado de altura media en metros

6.6.2 Algoritmo de Hyyppä e Inkinen con Filtro.

La utilización de un filtrado adecuado es vital para la obtención de buenos resultados. Se utilizaron dos opciones de filtro para suavizar el DTHM, primero se utilizó el filtro de 9 y 13 celdas, los factores utilizados se muestran en la figura 6.9



Figura 6.9: Filtros utilizados en proceso de suavizado de DTHM.

6.6.2.1 Primera opción de filtro

La utilización de filtros del DTHM hace que el número de árboles identificados sea menor a la obtenida si no se utiliza filtrado, mientras más resolución tenga el DTHM, más árboles serán identificados, en este caso se utilizó un resolución de DTHM de 0.5 m, y un filtro de 9 celdas.

Como se aprecia en la Figura 6.10, el algoritmo de Hyyppä e Inkinen con filtros de DTHM, subestima el número de árboles identificado, estimando en promedio 785 árb/ha, lo que se puede traducir en un error relativo 14.53% respecto de los 918 estimados con el inventario de campo. El algoritmo propuesto estimó en promedio una densidad de 888 árb/ha, lo que se puede traducir en un error relativo 3.24% respecto de la densidad estimada con el inventario de campo.



Figura 6.10: Gráfico de resultado de densidad por hectárea.

Se puede apreciar en la Figura 6.11, que existe una alta correlación entre la altura media estimada con el algoritmo propuesto y algoritmo de Hyyppä e Inkinen, calculando el coeficiente de correlación múltiple se obtuvo 0.967. También se puede observar una subestimación de la altura media, estimando en promedio 13.81 m sin corrección y 14,94 m corregido, lo que se puede traducir en un error relativo 15.58% entre altura media corregida respecto de los 17.7 m estimados con el inventario de campo. El algoritmo propuesto estimó en promedio una altura media corregida de 16.3 m, lo que se puede traducir en un error relativo 7.91% respecto de la altura media estimada con el inventario de campo.



Figura 6.11: Gráfico de resultado de altura media en metros.

6.6.2.2 Segunda opción de filtro

La utilización de filtros del DTHM hace que el número de árboles identificados sea menor a la obtenida si no se utiliza filtrado, mientras más resolución tenga el DTHM, más árboles serán identificados, en este caso se utilizó un resolución de DTHM de 0.5 m, y un filtro de 13 celdas.



Figura 6.12: Gráfico de resultado de densidad por hectárea.

Como se aprecia en la Figura 6.12, el algoritmo de Hyyppä e Inkinen con filtro de DTHM, subestima el número de árboles identificado, estimando en promedio 652 árb/ha, lo que se puede traducir en un error relativo 28.92% respecto de los 918 estimados con el inventario de campo. El algoritmo propuesto estimó en promedio una densidad de 888 árb/ha, lo que se puede traducir en un error relativo 3.24% respecto de la densidad con el inventario de campo.

Se puede apreciar en la Figura 6.13 que existe una alta correlación entre la altura media estimada con el algoritmo propuesto y algoritmo de Hyyppä e Inkinen, calculando el coeficiente de correlación múltiple se obtuvo 0.968. También se puede observar una subestimación de la altura media, estimando en promedio de 13.41 m sin corrección y 14,54 m corregido, lo que se puede traducir en un error relativo 17.83% entre altura media corregida respecto de los 17.7 m estimados con el inventario de campo. El algoritmo propuesto estimó en promedio una altura media corregida de 16.3 m, lo que se puede traducir en un error relativo 7.91% respecto de la altura media estimada con el inventario de campo.



Figura 6.13: Gráfico de resultado de altura media en metros.

6.7 Conclusión.

En este capítulo, se describió el área y materiales del caso de estudio. Se revisaron detalles de la medición LiDAR sobre una superficie aproximada de 300 hectáreas. Se describieron detalles de las mediciones de campo y el procesamiento de 28 parcelas circulares de 300 m² de superficie.

Los resultados obtenidos muestran que el algoritmo propuesto estima densidad y altura dominante cercanos a los obtenidos usando inventario de campo tradicionales.

Sobre 3 áreas censadas cuya superficie total alcanza a 18300 m^2 , se registró una densidad promedio ponderada de 900 árb/ha. El algoritmo propuesto estimó 907 árb/ha, lo que se traduce un error relativo de 0.8% respecto de la densidad real censada.

