

匿名评阅论文

论文编号

中国林科院博士学位论文

题目：机载激光雷达森林参数估测方法研究

**English Title: Research on the Estimation Method of
Forest Parameters Using Airborne LIDAR**

专业：森林经理学

学位论文答辩预定日期：2009 年 6 月 日

通讯地址：北京颐和园后中国林科院研究生院，100091

联系电话：010-62888546； 传真：010-62888546

电子邮址：05zhangjinyu@163.com

摘 要

森林作为陆地生态系统的主体，是一个多资源、多功能的综合体，掌握其生长和消亡的发展规律具有重要意义。通过森林资源调查，可以获得森林资源消长和森林生态环境变化的数据，实现对我国森林资源的定期监测。传统的地面调查方法可以获取详细的森林资源调查数据，但是调查周期比较长，遥感技术的出现和迅速发展，为快速、准确地获取大范围森林资源调查数据提供了一种有潜力的技术手段。激光雷达（Lighting detection and ranging, LIDAR）是一种主动遥感技术，能够精确地获取地表物体的特征信息。本文的主要研究目的是揭示 LIDAR 探测森林冠层三维结构的机理，寻求森林参数的有效估测方法。具体来说，本文主要完成了以下几个方面的研究内容：

（1）研究了不同散射体的 LIDAR 方程

通过对激光脉冲与森林冠层之间的相互作用关系的分析，发现已有的 LIDAR 方程在解释展宽的返回波形时存在局限性，因而，在此基础上提出了立体散射体模型，并将散射体划分为三种类型，即简单散射体、立体散射体和复杂散射体。简单散射体的 LIDAR 方程不变，立体散射体的 LIDAR 方程中引入了扩展卷积函数，即对已有卷积函数进行了扩展，以便解释激光脉冲在立体散射体中的后向散射特征，复杂散射体的 LIDAR 方程表示成另两种散射体方程的简单叠加。

（2）研究了不同散射体的波形特征

通过对不同散射体激光脉冲入射波形和返回波形的研究，提出了一种波形特征分析方法，用于判断不同的散射体类型，提取相关的波形特征量。对于简单散射体，可以由波形特征量计算得到 LIDAR 到散射体之间的距离；对于立体散射体，可以得到 LIDAR 到散射体不同深度处的距离、散射体的深度；对于复杂散射体，可以得到 LIDAR 到散射体不同深度处的距离（包括到各子散射体的距离）、散射体的深度（包括子立体散射体的深度）。

（3）研究了不同散射体的相对后向散射截面

根据不同散射体的波形特征，提出了一种相对后向散射截面分析方法，用于描述散射体的后向散射特征。考虑到激光脉冲照射区有一定的范围，将单位照射面积上的相对

后向散射截面定义为相对后向散射率，同时还定义了立体散射体和复杂散射体的等效相对后向散射截面和等效相对后向散射率。

（4）研究了波形数据点云化方法

根据不同散射体的波形特征，提出了一种波形数据点云化方法，用于分析散射体的空间分布特征。在点云数据中仅记录不同散射体的特征量信息，可以有效减少相关分析中不需要的冗余信息量。

（5）研究了点云数据预处理算法

根据激光脉冲的水平空间采样特征，提出了一种采样密度计算方法；点云数据栅格化时，根据激光脉冲采样密度，提出了一种像元尺寸的确定准则，即像元尺寸为平均点间隔的 $1/2$ ，在尽可能保留采样点信息的同时，尽可能地减小信息冗余量；数字表面模型栅格数据内插零值像元时，提出了一种邻域内插算法，用于分析 LIDAR 数据存在的孔洞特征；冠层高度模型栅格数据平滑时，提出了一种邻域平滑算法，用于平滑树冠表面的凹入点。

（6）研究了单木树冠特征识别算法

根据冠层高度模型（CHM）描述的单木树冠特征，识别树冠顶点时，本文采用了局部最大值搜索算法，包括固定窗口法和可变窗口法。识别树冠边界时，本研究提出了双正切角树冠边界识别算法，包括常量法和相关法；对于连续树冠，该算法采用了等比例判别规则，按照树高之间的比例关系划分连续树冠之间的边界；该算法还采用了不相交集判别规则区分不同树冠，树冠边界矢量化采用了四方向法。

（7）研究了单木参数估测方法

根据 LIDAR 识别的单木树冠特征能够直接估测的单木参数包括树高、冠幅、枝下高等，树高采用树冠顶点位置处的高度值，根据树冠边界计算得到冠幅，计算方法包括主方向法和面积法，枝下高采用树冠边界最低点处的高度值。结果表明单木树高的估测精度最高，其次是单木冠幅，单木枝下高的估测精度最低。根据相关生长方程间接估测的单木参数包括胸径、生物量等，建立胸径的相关生长方程时，对直接估测参数和实测胸径进行回归分析，包括对参数取自然对数以后的回归分析，结果表明实测胸径自然对数与估测树高自然对数、估测冠幅自然对数的线性回归方程最优。选择现有的单木生物量的相关生长方程，由估测参数计算得到估测生物量。

（8）研究了林分参数估测方法

根据单木估测参数能够直接估测的林分参数包括林分平均高、株数密度等，研究结果表明树冠面积加权的估测林分平均高与胸高断面积加权的实测林分平均高之间的相关性最优；株数密度的估测精度受林木分布特征的影响较大，上层林木株数与下层林木株数之间的比例关系对估测株数密度的变异具有很大的贡献。根据单木估测参数间接估测的林分参数包括胸高断面积、林分生物量等，结果表明在单木参数和相关生长方程估测精度一定的情况下，株数密度对胸高断面积和林分生物量的估测精度的影响较大。

总之，通过以上研究发现，高采样密度机载 LIDAR 能够详细描述森林冠层的三维结构特征，通过一定的数据处理流程和相关的数据处理算法，可以精确地识别单木树冠特征，并用于估测相关的单木参数和林分参数。

关键词：森林参数，林分参数，单木参数，激光雷达，立体散射体模型，双正切角树冠边界识别算法

Abstract

Forests are the integrity of multi-resource and multi-function as the principle part of terrestrial ecosystem. Taking the reins of developing rule of forest growth and consumption is very important. The data of growth and consumption of forest resources and changing of forest ecological environment can be obtained by National Forest Inventories (NFI), and used for the periodical monitoring of national forests. Traditional method of field investigation can obtain detailed data of forest inventories, but requires a longer time. With the emerging and fast developing of remote sensing technology, it is impossible to quickly and precisely acquire large area data of forest inventories. Lighting detection and ranging (LIDAR) is an active remote sensing, which can precisely acquire feature information of earth object. The main objective of this dissertation is to reveal the LIDAR detection principle of 3D structure of forest canopy and seek the effective estimation method of forest parameters. Specially, the research topics of this dissertation include:

(1) Research on LIDAR equations of different scatterers

By analyzing interactive relations between laser pulses and forest canopy, found that existing LIDAR equation had limitation as explaining extended returned waveforms. Thus, the solid scattering model was established on the basis. The scatterers were classified as three types of simple, solid and complex. LIDAR equation of simple scatterer is kept as the same. LIDAR equation of solid scatterer with introduced extended convolution function, which extended the existing convolution function to explain back scattering feature of laser pulse for the solid scatterers. LIDAR equation of complex scatterers could be expressed as simple addition of two equations of the other scatterers.

(2) Research on waveform features of different scatterers

By analyzing transmitted and returned waveforms of laser pulse, I developed an analysis method of waveform feature, used for judgment of different scatterer types and extraction of relative value of waveform feature. For simple scatterer, the distance between LIDAR and scatterer could be computed from v_{max} of waveform feature. For solid scatterer, distances between LIDAR and different depth of scatterer could be obtained; depth of scatterer can be

also obtained. For complex scatterer, distances between LIDAR and different depth of scatterer (including sub-scatterers) could be obtained; depth of scatterers (including solid sub-scatterers) could be also obtained.


(3) Research on relative back scattering cross section of different scatterers

According to waveform features of different scatterers, the paper proposed an analysis method of relative back scattering cross section, used for description of back scattering feature of scatterers. Taking into account the illumination area extent of laser pulse, relative back scattering ratio was defined as relative back scattering cross section of per unit area. In addition, equivalent relative back scattering cross section and equivalent relative back scattering ratio of solid and complex scatter were defined.

(4) Research on transformation method from waveform to point cloud

According to waveform features of different scatterers, the paper proposed a transformation method from waveform to point clouds, used for analysis of spatial distribution feature of scatterers. Cloud point data only saved feature information of different scatterers, which could effectively reduce redundancy information that is not needed for the relative analysis.

(5) Research on preprocessing algorithm of cloud point data

According to sampling feature of horizontal space of laser pulse, the paper proposed a method of calculating ple density. According to sample density of laser pulse, I proposed a judgment rule of pixel size, which was 1/2 of average point space, for rasterizing cloud point data. This would keep sample point information while reduce redundancy information in the whole way. When zero pixels of digital surface model (DSM) raster data were interpolated, a neighbor interpolation algorithm was developed, which used for feature analysis of the hole in LIDAR data. An effective algorithm was also developed for smoothing concave point of crown surface for generating higher quality CHM.

(6) Research on the crown feature recognition algorithm of individual tree

According to crown feature of individual tree described by CHM, local maximum search algorithm with fixed or variable window was used to recognize crown top. This research developed a double tangent crown edge recognition (DTCER) algorithm with both constant and relative running mode. The DTCER algorithm used judgment rule of equal proportion to

deal with continuous crown. The boundaries between continuous crowns were divided by proportion of corresponding tree heights. In addition, the DTCER algorithm used judgment rule of disjoint sets to partition different crowns. The crown edge vectorization made use of one four directions algorithm.

(7) Research on estimation method of individual tree parameters

The parameters that can be directly estimated by LIDAR recognized crown feature of individual tree includes tree height, crown diameter, crown base height (CBH) et al.. The tree height was estimated from the detected height value at the crown top position. The crown diameter was calculated from crown edge, for which main directions algorithm and area algorithm have been developed. The CBH was extracted from the height value at the lowest position of crown edge. The result shows that the estimation accuracy of tree heights of individual trees is the highest, the lower is that of crown diameters of individual trees, and the lowest is the CBHs of individual trees. The indirect parameters of individual tree consisted of diameter at breast height (DBH), biomass et al., which were estimated by the allometric growth equation. In order to establish the allometric growth equation, regression analysis was performed between directly estimated parameters and field-measured diameters at breast height (DBH), including regression analysis after natural logarithm operation of parameters. The result shows that the linear regression equation is the most optimal between the natural logarithm operation of field-measured DBHs and the natural logarithm operation of estimated tree heights and estimated crown diameters. The estimated biomass could be calculated from estimated parameters by already existed allometric growth equation of biomass.

(8) Research on estimation method of stand parameters

The direct parameters of stand included average height of stand, stem density et al., which were directly estimated by the LIDAR estimated parameters of individual tree. The result shows that the most optimal relation is that between estimated average heights of stand weighted by crown areas and field-measured average heights of stand weighted by DBHs. The estimated accuracy of stem density is strongly influenced by the distribution feature of trees. The proportion of stem numbers between overstory and understory would contribute to variation of estimated stem density. The indirect parameters of stand included basal areas, stand biomass et al., which were directly estimated by the estimated parameters of individual tree.

The result shows that the estimated accuracies of basal areas and stand biomass are easily influenced by stem density in case that the estimated accuracies of individual tree parameters and allometric growth equation are given.

In conclusion, according to the above researches, airborne LIDAR with high sample density could describe 3D structure feature of forest canopy in detail. The crown feature of individual trees could be precisely recognized by definite flow and relevant algorithms of LIDAR data processing, which can also be used for estimating relative parameters of individual trees and forest stands.

Keywords: Forest parameters, stand parameters, individual tree parameters, LIDAR, solid scatter model, double tangent crown edge recognition algorithm

目 录

摘 要.....	I
ABSTRACT.....	IV
第一章 绪 论.....	1
1.1 引言.....	1
1.1.1 研究背景.....	1
1.1.2 国内外研究现状及评述.....	2
1.2 研究目标和主要研究内容.....	20
1.2.1 关键的科学问题与研究目标.....	20
1.2.2 主要研究内容.....	21
1.3 研究技术路线.....	22
第二章 LIDAR探测林冠的基本原理.....	24
2.1 激光测距基本原理.....	24
2.2 LIDAR方程.....	25
2.2.1 简单散射体的LIDAR方程.....	25
2.2.2 立体散射体的LIDAR方程.....	28
2.2.3 复杂散射体的LIDAR方程.....	31
2.3 激光脉冲能量分布.....	32
2.4 波形特征量分析.....	33
2.4.1 简单散射体的波形特征量.....	33
2.4.2 立体散射体的波形特征量.....	35
2.4.3 复杂散射体的波形特征量.....	37
2.5 后向散射截面分析.....	39
2.5.1 简单散射体的后向散射截面.....	39
2.5.2 立体散射体的后向散射截面.....	41
2.5.3 复杂散射体的后向散射截面.....	42
2.6 波形数据点云化.....	43
2.6.1 简单散射体的波形点云化.....	43
2.6.2 立体散射体的波形点云化.....	43
2.6.3 复杂散射体的波形点云化.....	43
2.7 小结.....	44
第三章 单木特征识别算法的设计与实现.....	45
3.1 激光脉冲采样密度.....	45
3.2 数据预处理.....	48
3.2.1 DSM生成算法.....	48
3.2.2 DEM生成算法.....	51
3.2.3 CHM生成算法.....	51
3.2.4 栅格数据平滑.....	52

3.3 单木树冠顶点识别算法	54
3.4 单木树冠边界识别算法	56
3.4.1 双正切角树冠边界判别规则	56
3.4.2 连续树冠判别规则	60
3.4.3 不相交集判别规则	63
3.4.4 单木树冠边界识别算法的实现流程	65
3.4.5 树冠边界矢量化算法	68
3.5 单木树冠底点识别算法	74
3.6 小结	74
第四章 研究区与数据	76
4.1 研究区概况	76
4.1.1 地质水文	76
4.1.2 气候	77
4.1.3 森林植被	79
4.1.4 大野口观测站概况	81
4.2 地面数据获取	81
4.2.1 样地布设	81
4.2.2 森林参数测量	82
4.2.3 样地位置测量	84
4.2.4 单木位置测量	86
4.3 机载LIDAR数据获取	88
4.4 机载LIDAR数据预处理	90
4.4.1 生成DSM	91
4.4.2 生成DEM	93
4.4.3 生成CHM	95
4.5 小结	97
第五章 单木参数估测	98
5.1 单木树高估测	98
5.1.1 方法	98
5.1.2 结果与分析	99
5.2 单木冠幅估测	104
5.2.1 方法	104
5.2.2 结果与分析	104
5.3 单木枝下高估测	107
5.3.1 方法	107
5.3.2 结果与分析	108
5.4 单木胸径估测	110
5.4.1 方法	110
5.4.2 结果与分析	110
5.5 单木生物量估测	114
5.5.1 方法	114
5.5.2 结果与分析	115
5.6 小结	119

第六章 林分参数估测..... 121

6.1 林分平均高估测..... 121

6.1.1 方法..... 121

6.1.2 结果与分析..... 122

6.2 株数密度估测..... 127

6.2.1 方法..... 127

6.2.2 结果与分析..... 127

6.3 胸高断面积估测..... 129

6.3.1 方法..... 129

6.3.2 结果与分析..... 129

6.4 生物量估测..... 130

6.4.1 方法..... 130

6.4.2 结果与分析..... 131

6.5 小结..... 132

第七章 结论与讨论..... 133

7.1 结论..... 133

7.2 讨论..... 135

7.3 展望..... 137

参考文献..... 139

在读期间的学术研究..... 147

致 谢..... 148

表目录

表 4-1 祁连山北坡（中部）垂直气候带谱	78
表 4-2 超级样地单木参数基本统计量	83
表 4-3 双频差分处理的解算误差基本统计量	85
表 4-4 DGPS观测结果与全站仪观测结果之间差值的基本统计量	86
表 4-5 激光脉冲平均点间隔	89
表 4-6 裁剪区激光脉冲平均点间隔	90
表 4-7 不同分辨率栅格数据的非零像元所占比例	93
表 4-8 全站仪测量点与LIDAR生成DEM之间差值的基本统计量	94
表 5-1 实测树高与实测冠幅的回归方程	99
表 5-2 全部匹配结果中实测树高与估测树高之间差值的基本统计量	100
表 5-3 实测树高与估测树高之间差值的基本统计量	102
表 5-4 实测树高与估测树高的回归方程	103
表 5-5 实测冠幅与估测冠幅差值的基本统计量	105
表 5-6 实测冠幅与估测冠幅的回归方程	106
表 5-7 实测枝下高与估测枝下高差值的基本统计量	108
表 5-8 实测枝下高与估测枝下高的回归方程	109
表 5-9 实测胸径与估测参数的回归方程	112
表 5-10 实测胸径与估测胸径的回归方程	113
表 5-11 实测胸径与估测胸径差值的基本统计量.....	113
表 5-12 实测生物量与估测生物量的回归方程	116
表 5-13 实测生物量与估测参数的回归方程	116
表 5-14 实测生物量与估测生物量的回归方程	117
表 5-15 实测生物量与估测生物量差值的基本统计量	118
表 6-1 实测林分平均高与估测林分平均高差值的基本统计量.....	122
表 6-2 实测林分平均高与估测林分平均高的回归方程.....	123
表 6-3 实测林分平均高与估测林分平均高差值的基本统计量.....	123
表 6-4 实测林分平均高与估测林分平均高的回归方程.....	124
表 6-5 三组实测数据林分平均高差值的基本统计量.....	126
表 6-6 三组实测数据林分平均高之间的回归方程.....	127

表 6-7 实测株数密度与估测株数密度的基本统计量 128

表 6-8 实测株数密度与估测株数密度的回归方程 128

表 6-9 实测胸高断面积与估测胸高断面积的基本统计量 130

表 6-10 实测胸高断面积与估测胸高断面积的回归方程 130

表 6-11 实测生物量与估测生物量的基本统计量..... 131

表 6-12 实测生物量与估测生物量的回归方程 131

图目录

图 1-1 总体技术路线图	22
图 2-1 目标探测示意图	26
图 2-2 立体目标的散射示意图	28
图 2-3 目标顶部辐射功率例子	30
图 2-4 发射波形与返回波形的能量分布	33
图 2-5 简单散射体的特征量示意图	35
图 2-6 立体散射体的特征量示意图	36
图 2-7 复杂散射体的特征量示意图	38
图 2-8 树冠到地面距离计算示意图	39
图 3-1 LIDAR飞行参数示意图	46
图 3-2 邻域内插算法示意图	49
图 3-3 栅格数据邻域内插算法流程图	50
图 3-4 3×3 模板的权重系数	53
图 3-5 3×3 模板的权重系数：左图为均值函数，右图为高斯函数 ($\sigma^2 \approx 9/4\pi$)	53
图 3-6 栅格数据邻域平滑算法流程图	54
图 3-7 单木树冠顶点识别流程图	55
图 3-8 简化树冠示意图	57
图 3-9 双正切角树冠边界判别规则	58
图 3-10 等阈值面示意图	60
图 3-11 等距离判别规则	61
图 3-12 等比例判别规则	62
图 3-13 等倾角判别规则	62
图 3-14 单木树冠边界识别算法流程图	67
图 3-15 三叉点类型示意图	69
图 3-16 三叉点类型组合示意图 (1 与 9、10、14、15)	69
图 3-17 搜索开始点位置示意图	70
图 3-18 三叉点矢量化算法的流程图	71
图 3-19 四方向矢量化算法流程图	73
图 4-1 祁连山水源涵养林大野口观测站位置示意图	81

图 4-2 超级样地布设示意图	82
图 4-3 超级样地单木参数的直方图	83
图 4-4 超级样地单木参数的单值图	84
图 4-5 超级样地桩点示意图	85
图 4-6 超级样地单木位置示意图	87
图 4-7 超级样地DEM灰度图	87
图 4-8 飞行航带示意图	88
图 4-9 点云数据渲染图	89
图 4-10 单条航带和合并航带点云数据的三维渲染图	90
图 4-11 由单条航带点云数据生成的不同分辨率DSM	92
图 4-12 生成DSM的中间结果和最终结果	93
图 4-13 生成DEM的中间结果和最终结果	94
图 4-14 全站仪测量点与LIDAR生成DEM之间差值的折线图	95
图 4-15 CHM中正值和负值的灰度图 and 对应直方图	96
图 5-1 实测树高与实测冠幅的拟合线图	99
图 5-2 树高分级与冠幅平均值的拟合线图	100
图 5-3 未平滑CHM的估测树冠多边形与实测单木位置的匹配结果	101
图 5-4 邻域平滑CHM的估测树冠多边形与实测单木位置的匹配结果	102
图 5-5 邻域平滑CHM的实测树高与估测树高拟合线图	104
图 5-6 邻域平滑CHM的实测冠幅与估测冠幅拟合线图	107
图 5-7 邻域平滑的实测枝下高与估测枝下高拟合线图	109
图 5-8 实测胸径与估测树高的拟合线图	111
图 5-9 实测胸径与估测胸径的拟合线图	114
图 5-10 实测胸径与估测胸径的拟合线图	118

第一章 绪 论

1.1 引言

确立以生态建设为主的林业可持续发展道路，建立以森林植被为主、林草结合的国土生态安全体系，建设山川秀美的生态文明社会，大力保护、培育和合理利用森林资源，实现林业跨越式发展，使林业更好地为国民经济和社会发展服务。

——摘自《中共中央 国务院 关于加快林业发展的决定》(2003)

1.1.1 研究背景

森林作为陆地生态系统的主体，是一个多资源、多功能的综合体，在提供林木资源、调节气候、涵养水源、防止土地退化、保护生物多样性、保护自然遗产、维护生态平衡等方面蕴含着巨大的价值（肖兴威，2005）。森林不仅有着自身生长和消亡的发展规律，同时，森林数量、质量分布还受到自然环境条件和人类活动等的影响。森林资源调查是掌握森林资源现状和变化的主要方法，随着科学技术的发展，抽样技术、遥感技术、全球定位系统、地理信息系统和计算机应用技术在森林资源调查中得到了广泛应用。

近几年遥感技术的迅速发展，特别是激光雷达（Light Detection And Ranging, LIDAR）技术的出现，为我国森林资源调查带来了新的机遇和挑战。LIDAR 是一种主动遥感技术，通过发射和接收激光脉冲来精度地测定地表物体的地理位置，由于激光脉冲对森林冠层具有穿透性，因此，可以获得从森林冠层表面到林下地形之间详细的三维结构信息（Lefsky, 1997, 1999）。LIDAR 与传统的被动光学遥感技术（例如航空摄影测量、陆地资源卫星）和主动雷达技术（例如合成孔径雷达）相比，在森林冠层垂直结构测量方面具有无可比拟的优势。被动光学传感器仅能获取水平空间的二维影像，不能获取三维结构信息；极化干涉雷达虽然能够测量植被的三维结构信息，但目前机、星载的极化干涉 SAR 数据还都相当难于获取。

目前，国外已经开展了很多 LIDAR 在林业应用方面的相关研究（例如 Nilsson, 1996; Blair, 1999; Lefsky, 2002 等），成功获取了典型区域的冠层高度、生物量、郁闭度等森林参数（Brandtberg 2003, 2007; Maltamo 2004, 2005; Wagner, 2004, 2006; Popescu,

2007, 2008 等), 而国内开展林业应用方面的相关研究较少(庞勇, 2005, 2006; 赵峰, 2007), 整体水平与国外相比还存在着较大差距。因此, 我国开始在一些国家级项目中列入相关的研究内容, 例如国家林业局 948 项目“高精度激光雷达树高测量技术引进”中要求在引进 LIDAR 技术的基础上, 开展森林参数提取的相关研究, 国家 863 项目“机载激光雷达数据处理软件平台”中也要求开展 LIDAR 技术的林业应用研究, 积极推动着 LIDAR 林业应用整体水平的提高。

本研究正是在这样一个研究背景之下开展的, 主要是针对我国森林资源的特点, 分析机载 LIDAR 对典型区域森林冠层的探测能力, 并估测相关的森林参数。本研究得到多个国家项目的支持, 获得了试验区的机载 LIDAR 波形和点云数据, 购买并引进了相关的 LIDAR 数据预处理软件, 为本研究顺利开展提供了经费、数据、软件和技术保障。

1.1.2 国内外研究现状及评述

机载 LIDAR 系统以飞机为搭载平台, 主要由激光传感器、全球定位系统(Global Position System, GPS)接收机、惯性导航系统(Inertial Navigation System, INS)或惯性测量单元(Inertial Measurement Unit, IMU)组成。通过时间标签(time stamp)对飞行姿态、激光测量值和 GPS 测量值进行同步, 以精确确定飞机飞行时的状态, 进而得到激光脉冲回波点的精确位置。整套集成系统中可能还会配备数据存储系统, 有时还会配备录像机、CCD 相机等仪器。

机载 LIDAR 一般以重复脉冲的工作方式连续测量到目标的距离。当激光脉冲与森林冠层的枝叶相互作用时, 一部分能量反射回传感器, 剩余部分能量继续穿过冠层到达更低的冠层, 也可能到达地面。有些传感器仅能记录单个脉冲, 如只记录第一回波或最后回波, 有些传感器能够记录两个回波或更多回波, 有些传感器能够记录能量随时间变化的完整波形。

机载 LIDAR 的激光脉冲采样密度决定了冠层结构描述的详细程度, 采样密度高时, 每株树上平均有几个、十几个甚至更多个激光脉冲, 提供了单木结构信息, 能够用于估测单木尺度和林分尺度的森林参数; 采样密度低时, 几株树上才有一个甚至更少个激光脉冲, 提供了林分结构信息, 仅能用于估测林分尺度的森林参数。

目前, 很多机载 LIDAR 系统能够获取高采样密度的点云数据, 成功估测了单木尺度和林分尺度的森林参数(参见第 1 和 2 小节), 还能够提取林下地形(参见第 3 小节); 很少机载 LIDAR 系统能够获取波形数据, 两个 LIDAR 实验系统获取的波形数据得到了

成功应用（参见第 4 小节），还有一些 LIDAR 系统刚刚出现，相关的林业应用研究鲜见报道。

1.1.2.1 点云数据估测单木生物物理参数

单木尺度的森林参数主要包括树高、冠幅、枝下高、胸径、生物量等，LIDAR 能够直接测量的冠层表面的特征参数包括树高、冠幅等，对于不能直接测量的参数，需要通过相关生长方程间接估测，例如胸径、生物量等。

目前，高采样密度的机载 LIDAR 系统主要获取离散回波的点云数据，单木参数估测的一般思路是首先由地面点生成数字高程模型（Digital Elevation Model, DEM），也称为数字地形模型（Digital Terrain Model, DTM）；然后由冠层上表面点生成数字表面模型（Digital Surface Model, DSM）；接着由 DSM 和 DEM 相差生成冠层高度模型（Canopy Height Model, CHM），也称为数字冠层模型（Digital Canopy Model, DCM）或数字树冠高度模型（Digital Crown Height Model, DCHM）；最后从 CHM 中提取单木参数。对于能够获取回波能量随时间分布的全波形 LIDAR 数据来说，一般需要进行波形分解，提取地面点和植被点，然后再提取单木树高。在数据处理过程中的每一步，不同的算法和约束条件得到的中间结果会有误差，并将传递到最终结果。

1.1.2.1.1 单木树高估测

单木树高的 LIDAR 估测方法依赖于单木树冠在森林冠层中表现出来的形状特征，如果单木树冠的顶部高于边缘的特征表现的比较明显，并且与周围树冠之间具有谷的特征，则认为单木具有容易识别的特征，是精确识别树高的关键因素之一（Popescu et al., 2002）。另一个影响树高识别精度的关键因素是单木树冠上的激光点采样密度，采样密度高则树冠特征显著，否则容易低估树高；同时考虑到单木冠幅大小是变化的，在同样采样密度的条件下，小冠幅的特征不如大冠幅显著，也是一个影响树高识别精度的因素。另外，不同枝叶特征也会影响识别精度，如叶片形状、叶片倾角、冠层中枝叶的密度等；不同飞行参数也是影响因素，如飞行高度、飞行速度、航带重叠率等；不同激光扫描系统参数也需要考虑，如激光扫描频率、脉冲重复频率、激光波长、激光发散角、光斑尺寸等（Sun et al., 2000; Pang et al., 2003, 2006; Frazer et al., 2005; Lovell et al., 2005; Goodwin et al., 2006, 2007）。

由 LIDAR 数据可以直接提取树高信息，不同的数据处理方法会影响树高识别的最终

结果。单木树高估测算法可以分为三类，第一类是在 CHM 中直接采用局部最大值算法搜索树冠顶点，包括固定窗口尺寸和可变窗口尺寸；第二类是先确定树冠边界，再计算边界内的最大值作为树高；第三类是通过外业调查确定单木位置，在 CHM 中搜索对应树冠顶点。

(1) 基于搜索窗口的树高估测算法

Popescu et al. (2002) 使用多回波（记录了 4 个回波）、高采样密度（第一回波每平方米 0.47 个点，转换成点间隔为 1.5m）、小光斑（直径 0.65m）的 LIDAR 数据估测了美国东部弗吉尼亚州典型混交林的单木树高。假设树冠顶部的激光点高于其它部分的激光点，提出了一种基于可变窗口的局部最大值（LM-VWS）树高提取算法，主要思路是根据树高确定可变窗口的大小，在 3×3 和 25×25 像元之间，计算可变窗口内的局部最大值，如果当前像元是局部最大值，则当前像元为树顶。LM-VWS 方法假设在同一个树冠中，树顶的激光点高度最大，使用 LM-VWS 方法确定树的位置，依赖于滤波窗口大小的选择，如果窗口太小或太大，会出现错选或漏选的错误。因此，对于复杂的树冠结构，固定窗口如 3×3 、 5×5 或 7×7 等并不合适，可变窗口具有更大的灵活性，考虑了树高与冠幅之间的关系，特别适合于单株、树顶明显的树，例如针叶树。可变窗口的缺点是没有考虑连续树冠情况，连续树冠是单木树冠竞争生长的结果，每株树的树冠形状发生改变，明显不同于单株孤立木的树冠形状，这种方法仍然会出现漏选的错误。另外，随着树龄的增加，树高与树冠大小之间呈阶段性变化，小树的树高与树冠之间的比例关系比较稳定，成熟林或过熟林，树高不再变化，而树冠逐渐变小。该研究中单木树高仅用于计算样地尺度的树高，因此未给出单木树高的估测精度。