El algoritmo propuesto, fue superior al algoritmo de Hyyppä e Inkinen en todas las pruebas realizadas para las distintas variables. Para realizar las pruebas, se utilizaron diferentes configuraciones de filtros.

Capítulo VII: Conclusión

En Chile actualmente existen aproximadamente 2.4 millones de hectáreas de plantaciones forestales que representan el 2,8% del territorio nacional, de la cuales el 68% el corresponde a pino radiata.

En general en Chile, la información de las plantaciones es obtenida principalmente usando inventarios forestales tradicionales, los cuales utilizan poca tecnología, son poco representativos y sus resultados no se ajustan a las necesidades que requieren las tareas operativas, ya que no son capaces de representar adecuadamente la variabilidad espacial. La falta de información fiable, sobre la variación espacial de parámetros impide entre otras cosas: hacer una eficiente asignación de los equipos de cosecha, determinar la intensidad de raleo y determinar la viabilidad de obtener determinados productos de las plantaciones. La insuficiente información, respecto de la variación espacial, se convierte en una de la principales limitaciones de los procedimientos tradicionales de toma de inventarios, limitación que es posible resolver usando datos LiDAR.

En esta tesis se presentó un algoritmo que permite la identificación de árboles individuales y estimación de tamaño de árboles usando datos LiDAR, aplicable a plantaciones de pino radiata, el cual cumple con los objetivos planteados, cuyo propósito consistía en identificar correctamente a lo menos en 90% de árboles y estimar la altura de árboles identificados con menos de un 10 % de error relativo, respecto de las estimaciones obtenidas utilizando inventarios tradicionales de campo. Los resultados muestran que es posible determinar densidad y estimar la altura dominante de árboles con menos de un 4 % de error relativo, respecto de la estimación realizada con un inventario de campo tradicional.

Para realizar la validación del algoritmo, se midieron 28 parcelas de inventario tradicional y también un censo a tres polígonos claramente identificable, en ambos casos el resultado fue satisfactorio. Cabe destacar que el rodal escogido para el estudio, presenta condiciones extremadamente complejas en términos de sotobosque, regeneración natural y manejo, lo que hace pensar que en condiciones normales de plantaciones bien manejadas, los resultados podrían ser superiores y más estables aún.

Los inventarios tradicionales ejecutados en campo, permiten obtener algunas variables cualitativas que actualmente no es posible obtener usando imágenes LiDAR, algunas de estas variables son por ejemplo, la forma del fuste, daños físicos del fuste, calidad de secciones de árboles entre otras. Sin embargo, usando la tecnología LiDAR, se logra una alta precisión en las mediciones de

altura, una superior cobertura espacial y velocidad de toma de datos. Lo permite considerarlo como una alternativa real para inventarios de gran escala.

Glosario

3D

Tridimensional, caracterizado por las coordenadas cartesianas (x, y, z).

Área basal

Área con corteza de la sección transversal del fuste de un árbol a la altura de 1,30 m del Suelo; se expresa en metros cuadrados.

Biometría

Aplicación de métodos estadísticos para la medición de objetos Biológicos.

Cartografía

Ciencia que trata de la representación de la tierra sobre un mapa. Al ser la tierra esférica ha de valerse de un sistema de proyecciones para pasar de la esfera al plano.

Dasometría

Rama de la Dasonomía que se ocupa de la medición de los árboles, de la determinación del volumen de los bosques y de los crecimientos de los árboles y bosques.

Dasonomía

Ciencia de los bosques, que trata principalmente de su conservación y aprovechamiento.

DAP

Diámetro a la altura del pecho (1,30 m) de un árbol.

Defecto

Cualquier irregularidad o imperfección en un árbol, que disminuye el volumen de madera sana o que merma su duración, su resistencia o su aprovechamiento. Estos defectos suelen provenir de ataques de hongos o insectos, de malas condiciones en su crecimiento o de anormalidades genéticas.

Digitalización

Transformación de datos cartográficos analógicos en forma digital, de modo de permitir su procesamiento y recuperación por medios automáticos (mecánicos o electrónicos).

Diseño de muestreo

Se utiliza aquí con este significado: conjunto de normas o especificaciones para elegir una muestra de una forma inequívoca (Marriott et al. 1990).