Holmgren et al. (2003) 使用多回波（记录了 2 个回波）、高采样密度（每平方米 0.69~1.56 个点，转换成点间隔为 0.8m~1.2m）、小光斑（直径 0.48m）的 LIDAR 数据估测了瑞典南部森林的单木树高，优势树种为挪威云杉（*Picea abies* L. Karst.）、苏格兰松（*Pinus sylvestris* L.）和白桦（*Betula* spp.）。主要思路是：首先，使用四次核算法（quartic kernel）将离散植被点内插生成连续栅格表面；然后，通过 3×3 窗口的局部最大值树冠顶点搜索算法；最后，提取树冠顶点位置处的树高，采用了 3 种方法：（a）树冠顶点位置处的栅格像元值，（b）到树冠顶点位置水平距离最近的激光点的高度值，（c）使用单木几何模型（普通椭球旋转体（Generalized Ellipsoid of Revolution, GER））计算得到的值。该研究中单木树高仅用于计算样地尺度的树高和蓄积量，因此未给出单木树高的估测精度。

Zimble et al. (2003) 使用多回波（记录了 5 个回波）、高采样密度（每平方米 0.25

个点，转换成点间隔为 2m)、小光斑（直径 0.3m）的 LIDAR 数据估测了美国西北部爱达荷州的单木树高。主要思路首先使用一个半径为 0.9m 的圆形搜索窗口（基于外业测量的最小树冠半径），在树冠表面上移动，识别可能代表树顶的最大值，按照预设相对株密度（低、中和高），使用这些最大值将研究区域分成 3 类；接着，在每一类株密度中，将高于周围像元 85% 的像元聚在一起；最后，从数据集中删除所有小于最小树冠的尺寸的聚类，就可以从每一个聚类得到最大树高值和最大树高位置。根据外业测量结果，还需要去除小于 5.7m 的 LIDAR 树高。

Roberts et al. (2005) 使用两回波、高采样密度（每平方米 4~5 个点，转换成点间隔为 0.45m~0.50m）、小光斑（0.11m）的 LIDAR 数据估测了美国南部密西西比州和得克萨斯州火炬松人工林的单木树高，在密西西比河，对于 1.5m 间隔样地搜索窗口半径为 0.76m，对于 2.4m 和 3.0m 间隔样地搜索窗口半径为 1.2m；在德克萨斯州，搜索窗口半径为 0.914m。[这里间隔何意？人工林的行距？]

（2）基于图像分割的树高估测算法

Brandtberg et al. (2003) 在对 LIDAR 数据分割的基础上估测了单木树高，将最大树高与 48 株样本树的地面参考树高进行比较，标准差为 1.1m (R^2 为 0.68)。

Maltamo et al. (2004) 在估测林分蓄积量 (timber volume) 和株数密度 (number of stems) 时，使用单回波（第一回波）、高采样密度（每平方米 10 个点，转换成点间隔为 0.32m）、小光斑的 LIDAR 数据估测了芬兰南部赫尔辛基附近的州有林单木树高，主要思路是首先生成 CHM；然后使用商业图像分割软件得到大树的高度，分割之前对 CHM 进行低通滤波，分割之后由未平滑 CHM 得到树高，局部最大值搜索窗口为 3×3 像元；最后使用两种不同的方法预测小树。在第一种方法中，使用了完整的温布尔 (Weibull) 分布，由单独的预测模型预测参数，并通过预测的树高分布来确定小树高；在第二种方法中，通过拟和两参数左截取温布尔 (left-truncated Weibull) 分布来探测树高分布。

Morsdorf et al. (2004) 在聚类分析的基础上，将聚类结果的最高值作为单木树高，并与外业测量值进行比较。结果表明 917 个树高测量值的稳健线性回归的斜率是 0.96，偏移值 1m，调整 R 平方 0.92。

Bortolot et al. (2005) 在对 CHM 进行分割的基础上得到了单木树高，用于计算样地尺度的生物量，因此未给出单木树高的估测精度。

Brandtberg (2007) 在分析了激光脉冲与树冠相互作用的基础上，提出了一种新的树高校正方法，求取最大树高值和平均树高值之间的差值，将树高标准差、偏度、峰度组

合成一个变量，对差值和组合变量进行回归分析，去除负残差最多的一组异常值，重新进行回归分析，重复 8 次该过程，得到 8 个稍微不同的回归函数，用地面数据验证，选择一个最优的函数来校正树高。该方法使用了一种基于每株树全部第一回波点云高度的边缘分布形状特征的更加可靠的预测，替代了每株树不可靠的单个最大激光点高。结果表明树高的 RMSE 减少了大约 20% (stddev=1.1m 减少到 stddev=0.92m)。

(3) 基于外业位置的树高估测算法

Clark et al. (2004) 使用单回波 (记录了第一回波)、高采样密度 (每平方米 9 个点, 转换成点间隔为 0.33m)、小光斑的 (0.30m) 的 LIDAR 数据估测了哥斯达黎加 (Costa Rica) 东北部热带雨林的单木树高, 外业测量了 21 株草原孤立木和 59 株突出木的树高和位置, 树高均大于 20m, 在 DCM 中按照 5m 半径的窗口提取相应位置处的局部最大值作为 LIDAR 树高, 结果表明单木树高被低估, 平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) 分别是 3.67m 和 2.33m。线性回归模型分别解释了 51% (4.15m RMSE) 和 95% (2.41m RMSE) 的变异性。草原孤立木比突出木估测值精度高的原因是草原高程和外业树高测量值的精度高。

Hollaus et al. (2006) 采用两回波、高采样密度 (每平方米 0.9~2.7 个点, 转换成点间隔为 0.61m~1.05m)、小光斑 (0.3m) 的 LIDAR 数据提取了奥地利西部阿尔卑斯山地环境下的大比例尺冠层高。在基于单木的冠层高验证方法中, 首先通过外业测量的单木位置, 在第一回波点云和 DSM 像元中, 提取 1.0m、1.5m 和 2.0m 半径内的最大值, 然后将提取的高度减去地形高度得到 LIDAR 树高, 结果表明 LIDAR 树高与外业树高的相关性很好。

1.1.2.1.2 单木冠幅估测

单木冠幅估测方法可以分为两类, 第一类方法是从图像分割的角度出发识别单木树冠, 进而得到冠幅测量值; 第二类方法是按照树冠形态学特征提取冠幅。单木冠幅估测精度受多种因素影响, 例如树冠形状特征、聚集生长现象等, 从已有的研究结果中发现其精度往往低于单木树高估测精度。

(1) 基于图像分割的冠幅估测算法

Brandtberg et al. (2003) 使用多回波 (记录了 2 个回波)、高采样密度 (第一回波每平方米 12 个点, 转换成点间隔为 0.29m)、小光斑 (直径 0.1m) 的 LIDAR 数据探测和分析了美国东部西弗吉尼亚州已经落叶的单株木树冠。已落叶树枝的稀疏或复杂状态返回

了足够的回波，能够探测单株树并分析它们的垂直结构。提出了一种基于图像分割的树冠边界识别算法，主要思路是首先将 LIDAR 数据内插生成 2D 数字图像，高度作为像元值或亮度值，内插空像元，去除高度异常值。在不同尺度进行高斯平滑，以便创建一个三维尺度空间结构（scale-space structure）。基于二阶图像导数计算团块（blob）信号（signatures），然后进行归一化，以便在不同尺度水平比较它们。在尺度空间结构中选择具有最强归一化信号的灰度团块。在图像分割结果中每次标记一个团块的支持区域，对于较强的团块使用较高的优先权。在面向对象分割方法中加入单木树冠的地面参考数据集，得到了 6 个单公顷样地的分割结果，并对识别的树冠多边形进行了评价。为了分析单株树，选择落在每个树冠边界内的原始激光回波点子集，估计了冠层和地面回波的前四阶矩（平均值、标准差、偏度、峰度）、最大值和个数统计量，分别计算了树枝两个回波的激光高度和激光反射率的统计量。

Maltamo et al. (2004) 在估测林分蓄积量和株数密度时，使用商业图像分割软件对 CHM 进行分割得到了单木树冠，该软件最初用于航空相片和视频图像的分割，树冠分割的过程包括滤波、搜索局部最大值作为种子、种子区域生长。

Morsdorf et al. (2004) 使用两回波、高采样密度（每平方米 20 个点，转换成点间隔 0.22m）、小光斑（0.2m）的 LIDAR 数据估测了瑞士国家公园针叶林的单木冠幅。提出了一种树冠分割算法，即在三维空间对 LIDAR 原始数据进行聚类分析，主要思路是首先从 DSM 中提取局部最大值作为种子点，DSM 分辨率 0.5m，树冠直径 1.7m，选择了 3×3 滤波核，权重为 $[1\ 2\ 1; 2\ 4\ 2; 1\ 2\ 1]/16$ ；然后使用种子点进行聚类分析，根据松树的形状比对 z 坐标进行一个尺度变换，既然树冠高是树冠直径的 3 至 6 倍，尺度参数的范围为 3 到 6，同时去除了高于地面 1m 的点。从聚类结果提取树冠直径，方法是由平均点密度除以聚类点数得到树冠面积，按照圆面积公式得到直径。树冠直径与外业测量匹配的并不好，R 平方低至 0.2，可能是由于外业测量的误差引起的。

（2）基于树冠形状的冠幅估测算法

Bortolot et al. (2005) 使用多回波（记录了 5 个回波）、高采样密度（每平方米 1 个点，转换成点间隔为 1m）、小光斑 LIDAR 数据估计了美国东部弗吉尼亚州单木树高。提出了一种基于训练数据的单株木识别算法，主要思路是首先使用 3×3 低通均值滤波对 CHM 进行平滑；然后使用高斯拉普拉斯算子滤波由平滑的 CHM 创建局部最小值栅格和局部最大值栅格；接着在 CHM 中遍历符合一定判别规则的像元，即超过了一个高度阈值并且不是局部最小值的像元，以该像元为中心像元，每次向外扩张一个像元，则可以

生成不同半径的圆，每个圆被赋予一个权重；最后，根据树冠不能重叠的假设使用优化程序选择表示树冠的像元。该算法结合了计算机视觉和优化技术，训练数据由 LIDAR 数据子集和对应的地面数据组成。

Roberts et al. (2005) 使用 LIDAR 点云数据估测了美国南部火炬松人工林的单木冠幅。该研究在确定树冠顶点和树冠下表面的基础上，在冠层上表面中识别出的每个树冠顶点主方向上，定位树冠边缘，以确定树冠直径的估计值。在识别出的每个树顶主方向上，扩充一个 3.4m（最大种植间距 3.0m）的线性数组单元，搜索数组中最小像元高程值，以便识别出冠层表面模型中临近树冠的“鞍”形区，认为该位置的像元表示树冠边缘。假定火炬松临近树的树冠一般不重叠，树冠中间就会出现间隙，可以认为树冠边缘的位置是线性数组的高程值开始低于树冠底面层的地方。树冠半径是从树顶到四个识别出的边缘的距离，冠幅是四个半径平均值的两倍。结果表明，密西西比州火炬松人工林的冠幅低估了 21%。

Koch et al. (2006) 使用两回波、高采样密度（每平方米 5~10 个点，转换成点间隔为 0.32m~0.45m）、小光斑（直径 0.40m~0.85m）的 LIDAR 数据集探测了德国西南部弗莱堡附近落叶阔叶林和混交林的单木树冠。该研究提出了一种自动探测单株树的方法，在高斯平滑过的 DCHM 中使用局部最大值滤波探测可能的树顶，然后结合顶注（pouring）算法和基于知识的树形状假设来描述树冠，最后通过由树顶作为起点的搜索向量来探测树冠边界，分割结果与地面测量的树冠投影和摄影测量分割的树进行比较。分割算法适合于针叶林分，但是实现方法倾向于将密集落叶树的树冠合并在一起。

1.1.2.1.3 单木枝下高估测

通过单木树高或冠幅估测算法可以确定单木位置，进而可以估测单木枝下高。由于上冠层的遮挡原因，特别是在完全郁闭度的林分中，落在树冠底部的激光脉冲相对来说少很多，因此，枝下高的估测精度要比树高低很多。

Morsdorf et al. (2004) 使用在 k 均值聚类分析的基础上，将聚类结果的 95%分位数作为单木枝下高，冠体高度等于树高减去枝下高，用于三维显示单木几何模型。Roberts et al. (2005) 提出了一种树冠下表面生成算法并估测了单木枝下高。该算法使用固定窗口在树冠上表面搜索局部最小值，内插成一个新的栅格表面层，考虑到这些值中的大多数位于树冠底面附近，一些值来自于树冠间隙并且离地面表面很近。因此将第二个搜索窗口传给该表面层，这次保留局部最大像元值。为了确保没有来自地面或地面层植被的反

射值，由于最小枝下高超过了 5m，所以自动虑除了小于 5m 的所有像元值，将剩余的像元值内插成表示树冠下表面。结果表明，密西西比州火炬松人工林的树冠深度（树冠上下表面之间的高度）低估了 3%。

1.1.2.1.4 单木胸径估测

LIDAR 技术优势在于直接测量冠层的垂直结构，无法直接测量单木胸径，一般通过相关生长方程计算得到。Maltamo et al. (2004) 在估测林分蓄积量和株数密度时，使用商业图像分割软件得到了单木树高和树冠，使用对数回归方程得到了单木胸径。为了匹配 LIDAR 单木位置和外业单木位置，在 CHM 上目视检查外业单木的位置，同时使用 LIDAR 树高来区别较高的树和灌木。选取 LIDAR 树高和树冠面积作为自变量，胸径作为因变量，两边取自然对数后进行线性回归分析，得到胸径的回归方程。Popescu (2007) 在估测了单木树高和冠幅的基础上，通过线性和非线性回归估测了单木胸径并进行了精评度。结果表明线性回归模型解释了单木胸径的 90% 变异性。

1.1.2.1.5 单木生物量估测

通过 LIDAR 单木测量值(例如树高和冠幅)可以间接估测单木生物量。Popescu (2007) 使用两回波、高采样密度(每平方米 2.6 个点，转换成点间隔为 0.62m)、小光斑的 LIDAR 数据估测了美国得克萨斯东半部人工松林的单木地上生物量。通过线性和非线性回归，由 LIDAR 提取的单木测量值估测每木地上生物量和单木各部分(例如叶、粗根、树皮、树干木质部分)生物量。在 0.1 和 0.01 英亩样地采集了 45 株单株火炬松。线性回归模型解释了单木生物量 93% 变异性，各部分生物量的 79 - 80% 变异性。

1.1.2.1.6 单木叶面积估测

单木叶面积估测依赖于单木树高、冠幅等 LIDAR 测量值。Roberts et al. (2005) 在提取了单木树高和冠幅的基础上，通过回归分析估测了单木叶面积。该研究采用了破坏性采样方法建立了单木叶面积的回归方程，在密西西比州 16 年生火炬松林，对于初植间隔为 $1.5\text{m} \times 1.5\text{m}$ 的样地，LIDAR 叶面积估测值与外业估测值的差值在 0.1m^2 范围内；对于初植间隔为 2.4m 和 3.0m 的样地，LIDAR 叶面积估计值分别低于外业估计值 5.8m^2 和 14.5m^2 。在德克萨斯州 4 年生火炬松林，LIDAR 叶面积估计值与外业估测值相差在 0.4m^2 范围内。叶面积估计值的误差主要是由于 LIDAR 冠幅误差引起的。

1.1.2.1.7 树种组分类

根据不同树种显著的形状特征差异，可以进行简单的树种组分类。

Brandtberg et al. (2003) 在使用 LIDAR 数据识别单木树冠的基础上，通过线性判别式分析 (linear discriminant analysis, LDA) 进行了简单的树种组分类，检验了三种本地主要树种组 (橡树 (*Quercus spp.*)、红枫 (*Acer rubrum*) 和黄杨 (*Liriodendron tulipifera*)) 统计量的显著性差异 ($p < 0.05$)，不同统计量的树种分类结果表明，使用单个或多个变量的精度由中到高变化。

Moffiet et al. (2005) 使用两回波、高采样密度 (每平方米 1 个点)、小光斑 (0.085m) 的 LIDAR 数据研究了澳大利亚东北部昆士兰州亚热带林单木树种特征，通过探测性数据分析来评价将激光回波类型和回波强度作为单株树分类变量的可能性。不同回波类型和外业树种数据的叠加显示图表明，通过可视化方式能够区分产生高比例单回波的植被类型和产生低比例单回波的植被类型，至少为使用特定光斑尺寸的时候。当使用澳大利亚东南部亚热带林区的 LIDAR 数据和相对应的外业数据时，在某些情况下，回波类型和外业数据的散点图能够在单株树尺度上，可视化地区分 White Cypress Pine (*Callitris glaucophylla*) 和 Poplar Box (*Eucalyptus populnea*)。由于数据集中存在其他噪声源影响，有时在单株树尺度上不能清楚地识别这两个树种。

Brandtberg (2007) 使用机载 LIDAR 点云数据对美国东部的西弗吉尼亚已落叶的阔叶林和瑞典南部针叶林的单木进行分类，纠正并改进了一种使用高采样密度、小光斑数据的、基于单木的树种分类方法。该方法定义了一个有向图 (digraph)，证明有且仅有一个有向图，描述了 4 个纯事件，将两回波 LIDAR 系统的单株树激光点数据分成不相交集。有向图具有可扩展性，能够用于更高逻辑分辨率的 n 回波 LIDAR 系统 ($n > 2$)。该方法明显地提高了树种分类精度，也可用于减少数据获取时的采样密度。通过修订树高，为每株树的所有点集定义了一个具有尺度不变性的尺度变换空间，并在其中推导了所有基于单株树的几何测量值。通过修订和改进的分类方法，美国西弗吉尼亚三种已落叶的单株树 (橡树、红枫、黄杨) 分类的总精度从 60% 增加到 64%。

1.1.2.1.8 LIDAR 与航空影像数据估测单木参数

还有一些研究使用 LIDAR 数据与航空影像进行单木尺度的森林参数研究，St-Onge et al. (2004) 利用立体摄影测量和 LIDAR 组合来测量加拿大蒙特利尔附近森林的单株木树高，主要思路是由 LIDAR 数据生成 DTM，将扫描的航空相片立体像对与 DTM 配准，由

观察员在数字摄影测量工作站上测量单株木顶点的高程，树底部高程由 DTM 读取，与相应的树顶高程作差，计算出单株木树高；Koukoulas et al. (2005) 使用 LIDAR 和多光谱影像对英格兰南部阔叶落叶林的单株树位置、高度和树种进行制图；Suarez et al. (2005) 使用机载 LIDAR 和航空摄影估计苏格兰 Aberfoyle 林场的单株木树高，主要思路是先使用 eCognition 对航空相片 (RGB) 和树冠模型 (tree canopy model, TCM) 进行分割，最后在 ArcView 中提取多边形内的局部最大值作为树高值；Tickle et al. (2006) 使用小光斑 LIDAR 和航空摄影研究了单木树高，结果表明 LIDAR 和外业测量的树高之间具有稳健关系；赵峰 (2007) 利用 LIDAR 数据和航空影像估测了林木参数。

1.1.2.2 点云数据估测林分生物物理参数

林分尺度的森林参数是单木尺度参数的统计量，如林分平均高、每公顷断面积、株数密度等。通常在林分中选择一些典型样地，测量样地中每株树的参数，对样地进行统计得到，用样地尺度的统计量代表林分尺度的统计量。

1.1.2.2.1 林分高估测

林分高有多种表达形式，例如林分平均高、林分加权平均高、优势木平均高等，主要依赖于不同的研究目的。LIDAR 数据的优势在于提供优势木和亚优势木的冠层信息，因此，选取合适的树高统计量有利于充分表达 LIDAR 数据中蕴含的相关信息。

林分高估测算法可以分为三类：第一类在单木识别的基础上，计算得到林分高；第二类由 LIDAR 数据直接计算样地内的多种统计量，通过回归分析选择林分高的最优拟合子集；第三类由点云数据模拟波形数据，按照能量分布计算林分高。

Popescu et al. (2002) 使用两种方法估测林分平均高和最大值，第一种方法是计算样地内单木的统计量进行回归分析，单木树高通过局部最大值算法从 CHM 中提取。第二种方法是计算样地内 CHM 像元的统计量 (包括平均值、标准差、最大值、众数、树高分布的 1、5、10、25、50、75、90、99%)，与外业调查数据的统计量 (平均值、最大值) 进行回归分析。为了去除灌丛、小树、低矮植被等产生的影响，计算了 3 组 LIDAR 数据统计量，第一组去除了小于 2.44m 的高度值，第二组去除了小于 3.96m 的高度值 (代表去除胸径小于 6.35cm 的树)，第三组去除了小于 7.62m 的高度值 (代表去除胸径小于 12.7cm 的树)。结果表明每个样地最大高度值的预测精度最高 (第一种和第二种方法的 R^2 值分别是 0.85 和 0.90)，预测胸径大于 12.7cm 优势木和次优势木的高度时，第二种方法 (R^2 值

为 0.84~0.85) 优于第一种 (R^2 值为 0.57~0.73)。在解释树高的总变异时, 使用基于外业的树高阈值处理 LIDAR 数据并没有带来明显的改进。

Holmgren et al. (2003) 使用两种方法估测以胸高断面积为权重的林分加权平均高, 第一种方法是基于单木法 (single-tree-based method), 第二种方法是基于面积分析法 (area-based analysis)。平均树高的回归分析 R 平方为 0.89~0.91, 均方根误差 (RMSE) 为 1.45m~1.56m, 对应着平均树高的 10~11%。扫描角对以胸高断面积为权重的平均树高影响不明显。

Riano et al. (2003, 2004) 利用机载 LIDAR 点云数据估测了德国西南部阿尔卑斯山附近混交林的冠层高。激光脉冲数据处理时采用了 10m×10m 网格 (每个网格约 670 个点), 地面高程被定义为小于等于 0.6m 的高度, 其它定义为植被; 植被的 99%分位数高度小于等于 4m 定义为灌木, 其它定义为树冠; 通过最小欧几里德距离将树冠聚类成上冠层和下冠层, 上冠层树高被定义为 99%分位数高度, 枝下高定义为 1%分位数高度; 下冠层高定义为 99%分位数。

Clark et al. (2004) 使用两种方法估测了林分平均高, 第一种方法是在 DCM 中使用 2m×2m 窗口搜索局部最大值, 计算样地平均值; 第二种方法是计算样地内所有像元的平均值。对于 32 个幼龄人工林样地 (0.38m 到 18.53m 高), 两种方法得到的林分平均高的平均绝对误差是 0.90m (R 平方为 0.97, 模型 RMSE 为 1.08m)。

Andersen et al. (2005) 使用 LIDAR 点云估测了美国西北部华盛顿州混交林的冠层高。本研究中使用 LIDAR 度量值 (最大值、25%、50%、75%分位数等) 预测结构参数。结果发现 LIDAR 提取的度量值与外业测量的冠层高、枝下高之间具有强相关性 (R 平方分别为 0.98 和 0.77)。

Hall et al. (2005) 使用 LIDAR 点云数据估测了美国中部科罗拉多州山区森林的林分高。由 LIDAR 数据得到了 39 个度量值, 在回归模型中使用这些度量值的有限组合, 来拟和林分结构变量的外业估计值 (林分平均高、加权平均高、枝下高等)。

Coops et al. (2006) 使用多回波、高采样密度 (每平方米 0.7 个点)、小光斑 (直径 0.19cm) 的 LIDAR 数据估测了加拿大英属哥伦比亚州花旗松林的冠层结构, 在每个地块中使用温布尔概率密度函数, 对外业测量的树冠尺寸、垂直树叶密度和 LIDAR 数据得到的表观树叶剖面 (Apparent Foliage Profile, AFP) 进行拟和。基于 LIDAR 全波形观测值的冠层体积剖面 (Canopy Volume Profile, CVP) 方法, 提出了一种修正的冠层体积方法, 用于检查森林垂直与水平结构的变化。结果表明平均林分高与 LIDAR 估计值显著相关 (R^2

= 0.85, $P < 0.001$, $SE = 1.8 \text{ m}$)。

Hollaus et al. (2006) 在基于面积的冠层高验证方法中, 计算了外业样地的 Lorey's mean height (以胸高断面积为权重的平均高), 同时计算了第一回波点分位数和 CHM 像元的分位数, 为了去除灌木、草等低矮植被和石头的影响, 冠层高阈值设为 2m。结果表明模型的相关性很好。

Jensen et al. (2006) 使用小光斑 LIDAR 点云数据估测了美国西北部爱达荷州混交林的林分高。通过训练数据确定 LIDAR 提取的高度度量值(如平均值、标准差、25%、50%、75%和 95%分位数等)和外业测量的依赖变量之间的经验关系, 并通过不相关的子集对模型进行验证, 然后使用模型拟和所有数据, 得到了冠层最大高和平均高的相关系数和均方根误差(分别为 0.91, 3.03 m; 0.79, 2.64 m)。

Streutker(2006)使用两回波、高采样密度(每平方米 1.2 个点, 转换成点间隔为 0.9m)、小光斑(直径 0.2m)的 LIDAR 数据集测量了美国西北部爱达荷州稀树草原(sagebrush steppe)的植被高。主要思路是将所有的点数据分成 5m 的栅格单元, 分析每个单元内的数据, 平均高(mean height)是单元内所有高度值的平均值(mean value), 表面粗糙度(surface roughness)是高度值的标准差, 这两个参数中包含了高度为 0 的地面点; 还计算了每个单元内的平均植被高(去除了地面点)和最大高度值。植被覆盖度(percentage of vegetative cover)是单元内非地面点的个数与所有点的个数之比。植被高的表面粗糙度图(Surface roughness maps)很好地反映了冠层变化, 并能够精确地区分过火区和未过火区。基于单一粗糙度阈值分类得到山艾树出现区和未出现区, 外业验证的总精度为 86%。尽管 LIDAR 高比外业高普遍偏低, 但是 LIDAR 提取的植被高与外业测量值的相关性很好。低估的原因可能是由于信号阈值的限制, 使得 LIDAR 传感器得到的高对应着灌丛冠层的内部而不是顶部。

Thomas et al. (2006) 使用不同采样密度(每平方米 4 个和 0.035 个点) LIDAR 点云数据估测了加拿大安大略省北方混交林的林分高。结果表明, 高采样密度和低采样密度的分位数模型与林分高(包括平均高、加权平均高、优势木高、优势木平均高)之间的相关性都很好。

1.1.2.2.2 郁闭度估测

郁闭度是林地树冠垂直投影面积与林地面积之比。Riano et al. (2003) 机载 LIDAR 点云数据估测了德国西南部混交林郁闭度, 定义为入射到树上的激光点数与全部激光点

数的比值。该研究还使用点云数据模拟了全波形，采用了 $10\text{m} \times 10\text{m}$ 网格，垂直方向 0.3m 间隔，没有考虑波形截面的能量分布，即中心能量高边缘能量低，并将波形转换成冠层高度剖面（Canopy Height Profile, CHP），为了去除较高冠层阴影产生的影响，再转换成纠正模拟波形，用于计算下冠层的郁闭度。Riano et al. (2004) 使用 LIDAR 点云数据估测了西班牙中部森林的郁闭度，结果表明使用小半径（ 2.5m ，相当于冠层高四分之一）提取的 LIDAR 变量与半球摄影测量计算的郁闭度之间的相关性最好。Thomas et al. (2006) 使用不同采样密度 LIDAR 点云数据估测了加拿大安大略省北方混交林郁闭度。结果表明，高采样密度的分位数模型与郁闭度（crown closure）之间的相关性都很好（ R^2 为 0.60 ），低采样密度模型不能精确预测郁闭度（ R^2 为 0.36 ）。

1.1.2.2.3 林层估测

林层指林冠的层次，分为单层林和复层林。Zimble et al. (2003) 在估测了单木树高的基础上，分析了单层林和复层林的结构特征。由 1m 分辨率的栅格数据统计得到 30m 分辨率的树高标准差栅格数据，选择单层林样地的树高标准差最大值（ 1.21m ）和复层林样地的树高标准差最小值（ 2.75m ）之间的中值（ 1.54m ）作为阈值，将 LIDAR 树高标准差栅格数据分成单层林（ $<1.54\text{m}$ ）和复层林（ $>1.54\text{m}$ ）。还可以使用变异系数（计算方法标准差除以平均值乘以 100 ）描述森林结构。结果表明两种结构类型的景观尺度分类正确度为 97% 。Maltamo et al. (2005) 单回波、高采样密度（每平方米 10 个点，转换成点间隔为 0.32m ）、小光斑（直径 0.4m ）LIDAR 数据估测了芬兰南部复层林的结构特征。通过查看基于激光扫描的冠层高度点数据的样地尺度三维图像，由不同高度分位数之上的激光点所占的比例来计算冠层密度，并检查冠层密度的分布，来可视化地分析下层林木的存在。此外，提出了一种直方图阈值方法，适用于激光点的高度分布，来分离不同的林层。结果表明可以识别复层林分结构，并使用激光扫描高度分布数据分位数进行定量化，然而结果的精度依赖于优势树层的密度。

1.1.2.2.4 株数密度估测

株数密度是每公顷林木株数，由于树冠存在簇生现象，因此 LIDAR 估测精度偏低。Maltamo et al. (2004) 基于 LIDAR 和树尺寸分布期望函数估测了株数密度。结果表明，当仅使用 LIDAR 数据时，每公顷株数的 RMSE 大约是 75% ；使用温布尔树高分布预测小树明显地提高了精度，株数的 RMSE 值为 49.2% ；使用左截取温布尔树高分布预测缺

失的小树高时，估计株数的 RMSE 是 72.7%。Bortolot et al. (2005) 在单木识别的基础上估测了株数密度，相关性很低 (0.22 到 0.56 之间)。Hall et al. (2005) 使用 LIDAR 点云数据估测了美国中部科罗拉多州山区森林的株数密度。

1.1.2.2.5 胸径/胸高断面积估测

LIDAR数据不能直接估测胸径/胸高断面积，一般通过LIDAR数据统计量与外业测量结果进行回归分析得到。Hall et al. (2005) 使用LIDAR点云数据估测了美国中部科罗拉多州山区森林的胸高断面积。Coops et al. (2006) 使用小光斑点云LIDAR数据估测了加拿大英属哥伦比亚州花旗松林的胸高断面积。结果表明胸高断面积与LIDAR估计值显著相关 ($R^2 = 0.65$, $P < 0.05$, $SE = 14.8 \text{ m}^2/\text{ha}$)。Thomas et al. (2006) 使用不同采样密度LIDAR点云数据估测了加拿大安大略省北方混交林生物量。结果表明，高采样密度和低采样密度的分位数模型与胸高断面积之间的相关性都很好 (R^2 分别为 0.89 和 0.91)。Jensen et al. (2006) 使用小光斑LIDAR点云数据估测了美国西北部爱达荷州混交林的胸径和胸高断面积。结果表明二次平均胸径和总胸高断面积的相关系数和均方根误差分别为 0.61, 6.31 cm 和 0.91, $2.99 \text{ m}^2/\text{ha}$ 。

1.1.2.2.6 蓄积量估测

由LIDAR数据直接估测的参数 (例如树高、郁闭度、株数)，通过回归分析得到蓄积量。Holmgren et al. (2003) 使用两个回归模型用于预测蓄积量，第一个模型使用由激光提取的平均树高和由激光提取的树冠覆盖面积作为预测变量， R 平方为 0.90，RMSE为 37 立方米/公顷，对应着平均蓄积量的 22%；第二个模型使用由激光提取的平均树高和由激光提取的株数作为预测变量， R 平方为 0.82，RMSE为 43 立方米/公顷，对应着平均蓄积量的 26%。Maltamo et al. (2004) 在单木树冠分割和树高提取的基础上，由回归方程的单木胸径，将胸径和树高作为输入变量，通过经验模型计算得到林分蓄积量。结果表明，当仅使用LIDAR数据时，蓄积量的均方根 (RMSE) 误差大约是 25%；使用温布尔树高分布预测小树明显地提高了精度，估计蓄积量RMSE为 16%；使用左截取温布尔树高分布来预测缺失的小树高时，估计的蓄积量RMSE是 22.5%。Coops et al. (2006) 使用小光斑点云LIDAR数据估测了加拿大英属哥伦比亚州花旗松林的蓄积量。结果表明蓄积量与LIDAR估计值显著相关 (R^2 为 0.87)。Jensen et al. (2006) 使用小光斑LIDAR点云数据估测了美国西北部爱达荷州混交林的蓄积量 (相关系数和均方根误差为 0.93, 24.65

m³/ha)。

1.1.2.2.7 生物量/碳储量估测

由 LIDAR 数据直接估测的参数（例如树高、郁闭度、株数），通过回归分析得到生物量/碳储量。Patenaude et al. (2004) 使用两回波、高采样密度（每平方米 4.8 个点，转换成点间隔为 0.46m）小光斑（直径 0.25m）的 LIDAR 数据估测了英国剑桥郡 Monks Wood 国家自然保护区的森林地上碳储量（Above Ground Carbon Content, AGCC）。该研究通过森林测量法和异速生长关系估计了五个林分的 AGCC。同时，由 LIDAR 数据得到了 CHM，采用基于分位数的方法选择每个样地高度分布的典型统计值，选择森林生长模型作为这些高度测量值估计每个样地蓄积量的基础。基于地面 AGCC 估计值与 DCHM 提取的估计值之间在地块尺度的相关性 R 为 0.74。使用 20m×20m 栅格与 CHM 叠合，估计林分尺度和林地尺度的 AGCC。在林分尺度，按面积对样地数据进行升尺度，与 LIDAR 估计值的相关性 R 为 0.85。在林地尺度 LIDAR 估计值比样地数据的升尺度值将近低了 24%。这意味着仅使用基于外业的方法来研究异质森林的碳收支是不够的。相反地，LIDAR 20m×20m 栅格增强了监测林地 AGCC 变异性的能力。

Bortolot et al. (2005) 在单木识别的基础上估测了森林生物量，对样地内识别树高的 25、50、75%分位数与生物量进行回归分析，将回归方程将应用到新的区域，确定没有地面测量数据区域的生物量。结果表明实际和预测地上生物量之间的相关性(R)范围在 0.59 和 0.82 之间，RMSE在 13.6 和 140.4 t/ha之间，依赖于选择的训练和测试样地，估计生物量时包括了胸径最小的树（7 或 10cm）。Hall et al. (2005) 使用LIDAR点云数据估测了美国中部科罗拉多州山区森林的生物量。Thomas et al. (2006) 使用不同采样密度LIDAR点云数据估测了加拿大安大略省北方混交林生物量。结果表明，高采样密度和低采样密度的分位数模型与平均地上生物量之间的相关性都很好（R²分别为 0.91 和 0.92）。说明使用低采样密度LIDAR数据能够监测大范围的林区。

1.1.2.2.8 叶面积指数估测

叶面积指数是单位面积上单面叶的总叶面积。Riano et al. (2004) 使用高采样密度小光斑LIDAR点云数据估测了西班牙中部马德里附近橡树林（*Quercus pyrenaica* Willd.）和苏格兰松林（*Pinus sylvestris* L.）的LAI，使用不同的半径（从 0.5m到 2.5m之间采用 0.5m间隔，从 2.5m到 20m之间采用 2.5m间隔）对LIDAR数据进行处理，计算每个半径内的变

量包括高度的 50、75、95 分位数，平均高、最大高、冠层点比例，计算冠层点比例时去除了小于 3m 的点（认为是下层植被和地面点）。LIDAR 变量与半球摄影测量提取的 LAI 进行回归分析，结果表明二者之间的相关性非常高，但是受森林类型和半径尺寸的影响。LAI 使用大半径（7.5~12.5m，相当于整个冠层高）的估计结果较好。通常树越小，选择 LIDAR 数据时的半径越小。估计 LAI 时的最优 LIDAR 变量是冠层激光点的分位数。全部橡树林的冠层结果优于松树林。松树林较差的估计结果可能是由于松树的针叶和树枝聚集状态多于橡树冠层。Coops et al. (2006) 使用小光斑点云 LIDAR 数据估测了加拿大英属哥伦比亚州花旗松林的叶面积指数。结果表明叶面积指数与 LIDAR 估计值显著相关 (R^2 为 0.81)。

1.1.2.2.9 树种组分类

LIDAR 数据能够用于简单地区分树冠形状特征差异显著的树种。Moffiet et al. (2005) 在进行单木树种识别时发现，由于数据集中存在其他噪声源影响，有时在单株树尺度上不能清楚地识别这两个树种，通常在样地尺度上支持观测数据。Poplar Box 占优势的样地中单回波的比例低于 Cypress Pine 占优势的样地。对于特定数据集，回波强度统计不如回波类型比例对分类那么有用，通过检查回波强度数据发现森林结构如何影响回波强度统计。探测性数据分析表明森林冠层回波信号强度的大部分变异性仅与激光斑的部分反射相关，因此，森林冠层的强度回波统计，例如平均值和标准差，不仅与植被的反射特性有关，还与森林更大的尺度属性相关，如 canopy openness、单株树树冠内树叶的间隔和类型。

Donoghue et al. (2007) 使用两回波、高采样密度（每平方米 4 个点，转换成点间隔为 0.5m）、小光斑（直径 0.25m）LIDAR 高度和强度数据识别英格兰加洛韦针叶人工林的混交树种。研究了 3 个树种组：纯北美云杉（Sitka spruce），纯黑松（Lodgepole pine）和两种树种混交。评价了两种探测人工林混交度的方法：第一种使用 LIDAR 强度数据区分云杉和松树，第二种使用 LIDAR 提取的冠层密度测量值、协方差、偏度、地面回波比例（用于测量冠层开阔度）和平均冠层高，能够识别树高变异的区域。LIDAR 数据提取结果与 54 个样地进行对数回归，协方差和 LIDAR 强度数据是松树/云杉混交林分中云杉比例的最有用预测变量，相关系数 (R^2) 分别是 0.914 和 0.930。该方法可以作为一个制图工具，与现有清查数据一起有助于提高同龄人工林混交树种的蓄积量。

1.1.2.2.10 LDIAR 与航空影像数据估测林分参数

还有一些研究使用 LIDAR 数据与航空影像进行林分尺度的森林参数研究, McCombs et al. (2003) 使用 LIDAR 和多光谱影像估测了美国密西西比州立大学火炬松人工林的株数密度和平均树高, 对三种局部最大值树高识别方法进行了比较分析, 结果表明多光谱和 LIDAR 数据的融合将提高估计树高的平均值和株数密度; Popescu et al. (2004) 使用小光斑 LIDAR 数据和多光谱影像估测了美国东南部的落叶阔叶林和针叶林的森林蓄积量和生物量。通过局部最大值滤波, 可变尺寸窗口为矩形和圆形, 在 CHM 中识别单株树。动态变化窗口的尺寸由冠层高和分类数据决定, 分类数据由配准的多光谱光学数据提取。在回归模型和交叉验证中使用了基于 LIDAR 的单木尺度测量参数(树高、冠幅), 来估计样地尺度的外业清查数据, 包括蓄积量、生物量、胸高断面积、胸径。估计生物量时, 落叶树的最大 R 平方是 0.32 (RMSE 44 Mg/ha), 针叶树是 0.82 (RMSE 29 Mg/ha)。估计蓄积量时, 落叶树的最大 R 平方是 0.39 (RMSE 52.84 平方米/ha), 针叶树是 0.83 (RMSE 47.9 平方米/ha)。回归模型的 Moran's I 系数表明在 0.05 水平残差缺少明显的自相关性。在落叶林和针叶林地块, 拟和和预测蓄积量和生物量的模型表明圆形窗口形状更适合于查找 LIDAR 的单株树。与仅使用 LIDAR 数据相比, 使用融合数据集(LIDAR 和光学影像)提高了针叶林的生物量和蓄积量估计值, 在某些情况下也提高了落叶林样地的估计值。

1.1.2.3 点云数据提取林下地形

林下地形是森林参数提取方法中必须考虑的一个重要参数, 对于简单地形条件, 如平原区、地形缓慢变化的丘陵等, 只需较少的地面点就可以得到较高精度的 DEM; 而对于复杂地形条件, 如坡度极急剧变化的山地、多冲沟、断崖、峡谷等, 需要沿着不断变化的地形表面采集很多地面点才可以得到较高精度的 DEM, 极大地增加了数据获取和处理的难度。

Popescu et al. (2002) 使用 LIDAR 点云数据生成了美国东部弗吉尼亚州的阿波马托克斯-白金汉州有林场(Appomattox-Buckingham State Forest)的 DEM, 研究区内平均海拔 185m, 最低海拔 133m, 最高海拔 225m, 属于皮德蒙特高原地形, 坡度很缓。主要思路: (a) 在 5m 格网中选择最低激光点; (b) 使用线性 Kriging 内插成 0.5m 格网; (c) 使用 3×3 像元窗口进行局部最小值滤波; (d) 仅使用局部最小值内插生成最终 DEM。

Clark et al. (2004) 使用 LIDAR 点云数据研究了哥斯达黎加(Costa Rica)东北部热带雨林的林下地形, 提出了一个完全自动的局部最小值算法来分离 LIDAR 地面回波和植被

回波,使用反距离加权(inverse distance weighted, IDW)和正则克里金(ordinary kriging, OK)算法内插生成DTM,并对两种结果进行比较,发现OK被证明是最优的内插方法,它平滑了地面数据集的伪林下高引起的小尺度变异性。将最终DTM与3859个均匀分布的地面测量点进行比较,线性相关性为1.0,均方根误差(RMSE)为2.29m,陡坡处的RMSE比平坡大0.67m。在平坡处,与土地利用相关的植被复杂性的变化,使得整个景观的DTM误差分布有很大的变化。在平坦、冠层开阔区的DTM最高精度是0.58m RMSE。密集的、多层的常绿过生长林使得LIDAR地面提取变得复杂,DTM高估了1.95m RMSE。

Hollaus et al. (2006)使用LIDAR点云数据研究了西部奥地利阿尔卑斯山地环境的林下地形,使用Scop++(May, 2006)分离地面点和非地面点,反距离加权法内插生成DTM,22000个地面控制点验证结果表明,对于相对平坦地形(局部坡度<10度)和局部坡度大于60度地形,非林区地形DTM的误差从10cm增加到50cm。

Streutker (2006)使用LIDAR点云数据生成了美国西北部爱达荷州稀树草原(sagebrush steppe)的DEM,将LIDAR数据分成5m×5m的格网,每个格网有5~50个点,认为每个格网中的最低点为地面点,并设为迭代运算的初始值,使用这些地面点生成初始地面,间隔为5m,插值方法为thin plate spline(Meinguet,1979)。由于地形的不规则性,LIDAR格网中有些点可能位于初始地面的下面,将位于初始地面中或其下面的点作为新的地面点,重新内插生成新的地面,重复迭代直到所有的点被分为地面点和非地面点,两次迭代过程的收敛阈值为98%点位于地面之上。由所有地面点内插生成DEM。

1.1.2.4 波形数据估测森林参数

机载LIDAR系统都获取回波能量随时间分布的完整波形数据,在林业研究中成功应用的两个LIDAR实验系统是Scanning Lidar Imager of Canopies by Echo Recovery (SLICER)和Laser Vegetation Imaging Sensor (LVIS),已获取数据的采样密度很低,光斑尺寸比较大,一般为冠幅的1至2倍以上,也称为大光斑LIDAR。

Lefsky et al. (1999)使用SLICER测量了美国俄勒冈州喀斯喀特山脉花旗松和西部铁杉林冠层结构和生物物理属性以及美国马里兰州东部落叶林的胸高断面积和生物量;Means et al. (1999)使用SLICER估计了美国俄勒冈州西喀斯喀特山森林的林分结构特征;Harding et al. (2001SLICER)在美国马里兰州东部完全郁闭阔叶林中验证了SLICER的冠层高度剖面;Parker et al. (2001SLICER)使用SLICER和冠层中的量子传感器测量了美国马里兰州阔叶林、华盛顿州和俄勒冈州针叶林的冠层透光率;Drake et al. (2002)

使用 LVIS 估计了哥斯达黎加拉塞尔瓦地区热带雨林的冠层结构和生物量；Hofton et al. (2002) 使用 LVIS 测量了哥斯达黎加拉塞尔瓦地区热带森林密集地区的林下地形；Kotchenova et al. (2004) RSE 使用 SLICER 对美国马里兰州东部落叶林总初级生产力进行建模；Hyde et al. (2005) 使用 LVIS 制作了美国加利福尼亚州内华达山脉针叶林、混交林的森林结构图，用于野生动植物栖息地分析；Lefsky et al. (2005) 使用 SLICER 研究了西北太平洋森林林分结构估计值的地理变异性以及森林林分和冠层结构之间的协方差分布模式；Anderson et al. (2006) LVIS 使用 LVIS 测量了美国新罕布什尔州北方温带混交林结构。

1.2 研究目标和主要研究内容

1.2.1 关键的科学问题与研究目标

本文拟解决的关键科学问题有两个，即 LIDAR 探测森林冠层的机理是什么？由 LIDAR 数据能否精确估测森林参数？下面分别加以说明。

LIDAR 通过发射激光脉冲来探测森林冠层，激光脉冲到达森林冠层上表面以后，受冠层中枝叶的遮挡，在立体空间发生散射，一部分散射信号返回到传感器，剩余部分散射信号经过衰减消耗或者经过多次散射再次返回到传感器；激光脉冲未被枝叶遮挡的部分继续传输，到达森林冠层内部的枝叶或者地表，在立体空间继续发生散射，一部分散射信号返回到传感器，剩余部分散射信号经过衰减消耗或者经过多次散射再次返回到传感器，因此，传感器接收到的信号是激光脉冲与森林冠层相互作用的综合反映。如何对森林冠层进行抽象表达？如何建立激光脉冲在森林冠层中的传输模型？这正是本文需要回答的问题，用于解释 LIDAR 探测森林冠层的机理，并为下一步的算法设计和实现提供理论支持。

高采样密度的机载 LIDAR 数据提供了详细的森林冠层三维结构特征信息，包括冠层表面的起伏状态和冠层内部的孔隙分布等。森林冠层可以看作是由单木树冠组成，单木树冠之间的相互关系决定了森林冠层的结构特征。由 LIDAR 数据进行单木树冠特征识别时需要考虑多种因素，既要考虑树冠的形状特征，例如树高与冠幅之间的关系、树冠之间是否邻接等，还要考虑 LIDAR 数据的特征，例如采样密度、激光脉冲入射角度等。数据处理过程中的每一步都会影响到最终结果，例如点云数据栅格化时栅格单元的尺寸、

内插算法、平滑算法等，对整个数据处理流程的优化，将会提高单木树冠识别能力。由单木树冠特征能够估测哪些森林参数？估测精度如何？这正是本文需要回答的另一个问题，用于说明 LIDAR 估测森林参数的能力。

因此，本文的研究目标是揭示 LIDAR 探测森林冠层三维结构的机理，并寻求森林参数的有效估测方法。

1.2.2 主要研究内容

LIDAR 数据不但能够提供森林冠层的水平结构特征，还能够提供森林冠层的垂直结构特征。本文拟在垂直空间内对森林冠层进行抽象，分析激光脉冲对森林冠层的穿透性，主要考虑波形数据的采样特征；在水平空间内对森林冠层进行抽象，分析激光脉冲采样密度变化对森林冠层上表面描述能力的影响，主要考虑点云数据的采样特征。

研究尺度从单木水平扩展到林分水平，单木树冠识别算法与相关生长方程相结合估测单木生物物理参数，由统计方法得到林分单木生物物理参数。

因此，本文的主要研究内容是采用高采样密度的机载 LIDAR 数据，进行森林参数估测方法研究，包括理论模型和技术方法两个方面，具体来说包括以下几点：

- (1) 研究了不同散射体的 LIDAR 方程
- (2) 研究了不同散射体的波形特征
- (3) 研究了不同散射体的相对后向散射截面
- (4) 研究了波形数据点云化方法
- (5) 研究了点云数据预处理算法
- (6) 研究了单木树冠特征识别算法
- (7) 研究了单木参数估测方法
- (8) 研究了林分参数估测方法

1.3 研究技术路线

本文在查阅了大量国内外相关参考文献的基础上,进行了 LIDAR 理论模型、单木特征识别、森林参数估测等前后内容相互衔接的一系列研究,并采用外业调查数据对研究结果进行验证,总体技术路线如图 1.1 所示。

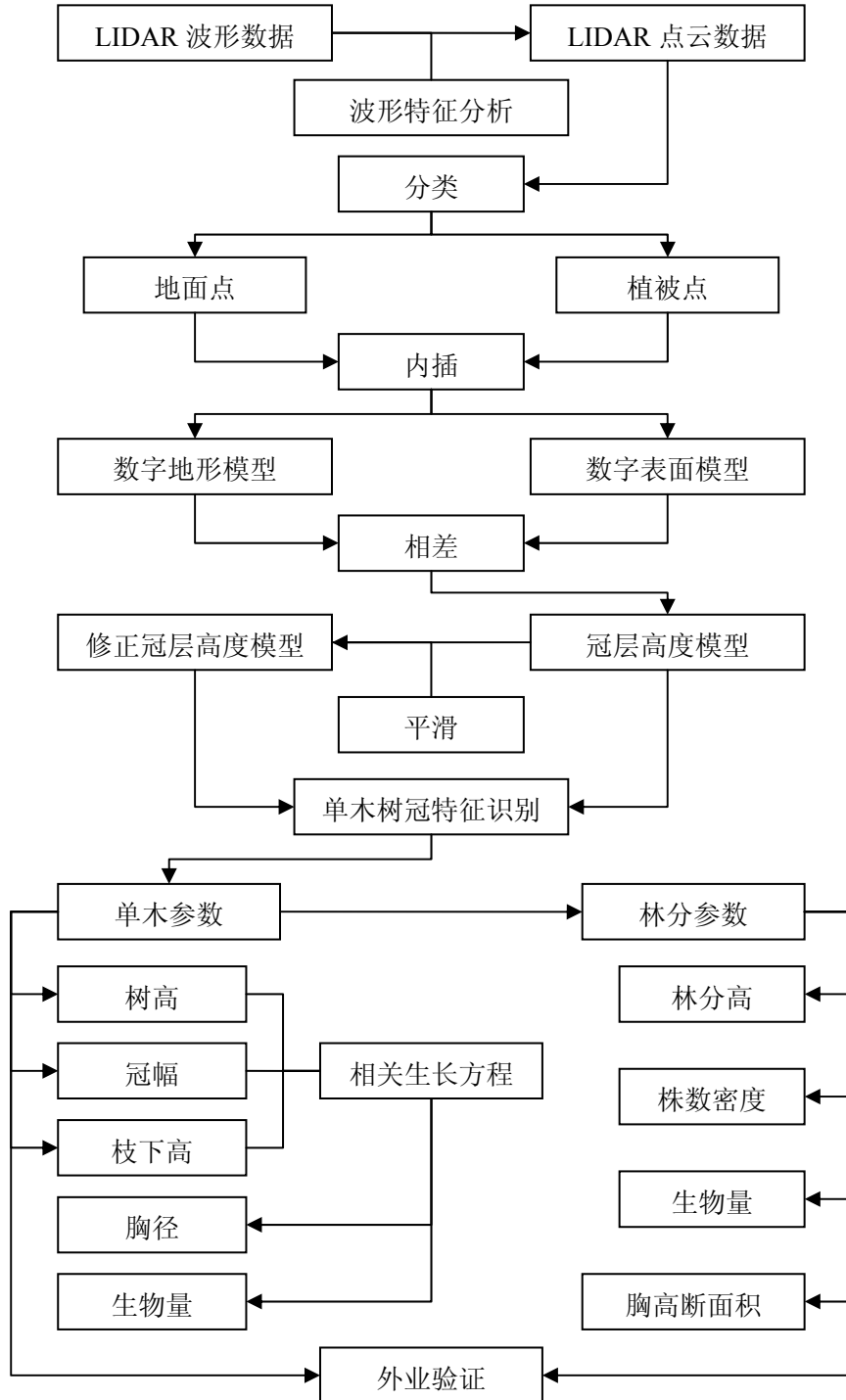


图 1-1 总体技术路线图

Figure 1-1 Overall technique route

全文共分为七个章，其主要内容为：

第一章介绍了研究背景，对机载 LIDAR 估测森林参数的国内外研究现状进行了总结和评述，还介绍了研究目标、主要研究内容和技术路线。

第二章介绍了 LIDAR 探测森林冠层的基本原理，包括不同散射体的 LIDAR 方程、波形特征分析、后向散射截面分析和波形数据点云化等内容。

第三章介绍了单木树冠特征识别算法，包括树冠顶点识别算法和树冠边界识别算法等，还介绍了点云数据的预处理算法，包括 DSM、DEM 和 CHM 生成算法等。

第四章介绍了研究区概况、地面调查数据获取情况、机载 LIDAR 数据获取或预处理情况。

第五章介绍了由单木树冠特征能够估测的单木参数，直接估测参数包括单木树高、单木冠幅和单木枝下高等，间接估测参数包括单木胸径和单木生物量等。

第六章介绍了由单木树冠特征能够估测的林分参数，直接估测参数包括林分平均高和株数密度等，间接估测参数包括胸高断面积和生物量等。

第七章介绍了结论、主要创新点和今后需要解决的相关问题。

第二章 LIDAR 探测林冠的基本原理

森林冠层可以看作是一个结构复杂的森林生态子系统，具有拦截降雨、吸收光、吸收气体、提供野生动植物栖息地等多种功能（Parker, 1995）。森林冠层结构是植被地上部分在空间和时间中的组织方式，其直接单元是树冠，最终单元是叶和枝（Lowman et al., 1995, 2004）。传统的森林冠层结构测量方法存在极大的困难，限制了其定量化研究。近几年，迅速发展的 LIDAR 技术为森林冠层结构测量提供了一种新的技术手段（Blair et al., 1999; Andersen et al., 2003）。

LIDAR 发射的激光脉冲对森林冠层具有一定的穿透性，主要是由于森林冠层的枝叶之间存在间隙引起的，激光脉冲森林冠层表面以后，一部分信号散射返回到传感器，一部分信号继续传输到达下层的枝叶或者地表散射返回到传感器，通过记录完整的返回信号实现对森林冠层结构的测量（Lefsky et al., 1997; Popescu, 2002; Riano et al., 2003, 2004; Andersen et al., 2005）。本章将使用不同的散射体来讨论激光脉冲与森林冠层之间的相互作用关系。

2.1 激光测距基本原理

激光测距一般为两种方式，一种是脉冲测距，另一种是通过量测激光器所发射的波和所接收的被目标发射的波之间的相位差来确定激光器与目标之间的距离。相位差测量方法主要利用连续波，而不是激光脉冲。目前连续波激光器很少，主要是脉冲激光器（舒宁, 2005）。下面介绍一下脉冲激光器的测距原理（Blair et al., 1999）。

发射器发射脉冲的时间记为 t_T ，到达目标后返回部分能量，探测器接收这部分能量的时间为 t_R ，则脉冲往返时间间隔 T_T 为：

$$T_T = t_T - t_R \quad (2.1)$$

若发射器与探测器在同一位置，假设光在大气中的传播速度为 c ，则发射器/探测器到目标之间的距离 R_T 为：

$$R_T = c \frac{T_T}{2} \quad (2.2)$$

考虑到往返距离，方程（2）中除以 2。若时间记录器的分辨率为 Δt ，则距离分辨率 ΔR 为：

$$\Delta R = c \frac{\Delta t}{2} \quad (2.3)$$

激光脉冲能够测量的最远距离 R_{\max} 与脉冲发射的时间间隔 T_{\max} （或发射频率）有关：

$$R_{\max} = c \frac{T_{\max}}{2} \quad (2.4)$$

测距精度 δ 与激光脉冲信号有关，例如脉冲长度和脉冲前沿时间 t_{RISE} ，测距精度还与信噪比（signal-to-noise, S/N）成反比，可以表示成如下关系式：

$$\delta \sim c \frac{t_{\text{RISE}}}{2} \frac{1}{\sqrt{S/N}} \quad (2.5)$$

2.2 LIDAR 方程

LIDAR 的工作原理类似于传统雷达（RADAR）的工作原理，传统雷达主要工作于无线电、微波（microwave）波段，而 LIDAR 主要工作于紫外（ultraviolet）、可见光（visible）、近红外（near-infrared）、中红外（mid-infrared）和远红外（far-infrared）波段，也可以表示成 Laser Radar 或 LADAR（LAsER Detection And Ranging）。由于 LIDAR 工作在非常短的波长，它们比传统雷达具有更高的精度和更高的分辨率。另一方面，激光系统易于受大气变化的影响，与传统雷达相比，通常受限于较低的大气范围内。LIDAR 不是取代传统雷达，而是拓展了传统雷达的波长探测能力（Jelalian, 1992）。

根据电磁传播理论，RADAR 方程同样适用于 LIDAR。由于一般 RADAR 方程适用于简单散射体，并不能直接用于立体散射体，例如带有孔隙的森林冠层。这里首先分析简单散射体的 LIDAR 方程（Wagner, 2004, 2006），并推导出一个新的立体散射体 LIDAR 方程。

2.2.1 简单散射体的 LIDAR 方程

简单散射体的 LIDAR 方程参数如图 2-1 所示，激光器向散射体发射一束窄脉冲，激光发散角为 Ω_T ，激光器到目标的距离为 R ，则激光照射区的面积 A_L 为：

$$A_L = \frac{\pi R^2 \Omega_T^2}{4} \quad (2.6)$$

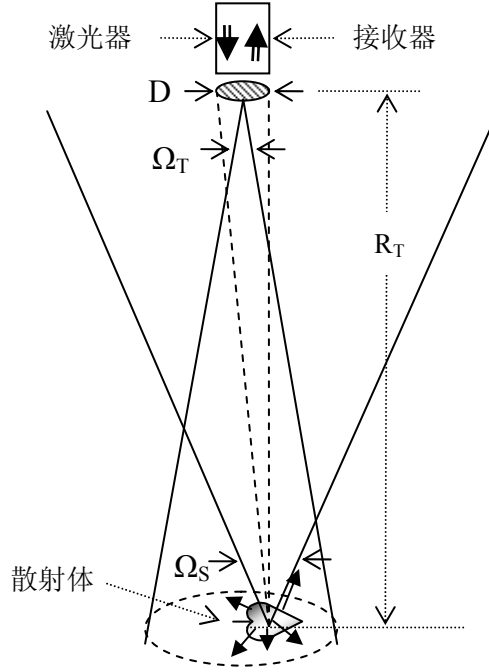


图 2-1 目标探测示意图

Figure 2-1 Sketch of target detection

若激光器的发射功率为 P_T ，则散射体上的功率密度 S_s 为：

$$S_s = \frac{P_T}{A_L} = \frac{4P_T}{\pi R^2 \Omega_T^2} \quad (2.7)$$

方程 (2.7) 表明功率密度与距离二次方成反比。为了得到散射体拦截的总功率，将功率密度乘以散射体的有效接收面积 A_s 。由于激光波长总是远小于散射元素的尺寸（例如叶），拦截的有效面积简化成散射体的投影面积。散射体拦截的一部分能量被吸收，其余的被再次辐射（即散射）向不同方向，散射体反射率为 ρ ，则散射功率 P_s 是：

$$P_s = S_s \rho A_s = \frac{4P_T}{\pi R^2 \Omega_T^2} \rho A_s \quad (2.8)$$

通常再次辐射的模式是复杂的，但是为了简化，假设输入的辐射一律散射到圆锥形立体角 Ω_s 。如果该圆锥与接收器的光学视场不重叠，则没有返回信号，也就是激光脉冲散射离开了接收器；如果重叠，则接收器的能量密度 S_R 是：

$$S_R = \frac{P_S}{\Omega_S R^2} = \frac{4P_T}{\pi R^2 \Omega_T^2} \rho A_S \frac{1}{\Omega_S R^2} \quad (2.9)$$