Error de muestreo

Diferencia entre el valor real de un parámetro de una población y el valor estimado a partir de la muestra. Este error se debe al hecho de que el valor se ha calculado a partir de una muestra en lugar de hacerlo a partir de toda la población de que procede (Marriott and Kendall 1990). Es diferente del debido a una selección imperfecta, o de los errores de sesgo, observación o anotación imperfecta. Es una medida de la variación de las estimaciones entre diferentes parcelas y se da normalmente en porcentaje de la media total.

Estimador de muestreo

Valor del parámetro de la población estimado mediante el muestreo de la población, p.ej. la media.

Georreferenciación

Corrección geométrica que se realiza sobre las imágenes satelitales con el fin de eliminar las distorsiones debidas a diferentes factores como ser la rotación y curvatura terrestre, no linealidades del sensor, entre otros, y para representar la imagen en una proyección geográfica determinada.

GPS (Sistema de Posicionamiento Global)

Sistema de posicionamiento global. Sistema de posicionamiento por satélite norteamericano utilizado para posicionar aeronaves durante un levantamiento aéreo, también usado como técnica para efectuar levantamientos sobre el terreno. Rusia y Europa están trabajando en sistemas similares llamados GLONASS y GALILEO, respectivamente.

Inventario forestal

Una serie de métodos objetivos de muestreo diseñados para cuantificar la distribución espacial, la composición y los índices de variación de los parámetros forestales con unos niveles de precisión especificados para el objeto de la ordenación. Listado (enumeración) de los datos procedentes de tal estudio (Helms 1998).

INS (Sistema de Navegación Inercial)

Instrumento auxiliar para la navegación que utiliza un ordenador y sensores de movimiento (acelerómetros y giróscopos) para controlar continuamente la posición, la orientación y la velocidad de un objeto sin la necesidad de referencias externas.

Láser (acrónimo de Light Amplification by Simulated Emission of Radiation)

Haz intenso de luz que produce imágenes con impulsos electrónicos.

LiDAR (acrónimo de Light Detecting and Ranging)

Término usado frecuentemente para referirse a escaneados láser aerotransportados pero que también se aplica a algunos sistemas terrestres.

MDE (Modelo Digital de Elevaciones)

Tripletas de puntos XYZ de una superficie almacenados digitalmente. Se debe mencionar siempre de qué superficie se trata (por ejemplo, MDE de una superficie marina, MDE de la superficie de la Tierra).

MDS (Modelo Digital de Superficies)

Tripletas de puntos XYZ almacenados digitalmente que cubren cualquier objeto en el espacio en su totalidad. En el caso de la superficie terrestre debe incluir objetos naturales (principalmente vegetación) y objetos hechos por el hombre como edificios y puentes.

MDT (Modelo Digital del Terreno)

Tripletas de puntos XYZ de la superficie terrestre almacenados digitalmente. Por tanto, un MDT es un caso especial de los MDE (MDT = MDE de la superficie terrestre).

Medición

En el campo forestal corresponde a la determinación de las dimensiones, forma, peso, crecimiento, volumen, edad, etc. de los árboles, individual o colectivamente, y de las dimensiones de sus productos (Helms 1998).

Función de volumen

Ecuación matemática que a partir de parámetros como el DAP y/o la altura de un árbol, permite obtener su volumen.

Muestra representativa

En su sentido más amplio, es una muestra que es representativa de una población. Surge cierta confusión sobre si el término "representativa" significa "elegida mediante algún proceso que da a todas las muestras igual oportunidad de aparecer representando a la población"; o, en cambio, si significa "típica en cuanto a ciertas características, pero elegida". En conjunto, parece lo mejor limitar la palabra "representativa" para las muestras que resultan serlo, aunque hayan sido elegidas, en lugar de aplicarlo a las elegidas con el propósito de que sean representativas (Marriott and Kendall 1990).

Muestreo sistemático

Sistema de muestreo donde la distribución de las muestras es ordenada y regular, seleccionado previamente, cuyo principio es cubrir la población en todos sus sectores tan uniformemente como sea posible.

Parcela

Procede de la unidad física de una parcela de terreno. Su interpretación es ahora mucho más general dependiendo de la materia del estudio concreto (unidad del muestreo) (Marriott and Kendall 1990).