若接收器光学孔径直径为D，则进入接收器的功率 P_R 是：

$$P_R = S_R \frac{\pi D^2}{4} = \frac{4P_T}{\pi R^2 \Omega_T^2} \rho A_S \frac{1}{\Omega_S R^2} \frac{\pi D^2}{4} \quad (2.10)$$

将所有目标参数合并成一个参数，即后向散射截面 σ ，则方程形式变成：

$$P_R = \frac{P_T D^2}{4\pi R^4 \Omega_T^2} \sigma \quad (2.11)$$

其中：

$$\sigma = \frac{4\pi}{\Omega_S} \rho A_S \quad (2.12)$$

激光脉冲发射功率是随时间(t)变化的函数，通常称为波形；接收功率也是随时间变化的函数，且依赖于散射体特征。对于简单散射体，例如点散射体、非倾斜的平面散射体等，接收信号是对发射信号延时的简单复制，延时 $T_T=2R/c$ ：

$$P_R(t) = \frac{D^2}{4\pi R^4 \Omega_T^2} \cdot P_T(t - T_T) \cdot \sigma \quad (2.13)$$

考虑到系统和大气对脉冲传输能量的衰减效应，系统衰减系数记为 μ_{SYS} ，大气衰减系数记为 μ_{ATM} ，则定标后的方程为：

$$P_R(t) = \frac{D^2}{4\pi R^4 \Omega_T^2} \cdot P_T(t - T_T) \cdot \sigma \cdot \mu_{SYS} \cdot \mu_{ATM} \quad (2.14)$$

激光器发射的总能量 E_T 是脉冲时长 T_L 内的功率之和：

$$E_T = \int_0^{T_L} P_T(t) dt \quad (2.15)$$

探测器接收的总能量 E_R 是返回功率之和：

$$E_R = \int_0^{T_L} \frac{D^2}{4\pi R^4 \Omega_T^2} \cdot P_T(t - T_T) \cdot \sigma \cdot \mu_{SYS} \cdot \mu_{ATM} \quad (2.16)$$

将方程（2.15）代入方程（2.16），得到：

$$E_R = \frac{D^2}{4\pi R^4 \Omega_T^2} \cdot E_T \cdot \sigma \cdot \mu_{SYS} \cdot \mu_{ATM} \quad (2.17)$$

2.2.2 立体散射体的 LIDAR 方程

对于立体散射体，例如森林冠层，枝叶之间存在着空隙，沿着入射脉冲传输方向，依次遇到不同的枝叶，回波信号是散射体在不同时间回波的叠合。为了分析立体散射体的散射特征，假设立体散射体由 n 层组成，每一层看作是简单散射体，后向散射截面记为 $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n$ 。类似的，将入射脉冲划分成 m 层，从入射脉冲前沿开始到入射脉冲后沿结束，入射功率记为 $P_{T1}, P_{T2}, \dots, P_{Tm}$ 。立体散射体是随距离(R)变化的函数，入射脉冲是随时间(T)变化的函数，时间与距离可以相互转化。

若发射脉冲的前沿时间记为 t_{L1} ，后沿时间记为 t_{Lm} ，脉冲持续时间 $T_L = t_{Lm} - t_{L1}$ 。激光器到目标顶部的距离为 R_T ，脉冲传输时间为 $T_T = R_T/c$ ，脉冲前沿到达目标顶部的时间记为 t_{R1} ，脉冲前沿到达目标底部的时间记为 t_{Rn} ，脉冲前沿在目标中的传输时间 $T_R = 2(t_{Rn} - t_{R1})$ 。

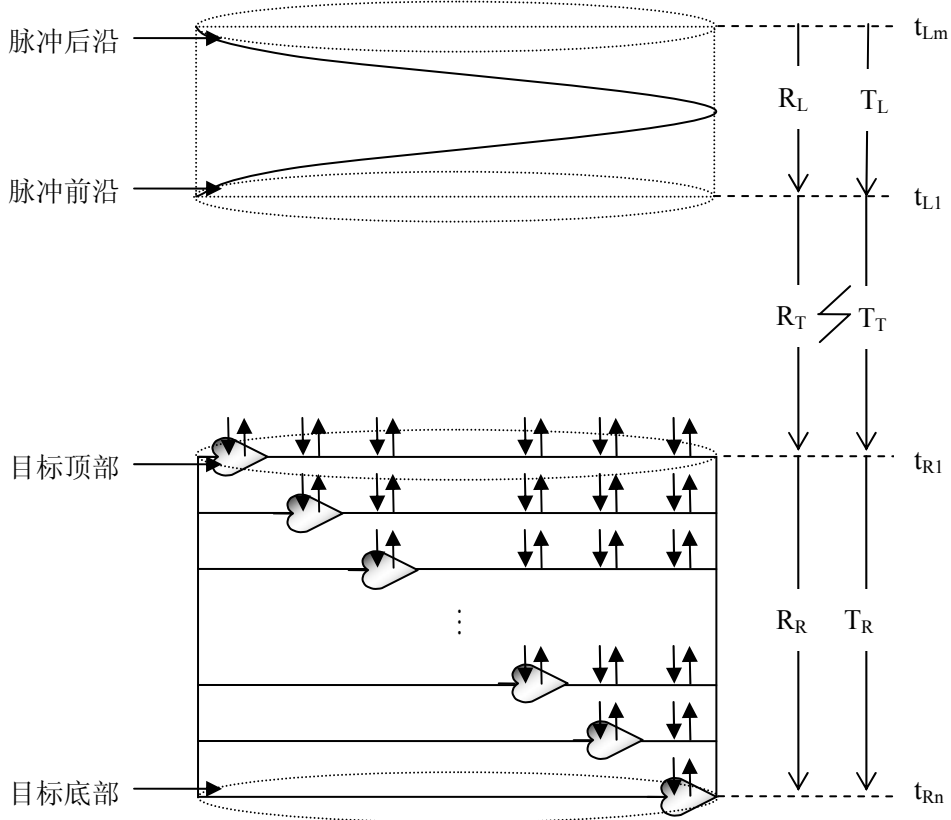


图 2-2 立体目标的散射示意图

Figure 2-2 Scattering sketch of solid target

下面考虑目标的散射功率，在 t_{R1} 时间， P_{T1} 在 σ_1 上散射功率记为 $P_1\sigma_1$ ，该功率直接辐射，剩余能量继续传输； P_{T2} 至 P_{Tm} 还未到达目标，不发生散射。因此，目标顶部辐射功率为 P_{R1} （即 $P_1\sigma_1$ ）：

$$P_{R1} = \frac{D^2}{4\pi R_T^4 \Omega_T^2} \cdot P_{T1} \cdot \sigma_1 \quad (2.18)$$

在 t_{R2} 时间， P_{T2} 在 σ_1 上散射功率记为 $P_2\sigma_1$ ，该功率直接辐射，剩余能量继续传输； P_{T1} 剩余能量到达 σ_2 ，散射功率记为 $P_1\sigma_2$ ，到达目标顶部还需要时间 $t_{R2} - t_{R1}$ ，剩余能量继续传输。因此，目标顶部辐射功率为 P_{R2} （即 $P_2\sigma_1$ ）。

$$P_{R2} = \frac{D^2}{4\pi R_T^4 \Omega_T^2} \cdot P_{T2} \cdot \sigma_1 \quad (2.19)$$

在 t_{R3} 时间， P_{T3} 在 σ_1 上散射功率记为 $P_3\sigma_1$ ，该功率直接辐射，剩余能量继续传输； P_{T2} 剩余能量到达 σ_2 ，散射功率记为 $P_2\sigma_2$ ，到达目标顶部还需要时间 $t_{R2} - t_{R1}$ ，剩余能量继续传输； P_{T3} 剩余能量到达 σ_3 ，散射功率记为 $P_3\sigma_3$ ，到达目标顶部还需要时间 $t_{R3} - t_{R1}$ ，剩余能量继续传输。因此，目标顶部辐射功率为 P_{R3} （即 $P_3\sigma_1 + P_1\sigma_2$ ）。

$$P_{R3} = \frac{D^2}{4\pi R_T^4 \Omega_T^2} \cdot P_{T3} \cdot \sigma_1 + \frac{D^2}{4\pi (R_T + R_{R1})^4 \Omega_T^2} \cdot P_{T1} \cdot \sigma_2 \quad (2.20)$$

当 R_T 远大于 R_R 时，可以忽略 R_R 项，方程（2.20）变成：

$$P_{R3} = \frac{D^2}{4\pi R_T^4 \Omega_T^2} \cdot (P_{T3} \cdot \sigma_1 + P_{T1} \cdot \sigma_2) \quad (2.21)$$

依次类推，发现目标顶部的辐射功率为入射功率的奇次层与目标层的卷积，以及入射功率的偶次层与目标层的卷积的交替出现。目标散射功率随时间变化的离散函数可以近似表示成如下形式：

$$P_R(t) = \begin{cases} \frac{D^2}{4\pi R_T^4 \Omega_T^2} \sum_{i=1}^{t-T_T} P_T(t-T_T-(2i-1)) \cdot \sigma(i), & \frac{t-T_T}{\Delta t} = 2k-1 \\ \frac{D^2}{4\pi R_T^4 \Omega_T^2} \sum_{i=1}^{t-T_T} P_T(t-T_T-2i) \cdot \sigma(i), & \frac{t-T_T}{\Delta t} = 2k \end{cases} \quad (2.22)$$

其中， $2k-1$ 表示奇次层， $2k$ 表示偶次层，目标散射功率的回波宽度为 $2T_R + T_L$ 。假设 $n=6$ ， $m=6$ 图 2-3 显示了目标辐射功率的简单例子。

		t_{R1}	t_{R2}	t_{R3}	t_{R4}	t_{R5}	t_{R6}						
σ_1	$P_1\sigma_1$	$P_2\sigma_1$	$P_3\sigma_1$	$P_4\sigma_1$	$P_5\sigma_1$	$P_6\sigma_1$	t_{R7}	t_{R8}					
σ_2	0	$P_1\sigma_2$	$P_2\sigma_2$	$P_3\sigma_2$	$P_4\sigma_2$	$P_5\sigma_2$	$P_6\sigma_2$	t_{R9}	t_{R10}				
σ_3	0	0	$P_1\sigma_3$	$P_2\sigma_3$	$P_3\sigma_3$	$P_4\sigma_3$	$P_5\sigma_3$	$P_6\sigma_3$	t_{R11}	t_{R12}			
σ_4	0	0	0	$P_1\sigma_4$	$P_2\sigma_4$	$P_3\sigma_4$	$P_4\sigma_4$	$P_5\sigma_4$	$P_6\sigma_4$	t_{R13}	t_{R14}		
σ_5	0	0	0	0	$P_1\sigma_5$	$P_2\sigma_5$	$P_3\sigma_5$	$P_4\sigma_5$	$P_5\sigma_5$	$P_6\sigma_5$	t_{R15}	t_{R16}	
σ_6	0	0	0	0		$P_1\sigma_6$	$P_2\sigma_6$	$P_3\sigma_6$	$P_4\sigma_6$	$P_5\sigma_6$	$P_6\sigma_6$		

图 2-3 目标顶部辐射功率例子

Figure 2-3 Example of radiation powder of target top

假设发射脉冲功率和后向散射截面连续变化，使用奇偶次层的平均值代替交替出现的辐射功率，则方程（2.22）可以进行表示成如下积分函数形式：

$$P_R(t) = \frac{D^2}{4\pi R_T^4 \Omega_T^2} \cdot \int_{T_T}^{T_T+2T_R+T_L} \frac{1}{2} P_T(t-T_T-\tau) \cdot \sigma\left(\frac{1}{2}\tau\right) \cdot d\tau \quad (2.23)$$

方程（2.23）中的积分形式类似于函数卷积运算，但是多了两个系数（1/2），为了表达这种形式的卷积，需要对卷积定义进行修改，这里称为扩展卷积函数。函数 $f(t)$ 和 $g(t)$ 的扩展卷积积分定义为：

$$(f * g)(t) = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{2} f\left(\frac{1}{2}\tau\right) \cdot g(t-\tau) d\tau \quad (2.24)$$

因此，方程（2.23）就可以表示成：

$$P_R(t) = \frac{D^2}{4\pi R_T^4 \Omega_T^2} \cdot (P_T(t-T_T) * \sigma(t)) \quad (2.25)$$

在推导方程的过程中，假设激光照射区的能量均匀分布，实际上脉冲横截面上的能量呈中间高、边缘低分布状态，以激光脉冲的光斑中心为中心点定义照射区能量分布密度函数 $D(r)$ ，按照空间位置叠加到后向散射截面上，加权后的后向散射截面 $\sigma_w(t, r)$ 为：

$$\sigma_w(t, r) = D(r) \circ \sigma(t, r) \quad (2.26)$$

其中 r 是光斑中心到边缘之间的半径，最大值 r_{MAX} 为：

$$r_{MAX} = \sqrt{\frac{\Omega_T R^2}{\pi}} \quad (2.27)$$

将方程 (2.25) 中的 $\sigma(t)$ 替换为 $\sigma_w(t, r)$ 之后, 得到:

$$P_R(t) = \frac{D^2}{4\pi R_T^4 \Omega_T^2} \cdot (P_T(t - T_T) * \sigma_w(t, r)) \quad (2.28)$$

考虑到系统和大气对脉冲传输能量的衰减效应, 系统衰减系数记为 μ_{SYS} , 大气衰减系数记为 μ_{ATM} , 则定标后的方程为:

$$P_R(t) = \frac{D^2}{4\pi R_T^4 \Omega_T^2} \cdot (P_T(t - T_T) * \sigma_w(t, r)) \cdot \eta_{SYS} \cdot \eta_{ATM} \quad (2.29)$$

若入射总能量为 E_T , 立体散射体返回的总能量 E_R 为:

$$E_R = \int_0^{T_L + 2T_R} \frac{D^2}{4\pi R_T^4 \Omega_T^2} \cdot (P_T(t - T_T) * \sigma_w(t, r)) \cdot \eta_{SYS} \cdot \eta_{ATM} \cdot dt \quad (2.30)$$

若使用等效后向散射体截面 σ_E 表示立体散射体的加权后向散射截面分布, 则返回的总能量 E_R 可以表示为:

$$E_R = \frac{D^2}{4\pi R_T^4 \Omega_T^2} \cdot E_T \cdot \sigma_E \cdot \eta_{SYS} \cdot \eta_{ATM} \quad (2.31)$$

2.2.3 复杂散射体的 LIDAR 方程

在激光脉冲照射范围内, 后向散射截面的空间分布可以分为三种, 最简单的是一个平面, 直接散射入射脉冲, 不会展宽入射脉冲的时长; 第二种是立体散射体, 可以看作是多层连续分布的子散射体集合, 对入射脉冲进行扩展卷积, 将会展宽入射脉冲的时长, 增加量为立体散射体深度的两倍再除以光速; 第三种是复杂散射体, 在整个立体散射空间内, 子散射体呈聚集分布, 每个聚集态可以看作是一个简单散射体或者立体散射体, 聚集态之间的距离大于聚集态回波的时长乘光速 (即距离)。因此, 复杂散射体的 LIDAR 方程可以表示成前两种散射体方程的简单叠加:

$$P_R(t) = \sum_i P_{R,i}(t) + \sum_j P_{R,j}(t) \quad (2.32)$$

其中 $P_{R,i}(t)$ 表示简单散射体的功率, $P_{R,j}(t)$ 表示立体散射体的功率, 将方程 (2.14) 和 (2.19) 代入方程 (2.32) 得到:

$$P_R(t) = \frac{D^2}{4\pi R_T^4 \Omega_T^2} \cdot \left(\sum_i P_T(t - T_T) \cdot \sigma_i + \sum_j (P_T(t - T_T) * \sigma_{w,j}(t, r)) \right) \cdot \eta_{SYS} \cdot \eta_{ATM} \quad (2.33)$$

复杂散射体返回的总能量 E_R 为：

$$E_R = \sum_i E_{R,i} + \sum_j E_{R,j} \quad (2.34)$$

其中 $E_{R,i}$ 表示简单散射体的能量， $E_{R,j}$ 表示立体散射体的能量，将方程 (2.17) 和 (2.31) 代入方程 (2.34) 得到：

$$E_R = \frac{D^2}{4\pi R_T^4 \Omega_T^2} \cdot E_T \cdot \left(\sum_i \sigma_i + \sum_j \sigma_{E,j} \right) \cdot \eta_{SYS} \cdot \eta_{ATM} \quad (2.35)$$

其中 σ_i 表示简单散射体的后向散射截面， $\sigma_{E,j}$ 表示立体散射体的后向散射截面。若使用等效后向散射体截面 σ_{EC} 表示复杂散射体的后向散射截面分布，则 σ_{EC} 为：

$$\sigma_{EC} = \sum_i \sigma_i + \sum_j \sigma_{E,j} \quad (2.36)$$

将方程 (2.36) 代入方程 (2.35) 得到：

$$E_R = \frac{D^2}{4\pi R_T^4 \Omega_T^2} \cdot E_T \cdot \sigma_{EC} \cdot \eta_{SYS} \cdot \eta_{ATM} \quad (2.37)$$

2.3 激光脉冲能量分布

LIDAR 发射的脉冲能量强度随时间而变化，通过试验方法可以确定，一般采用高斯函数来进行描述 (Wagner, 2006)：

$$P_T(t) = \hat{A} e^{-\frac{t^2}{2s_t^2}} \quad (2.38)$$

其中 \hat{A} 表示振幅， s_t 表示标准差。

激光脉冲照射区的能量强度沿着光斑半径变化，通过试验方法可以确定，一般也采用高斯函数进行描述：

$$D(r) = \hat{B} e^{-\frac{r^2}{2s_r^2}} \quad (2.39)$$

其中 \hat{B} 表示振幅， s_r 表示标准差。

目标散射的能量的分布形状与距离、能量衰减系数 (包括系统和大气)、后向散射截面的分布等有关，前二者主要影响脉冲振幅，后者主要影响脉冲时长。距离可以很容易的确定，能量衰减系数通过试验方法也可以确定，而后向散射截面的分布比较复杂。对于简单散射体来说，后向散射截面不改变脉冲时长，对于复杂散射体来说，后向散射截

面对脉冲时长进行展宽，展宽大小与脉冲传输方向的后向散射截面长度有关。另外，若复杂散射体中存在聚集现象，则回波能量分布会出现多峰现象。

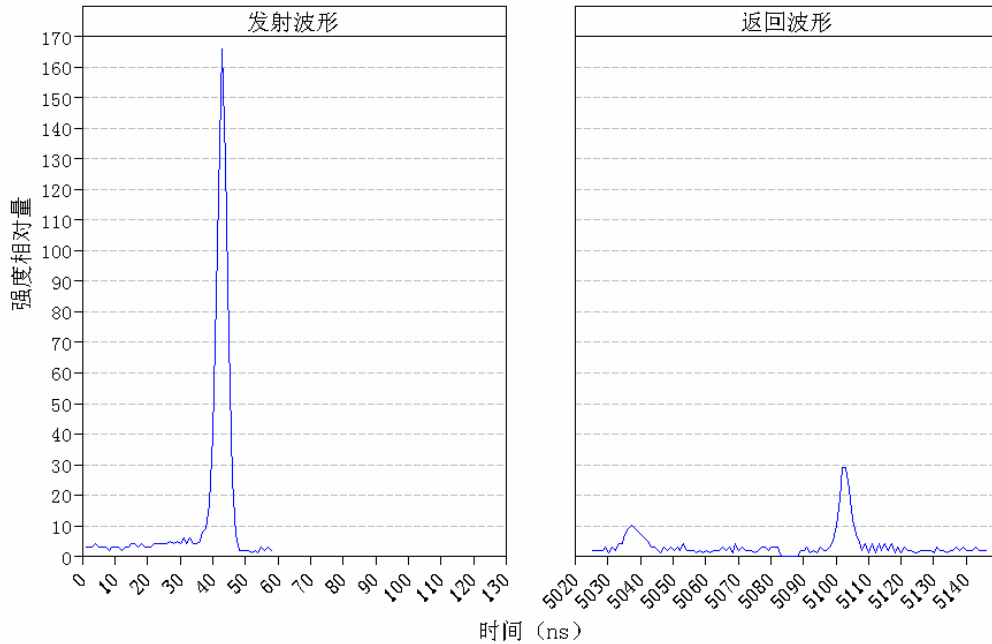


图 2-4 发射波形与返回波形的能量分布

Figure 2-4 Energy distributon of transmitted waveform and returned waveform

图 2-4 显示了发射波形与返回波形的能量分布 (RIGEL Q-560)，波形能量强度是相对量，时间采样间隔为 1ns (对应的传输距离约 0.30m，约等于 2×10^5 个波长为 1500nm 波的长度之和；考虑到激光脉冲往返传输，对应的距离分辨率约 0.15m)。从图中可以看出发射波形的峰值比返回波形的峰值大很多，返回波形存在多峰现象。

2.4 波形特征量分析

LIDAR 系统能够记录发射脉冲的能量分布 (波形) 和目标散射返回的能量分布 (波形)，通过分析这些波形的特征量，例如波形的前沿位置、波峰位置、后沿位置等，来判断散射体类型为简单散射体、立体散射体或复杂散射体，进而提取相应的散射体特征。

2.4.1 简单散射体的波形特征量

简单散射体仅有一个回波，可以看作是入射波形的能量成比例衰减后的结果，根据简单散射体的 LIDAR 方程可知，其回波的时长 T_{LR} 应当等于入射波形的时长 T_{LT} 。根据入

射波形的前沿位置 t_{TRISE} 和后沿位置 t_{TDOWN} 计算得到的时长 T_{LT} ，根据返回波形的前沿位置 t_{RTRISE} 和后沿位置 t_{RTDOWN} 计算得到的时长 T_{LR} ：

$$T_{LT} = t_{TRISE} - t_{TDOWN} \quad (2.40)$$

$$T_{LR} = t_{RTRISE} - t_{RTDOWN} \quad (2.41)$$

但是，考虑到LIDAR探测器的噪声水平， T_{LR} 一般小于 T_{LT} 。因此，需要对入射波形的时长进行修正，这里采用的方法是首先将入射波形的功率进行衰减，与返回波形的功率处于同一噪声水平下，然后再计算修正后入射波形时长。

若入射波形的峰值功率为 P_{TP} ，返回波形的峰值功率为 P_{RP} ，则功率衰减系数 η_{PEAK} 为：

$$\eta_{PEAK} = \frac{P_{RP}}{P_{TP}} \quad (2.42)$$

若噪声水平为 N_S ，则修正后入射波形时长 T_{LT}' 为：

$$T_{LT}' = \int_0^{T_{LT}} (P(t) \cdot \eta_{PEAK} > N_S) dt \quad (2.43)$$

其中的关系表达式为真时返回 1，否则返回 0。

由修正后入射波形时长和返回波形时长之间的关系，可以判断散射体是否为简单散射体，若噪声水平引起的时长探测误差为 δ_N ，如果满足方程（2.44），则为简单散射体，否则为立体散射体。

$$|T_{LR} - T_{LT}'| < \delta_N \quad (2.44)$$

图 2-5 显示了简单散射体的特征量示意图，左边为入射波形，右边为返回波形，横坐标为脉冲采样时间，时间间隔为 1ns，纵坐标为强度相对量。从图中可以看出返回波形的时长小于入射波形的时长。

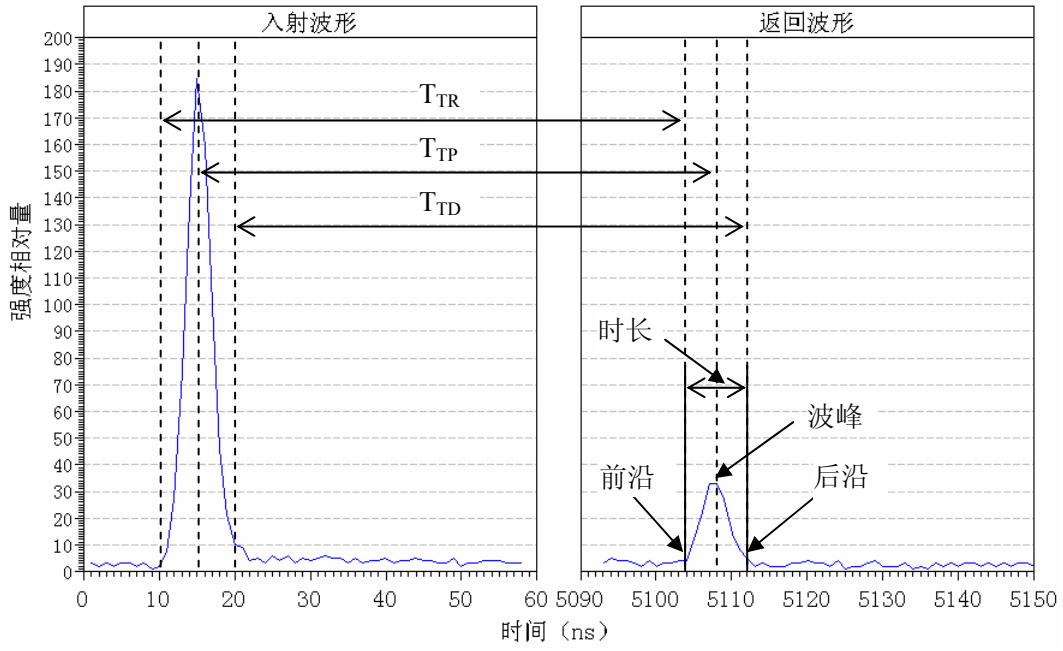


图 2-5 简单散射体的特征量示意图

Figure 2-5 Feature sketch of simple scatter

简单散射体到激光器之间的距离 R_T 计算方式一般有三种：第一种是由入射波形前沿与返回波形前沿之间的时间差 T_{TR} 计算距离（ $cT_{TR}/2$ ）；第二种是由入射波形后沿与反射波形后沿之间的时间差 T_{TD} 计算距离（ $cT_{TD}/2$ ）；第三种是由入射波形波峰与反射波形波峰之间的时间差 T_{TP} 计算距离（ $cT_{TP}/2$ ），如图 2-5 所示。第一种和第三种距离容易受噪声水平的影响，需要进行修正，第二种距离不受噪声水平的影响，与时间记录器的分辨率有关。

2.4.2 立体散射体的波形特征量

典型的立体散射体有一个展宽的回波，展宽量与散射体的深度有关，根据立体散射体的LIDAR方程可知，回波的时长 T_{LR} 与入射波形的时长 T_{LT} 之间的关系为：

$$T_{LR} = T_{LT} + 2T_R \quad (2.45)$$

其中 T_R 为散射体的时长，转化成深度 R_R 为：

$$R_R = cT_R \quad (2.46)$$

展宽量为 $2T_R$ ，考虑到LIDAR探测器的噪声水平，需要对入射波形的时长进行修正，根据方程（2.42）和（2.43）计算得到修正后入射波形时长 T_{LT}' ，进而得到修正后散射体深度 R_R' 为：

$$R_R' = cT_R' = c \frac{T_{LR} - T_{LT}'}{2} \quad (2.47)$$

图 2-6 显示了立体散射体的特征量示意图，左边为入射波形，右边为返回波形，横坐标为脉冲采样时间，时间间隔为 1ns，纵坐标为强度相对量。从图中可以看出返回波形的时长被展宽，说明散射体有一定的深度。

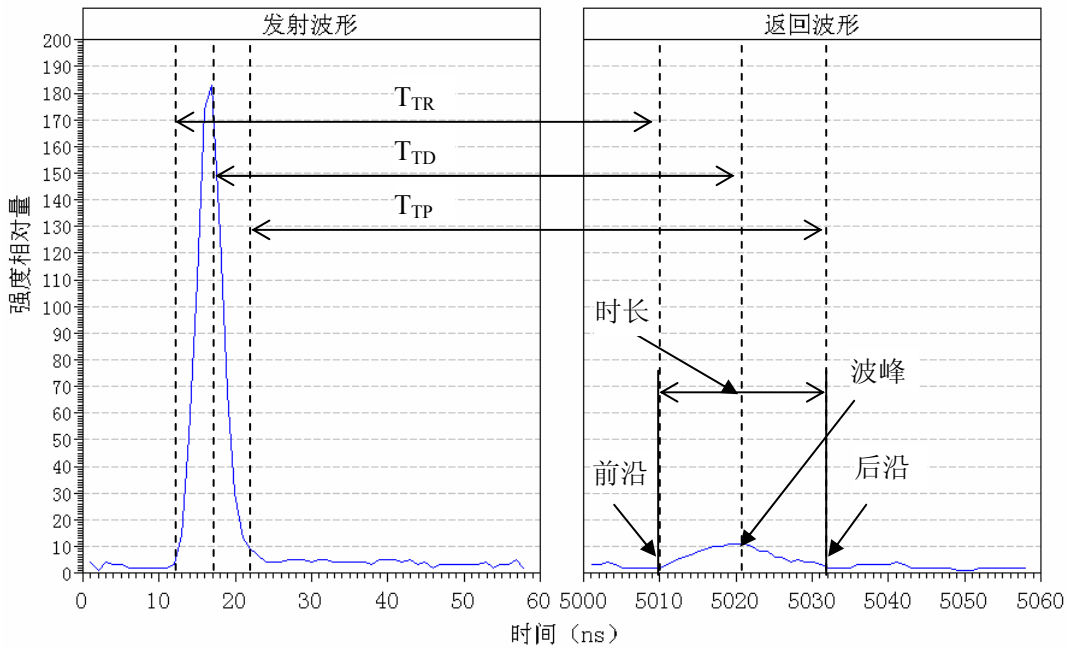


图 2-6 立体散射体的特征量示意图

Figure 2-6 Feature sketch of solid scatter

立体散射体顶部到激光器的距离 R_{TR} 一般根据入射波形的的前沿和返回波形的的前沿之间的时间差 T_{TR} 来计算（ $R_{TR} = cT_{TR}/2$ ）。若根据入射波形的波峰来计算 R_{TR} ，需要判断入射波形的波峰到达立体散射体顶部的时刻，而该时刻在返回波形中的位置并不直观，需要根据入射波形波峰与前沿之间的时间差来判断入射波形的波峰在返回波形中的位置，实际上，最终结果等同于入射波形的的前沿和返回波形的的前沿之间的时间差。若根据入射波形的波峰来计算 R_{TR} 情况类似。

立体散射体底部到激光器的距离 R_{TD} 一般根据入射波形的后沿和返回波形的后沿之间的时间差 T_{TD} 来计算（ $R_{TD} = cT_{TD}/2$ ）。若根据入射波形的的前沿和波峰来计算 R_{TD} ，类似

于立体散射体顶部到激光器的距离计算中的分析，最终结果等同于入射波形的后沿和返回波形的后沿之间的时间差。

由入射波形的波峰与返回波形的波峰之间时间差只能得到立体散射体中某一点的距离，若有得到散射体顶部和底部的距离，还需要加/减一个改正量。

计算立体散射体任一点到激光器的距离时，需要在入射波形中选择一个固定参照点 t_{TREF} ，例如入射波形的前沿、后沿或波峰，在返回波形中找到固定参照点到达立体散射体顶部的时刻 t_{RREF} ，若入射波形前沿记为 t_{TRISE} ，返回波形前沿记为 t_{RRISE} ，则 t_{RREF} 为：

$$t_{RREF} = t_{RRISE} + (t_{TREF} - t_{TRISE}) \quad (2.48)$$

那么，立体散射体上任一点到激光器的距离 $R_T(t)$ 为：

$$R_T(t) = \frac{c \cdot (t - t_{TREF})}{2}, \quad t_{RREF} \leq t < t_{RREF} + 2T_R \quad (2.49)$$

考虑到噪声水平的影响，计算距离时应当使用修正后的入射波形。

2.4.3 复杂散射体的波形特征量

复杂散射体的回波有多个波峰，可以看作是简单散射体或/和立体散射体的叠加。根据返回波形的能量分布，判断有效波峰的个数，每个波峰对应着一个子波形，计算每个子波形的特征量，进而得到整个复杂散射体的相关特征量。

判断有效波峰的简单方法主要有两类，第一类方法是移动搜索窗口法，搜索窗口内的局部最大值作为波峰，窗口尺寸可以根据入射波形的时长确定，或者根据立体散射体中聚集态的回波时长确定，前者的窗口尺寸为固定值，后者的窗口尺寸为变化值。

第二类方法是阈值法，根据噪声水平设定阈值，返回波形中低于阈值的能量设为 0，高于阈值的能量不变，这样返回波形可能被分成多个段，每个段对应一个聚集态，搜索每个段内的最大值作为波峰。另外，还有一些复杂的波形分解算法，可以得到更多的子波形，不在本文的讨论范围之内。

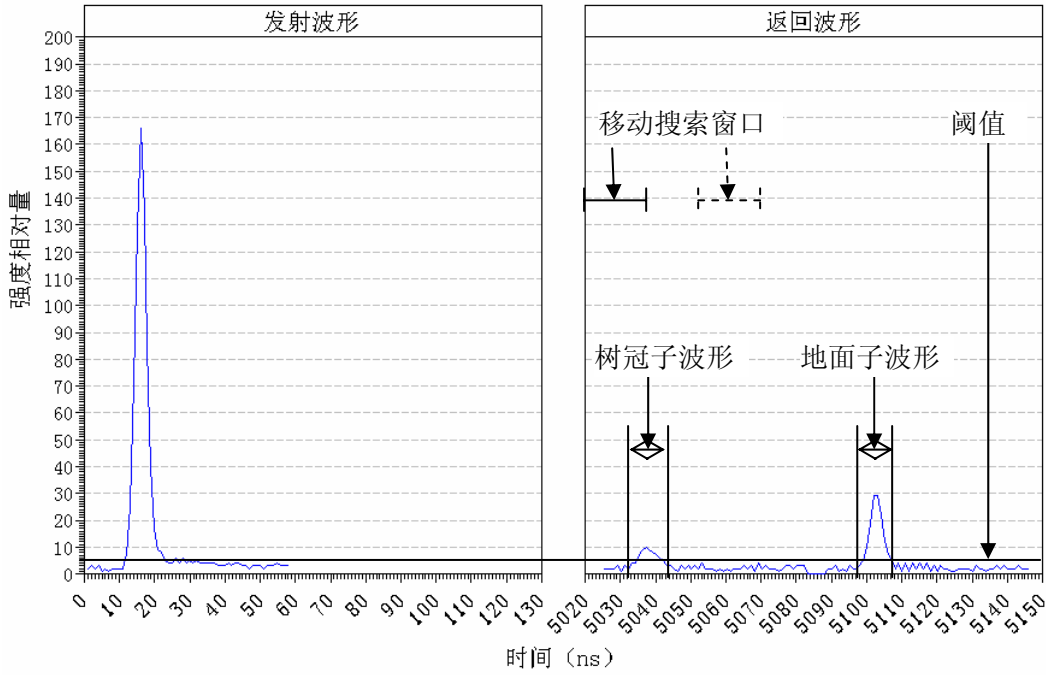


图 2-7 复杂散射体的特征量示意图

Figure 2-7 Feature sketch of complex scatter

得到有效波峰的个数以后，就可以确定每个子波形的特征量，具体方法参见前面两节的分析。图 2-7 显示了一个典型的双峰波形，包括一个树冠子波形和一个地面子波形。树冠子波形可能来自树冠顶部、树冠肩部、树冠边缘或者相邻树冠之间的重叠区，地面子波形来自于脉冲入射方向树冠下的地面。

确定树冠与地面之间距离的方法有多种，概括来说可以分为两类，第一类根据子波形对应特征点之间的关系计算距离，计算方法包括三种：一是由子波形前沿位置差计算得到距离 $R_{RR} = cT_{RR} / 2$ ，二是由子波形峰值位置差计算得到距离 $R_{RP} = cT_{RP} / 2$ ，三是由子波形后沿位置差计算得到距离 $R_{RD} = cT_{RD} / 2$ 。

第二类根据能量累积分布与地面子波形波峰之间的关系计算距离，称为相对高度 (Relative Height, RH)，能量累积分布从地面子波形波峰累积到第一个树冠子波形前沿，从能量累积分布顶部到底部之间的距离为 $RH100 = cT_{RH100} / 2$ ，从能量累积分布的中值到底部之间的距离为 $RH50 = cT_{RH50} / 2$ ，也称为中值能量高 (Height Of Median Energy, HOME)，类似地可以得到 RH75、RH25 等 (Dake et al., 2002; Hyde et al., 2005; Anderson et al., 2006)。RH 系列也称为分位数高度 (Percentile Height, PH)，具有一定的统计意义。

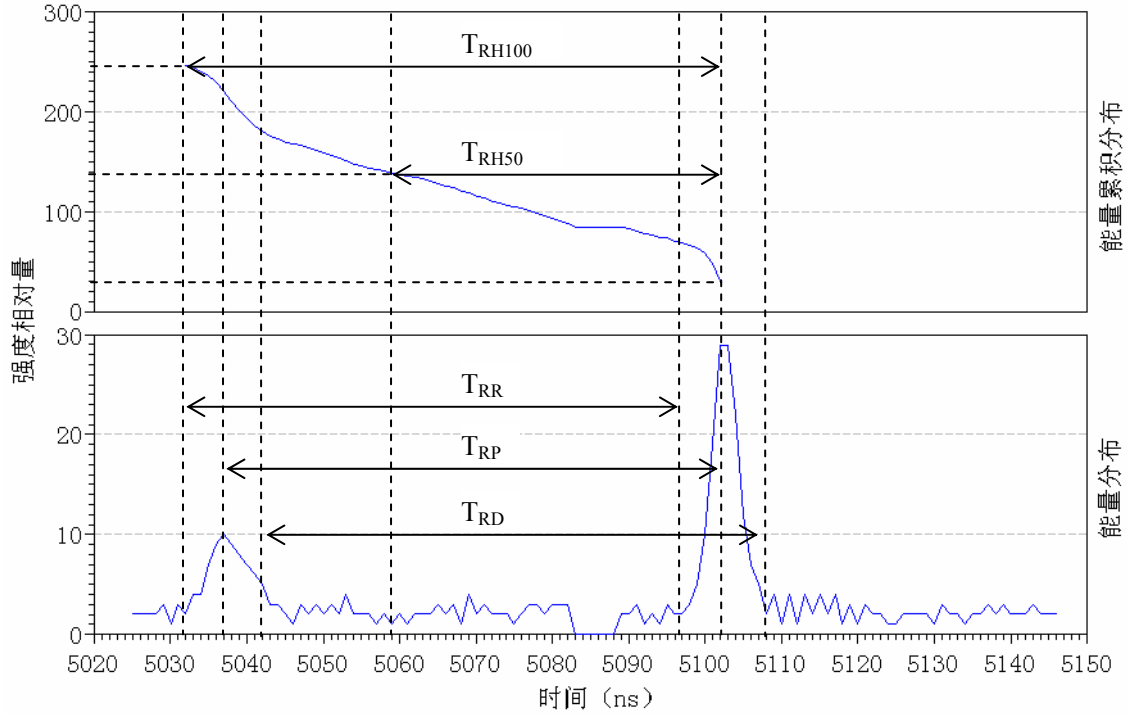


图 2-8 树冠到地面距离计算示意图

Figure 2-8 Sketch of distance computation between crown and ground

2.5 后向散射截面分析

后向散射截面是对散射体后向散射能力的一种描述，是目标反射率、有效接收面积和 Ω 散射空间的综合反映，参见方程 (2.12)。下面分别讨论简单散射体、立体散射体和复杂散射体的后向散射截面特征。

2.5.1 简单散射体的后向散射截面

由简单散射体的 LIDAR 方程可知，简单散射体不会展宽入射脉冲的波长，可以从功率方程或能量方程中直接解算后向散射截面 σ ：

$$\sigma = \frac{4\pi\Omega_T^2}{D^2\mu_{SYS}\mu_{ATM}} \cdot \frac{P_R(t)}{P_T(t-T_T)} \cdot R^4 \quad (2.50)$$

$$\sigma = \frac{4\pi\Omega_T^2}{D^2\mu_{SYS}\mu_{ATM}} \cdot \frac{E_R}{E_T} \cdot R^4 \quad (2.51)$$

由前面的分析可知，简单散射体返回波形的峰值功率不受噪声水平的影响，因此，采用方程 (2.50) 计算后向散射截面时参数 t 取峰值时刻。从方程 (2.50) 和 (2.51) 可以

看出，解算后向散射截面 σ 需要的参数可以分为三类，第一类是与波形数据相关的参数，包括发射能量 E_T （或功率 $P_T(t)$ ）、接收能量 E_R （或功率 $P_R(t)$ ）、目标到激光器的距离 R （或时间 T_T ）；第二类是与激光器相关的参数，包括激光发散角 Ω_T 、接收器光学孔径直径 D ；第三类是与激光衰减相关的参数，包括系统衰减系数 μ_{SYS} 、大气衰减系数 μ_{ATM} 。第一类参数可以从波形数据中直接得到，第二类和第三类参数由系统制造商提供，往往不能得到全部的参数，因此不能直接解算后向散射截面 σ 。

实际应用中，我们往往更关心不同散射体之间的相对后向散射截面，如果采用了同一LIDAR系统，数据获取环境也很类似，那么，选择一类散射体作为参照散射体，其他散射体作为待求散射体，二者相比就可以消去第二类和第三类参数，得到相对后向散射截面 σ_{REL} ：

$$\sigma_{REL} = \frac{\sigma_{UNK}}{\sigma_{REF}} \quad (2.52)$$

其中 σ_{UNK} 表示待求散射体的后向散射截面， σ_{REF} 表示参照散射体的后向散射截面。将方程（2.51）代入方程（2.52），得到：

$$\sigma_{REL} = \frac{E_{RUNK}}{E_{TUNK}} \cdot \frac{E_{TREF}}{E_{RREF}} \cdot \left(\frac{R_{UNK}}{R_{REF}}\right)^4 \quad (2.53)$$

其中 E_{TUNK} 表示待求散射体的入射能量， E_{RUNK} 表示待求散射体的返回能量， R_{UNK} 表示待求散射体到激光器的距离， E_{TREF} 表示参照散射体的入射能量， E_{RREF} 表示参照散射体的返回能量， R_{REF} 表示参照散射体到激光器的距离。方程中的能量可以使用相应的峰值功率。

方程（2.53）得到的是激光脉冲整个照射区的相对后向散射截面，如果激光器到目标之间的距离变化比较大，那么，不同目标的单位照射面积上的相对后向散射截面更具有可比性。在方程（2.52）中加入激光照射区面积 A_L 后，得到单位照射面积上的相对后向散射截面，这里称为相对后向散射率 ϵ_{REL} ：

$$\epsilon_{REL} = \frac{\sigma_{UNK}}{\sigma_{REF}} \cdot \frac{A_{LREF}}{A_{LUNK}} \quad (2.54)$$

其中 A_{LUNK} 表示待求散射体的激光照射区面积， A_{LREF} 表示参照散射体的激光照射区面积。将方程（2.6）和（2.51）代入方程（2.54），得到：

$$\epsilon_{REL} = \frac{E_{RUNK}}{E_{TUNK}} \cdot \frac{E_{TREF}}{E_{RREF}} \cdot \left(\frac{R_{UNK}}{R_{REF}}\right)^2 \quad (2.55)$$

另外，考虑到后向散射截面与散射体反射率等特征有关，将方程（2.12）代入方程（2.54），得到：

$$\varepsilon_{REL} = \frac{\Omega_{SREF}}{\Omega_{SUNK}} \cdot \frac{\rho_{UNK}}{\rho_{REF}} \cdot \frac{A_{SUNK}}{A_{SREF}} \cdot \frac{A_{LREF}}{A_{LUNK}} \quad (2.56)$$

其中 Ω_{SUNK} 表示待求散射体的散射立体角， ρ_{UNK} 表示待求散射体的反射率， A_{SUNK} 表示待求散射体的有效接收面积， Ω_{SREF} 表示待求散射体的散射立体角， ρ_{REF} 表示待求散射体的反射率， A_{SREF} 表示待求散射体的有效接收面积。

对于散射立体角 Ω_T 和反射率 ρ 相同的地物，则方程（2.56）简化为：

$$\varepsilon_{REL} = \frac{A_{SUNK}}{A_{LUNK}} \cdot \frac{A_{LREF}}{A_{SREF}} \quad (2.57)$$

对于植被冠层来说，有效接收面积与激光照射区面积之比可以看作是覆盖度，在这种情况下 ε_{REL} 等价于相对覆盖度。若有效接收面积与激光照射区面积之比保持不变，散射立体角相同的情况下，方程（2.56）简化可以为：

$$\varepsilon_{REL} = \frac{\rho_{UNK}}{\rho_{REF}} \quad (2.58)$$

此时，相对后向散射率 ε_{REL} 等价于相对反射率 ρ_{REL} 。

2.5.2 立体散射体的后向散射截面

立体散射体的后向散射体截面是随散射体深度 R_R 变化的量，实际应用中，通过能量方程将复杂问题进行简化，可以得到一个等效后向散射截面 σ_E ，与立体散射体深度 R_R 一起描述立体散射体特征。另外，通过功率方程可以得到实际的后向散射截面，但需要进行复杂的反卷积运算，不在本文的讨论范围之内。

立体散射体的等效后向散射体截面方程类似于简单散射体的后向散射截面方程， σ_E 可以表示成：

$$\sigma_E = \frac{4\pi\Omega_T^2}{D^2\mu_{SYS}\mu_{ATM}} \cdot \frac{E_R}{E_T} \cdot R_T^4 \quad (2.59)$$

同样，立体散射体的等效后向散射截面也不容易直接解算，需要选择一类散射体作为参照散射体，其他散射体与之相比，可以得到相对后向散射截面 σ_{REL} ，参见方程（2.52）和（2.53）。

由于等效后向散射截面代表了整个立体空间，计算单位体积内的相对后向散射截面即相对后向散射率时，需要考虑激光照射区面积和立体散射体深度。如果待求散射体的深度为 R_{RUNK} ，参照散射体的深度为 R_{RREF} ，则相对后向散射率 ϵ_{REL} 为：

$$\epsilon_{REL} = \frac{\sigma_{UNK}}{\sigma_{REF}} \cdot \frac{A_{LREF}}{A_{LUNK}} \cdot \frac{R_{RREF}}{R_{RUNK}} \quad (2.60)$$

当参照散射体为简单散射体时， R_{RREF} 为 1。将方程 (2.6) 和 (2.51) 代入方程 (2.60)，得到：

$$\epsilon_{REL} = \frac{E_{RUNK}}{E_{TUNK}} \cdot \frac{E_{TREF}}{E_{RREF}} \cdot \left(\frac{R_{UNK}}{R_{REF}}\right)^2 \cdot \frac{R_{RREF}}{R_{RUNK}} \quad (2.61)$$

立体散射体可能是相对于入射方向倾斜的面状地物，还可能是疏密不同的孔状地物，例如林冠，面状地物返回的能量一般大于孔状地物。对于面状地物，立体散射体深度表示了入射方向与平面之间夹角的大小，对于同一类地物，立体散射体深度可以用于分析散射体的 Ω 空间散射特征，即入射夹角对返回能量的影响。对于孔状地物，立体散射体深度反映了孔状介质的孔隙特征，对于同一类树种，激光脉冲入射方向可以用于分析散射体的 Ω 空间散射特征。

2.5.3 复杂散射体的后向散射截面

复杂散射体由简单散射体或/和立体散射体组成，通过识别复杂散射体中的简单散射体或/和立体散射体，计算其后向散射截面就可以得到复杂散射体的后向散射截面。另外，通过方程 (2.37) 可以得到复杂散射体的等效后向散射截面 σ_{EC} ：

$$\sigma_{EC} = \frac{4\pi\Omega_T^2}{D^2 \mu_{SYS} \mu_{ATM}} \cdot \frac{E_R}{E_T} \cdot R_T^4 \quad (2.62)$$

由前面的分析可知，复杂散射体的等效后向散射截面也不容易直接解算，相对后向散射体截面比较容易得到，参见方程 (2.52) 和 (2.53)。

复杂散射体中一般包含了多种地物的特征信息，例如前面的树冠子波形和地面子波形，计算相对后向散射率时，散射体深度为第一个聚集态与最后一个聚集态之间的距离，计算方法参见方程 (2.60) 和 (2.61)。复杂散射体的相对后向散射率小于各个聚集态相对后向散射率，这是由于聚集态之间的间隙引起的。

2.6 波形数据点云化

波形数据记录了随时间变化的激光脉冲能量，包括发射的激光脉冲能量和散射体返回的激光脉冲能量。从波形数据中可以直接获得散射体的散射类型（简单、立体、复杂）、散射体到激光器的距离、散射体的位置等信息，进而得到散射体的后向散射截面。然而，波形数据中包含的大量信息，对于分析散射体的空间分布特征分析来说存在冗余，直接利用从波形数据中提取的散射体特征量比较切实可行。因此，需要对波形数据进行点云化，在点云数据中仅记录散射体的特征量信息。

2.6.1 简单散射体的波形点云化

简单散射体的位置是通过激光器位置来确定的，由于脉冲往返时间很短，可以认为波形数据获取时激光器位置未发生变化。假设激光器位置为 $\vec{O}_L = (X_0, Y_0, Z_0)$ ，发射脉冲的方向矢量为 $\vec{V}_L = (a, b, c)$ ，激光器到简单散射体的距离为 R_T ，则简单散射体的位置 \vec{L}_S 为：

$$\vec{L}_S = \vec{O}_L + \vec{V}_L \cdot R_T = (X_0 + a \cdot R_T, Y_0 + b \cdot R_T, Z_0 + c \cdot R_T) \quad (2.63)$$

简单散射体的返回波形峰值时刻的强度值一般记录为点云数据的强度信息，激光脉冲的发射时间或接收时间、激光方向矢量等相关信息也可以记录到点云数据中。由于简单散射体的相对后向散射截面需要选择参照物，因此，一般不记录到点云数据中。

2.6.2 立体散射体的波形点云化

立体散射体具有深度信息，其位置是一系列值，包括立体散射体的顶部、底部和其中的任意一点，可以根据需要记录其中的一个位置或多个位置。一般记录最大波峰时刻的位置和强度值以及其他的相关信息，还可以记录以波峰为参照点的顶部和底部位置，以及顶部和底部之间的小波峰位置，位置计算方法参见简单散射体的波形点云化。

2.6.3 复杂散射体的波形点云化

复杂散射体包括了多个聚集态，每个聚集态可以看作是一个简单散射体或立体散射体，因此，复杂散射体的波形点云化就可以转化成简单散射体或/和立体散射体的波形点云化。

立体散射体顶部、底部或任一点相对于激光器的位置可以根据方程(2.63)计算得到。

2.7 小结

本章首先介绍了激光测距的基本原理，并根据雷达方程推导了不同类型散射体的 LIDAR 方程，散射体类型划分依据是其返回波形时长与入射波形时长之间的关系，划分了简单散射体、立体散射体和复杂散射体三种类型，其中立体散射体的 LIDAR 方程中引入了扩展卷积的概念，来解决激光在立体散射体中往返传输引起的延时问题，复杂散射体实际上是对立体散射体概念的一种扩充，来降低方程解算过程的复杂度。

接下来分析了激光脉冲的能量分布，可以用高斯分布很好地拟合入射激光脉冲的能量分布，返回波形的能量分布比较复杂，不能使用单一函数进行描述，直接解算 LIDAR 方程比较困难。因此，这里提出了一种波形特征量分析方法，分析返回波形的前沿、波峰、后沿等特征量，由波形时长判别散射体类型，计算散射体到 LIDAR 系统的距离。

然后分析了不同类型散射体的后向散射截面特征，考虑到系统定标参数不容易获得，提出了一种相对后向散射截面的计算方法，通过选择参数散射体作为来得到其它散射体的相对后向散射截面。为了得到林冠散射体的覆盖度或孔隙率，提出了一个相对后向散射率概念，对于简单散射来说是单位面积内的相对后向散射截面，对于立体散射体或复杂散射体来说是单位体积内的相对后向散射截面。假设林冠的散射立体角和反射率相同的情况下，相对后向散射率就等于覆盖度。

最后介绍了波形数据点云化方法，在点云数据中记录散射体的特征量信息，在有效减少冗余信息量的情况下，尽可能地满足散射体的空间分布特征分析要求。

第三章 单木特征识别算法的设计与实现

单木是森林资源调查的基本元素，也是森林生长模型研究的基本对象，因此，对于林业生产实践和科学研究来说，准确地获取单木生物物理参数具有重要意义。传统的外业调查方法主要以抽样调查为主，也称样本调查，根据非全面调查资料来推断（估计）全面的情况，是非全面调查中的一种重要方法，具有成熟的抽样理论支持，但存在的缺点是获取大范围数据时需要耗费大量的人力和财力（肖兴威，2005）。

遥感技术的优势是覆盖范围广，能够提供不同空间尺度的调查数据，用于描述单木尺度、林分尺度以至于区域尺度的森林生物物理特征，这依赖于遥感数据的空间分辨率，从亚米级、米级变化到千米级不等。单木特征识别需要亚米级或米级的空间分辨率，机载 LIDAR 数据能够满足这一要求。机载 LIDAR 数据包括波形数据和点云数据，波形数据包含了更多的信息量，用于提取更精细的单木垂直结构信息，并没有增加更多的水平结构信息。因此，本章使用点云数据提取相关的单木特征信息，为进一步从波形数据中提取更多信息打下基础。

3.1 激光脉冲采样密度

激光脉冲采样密度是激光扫描区域内每平方米的激光脉冲数，也称为点密度，与飞行参数（例如飞行高度、飞行速度等）和 LIDAR 系统参数（例如扫描角度、脉冲重复频率等）有关（Baltasavias, 1999）。若飞行高度为 h ，偏离天底方向的扫描角度为 θ ，如图 3-1 所示，则扫描宽度 W_{SCAN} 为：

$$W_{SCAN} = 2 \cdot h \cdot \tan(\theta) \quad (3.1)$$

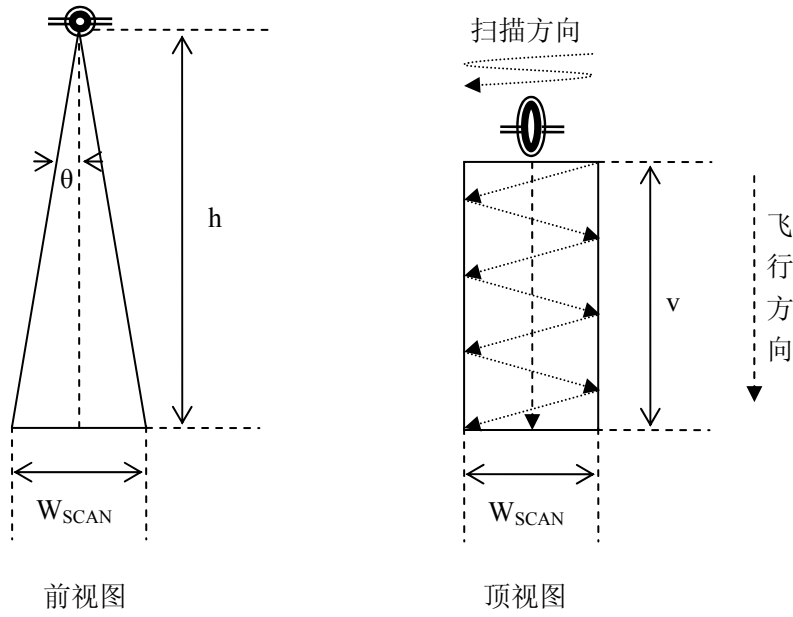


图 3-1 LIDAR 飞行参数示意图

Figure 3-1 Sketch of LIDAR flight parameters

单位时间内的扫描面积 A_{SCAN} 为:

$$A_{SCAN} = W_{SCAN} \cdot v = 2 \cdot h \cdot \tan(\theta) \cdot v \quad (3.2)$$

若脉冲重复频率为 f_{PULSE} , 则激光脉冲采样密度 d_{PULSE} 为:

$$d_{PULSE} = \frac{f_{PULSE}}{A_{SCAN}} = \frac{f_{PULSE}}{2 \cdot h \cdot \tan(\theta) \cdot v} \quad (3.3)$$

激光脉冲采样密度可以转化成激光脉冲平均采样间隔 w , 也称为点间隔, 二者之间的关系为:

$$w = \frac{1}{\sqrt{d_{PULSE}}} \quad (3.4)$$

方程 (3.4) 表示单个点占有的面积为 $w \times w$ 。激光脉冲平均点间隔可以进一步细分为沿着飞行方向的点间隔和垂直于飞行方向的点间隔, 这里称为航向点间隔和侧向点间隔。若扫描频率为 f_{SCAN} , 则航向点间隔 w_{ALONG} 为:

$$w_{ALONG} = \frac{f_{SCAN}}{v} \quad (3.5)$$

方程 (3.5) 说明航向点间隔与飞行高度无关。若每条扫描线上的点数 N_{SCAN} 为:

$$N_{SCAN} = \frac{f_{PULSE}}{f_{SCAN}} \quad (3.6)$$

那么，侧向点间隔 w_{ACROSS} 为：

$$w_{ACROSS} = \frac{W_{SCAN}}{N_{SCAN}} = \frac{2 \cdot h \cdot \tan(\theta) \cdot f_{SCAN}}{f_{PULSE}} \quad (3.7)$$

方程（3.6）说明侧向点间隔与飞行高度有关，飞行高度越高侧向点间隔越大；另外，还与扫描角度有关，扫描角度越大，侧向点间隔越大。因此，在整个扫描区域内，侧向点间隔的变异性一般大于航向点间隔，激光脉冲点的分布类似于半随机分布。

当飞行参数和LIDAR系统参数未知时，可以根据LIDAR数据覆盖区面积和激光脉冲数计算激光脉冲平均间隔（密度）。若LIDAR数据覆盖区为规则的矩形区域，最小横坐标和纵坐标为 X_{MIN} 和 Y_{MIN} ，最大横坐标和纵坐标为 X_{MAX} 和 Y_{MAX} ，激光脉冲数为 N_{ALL} ，则激光脉冲平均点间隔为：

$$w = \sqrt{\frac{N_{ALL}}{(X_{MAX} - X_{MIN}) \cdot (Y_{MAX} - Y_{MIN})}} \quad (3.8)$$