Población

Conjunto completo de individuos o artículos de los que se extraen las muestras (Marriott and Kendall 1990).

Precisión

Medición del grado con que se ajusta la muestra a la media del conjunto que representa. Una estimación precisa tiene un pequeño error de muestreo.

Protocolo

Procedimiento formal para la ejecución de un inventario específico. Estos protocolos se utilizan en dos niveles:

En campo - instrucciones concisas normalmente por escrito, que no dejan ninguna ambigüedad sobre cómo resolver las dificultades comunes de campo (es decir dónde medir un árbol inclinado o cómo medir las distancias en pendientes) y utilizarlas en la formación y como referencia en el curso del trabajo.

Información – descripción muy concisa del diseño del muestreo que da suficiente detalle sobre los métodos de campo para hacer posible la repetición del estudio (Helms 1998).

Rodal

Unidad básica de bosque geográficamente continuo en donde se realiza el inventario.

Sesgo

Diferencia entre el valor esperado de un muestreo estadístico (conocido como estimador) y el parámetro de la población (o verdadero valor de la población que pretende estimar la estadística).

Nota: el sesgo implica una distorsión sistemática, diferente del error aleatorio, que se equilibra como promedio; un proceso de muestreo que incluya tal distorsión se dice que está sesgado (Helms 1998).

Sistema de Información Geográfica

Conjunto de programas y procedimientos que permiten almacenar, recuperar, modificar y combinar cualquier tipo de variables georreferenciadas.

Teledetección

Es la técnica que permite obtener información sobre un objeto, área, o fenómeno a través del análisis de los datos adquiridos por un instrumento que no está en contacto con el objeto, área o fenómeno bajo investigación.

Unidades de muestreo

Unidades en que se divide o se considera dividida la población que están disponibles para su selección en la muestra. Cada unidad se considera como individual e indivisible cuando se hace la selección. La definición de unidad puede hacerse sobre alguna base natural, p.ej. familias, personas, unidades de producto, etc. o sobre alguna base arbitraria, p.ej. el área definida mediante las coordenadas de una retícula sobre un mapa (Marriott and Kendall 1990).

Referencias

- Ackermann, F. (1999). Airborne laser scanning-present status and future expectations. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 54(2): 64-67.
- Axelsson, P. (1999). Processing of laser scanner data—algorithms and applications. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 54(2): 138-147.
- Axelsson, P. (2000). DEM generation from laser scanner data using adaptive TIN models. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing 33(B4/1; PART 4): 111-118.
- Conget, C. F., M. N. Ávila, et al. (2010). Hacia un nuevo Modelo Forestal en Chile. *REVISTA BOSQUE NATIVO* 47: 25-35.
- **Dalponte, M. (2010).** Analysis of forest areas by advanced remote sensing systems based on hyperspectral and LIDAR data, University of Trento.
- **Dalponte, M., L. Bruzzone, et al. (2011).** A System for the Estimation of Single-Tree Stem Diameter and Volume Using Multireturn LIDAR Data. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on* 49(7): 2479-2490.
- **Drake, J. B., R. O. Dubayah, et al. (2002).** Sensitivity of large-footprint lidar to canopy structure and biomass in a neotropical rainforest. *Remote Sensing of Environment* 81(2): 378-392.
- Elmqvist, M., E. Jungert, et al. (2001). Terrain modelling and analysis using laser scanner data. *International Archives of Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences* 34(3/W4): 219-226.
- Gaveau, D. L. A. and R. A. Hill (2003). Quantifying canopy height underestimation by laser pulse penetration in small-footprint airborne laser scanning data. *Canadian Journal of Remote Sensing* 29(5): 650-657.
- Graham, R. L. (1972). An efficient algorithm for determining the convex hull of a finite planar set. *Information processing letters* 1(4): 132-133.