实际上，LIDAR数据覆盖区一般为不规则形状，这种情况下按照方程（3.8）计算的平均点间隔将偏大，这里称为初始平均点间隔，因此，需要对计算结果进一步优化。按照初始平均点间隔，将数据覆盖区划分为规则的网格，统计落有激光脉冲的网格数，除以全部网格数，得到修正因子 k ，则修正后平均点间隔 w_{MOD} 为：

$$w_{MOD} = \frac{w}{\sqrt{k}} \quad (3.9)$$

考虑到激光脉冲采样密度以平方米为参考单位，当初始平均点间隔小于 1m 时，按照 1m 间隔划分数据覆盖区。

确定了激光脉冲采样密度以后，可以用于判断能够识别的最小树冠直径。假设沿树冠直径剖面，树冠顶部高于边缘，根据Nyquist采样准则（Nixon and Aguado, 2008），采样点至少为 3 个才能描述树冠的这种特征，若采样间隔（等价于采样密度）为 w ，那么，最小树冠直径为 D_{MIN} ：

$$D_{MIN} = 2w \quad (3.10)$$

3.2 数据预处理

3.2.1 DSM 生成算法

由点云数据生成数字表面模型 (Digital Surface Model, DSM) 的常规内插算法有很多种, 例如反距离加权法 (Inverse Distance Weighted, IDW)、不规则三角网法 (Triangulated Irregular Network, TIN)、克里金法等, 这些方法已经很成熟, 特别适合于连续变化的表面, 但是不能很好地反映呈聚集分布的点产生的孔洞表面特征。例如, 由于激光脉冲不能穿透密集的树冠, 容易出现树冠的一侧点密度很高, 而另一侧却没有点的现象。因此, 这里提出了一种新的邻域内插算法, 可以用于分析这种现象。该算法分为三步: 第一步是点云数据栅格化, 第二步是栅格数据内插, 第三步是填充孔洞。

3.2.1.1 点云数据栅格化

点云数据栅格化时首先需要确定栅格数据的像元分辨率, 这里根据激光脉冲的平均点间隔来确定像元尺寸。由于激光脉冲的平均点间隔在一定的范围内变化, 那么, 有的栅格单元内可能有多个点, 有的栅格单元内可能没有点。对于栅格单元内出现多个点的情况, 使用最大高度值作为栅格单元值。对于栅格单元内没有点的情况, 参见下一小节。

3.2.2.2 栅格数据内插

点云数据的栅格化结果中有很多零值像元, 每个零值像元一般都有多个非零邻域像元, 因此, 可以采用邻域内插法进行插值运算, 零值像元的内插值为非零邻域的平均值、最大值、最小值等, 根据林木树冠的起伏变化特征, 这里选择平均值作为内插值。

每个零值像元都有 8 个邻域像元, 则非零邻域像元的最小值为 0, 最大值为 8。根据内插运算时使用的最小非零邻域像元数 N_{\min} , 内插结果可以分为 3 类: 不进行内插运算、所有零值像元均进行内插运算、部分零值像元进行内插运算。

(1) 当零值像元的非零邻域像元数均为 0 时, 即所有的零值像元均为孤立像元, 不进行内插运算。

(2) 对所有零值像元的内插运算又包括 3 种情况: 当零值像元的 N_{\min} 为 1 时, 只要存在 1 个有非零邻域的像元, 非零邻域数为大于等于 1, 就可以通过迭代循环内插完所有的零值像元; 当零值像元的 N_{\min} 为 2 时, 只要存在 1 个有非零邻域的像元, 且非零邻

域数为大于等于 2，就可以通过迭代循环内插完所有的零值像元；当零值像元的 N_{MIN} 为 3 时，只要存在 1 个有非零邻域的像元，且非零邻域数为大于等于 3，就可以通过迭代循环内插完所有的零值像元。

(3) 对所有零值像元的内插运算又包括 5 种情况：当零值像元的 N_{MIN} 为 4 时，只要存在符合条件的凸包，通过迭代循环内插完凸包内的所有零值像元；当零值像元的 N_{MIN} 为 5 时，将会出现空洞，最小空洞形状为“井”字形，空洞零值像元数为 12；当零值像元的 N_{MIN} 为 6 时，将会出现更小的空洞，最小空洞形状为“十”字形，空洞零值像元数为 5；当零值像元的 N_{MIN} 为 7 时，将会出现更小的空洞，最小空洞形状为半“工”字形，空洞零值像元数为 3；当零值像元的 N_{MIN} 为 8 时，将会出现更小的空洞，最小空洞形状为“一”字形，空洞零值像元数为 2。

邻域内插法示意图如图 3-2 所示，白色格表示零值像元，黑色格表示非零像元，第一行为假设的原始数据，第二行和第三行为内插结果， N_{MIN} 表示最小非零邻域像元数，红色边界表示内插过的区域。

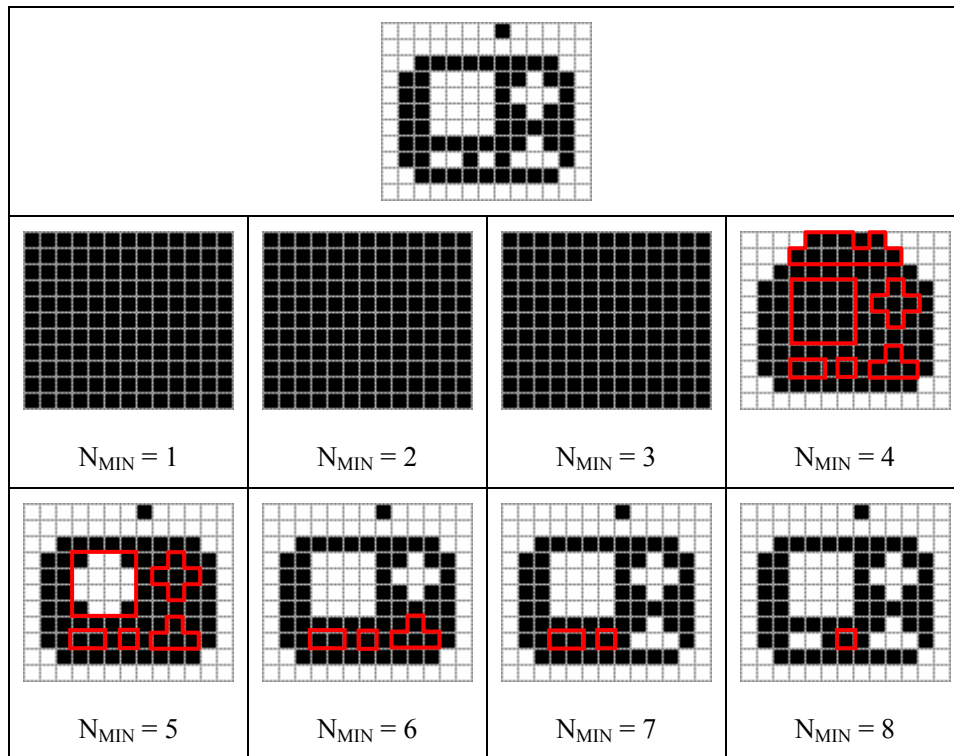


图 3-2 邻域内插算法示意图

Figure 3-2 Sketch of neighbor interpolation algorithm

因此，邻域内插法的邻域个数对内插结果影响很大，若有保留 12 个连续零值像元以上的孔洞时， N_{MIN} 应为 5，若要保留更小的孔洞，则增大 N_{MIN} 即可。若有填充孔洞， N_{MIN} 应小于等于 4，若有填充边缘， N_{MIN} 小于等于 3。

内插运算是一个迭代过程，在每一次迭代过程中使用本次迭代之前的数据，不要使用本次迭代中新内插的零值像元。如果使用了新内插的像元值则会改变内插结果的唯一性，使得内插结果受数据读取顺序的影响，例如从左向右读取数据进行内插与从右向左读取数据进行内插的结果将会不同。

为了保留较大的孔洞，同时又为了提高数据处理效率，这里采用的邻域内插算法是 N_{MIN} 变化的迭代内插算法，思路为第一次迭代过程中零值像元的 N_{MIN} 为 3，第二次迭代过程中 N_{MIN} 为 4，第三次至以后所有次迭代过程中 N_{MIN} 均为 5。栅格数据邻域内插法流程图如图 3-3 所示。

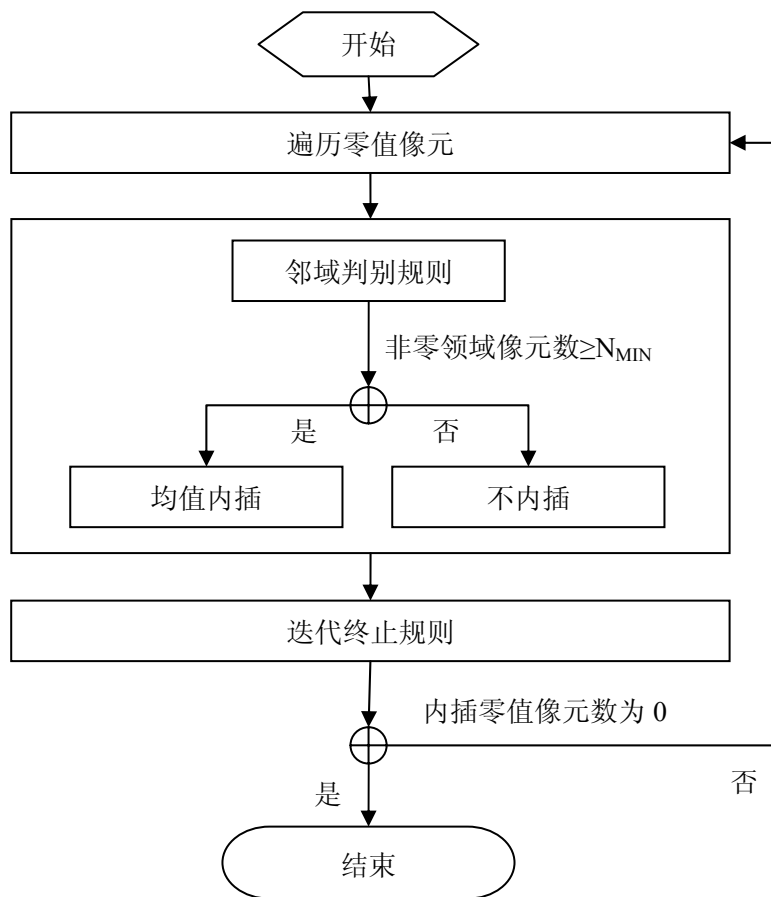


图 3-3 栅格数据邻域内插算法流程图

Figure 3-3 Flow chart of neighbor interpolation algorithm of raster data

3.2.3.3 填充孔洞

孔洞现象产生的原因可能是由于表面起伏的地物（例如密集的树冠）引起的，还可能由于产生镜面反射的地物（例如水体）引起的，另外陡峭的山崖等坡度急剧变化的

地形也可能产生孔洞现象。一般树冠产生的孔洞比水体等其它地物产生的孔洞小很多，可以通过设定阈值的方法简单地加以区别。对于不同类型的孔洞，应采用不同的填充方法，这里仅介绍树冠孔洞的填充方法，其它孔洞的填充方法简单地参照树冠孔洞的填充方法。

考虑到树冠的形状特征有一定起伏变化，同时兼顾运算效率，这里采用邻域像元的平均值作为内插值，最小非零邻域像元数 N_{MIN} 为 3，通过多次迭代过程内插完孔洞的零值像元，每次迭代过程将填充一圈孔洞的零值像元。

3.2.2 DEM 生成算法

由点云数据生成数字高程模型（Digital Elevation Model, DEM）时，需要对点云数据进行分类，分为地面点和非地面点两类。在有些研究中将地面点作为研究对象，而将其它点作为噪声处理，因此，点云数据分类也被称为点云数据滤波。本文倾向于使用点云数据分类这一术语。

点云数据分类方法有很多，例如基于 TIN 的地面点提取算法、基于拟合平面的地面点提取算法，这些算法的基本思想是假设一定区域内的局部最小值为地面点，搜索这些局部最小值作为初始地面点集，由这些初始地面点集生成初始表面，生成方法可以为 TIN 法、拟合平面法等，判断其它点与初始表面的关系，符合约束条件就分为地面点，然后由新的地面点集再次生成表面，分离出更多的地面点，重复迭代该过程，直到符合指定的阈值条件结束迭代，得到最终的地面点集。不同的地形特征和地物覆盖情况，决定了地面点提取算法的约束条件和阈值条件。因此，选择合适的分类算法和参数设置，将会得到更优的点云数据分类结果。

由点云数据中提取地面点以后，就可以使用常用的数据内插算法将离散分布的地面点内插生成 DEM。考虑到运算效率，本文采用的 DEM 生成算法分为三步：第一步是点云数据栅格化，对于栅格单元内出现多个点的情况，使用最小高度值作为栅格单元值；第二步是提取地面点，采用局部最小值搜索窗口算法；第三步是栅格数据内插，采用 TIN 内插算法。

3.2.3 CHM 生成算法

冠层高度模型（Canopy Height Model, CHM）是对地面上林冠高度的一种表达方式，反映了林冠在垂直方向上的高度变化和水平方向上的分布状态。CHM 一般表示成栅格形

式，有利于数据的快速处理与分析。CHM 栅格单元的尺寸根据激光脉冲点间隔（密度）确定，由于激光脉冲点间隔有一个变化范围，一般取平均点间隔作为 CHM 栅格单元尺寸。

由 DSM 与 DEM 相差得到 CHM, 有时也称为归一化数字表面模型(Normalized Digital Surface Model, NDSM)、数字冠层模型 (Digital Canopy Model, DCM) 或数字冠层高度模型 (Digital Canopy Height Model, DCHM) 等。由于数据处理过程中存在误差，使得 CHM 中可能会出现一些小的负值，需要将这些值设为零。如果 CHM 中还有非植被区，例如人工建筑物等，需要去除这些区域。

3.2.4 栅格数据平滑

森林冠层上表面并不是一个理想的平滑表面，由于枝叶之间存在空隙，生成的 CHM 中单个树冠的表面存在凹凸不平现象，实际上单木树冠识别时，一般对树冠形状进行近似描述，为了保证算法的正确执行，往往需要对 CHM 进行平滑处理。

CHM 平滑的方法可以分为两类：一类是对 DSM 和 DEM 进行平滑处理，来得到平滑的 CHM; 另一类是不对 DSM 和 DEM 进行平滑处理，而是直接对 CHM 进行平滑处理。这两类方法的主要区别是第一类方法的平滑结果中引入了地形的影响，这两类平滑方法均会改变 CHM 的原始值。

栅格数据平滑实际上是一种空间卷积过程，使用的模板值是一组权重系数，模板通常是正方形，模板尺寸一般为奇数，如 3×3、5×5 或更大模板。将模板放在感兴趣的点上，像元值与权重系数相乘，然后加在一起得到新像元值。新像元值通常表示位于模板中心的中心像元值，保存到新的输出栅格数据中。每次移动一个像元，重复卷积过程直到栅格数据的边界 (Nixon and Aguado, 2008)。

若 O 表示原始栅格数据， N 表示新栅格数据， x 和 y 表示点在栅格数据中的位置，使用图 3-4 中的 3×3 模板进行卷积操作，可以表示成：

$$\begin{aligned}
 N_{x,y} = & w_0 \times O_{x-1,y-1} + w_1 \times O_{x,y-1} + w_2 \times O_{x+1,y-1} + \\
 & w_3 \times O_{x-1,y} + w_4 \times O_{x,y} + w_5 \times O_{x+1,y} + \\
 & w_6 \times O_{x-1,y+1} + w_7 \times O_{x,y+1} + w_8 \times O_{x+1,y+1} +
 \end{aligned}
 \quad \forall x, y \in 2, N-1 \quad (3.10)$$

W_0	W_1	W_2
W_3	W_4	W_5
W_6	W_7	W_8

图 3-4 3×3 模板的权重系数

Figure 3-4 Weighted coefficient of 3×3 template

当模板放在栅格数据边界上时，模板的一部分落在栅格数据的外面，缺少计算新像元值的信息，边界宽度等于模板尺寸的一半。为了计算边界像元值，有三种选择：

- 将边界设为 0（或者得到一个较小的栅格数据）
- 假设在两个方向将栅格数据复制到无穷远
- 由较小的区域计算像元值

平滑算法常用的模板包括均值函数和高斯函数等，多次均值平滑具有高斯特征，采用高斯函数是对平滑算法的一种优化。高斯函数的方差 σ^2 用于控制位于点 x,y 处的高斯函数分布：

$$g(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\left(\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (3.11)$$

若模板尺寸为 3×3，均值函数模板和高斯函数模板的权重系数如图 3-5 所示。

1/9	1/9	1/9
1/9	1/9	1/9
1/9	1/9	1/9

1/18	1/9	1/18
1/9	2/9	1/9
1/18	1/9	1/18

图 3-5 3×3 模板的权重系数：左图为均值函数，右图为高斯函数（ $\sigma^2 \approx 9/4\pi$ ）

Figure 3-5 Weighted coefficient of 3×3 template:

left map is average function, right map is Gaussian function ($\sigma^2 \approx 9/4\pi$)

现有的平滑算法均会改变栅格数据边界内所有的像元值，例如局部最大值被减小，局部最小值被变大，其他值可能会变大还可能会变小，总的趋势是邻域像元值之间的差异变小了，类似于频率域的低通滤波。

对于 CHM 栅格数据，如果想保留局部最大值不被平滑，仅对部分较小值进行平滑，需要采用一种新的平滑算法。参照栅格数据内插时采用的邻域内插法，这里对栅格数据

进行平滑之前，加入一个邻域判别规则，判断当前像元与邻域像元之间的关系，如果比当前像元值大（或小）的邻域像元数符合阈值条件，则平滑当前像元，否则不平滑当前像元，平滑函数可以为均值函数或高斯函数等。

栅格数据邻域平滑法流程图如图 3-6 所示，如果大于当前像元值的邻域像元数大于指定阈值 N_{MIN} ，其中 N_{MIN} 表示大于当前像元值的邻域像元数的最小值，那么就进行均值平滑，否则不平滑。

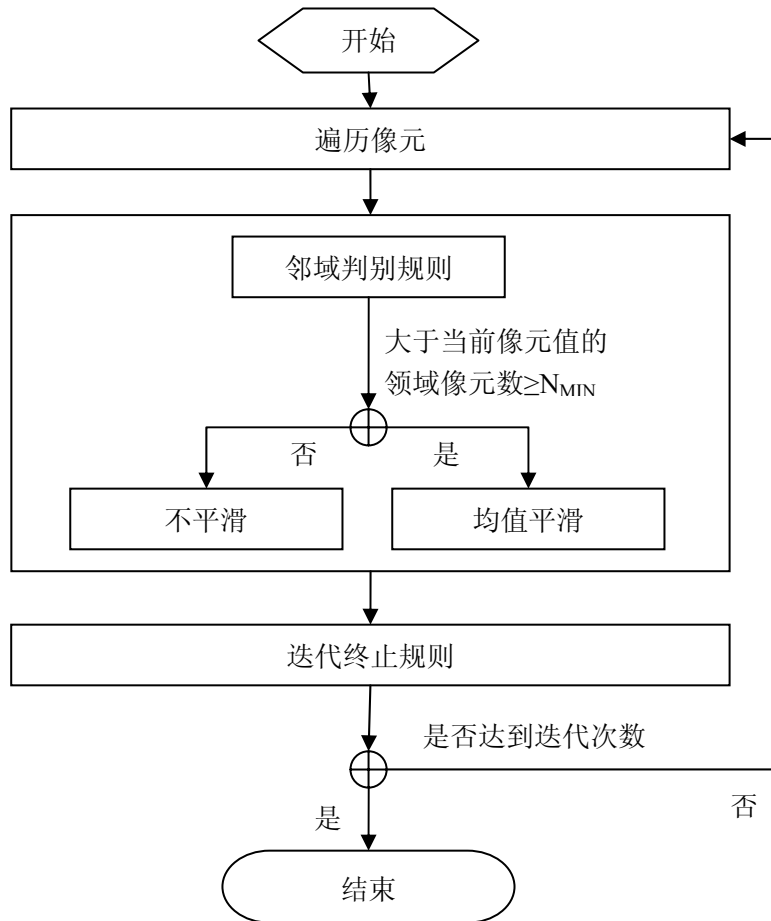


图 3-6 栅格数据邻域平滑算法流程图

Figure 3-6 Flow chart of neighbor smoothing algorithm of raster data

3.3 单木树冠顶点识别算法

CHM 反映了整个林冠的高度变化，包括单木树冠的顶点、肩部和边缘的高度值。识别单木树高时，首先需要判断树冠顶点的位置，进而得到单木树高。判断树冠顶点位置

时，假设树冠顶点高于树冠的其他区域，在 CHM 中使用局部最大值搜索窗口搜索潜在的树冠顶点。

确定搜索窗口尺寸时，需要考虑树冠的特征。当树冠大小比较均一时，可以使用固定大小的搜索窗口，搜索窗口尺寸可以为 3×3 、 5×5 等。在这种情况下，若搜索窗口尺寸过小，则容易产生过多的伪树冠顶点；若搜索窗口尺寸过大，则容易漏掉过多的树冠顶点。因此，搜索窗口尺寸可以由用户根据林分条件指定，以减少识别误差。

当树冠大小在一定范围内变化时，固定搜索窗口存在明显的缺点，很容易产生伪树冠顶点或漏掉树冠顶点。因此，根据树高与冠幅之间的关系确定搜索窗口的尺寸，当树高较大时采用较大的搜索窗口，当树高较小时采用较小的搜索窗口，可以减少这种识别误差。若树高 H 与冠幅 D 之间存在线性关系：

$$D = k \cdot H + b \quad (3.12)$$

其中 k 为斜率， b 为截距，可以通过实测树高与冠幅的线性回归分析确定方程的参数。

应当注意的是建立树高与冠幅之间的关系时，一般使用树高大于 h_{\min} 和冠幅大于 d_{\min} 的树，因此，需要去除小于 h_{\min} 和 d_{\min} 的局部最大值。单木树冠顶点的识别算法流程图如图 3-7 所示，输入数据为 CHM 栅格数据，计算局部最大值时，根据树高与冠幅之间的关系进行修正，最后得到树冠顶点矢量数据。

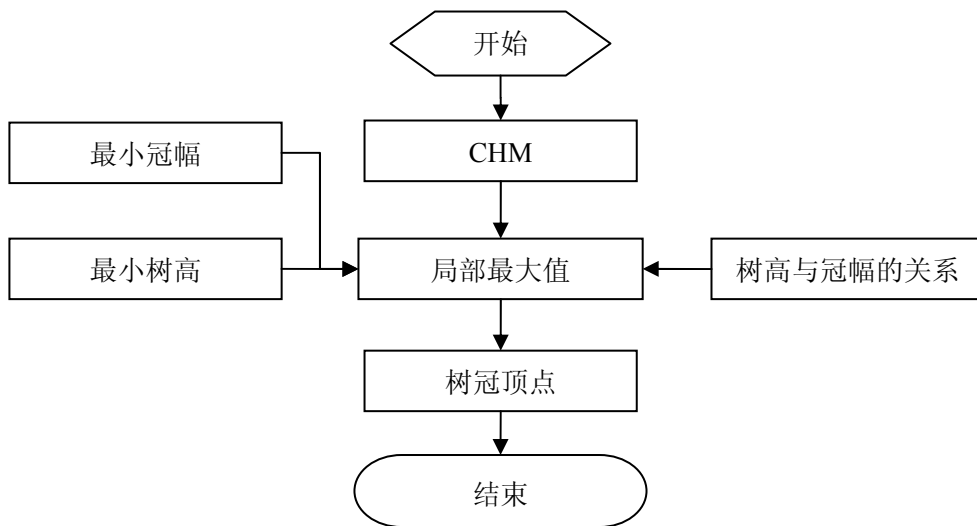


图 3-7 单木树冠顶点识别流程图

Figure 3-7 Flow chart of individual tree recognition

还要注意的，根据下节单木树冠边界识别算法确定树冠边界以后，应该滤除掉冠幅小于指定阈值 d_{\min} 的树冠边界以及对应的树冠顶点，得到最终的树冠顶点和树冠边界。

3.4 单木树冠边界识别算法

目前,已有一些单木树冠边界识别算法,但是不能很好地从 CHM 中识别树冠边界,例如 Popescu et al. (2003) 提出的基于四次多项式拟合剖面的树冠直径提取算法,仅得到了 CHM 中两个互相垂直的剖面上树冠直径; Koch et al. (2006) 提出的基于区域生长的树冠边界识别算法,但是连续树冠的边界存在重叠现象。因此,本文提出了一种新的树冠边界识别算法,称之为双正切角树冠边界识别算法,包括双正切角树冠边界判别规则、连续树冠判别规则和不相交集判别规则,并实现了两种树冠边界矢量化算法,即三叉点法和四方向法。

3.4.1 双正切角树冠边界判别规则

由于单木生长环境和树冠之间的相互竞争,使得不同树冠的形状差异很大。虽然单木树高与树冠大小之间具有一定的相关性,但是这种相关性只是具有一定的统计意义,并不能用于确定树冠边界。双正切角树冠边界判别规则是在分析树冠顶点与树冠上其它点之间关系的基础上提出的,并考虑尽可能地减少树冠顶点与树冠边缘之间的起伏变化对算法的影响,以便适用于复杂多变的树冠形状。

为了说明双正切角树冠边界判别规则,这里对树冠形状进行了简化和抽象,如图 3-8 所示。树冠表示成椭球体,冠幅(也称为树冠直径或树冠宽度)和冠长(也称为树冠深度或树冠长度)对应着椭球体的两个轴,树冠最高点为树冠顶点(也称为冠顶),树冠最低点为树冠底点(也称为冠底),各方向离树冠中心水平距离最远的点组成了树冠边缘(也称为冠缘)。树冠顶点与树冠边缘之间的树冠外表面称为树冠上表面,树冠底点与树冠边缘之间的树冠外表面称为树冠下表面。由树冠顶点垂直指向地面的方向为冠顶方向,树冠上表面的点与冠顶方向的夹角称为冠顶角;由树冠边缘点水平指向树冠中心轴的方向为冠缘方向,树冠上表面的点与冠缘方向的夹角称为冠缘角,有时也称为冠倾角。树冠顶点与地面之间的垂直距离为树高(也称为冠顶高),树冠底点与地面之间的垂直距离为枝下高(也称为冠底高),树冠上任意点与地面之间的垂直距离称为冠高,树冠顶点与树冠底点之间的垂直距离为冠长,经过树冠中心轴的两个边缘点之间的水平距离为冠幅。

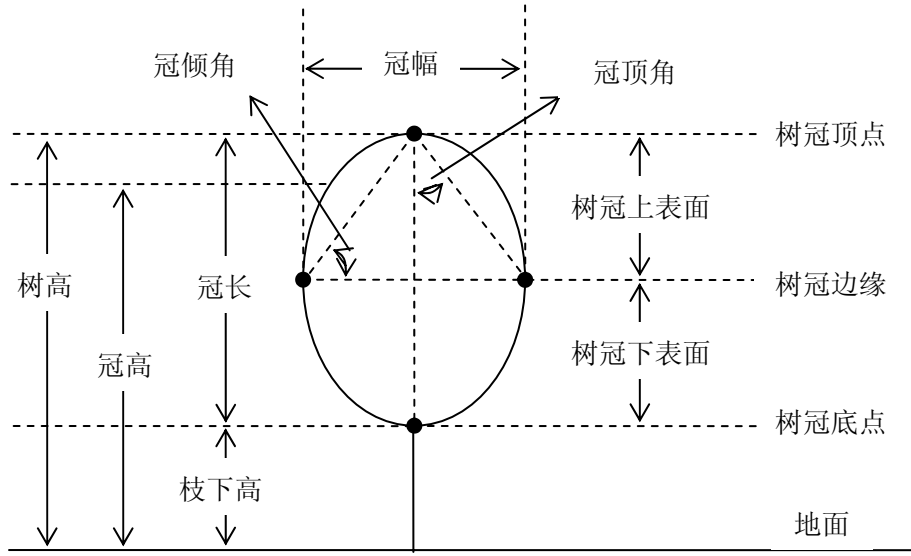


图 3-8 简化树冠示意图

Figure 3-8 Sketch of simplified crown

双正切角树冠边界判别规则的基本思想是通过计算树冠顶点与树冠上点之间的两个正切角来判断树冠边缘，如图 3-9 所示，A 为树冠顶点，B 为树冠上表面点，C 为树冠边缘点，A'、B'、C' 分别为 A、B、C 在地面上的投影，AA' 之间的垂直距离为树高 H，BB' 之间的垂直距离为 h，A'B' 之间的水平距离为 r， α 为 AB' 方向与 AA' 方向之间的夹角， β 为 BA' 与 BB' 方向之间的夹角。假设由树冠顶点 A 到树冠边缘点 C，树冠上点 B 的张角 β 逐渐变大，当张角 β 小于指定阈值 T 时，则认为到达树冠边缘 C。对于针叶树冠，当 B 接近于 C 时， β 角变化较快，但是对于阔叶树冠，当 B 接近于 C 时， β 角变化缓慢，因此考虑加入树冠顶点 A 的张角 α 。由树冠顶点 A 到树冠边缘点 C， α 也逐渐变大且变化速率恒定，则 α 和 β 共同保证了更准确地逼近指定阈值 T，为了计算方便，用 α 和 β 的正切角 $\tan(\alpha)$ 和 $\tan(\beta)$ 代替二者，计算公式为：

$$\tan(\alpha) + \tan(\beta) = \frac{r}{H} + \frac{r}{h} \leq T \quad (3.13)$$

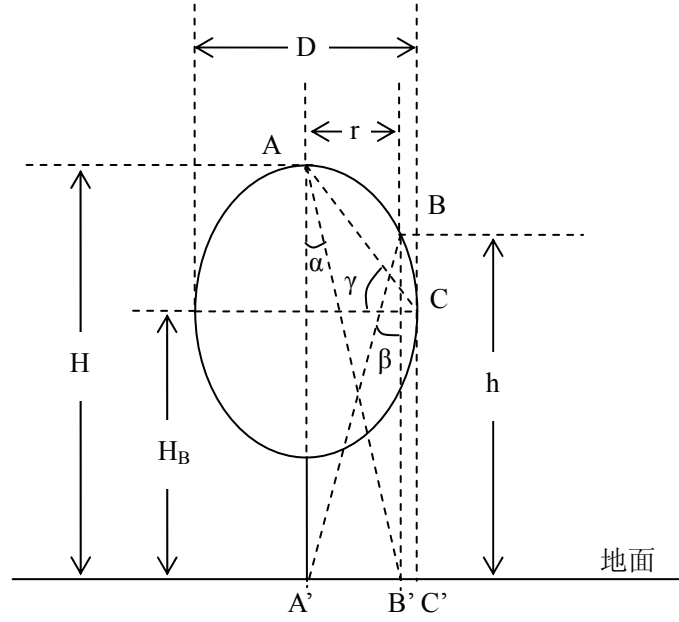


图 3-9 双正切角树冠边界判别规则

Figure 3-9 Discriminate rule of double-tangent tree crown edge

当B与C重叠在一起时，方程（3.13）变为等式，这时r为树冠直径的一半($r=D/2$)，C点的高度h等于 H_B ，则：

$$T = \frac{D}{2H} + \frac{D}{2H_B} \quad (3.14)$$

若冠倾角为 γ ，则：

$$\tan(\gamma) = 2 \frac{H - H_B}{D} \quad (3.15)$$

由方程（3.15）可以得到树冠边缘点C的高度 H_B 为：

$$H_B = H - \frac{D \cdot \tan(\gamma)}{2} \quad (3.16)$$

因此，将方程（3.16）代入方程（3.14），可以得到阈值 T 为：

$$T = \frac{D}{2H} + \frac{D}{2H - D \cdot \tan(\gamma)} \quad (3.17)$$

若树高 H 与冠幅 D 之间存在线性关系，参见方程（3.12），由于该方程中存在截距 b，所以引入修正后树高 H' ：

$$H' = H + \frac{b}{k} \quad (3.18)$$

将方程（3.18）代入方程（3.12），得到：

$$D = k \cdot H' \quad (3.19)$$

根据方程 (3.18) 修正方程 (3.13), 得到

$$\frac{r}{H'} + \frac{r}{h'} \leq T' \quad (3.20)$$

其中 h' 和 T' 分别为:

$$h' = h + \frac{b}{k} \quad (3.21)$$

$$T' = \frac{D}{2H'} + \frac{D}{2H_B'} = \frac{D}{2H'} + \frac{D}{2H' - D \cdot \tan(\gamma)} \quad (3.22)$$