- Guindon, L. U., C.H. Beaudoin, A. Miranda, M. Villemaire, P. Patry, A. (2009). *Predicting stand table in a mixed forest of southern Quebec with airborne LiDAR using the kNN method.* Proceedings of the IUFRO Conference on Extending Forest Inventory and Monitoring over Space and Time Quebec City.
- Helms, J. A. (1998). The dictionary of forestry.
- Holmgren, J. (2003). Estimation of forest variables using airborne laser scanning.
- Holmgren, J. and Å. Persson (2004). Identifying species of individual trees using airborne laser scanner. *Remote Sensing of Environment* 90(4): 415-423.
- Hyyppä, J., H. Hyyppä, et al. (2008). Review of methods of small-footprint airborne laser scanning for extracting forest inventory data in boreal forests. *International Journal of Remote Sensing* 29(5): 1339-1366.
- Hyyppä, J., H. Hyyppä, et al. (2004). Algorithms and methods of airborne laser-scanning for forest measurements. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* 36(Part 8): 1682-1750.
- Hyyppä, J., Inkinen, M. (1999). Detecting and estimating attributes for single trees using laser scanner. *The Photogrammetric Journal of Finland* 16: 27-42.
- Hyyppa, J., O. Kelle, et al. (2001). A segmentation-based method to retrieve stem volume estimates from 3-D tree height models produced by laser scanners. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on* 39(5): 969-975.
- Kitchenham, B. and S. Charters (2007). Guidelines for performing systematic literature reviews in software engineering. *Engineering* 2(EBSE 2007-001).
- Kraus, K. and N. Pfeifer (1998). Determination of terrain models in wooded areas with airborne laser scanner data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 53(4): 193-203.
- Leckie, D., F. Gougeon, et al. (2003). Combined high-density lidar and multispectral imagery for individual tree crown analysis. *Canadian Journal of Remote Sensing* 29(5): 633-649.

- Lefsky, M. A., W. B. Cohen, et al. (2002). Lidar remote sensing for ecosystem studies. *BioScience* 52(1): 19-30.
- Magnussen, S. and P. Boudewyn (1998). Derivations of stand heights from airborne laser scanner data with canopy-based quantile estimators. *Canadian Journal of Forest Research* 28(7): 1016-1031.
- Maltamo, M., K. Eerikäinen, et al. (2004). Estimation of timber volume and stem density based on scanning laser altimetry and expected tree size distribution functions. *Remote Sensing of Environment* 90(3): 319-330.
- Marriott, F. H. C. and M. G. Kendall (1990). A dictionary of statistical terms, Published for the International Statistical Institute by Longman Scientific & Technical.
- Martín Gil, A. (2011). Estructura forestal y trabajos selvícolas en el MUP de Sinarcas (Valencia). Comparación entre inventarios forestales tradicionales y mediante tecnología LiDAR.
- Morsdorf, M. E., Allgöwer Brita and Nüesch Daniel (2003). Clustering in airborne laser scanning raw data for segmentation of single trees. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* 34: 27-33.
- Næsset, E. (2002). Predicting forest stand characteristics with airborne scanning laser using a practical two-stage procedure and field data. *Remote Sensing of Environment* 80(1): 88-99.
- Næsset, E. and T. Gobakken (2005). Estimating forest growth using canopy metrics derived from airborne laser scanner data. *Remote Sensing of Environment* 96(3): 453-465.
- Nelson, R., W. Krabill, et al. (1984). Determining forest canopy characteristics using airborne laser data. *Remote Sensing of Environment* 15(3): 201-212.
- **Persson, Å., J. Holmgren, et al. (2004).** Tree species classification of individual trees in Sweden by combining high resolution laser data with high resolution near-infrared digital images. *Proceedings of the ISPRS working group VIII/2, Laser-Scanners for Forest and Landscape Assessments, Freiburg, Germany:* 204–207.