方程 (3.19) 代入方程 (3.22), 得到:

$$T' = \frac{k}{2} + \frac{k}{2 - k \cdot \tan(\gamma)} \quad (3.23)$$

从方程 (3.23) 可以看出, 当树高与冠幅存在线性关系时, 修正后阈值 T' 与斜率 k 、冠倾角有关, 而与树高变化无关。

等阈值面可以看作是以修正后树冠顶点为中心, 经过修正后树冠顶点在地面上投影点和修正后树冠边缘点的椭球体, 椭球体的一个轴为 H' , 另一个轴为 a , 根据椭球方程可得:

$$\frac{D^2}{a^2} + \frac{(H_B')^2}{(H')^2} = 1 \quad (3.24)$$

$$a = \frac{H' \cdot D}{\sqrt{(H')^2 - (H_B')^2}} \quad (3.25)$$

其中 H_B' 为修正后树冠边缘点高度:

$$H_B' = H' - \frac{D \cdot \tan(\gamma)}{2} \quad (3.26)$$

将方程 (3.19) 和 (3.26) 代入方程 (3.25) 得:

$$a = \frac{2k \cdot H'}{\sqrt{4k \cdot \tan(\gamma) - (k \cdot \tan(\gamma))^2}} = \frac{2(k \cdot H + b)}{\sqrt{4k \cdot \tan(\gamma) - (k \cdot \tan(\gamma))^2}} \quad (3.27)$$

图 3-10 显示了等阈值面示意图, 在水平方向对实际冠形进行修正, 修正量为 b/k , 得到修正后冠形, 在此基础上绘制等阈值面, 如果树冠上的点落在等阈值面的内部, 则为树冠上点, 如果树冠上的点落在等阈值面下面的阴影区, 则不是树冠上点, 不再进行后续点的判断。因此, 双正切角树冠边界判别规则对树冠内部的起伏变化不敏感, 对树

冠边缘的起伏变化很敏感，无论对于针叶林还是阔叶林来说，只要树冠边缘与地面之间存在明显的高度变化，就比较容易识别出树冠。

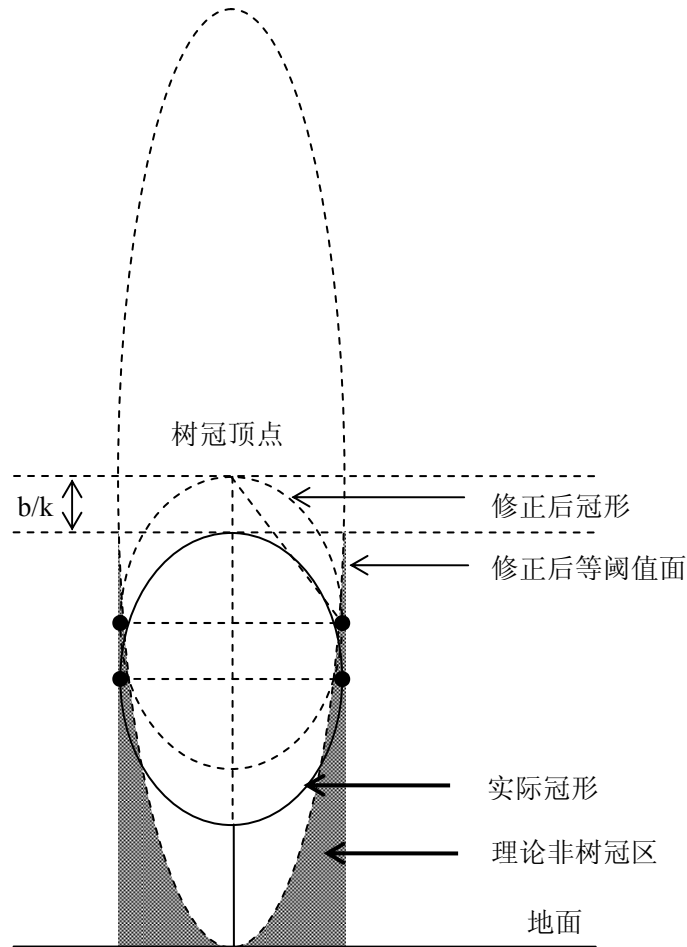


图 3-10 等阈值面示意图

Figure 3-10 Sketch of equivalence surface of threshold

3.4.2 连续树冠判别规则

当单木树冠连在一起时，双正切角树冠边界判别规则得到的树冠边界之间会出现重叠现象，因此，需要进一步判断重叠区域树冠上点的归属关系。根据树冠的形状特征，可以采用不同的判别规则。

最简单的判别规则是等距离判别规则（如图 3-11 所示），当一个点属于两个树冠时，计算点到两个树冠顶点的距离，若点到树冠 1 的距离 r_1 小于点到树冠 2 的距离 r_2 ，则点属于树冠 1，否则属于树冠 2。当树冠大小比较均一时，可以采用等距离判别规则；当树冠大小差异大时，则存在误判现象。

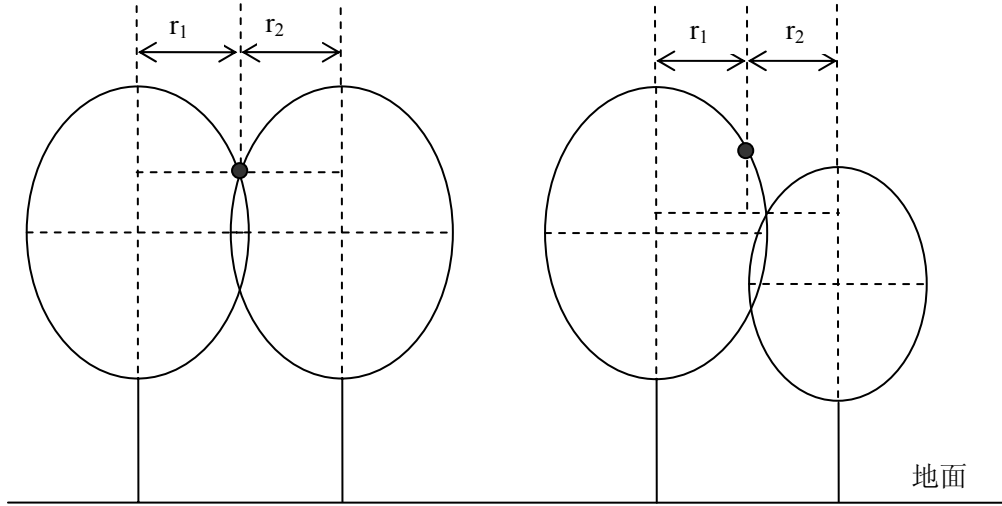


图 3-11 等距离判别规则

Figure 3-11 Discriminate rule of equal distance

第二种判别规则是等比例判别规则，假设树高与冠幅之间存在线性关系，参见方程 (3.12)，由于存在竞争生长，冠幅均等比例的缩小。当一个点属于两个树冠时，计算点到两个树冠顶点的距离，按照等比例关系，若点到树冠顶点 1 的距离 r_1 与点到树冠顶点 2 的距离 r_2 之比小于冠幅 D_1 与冠幅 D_2 之比，则点属于树冠 1，否则属于树冠 2：

$$\frac{r_1}{r_2} < \frac{D_1}{D_2} = \frac{kH_1 + b}{kH_2 + b} = \frac{H_1'}{H_2'} \quad (3.28)$$

若已知两个树冠顶点之间的距离 L ，则方程 (3.28) 可以表示成：

$$r_1 < \frac{D_1}{D_1 + D_2} L = \frac{kH_1 + b}{kH_1 + kH_2 + 2b} L \quad (3.29)$$

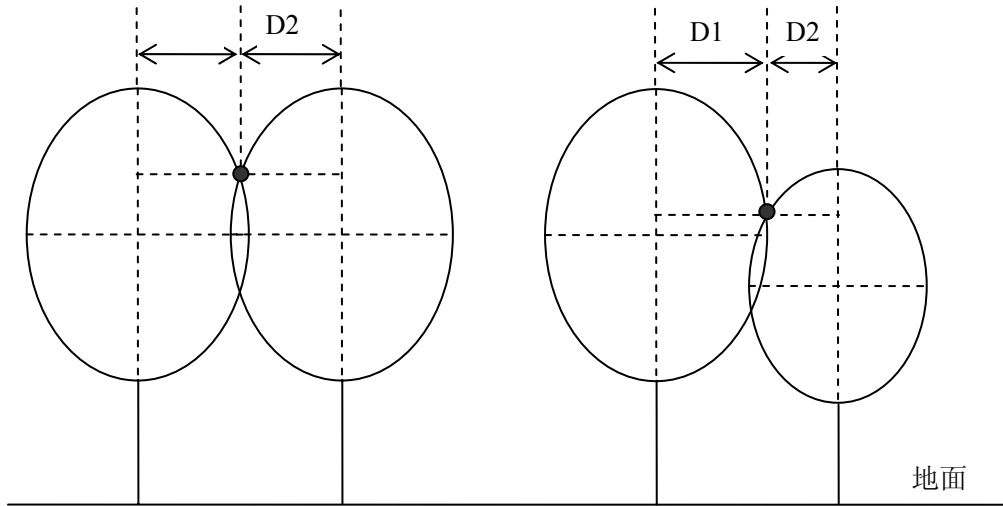


图 3-12 等比例判别规则

Figure 3-12 Discriminate rule of equal proportion

第三种判别规则是等倾角判别规则，当一个点属于两个树冠时，计算点到两个树冠顶点的倾角，若树冠 1 的倾角 γ_1 大于树冠 2 的倾角 γ_2 ，则点属于树冠 1，否则点属于树冠 2。当树冠倾角比较均一时，可以采用等倾角判别规则；当树冠倾角变化大时，则存在误判现象。

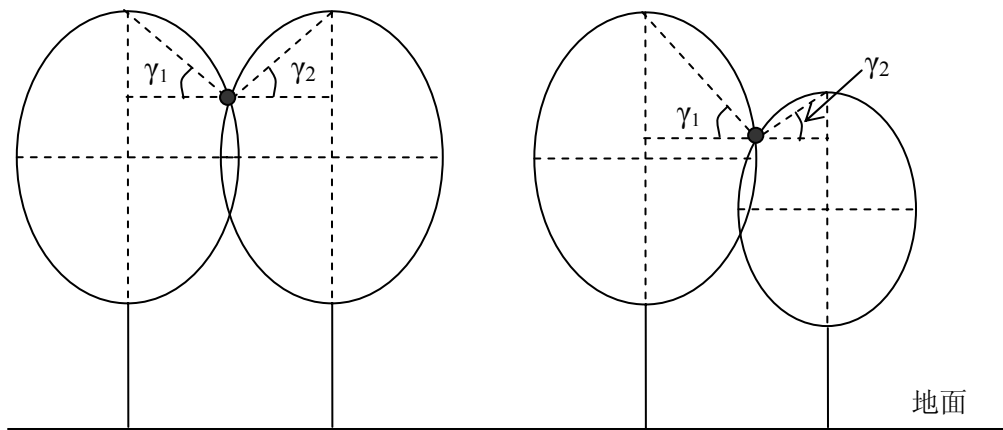


图 3-13 等倾角判别规则

Figure 3-13 Discriminate rule of equal obliquity

3.4.3 不相交集判别规则

不相交集判别规则采用了不相交集数据结构。每个树冠被看作是一个集合，各个树冠不重叠。不相交集(Disjoint Sets)数据结构可以用于保存每个树冠集合，并判断满足双正切角树冠边界判别规则的点是否属于两个树冠集合，如果点属于两个树冠集合，则需要使用连续树冠判别规则进一步判断点的归属关系。采用不相交集数据结构的优点是保证了树冠识别算法的高效率，下面首先介绍一下不相交集的基本概念（Lipschutz, 1998; Wikipedia），然后解释不相交集数据结构（Disjoint-set Data Structure）。

如果集合 S 和 T 没有公共元素，即两个集合的交集为空集，则这两个集合是不相交的，也就是：

$$S \cap T = \emptyset \quad (3.30)$$

该定义扩展到集合群，如果集合群中的任意两个不相同集合是不相交的，则集合群是两两不相交的或互不相交的。令 I 表示索引集，对于 I 中的每个 i ， S_i 表示一个集合。如果 i 和 j 属于 I ， $i \neq j$ ，且：

$$S_i \cap S_j = \emptyset \quad (3.31)$$

那么 $\{S_i : i \in I\}$ 是两两不相交的。如果 $\{S_i\}$ 是两两不相交集（至少包含两个集合），它们的交集是空集：

$$\bigcap_{i \in I} S_i = \emptyset \quad (3.32)$$

然而，反过来却不为真。

集合 X 的分划是 X 的非空子集 $\{S_i : i \in I\}$ 的任意集合， $\{S_i\}$ 是两两不相交的，且：

$$\bigcup_{i \in I} S_i = X \quad (3.33)$$

不相交集数据结构是记录集合分划的数据结构（Wikipedia）。合并-查找算法（union-find algorithm）是这种数据结构的两种常用操作：

Find: 确定指定元素在哪个集合中，也用于确定两个元素是否在同一个集合中；

Union: 将两个集合合并成一个集合。

由于不相交集支持这两种操作，有时也称为合并-查找（union-find 或 merge-find）数据结构。另一个重要操作是 **MakeSet**，用于生成仅包含单个元素的集合。通过这三种操作，很多实际的分划问题都能解决。

为了更精确地定义这些操作，需要一种代表集合的方式，常用方法是从集合中选择一个固定元素来代表整个集合。那么，Find(x)返回的是集合的代表元素，Union 使用两个代表元素作为参数。

创建不相交集数据结构的方法有两种，一种是不相交链表（Disjoint-set linked lists），另一种是不相交森林（Disjoint-set Forest）。

不相交集链表法是一种简单的数据结构，每个集合创建一个链表，每个链表的头元素是代表元素。MakeSet 创建一个单元素链表，Union 将两个链表添加到一起，操作时间是常数。该方法的缺点是 Find 需要 $\Omega(n)$ 或线性时间，在每个链表结点中保留一个指向链表头的指针可以避免该缺点，Find 操作是常数时间；然而，Union 需要更新被添加链表的每个元素，以便指向新的链表头，需要 $\Omega(n)$ 时间。如果跟踪了每个链表的长度，通过将短链表添加到长链表可以优化运行时间， n 个元素的 m 次 MakeSet、Union 和 Find 操作需要 $O(m + n \log n)$ 时间。

不相交集森林数据结构中的每个集合是一个树数据结构，其中每个结点指向它的父结点。不相交集森林的代表元素是集合的根结点。Find 操作从父结点直到根结点。Union 合并两个树时，将一个树的根结点关联到另一个树的根结点上。下面是一种实现方式：

```
function MakeSet(x)
    x.parent := x
function Find(x)
    if x.parent == x
        return x
    else
        return Find(x.parent)
function Union(x, y)
    xRoot := Find(x)
    yRoot := Find(y)
    xRoot.parent := yRoot
```

这种简单的实现方式并优于链表方法，由于它创建的树可能极不平衡，有两种改进方法。第一种方法称为按级别合并（Union by Rank），总是将小树关联到大树的根结点上，而不是相反。为了判断哪个树大，使用一种简单推断法，称为 rank：一个元素的树 rank 为 0，当两个 rank 均为 r 的树合并时，合并结果的 rank 为 $r+1$ 。通过这种方法，每个 MakeSet、Union 或 Find 操作的运行时间是 $O(\log n)$ 。改进后 MakeSet、Union 操作的伪代码为：

```
function MakeSet(x)
    x.parent := x
    x.rank := 0
function Union(x, y)
```



```

xRoot := Find(x)
yRoot := Find(y)
if xRoot.rank > yRoot.rank
    yRoot.parent := xRoot
else if xRoot.rank < yRoot.rank
    xRoot.parent := yRoot
else if xRoot != yRoot // Unless x and y are already in same set, merge them
    yRoot.parent := xRoot
    xRoot.rank := xRoot.rank + 1
    
```

第二种改进称为 **path compression**，当使用 Find 操作时对树结构进行扁平化。这种思想是遍历到根结点时，访问过的每个结点都可以直接关联到根结点，它们共用同一个代表元素。当 Find 遍历树时，它将每个结点的父指针指向找到的根结点，结果是树更加扁平。不仅可以加速这些元素的操作，还可以加速引用它们的元素的操作。改进后的 Find:

```

function Find(x)
    if x.parent == x
        return x
    else
        x.parent := Find(x.parent)
        return x.parent
    
```

这两种方法相互补充，一起使用时，每个操作的运行时间仅为 $O(\alpha(n))$ ，其中 $\alpha(n)$ 是函数 $f(n) = A(n, n)$ 的反函数， A 是极迅速增长的 Ackermann 函数。既然 $\alpha(n)$ 是该函数的函数，那么对于所有的实际值 n 来说 $\alpha(n)$ 小于 5。这样的话，每个操作的运行时间是一个很小的常数。

对于非负整数 m 和 n ，Ackermann 函数的递归定义为：

$$A(m, n) = \begin{cases} n + 1 & \text{if } m = 0 \\ A(m - 1, 1) & \text{if } m > 0 \text{ and } n = 0 \\ A(m - 1, A(m, n - 1)) & \text{if } m > 0 \text{ and } n > 0 \end{cases} \quad (3.34)$$

Ackermann 函数增长非常迅速，则其反函数增长非常缓慢。

3.4.4 单木树冠边界识别算法的实现流程

前面几节详细介绍了单木树冠边界识别算法各部分（即双正切角树冠边界判别规则、连续树冠判别规则和不相交集判别规则）的设计思想，但是不能构成一个完整的过程，下面讨论如何将这几部分关联在一起，并给出一个实现流程。

单木树冠边界识别算法流程图如图 3-14 所示，输入数据包括 CHM 栅格数据和树冠顶点矢量数据，输出结果是编码后 CHM 栅格数据。首先，根据 CHM 尺寸建立不相交集，

每个像元对应一个集合。接下来，遍历树冠顶点，根据当前树冠顶点的位置，在 CHM 中找到对应的位置，在 4 个象限中依次判断树冠边界。

这里以左上象限为例加以说明，首先向上移动 1 个像元，根据双正切角树冠边界判别规则判断是否为树冠上点，如果不是树冠上点，则继续判断其它象限；如果是树冠上点，则根据不相交集数据结构继续判断是否属于另一个树冠，如果不属于另一个树冠则属于当前树冠；如果属于另一个树冠，则根据连续树冠判别规则继续判断是否属于当前树冠，如果不属于当前树冠，则继续判断其它象限；如果属于当前树冠，则向左移动 1 个像元，继续判断新点是否为树冠上点。如果新点为树冠上点，则继续向左移动 1 个像元，如果新点不是树冠上点，则返回来继续向上移动 1 个像元，重复以上判断过程，直到识别出左上象限树冠边界。

遍历完所有树冠顶点以后，得到了单个树冠的不相交集，根据不相交集的代表元素对 CHM 进行编码，这里采用的编码方案是根据代表元素的位置计算得到，对应着 CHM 中的索引值。

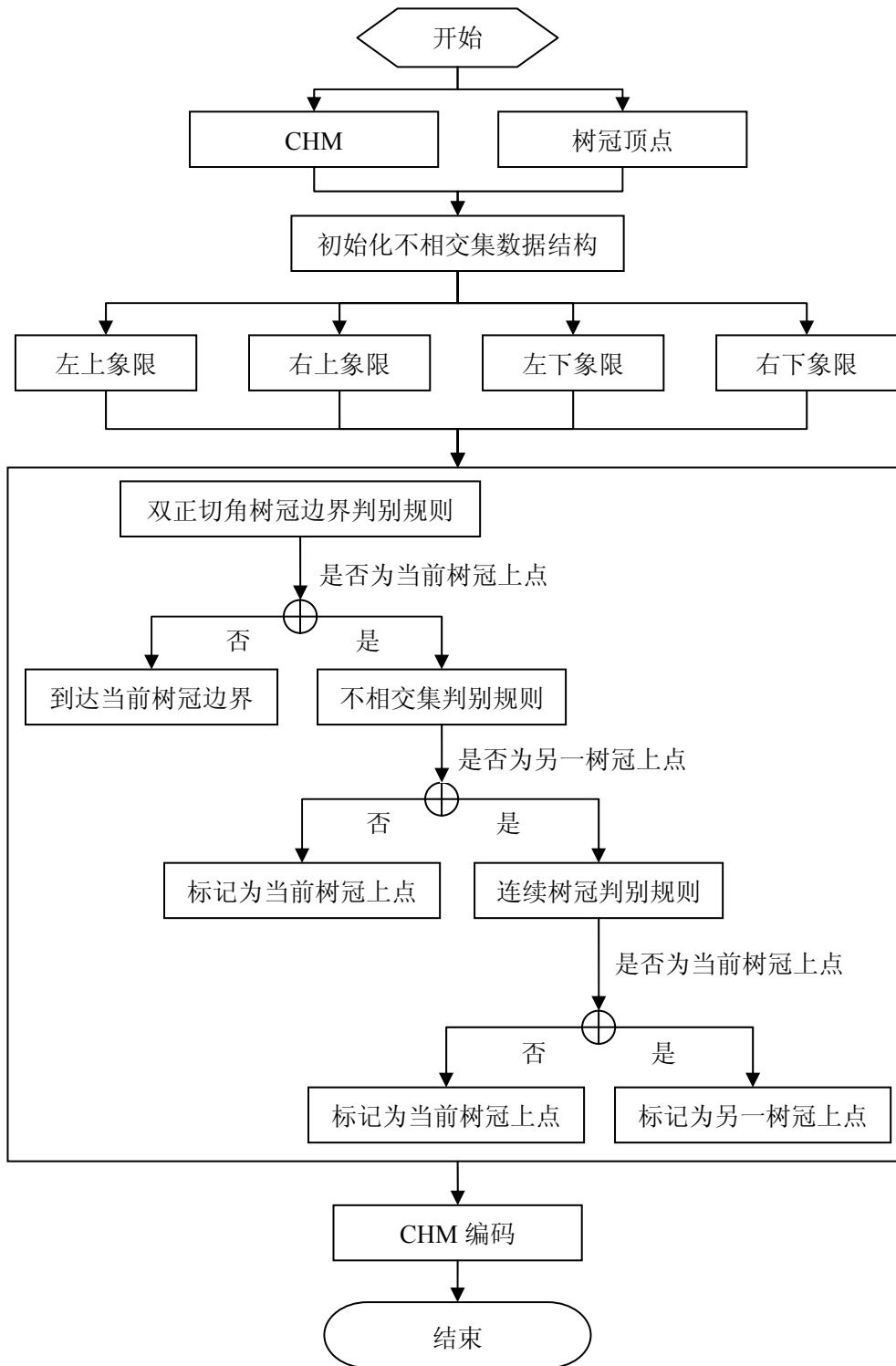


图 3-14 单木树冠边界识别算法流程图

Figure 3-14 Flow chart of individual tree crown edge recognition

3.4.5 树冠边界矢量化算法

对 CHM 进行编码以后, 就可以根据树冠边界矢量化算法提取树冠多边形, 树冠边界矢量化算法可以看作是单木树冠边界识别算法的一个补充算法。由于常规的栅格数据矢量化算法无法将提取的多边形与树冠信息相关联, 因此, 这里重新设计并实现了栅格数据矢量化算法, 即树冠边界矢量化算法。

树冠边界矢量化算法的输入数据包括编码后 CHM 栅格数据和树冠顶点矢量数据, 输出数据是树冠多边形矢量数据。首先, 遍历树冠顶点, 根据当前树冠顶点的位置, 在编码后 CHM 中找到对应的位置, 该像元称为种子点。判断树冠边界基本思路是按照顺时针搜索树冠多边形上的点, 定义搜索开始点为树冠顶点位置正上方的边界点, 搜索下一个边界点时, 需要定义围绕开始点旋转的移动点, 移动点的开始方向为开始点的左侧, 移动点的旋转方向为逆时针, 与搜索方向正好相反。当搜索到下一个边界点时, 当前边界点成为下一个边界点的开始移动点, 下一个边界点成为当前边界点。当搜索边界点等于开始点时终止搜索。

如果将栅格像元看作是一个点, 仅保存像元中心的位置, 那么生成的树冠多边形将存在双线现象。例如两个连在一起的树冠之间应当有一条线, 但是由于相邻像元中心之间存在一个像元尺寸的距离, 使得两个连在一起的树冠之间存在一个像元尺寸的间隔, 并有两条分界线, 即双线现象。为了解决这个问题, 这里将栅格像元看作是一个有四个角点的正方形, 并提出了两种优化算法, 第一种优化算法采用了三叉点判别规则, 称为三叉点矢量化算法; 第二种优化算法采用了四方向判别规则, 称为四方向矢量化算法。

3.4.5.1 三叉点矢量化算法

三叉点矢量化算法在分析前一边界点、当前边界点和后一边界点的相对位置关系的基础上, 定义了三叉点、角点编号、角点编码、三叉点判别规则等基本概念, 进而判断应该保存四个角点中的哪几个角点。三叉点是当前边界点、邻近边界点和外部点的交叉点, 考虑到搜索方向, 将当前边界点、上一边界点和外部点的交叉点称为上三叉点, 当前边界点、下一边界点和外部点的交叉点称为下三叉点。图 3-15 给出了顺时针多边形的 16 种可能三叉点情况, 图中 C 表示当前边界点, L 表示上一边界点, N 表示下一边界点, P 表示外部点, 数字表示三叉点类型。前 8 种情况是当前边界点与上一边界点的三叉点, 后 8 种情况是当前边界点与下一边界点的三叉点。

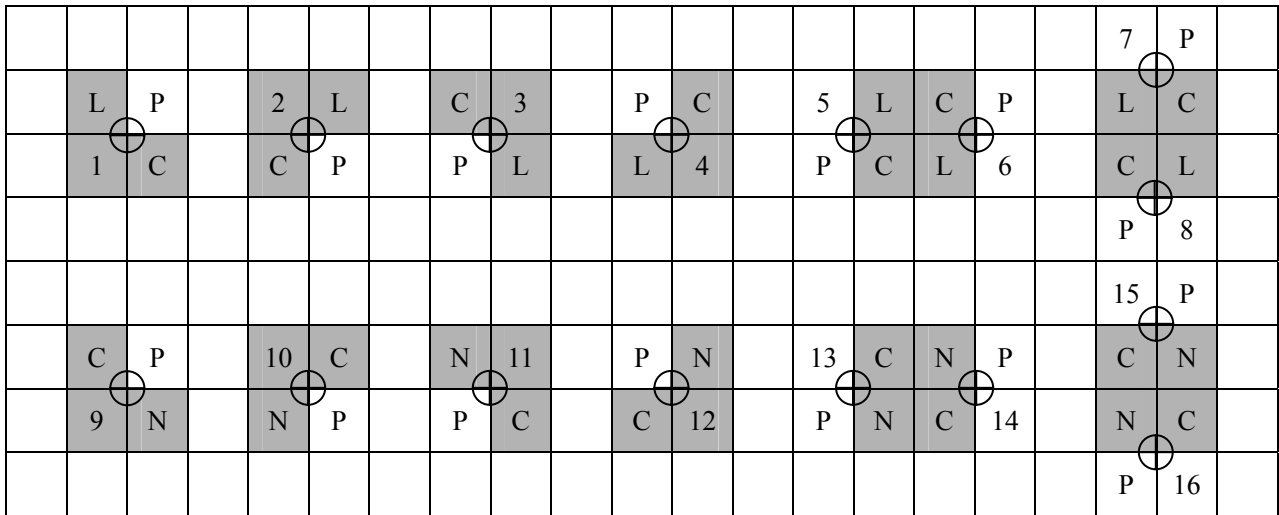


图 3-15 三叉点类型示意图

Figure 3-15 Sketch of three cross point type

前 8 种类型与后 8 种类型进行组合，可以得到不同的树冠形状。例如类型 1 可以与类型 9、10、13、15 组合，如图 3-16 所示，而不能与类型 11、12、14、16 组合，否则就失去了类型 1 的特征。