- **Persson, Å., Holmgren, J., Söderman, U. (2002).** Detecting and measuring individual trees using an airborne laser scanner. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 68(9): 925-932.
- **Popescu, S., Wynne, R., Nelson, R. (2003).** Measuring individual tree crown diameter with lidar and assessing its influence on estimating forest volume and biomass. *Canadian Journal of Remote Sensing* 29(5): 564–577.
- **Popescu, S. C. (2007).** Estimating biomass of individual pine trees using airborne lidar. *Biomass and Bioenergy* 31(9): 646-655.
- **Popescu, S. C., R. H. Wynne, et al. (2002).** Estimating plot-level tree heights with lidar: local filtering with a canopy-height based variable window size. *Computers and Electronics in Agriculture* 37(1-3): 71-95.
- **Popescu, S. C. and K. Zhao (2008).** A voxel-based lidar method for estimating crown base height for deciduous and pine trees. *Remote Sensing of Environment* 112(3): 767-781.
- Prodan, M. (1997). Mensura forestal, Agroamerica.
- Rahman, M. and B. Gorte (2008). Tree filtering for high density Airborne LiDAR data. Proceedings of the Silvilaser 2008: 8th international conference on LiDAR applications in forest assessment and inventory: 544-553.
- Rahman, M., B. Gorte, et al. (2009). A new method for individual tree measurement from *airborne LiDAR*, Citeseer.
- Reitberger, J., P. Krzystek, et al. (2006). Analysis of full waveform lidar data for tree species classification. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* 36(Part 3): 228-233.
- **Reitberger, J., C. Schnörr, et al. (2009).** 3D segmentation of single trees exploiting full waveform LIDAR data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 64(6): 561-574.

- Riano, D., E. Meier, et al. (2003). Modeling airborne laser scanning data for the spatial generation of critical forest parameters in fire behavior modeling. *Remote Sensing of Environment* 86(2): 177-186.
- **Richardson, J. J. and L. M. Moskal** Strengths and limitations of assessing forest density and spatial configuration with aerial LiDAR. *Remote Sensing of Environment* In Press, Corrected Proof.
- **Rönnholm, P., J. Hyyppä, et al. (2004).** Calibration of laser-derived tree height estimates by means of photogrammetric techniques. *Scandinavian journal of forest research* 19(6): 524-528.
- Schlegel, B., J. Gayoso, et al. (2001). Manual de procedimientos para inventarios de carbono en ecosistemas forestales. *Medición de la capacidad de captura de carbono en bosques de Chile y promoción en el mercado mundial. Universidad Austral de Chile*.
- Sithole, G. and G. Vosselman (2004). Experimental comparison of filter algorithms for bare-Earth extraction from airborne laser scanning point clouds. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 59(1): 85-101.
- St-Onge, B. and U. Vepakomma Assessing forest gap dynamics and growth using multitemporal laser-scanner data. *Power* 140: 200uJ.
- St-Onge, B. A. and N. Achaichia (2001). Measuring forest canopy height using a combination of lidar and aerial photography data. *INTERNATIONAL ARCHIVES OF PHOTOGRAMMETRY REMOTE SENSING AND SPATIAL INFORMATION SCIENCES* 34(3/W4): 131-138.
- Suárez, J. C., C. Ontiveros, et al. (2005). Use of airborne LiDAR and aerial photography in the estimation of individual tree heights in forestry. *Computers & Geosciences* 31(2): 253-262.
- **Tesfamichael, S. G., F. Ahmed, et al. (2009).** A semi-variogram approach for estimating stems per hectare in Eucalyptus grandis plantations using discrete-return lidar height data. *Forest Ecology and Management* 258(7): 1188-1199.
- **Turner, R., C. Stone, et al. (2011)**. Towards an operational lidar resource inventory process in Australian softwood plantations.

- Véga, C. and S. Durrieu (2011). Multi-level filtering segmentation to measure individual tree parameters based on Lidar data: Application to a mountainous forest with heterogeneous stands. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 13(4): 646-656.
- Wagner, W., A. Ullrich, et al. (2004). From single-pulse to full-waveform airborne laser scanners: potential and practical challenges. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing* 35(B3): 201-206.
- Wang Y, W. H., Koch B, Sterenczak K (2008). Lidar Point Cloud Based fully automatic 3D Single Tree Modelling in Forest and evaluations of the procedure. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* 37(B6b): 45–51.
- Yu, X., J. Hyyppä, et al. (2004). Automatic detection of harvested trees and determination of forest growth using airborne laser scanning. *Remote Sensing of Environment* 90(4): 451-462.
- Yu, X., J. Hyyppa, et al. (2006). Change detection techniques for canopy height growth measurements using airborne laser scanner data. *Photogrammetric engineering and remote sensing* 72(12): 1339-1348.
- Zachary, J. B. (2004). An Adaptive Computer Vision Technique for Estimating the Biomass and Density of Loblolly Pine Plantations using Digital Orthophotography and LiDAR Imagery, PhD thesis, Virginia Polytechnic Institute and State University, Department of Forestry.