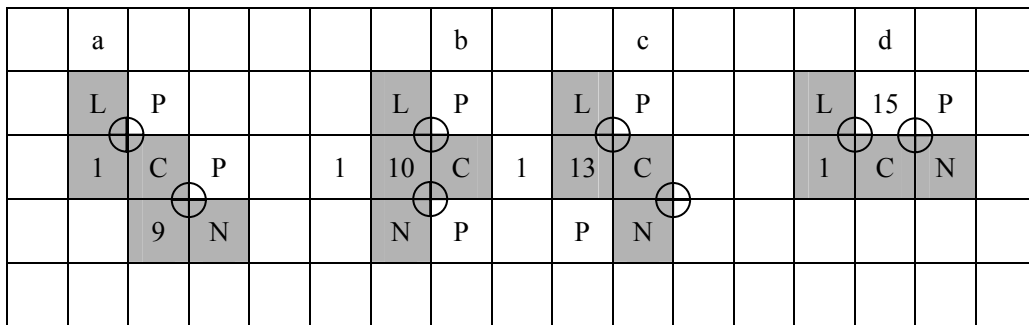


图 3-16 三叉点类型组合示意图（1 与 9、10、14、15）

Figure 3-16 Sketch of type combination of three cross point

为了判断上三叉点和下三叉点的位置关系，需要定义像元四个角点的编号方式，这里定义左上角编号为 0，按逆时针方向其余三个角点的编号依次为 1、2、3。如果像元四个角点的相对坐标(rx,ry)依次为左上角(0,0)、左下角(0,1)、右下角(1,1)、右上角(1,0)，那么，角点 0 的相对坐标为左上角(0,0)，角点 1 为右上角(1,0)，角点 2 为左下角(0,1)，角点 3 为右下角(1,1)，称为角点编码。如果将角点编码的两个值相加，得到 0,1,2,1 序列值，与角点编号相比较发现，只有最后一个值不等于角点编号，因此再引入一个判断条件，如果 rx 大于 ry 则为 3，这就是角点编号与角点编码之间的一种转换关系。根据上三叉点与下三叉点的角点编号来确定保存的角点数，就可以按照顺时针方向保存对应个数的角点，称为三叉点判别规则。如图 3-16 所示，上三叉点在左上角，如果下三叉点在右上角，那么仅保存角点 3（如图 3-16 所示 d 所示）；如果下三叉点在右下角处（如图 3-16a 和 c

所示),那么保存角点 3 和 2;如果下三叉点在左下角处(如图 3-16b 所示),那么保存角点 3、2 和 1。注意角点编号是逆时针,保存角点时按顺时针保存(3、2、1)。

如果角点编号方式是顺时针,可以根据逆时针方式进行类似定义。还有其它的角点编号方式,例如根据下三叉点来确定当前边界点的四个角点的编号方式。下三叉点编号为 1,按逆时针方向其余三个角点的编号依次为 2、3、4。如果像元四个角点的相对坐标依次为左上角(0,0)、左下角(0,1)、右下角(1,1)、右上角(1,0),那么角点 1 的相对坐标随着下三叉点的位置而变化,其它三个角点的相对坐标依次变化。例如角点 1 为右下角(1,1),那么角点 2 为右上角(1,0),角点 3 为左上角(0,0),角点 4 为左下角(0,1)。

接下来介绍一下开始点判别方法,由种子点处向上移动一个像元,判断当前像元值是否等于种子点值,如果不等于种子点值,则说明当前像元下面的像元为树冠边界点,即搜索开始点,对搜索开始点进行编码(0,0);如果当前像元值等于种子点值,则判断左侧点是否等于种子点值,如果左侧点值不等于种子点值,则说明当前像元为树冠边界点,对搜索开始点进行编码(0,1);如果左侧点值等于种子点值,则判断右侧点是否等于种子点值,如果右侧点值不等于种子点值,则说明当前像元为树冠边界点,再判断种子点位置处的上一点对搜索开始点进行编码,如果上一点等于种子点,则搜索开始点编码为(1,0),否则为(0,0);如果右侧点值等于种子点值,继续向上移动一个像元,重复以上过程。图 3-17 给出了搜索开始点的几种可能情况,F 表示判断的搜索开始点,M 表示围绕搜索开始点的移动点的开始位置,L 表示最后搜索点的位置,根据搜索开始点与周围点之间的关系确定,如果 L 与 F 重合则记为 E,如果 L 与种子点 S 重合也记为 E。

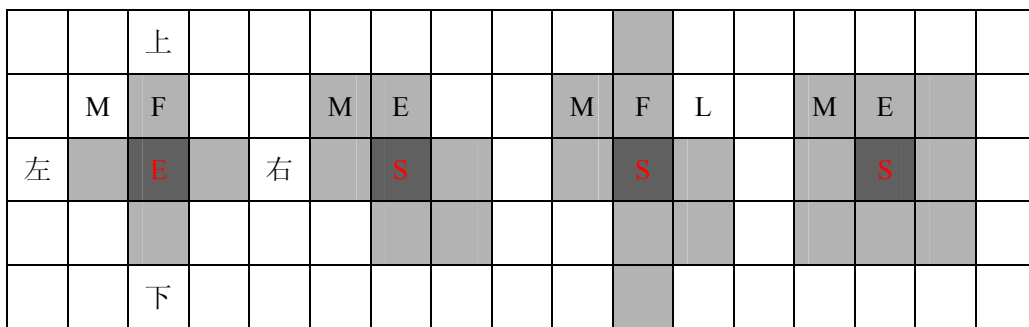


图 3-17 搜索开始点位置示意图

Figure 3-17 Sketch of initial point position of searching

树冠边界矢量化算法的流程图如图 3-18 所示,在遍历树冠顶点的过程中嵌套顺时针遍历每个树冠的边界点,在遍历每个树冠边界点的过程中嵌套逆时针搜索邻域点,根据上一边界点、当前边界点和下一边界点之间的关系,由三叉点判别规则确定保存的角点。

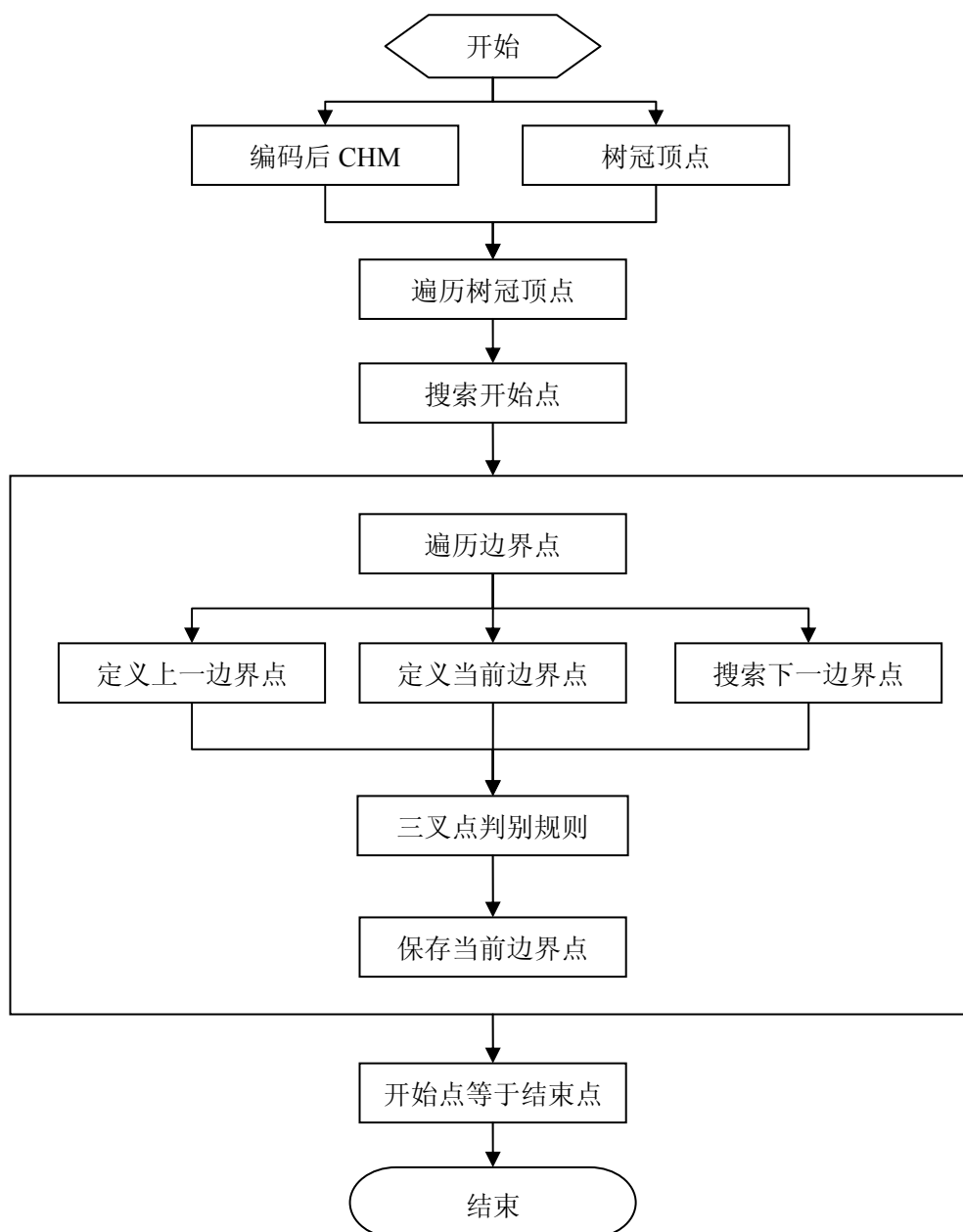


图 3-18 三叉点矢量化算法的流程图

Figure 3-18 Flow chart of vectorization algorithm of three cross point

3.4.5.2 四方向矢量化算法

四方向矢量化算法可以看作是对三叉点矢量化算法的一种优化,采用了一种运行效率更高的四方向判别规则。四方向判别规则的基本思想是将像元的移动限制为东南西北 4 个方向,即当前像元的上下左右四个方向,移动方向采用了顺时针,移动规则是根据当

前方向与其它方向像元之间的位置关系，来确定移动方向，例如，当前移动方向为东，那么可能的移动方向是北、东、南三个方向。

四方向矢量化算法流程图如图 3-19 所示，输入数据为编码后 CHM 栅格数据和树冠顶点矢量数据，在遍历树冠顶点的过程中提取每个树冠的边界点。在提取单个树冠边界点时，首先需要根据树冠顶点位置找到搜索开始点，这里将树冠顶点位置北方（即正上方）的边界点定义为开始点，并保存开始点的左上角点坐标(0,0)，由于开始点的北方像元不再属于当前树冠，因此，定义开始方向为东方。

确定了开始点和开始方向以后，进入边界点判别循环体，根据四方向判别规则保存边界点。若当前方向为东方，保存当前像元的右上角点坐标（其相对坐标(0,1)，下同），判断下一次移动方向，首先判断北方像元是否属于当前树冠，如果为真则向北移动，否则判断东方像元是否属于当前树冠，如果为真则向东移动，否则直接向南移动。类似地，如果当前方向为南，保存当前像元的右下角点坐标(1,1)，判断下一次移动方向，首先判断东方像元是否属于当前树冠，如果为真则向东移动，否则判断南方像元是否属于当前树冠，如果为真则向南移动，否则直接向西移动；如果当前方向为西，保存当前像元的右下角点坐标(1,0)，判断下一次移动方向，首先判断南方像元是否属于当前树冠，如果为真则向南移动，否则判断西方像元是否属于当前树冠，如果为真则向西移动，否则直接向北移动；如果当前方向为北，保存当前像元的左上角点坐标(0,0)，判断下一次移动方向，首先判断西方像元是否属于当前树冠，如果为真则向西移动，否则判断北方像元是否属于当前树冠，如果为真则向北移动，否则直接向东移动。如果保存的结束点坐标等于开始点坐标终止搜索。

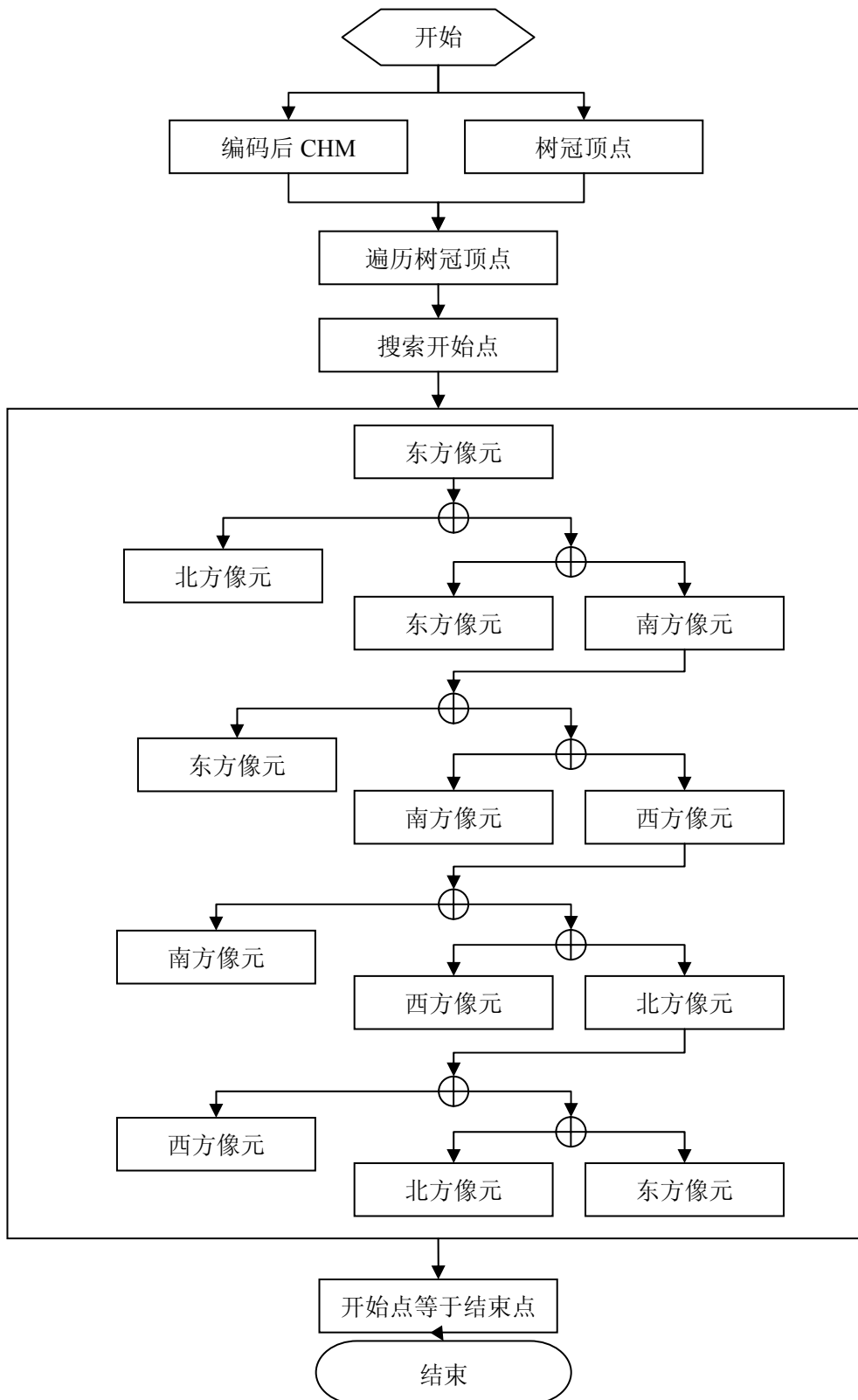


图 3-19 四方向矢量化算法流程图

Figure 3-19 Flow chart of vectorization algorithm of four directions

3.5 单木树冠底点识别算法

单木树冠底点是整个树冠的最低点，由于树冠上表面的遮挡，落在树冠内部和下表面的点较少，对于树冠枝叶很密的情况点更稀少。这里采用两种近似方法来表示树冠底点，一种是使用树冠边界上的最低点代表树冠底点，称为边界底点法；另一种是使用整个树冠上的最低点代表树冠顶点，称为全冠底点法。

边界底点法的识别方法是在单木树冠边界识别的基础上，从 CHM 中搜索树冠边界上的最小值，如果与单木树冠边界识别算法同步运行，可以直接提取边界底点。但是考虑到 CHM 平滑算法会影响最小值的大小，建议使用未平滑前 CHM 来提取边界底点。

全冠底点法的识别方法也是在单木树冠边界识别的基础上进行的，从原始 CHM 或原始点云中搜索树冠边界内的最小值。由于生成 CHM 的过程中，使用最大值函数来生成 DSM，可能会过滤掉最低点，因此，建议使用原始点云来提取树冠底点，还需要加入 DEM 以便去除地形影响。另外，考虑到林中一些低矮灌木、岩石等地物的影响，还需要设置最小树冠高阈值，去除低于该阈值的点云数据，使用剩余点云数据中的最小值代表树冠底点。

3.6 小结

本章首先介绍了激光脉冲采样密度，等价于激光脉冲点间隔。激光脉冲采样密度的高低是一个相对量，对于单木特征识别来说，至少要保证每株树上有多个激光脉冲，因此，根据最小树冠直径可以需要的采样密度，反过来说，如果已知激光脉冲采样密度，可以确定能够识别的最小树冠直径。

接下来介绍了点云数据预处理算法，包括 DSM、DEM 和 CHM 生成算法。DSM 生成算法包括点云数据栅格化（最大值函数）、栅格数据内插（邻域内插算法）和孔洞填充；DEM 生成算法包括点云数据栅格化（最小值函数）、提取地面点（局部最小值搜索算法）和栅格数据内插（TIN 内插算法）；CHM 是单木特征识别的基础，通过 DSM 和 DEM 相差得到 CHM，因此，DSM 和 DEM 生成算法的精度决定了 CHM 的精度。为了得到更为理想的树冠边界，需要对 CHM 进行平滑处理（邻域平滑算法），平滑算法会对识别的树冠边界产生影响。

最后介绍了单木树冠特征识别算法，包括单木树冠顶点、单木树冠边界和单木树冠底点三种特征。单木树冠顶点的识别算法包括固定窗口和可变窗口；单木树冠边界识别算法包括常量法和相关法两种，常量法不使用树高与冠幅之间的线性关系式，相关法则使用树高与冠幅之间的线性关系式，主要内容包括双正切角树冠边界判别规则、连续树冠判别规则和不相交集判别规则，树冠边界矢量化算法包括三叉点法和四方向法；单木树冠底点识别算法包括边界底点法和全冠底点法。

第四章 研究区与数据

4.1 研究区概况

祁连山地处青藏、蒙新、黄土三大高原的交汇地带，地理位置东经 $97^{\circ}24'$ ~ $103^{\circ}46'$ ，北纬 $36^{\circ}43'$ ~ $39^{\circ}42'$ ，东西长 1000 多 km，南北宽 300 多 km；属高山深谷地貌，海拔一般在 2000~4000m 之间，最高峰团结峰 5826.8m，山势西高东低；气候具有大陆性气候和青藏高原气候综合影响的特点，气温变化剧烈，雨量分配不均，60%以上集中于 6~9 月，温度、降水随海拔高度呈明显的垂直梯度变化；土壤和植被因气候差异而形成明显的垂直分布带，山地森林灰褐土分布在海拔 2400~3300m 地带，是乔木林的主要分布带，亚高山灌丛草甸土分布在海拔 3300~3900m 地带，是湿性灌木林的主要分布带。

祁连山地跨甘、青两省，北麓是著名的“丝绸之路”必经之地——河西走廊。在甘肃省境内，行政区划上主要包括天祝、肃南、阿克塞 3 个自治县及肃北自治县的南山部分。1988 年成立甘肃省祁连山国家级自然保护区，辖区范围包括张掖地区寺大隆、西营河、大黄山、大河口、马蹄、西水、康乐、隆畅河、祁丰和东大山 10 个林场；武威地区古城、华隆、夏玛、乌鞘岭、哈溪、祁连、十八里堡、昌岭山、上房寺 9 个林场；金昌市的东大河林场；山丹军马局四场林业队等 21 个国营场（站、对）。据甘肃省祁连山国家级自然保护区森林资源二类调查（2000 年），祁连山保护区水源涵养林用地面积 60.67 万 hm^2 ，其中乔木林 16.68 万 hm^2 ，疏林地 1.19 万 hm^2 ，灌木林地 41.26 万 hm^2 ，未成林造林地 0.11 万 hm^2 ，苗圃 0.017 万 hm^2 ，无林地 1.41 万 hm^2 ；森林覆盖率 21.3%（刘贤德等，2006；王金叶等，2008）。

4.1.1 地质水文

祁连山属加里东褶皱地带，山系的主要构造线是北西西方向，其次是北东方向的构造线，由于这两种不同方向构造线的存在，许多山间盆地和谷地形成了两端封闭或半封闭式的菱形盆地。以大面积隆起和强烈切割为主的新构造运动的强烈活动，使该山系的地貌常呈准平原化的古剥蚀地、丘陵、阶地、冲击锥等。由于祁连山地区广大，地质历史发展复杂，在地形、气候及内外营力作用下，造就了各部位的差异性。东祁连山有走

廊南山、冷龙岭和其支脉大黄山、马雅雪山、毛毛山；西北高东南低，海拔相对高差 1000~2000m，主脉海拔在 4000~5000m 之间，酒泉以南的镜铁山海拔 5205 m。西祁连山有照壁山、陶勒山、陶勒南山、大雪山、疏勒南山、野马山、野马南山、党河南山、吐尔根达坂山和赛什腾山等；南高北低，一般 2000~5000m，主脉海拔 4500~5000m，大雪山海拔 5483 m，位于甘、青省界的团结峰海拔 5826.8 m，为祁连山最高点。

祁连山地貌包括强烈褶皱断块隆升的高山和断块隆升的中高山二种基本类型，高山主要分布在西南平顶山、莺落峡等地带，主要由古生界变质砂岩、板岩、千枚岩及侵入岩等地层构成，海拔一般 3000m 以上，高出平原约 2000m；中高山主要分布在龙首山等地带，由震旦系及石炭系变质砂岩、板岩、千枚岩、石英岩、花岗岩等组成，是由加里东及喜山运动形成以侵蚀构造为主的断块中高山地形，海拔 2700~3000m，相对高差 800~1000m，沟谷发育呈树枝状分布。

祁连山区径流的形成主要是天然降水和冰川融水，水系大致成不连续平行排列状，河流的方向受构造的控制，主要为北西西或南转，很少一部分为北南向或似南北向。祁连山的河谷深邃，上缓下陡，发源的诸多河流，分属于河西内陆河流域和黄河流域两大流域。乌鞘岭东南的大通河、庄浪河，属黄河流域；大通河在天祝县天堂寺由青海流入甘肃境内，至亨堂峡注入黄河支流湟水，年平均流量（连城）每秒 95.0m^3 ；庄浪河于河口注入黄河，年平均流量（武胜泽）每秒 6.37m^3 。发源于乌鞘岭的内陆河有石羊河、黑河、疏勒河三大水系，石羊河支流有古浪河、黄羊河、杂木河、金塔河、西营河、东大河等，年平均流量每秒 50.5m^3 ；黑河流经青海、甘肃、内蒙古三省（区），是河西地区第一大内陆河，干流在莺落峡年平均流量每秒 48.2m^3 ，中途汇入山丹河、童子坝河、大小都麻河、酥油口河、梨园河、摆浪河、马营河等，年平均流量每秒 113.0m^3 ；疏勒河在玉门称昌马河，流域包括榆林河（踏实河）、野马河、党河，年平均流量每秒 38.1m^3 。

4.1.2 气候

祁连山位于欧亚大陆中心，远离海洋，受青藏高原高寒气候及高山地貌的强烈影响，形成了大陆性高寒半湿润山地气候，气候的水平和垂直差异性较大。冬季长而寒冷干燥，夏季短而温凉湿润；由浅山地带向深山地带气温递减、雨量递增，高山寒冷而阴湿，浅山低谷热而干燥；东南部降水量多于西北部，年平均气温由东南向西北逐渐降低，日照时数从东南向西北逐渐增加；山地东部、南部气候较湿润，西部、北部较干燥。

祁连山气候的垂直分布明显,随着海拔的升高,各气候要素发生有规律的变化,根据温度、降水等主要气候指标,并参照生物指示指标,可以划分为 5 个垂直气候带(参见表 4-1),按海拔从低到高依次为山地荒漠草原气候带、山地草原气候带、山地森林草原气候带、亚高山灌丛草甸气候带、高山亚冰雪稀疏植被气候带(张鹰等,2001)。

表 4-1 祁连山北坡(中部)垂直气候带谱

Table 4-1 Vertical climatic zones in the North slope of Qilian Mountains (Middle parts)

垂直气候带名称	海拔 (m)	指标			土壤	植被
		$\geq 10^{\circ}\text{C}$ 积温	降水量 (mm)	无霜期 (d)		
山地荒漠草原	1700~2100	1905~2410	160~230	>150	山地栗钙土	耐干旱、旱生半灌木
山地草原	2100~2500	1060~1905	230~330	120~150	山地栗钙土 山地灰褐土	旱生稀疏灌木
山地森林草原	2500~3400	500~1060	330~530	70~120	山地灰褐土 灌丛草甸土	森林灌木草原
亚高山灌丛草甸	3400~3900	< 500	< 400	< 70	亚高山灌丛草甸土、高山草甸土	灌丛草原
高山亚冰雪 稀疏植被	> 3900			全霜	寒漠土裸石	耐寒湿生草本植物、草甸、草原

山地荒漠草原气候带位于 1700~2100m 的低山地带,地势较平坦,土壤为山地栗钙土。气候特点是夏热冬冷,气候干燥,年平均气温 $5.0\sim 7.5^{\circ}\text{C}$,最热月 7 月为 $19.0\sim 23.0^{\circ}\text{C}$,最冷月 1 月为 $-5.0\sim -8.5^{\circ}\text{C}$, $\geq 10^{\circ}\text{C}$ 积温为 $1905\sim 2410^{\circ}\text{C}$,无霜期 150 天以上,相对湿度 51%左右。

山地草原气候带阳坡海拔 2100—2500m,为山地荒漠草原,阴坡海拔 2100—2400m,为山地(典型)草原,植被稀疏。土壤为山地栗钙土和山地灰褐土。气候特点是冬冷夏凉,气候湿润,年平均气温 $2.0\sim 5.0^{\circ}\text{C}$,最热月 7 月为 $14.0\sim 19.0^{\circ}\text{C}$,最冷月 1 月为 $-8.5^{\circ}\text{C}\sim -11.0^{\circ}\text{C}$, $\geq 10^{\circ}\text{C}$ 积温为 $1060\sim 1905^{\circ}\text{C}$,无霜期 120—150 天,年降水量 230—330mm,相对湿度为 56%左右。

山地森林草原气候带阳坡海拔 2500—3400m,阴坡海拔 2400—3300m,是祁连山森林主要分布带。土壤主要有山地灰褐土和灌丛草甸土。气候特点是冬长寒冷,多云雾,年平均气温 $-1.5\sim 2.0^{\circ}\text{C}$,最热月 7 月为 $6.0\sim 14.0$,最冷月 1 月为 $-11.0\sim -15.0^{\circ}\text{C}$, $\geq 10^{\circ}\text{C}$ 积温为 $500\sim 1060^{\circ}\text{C}$,无霜期 70—120 天,相对湿度 60%左右。

亚高山灌丛草甸气候带阳坡海拔 3400—3900,阴坡海拔 3300—3800,阴坡为落叶灌丛,该带下限散生有青海云杉和祁连圆柏。主要土壤为亚高山灌丛草甸和土、高山草甸

土。气候特点是常年严寒,年平均气温 -1.5°C 以下, $\geq 10^{\circ}\text{C}$ 积温小于 500°C ,全年几乎有霜出现,年降水量小于 400mm ,风力较大。

4.1.3 森林植被

祁连山山地森林是我国西北干旱半干旱区典型的水源涵养林,属寒温性针叶林,是经过若干代的演替变化形成适宜祁连山地理、气候条件的森林类型,是多顶极群落的组合体,而且多种演替阶段的森林群落类型共存。根据本源涵养林分布立地条件和组成森林群落的主要建群种及优势种,将水源涵养林划分为乔木林、灌木林两大林型。乔木林分为青海云杉林、祁连圆柏林和杨桦林三大类型,灌木林分为干性灌丛林和湿性灌丛林两大亚型。青海云杉林和祁连圆柏林是主要的森林类型,广泛分布与东祁连山地,前者多组成纯林,构成林区森林资源主体;后者在中高山、亚高山地带阳坡,形成稀疏林分。干性灌丛林分布在较低海拔,是祁连山水源涵养林的先锋林型,湿性灌丛林分布在较高海拔,是祁连山水源涵养林的地带性林型(徐柏林等,2001)。

青海云杉林分布于祁连山海拔 $2500\text{—}3300\text{ m}$ 阴坡、半阴坡,土壤为山地灰褐土,建群种为青海云杉,组成结构简单,林型以青海云杉纯林为主。西部 2900m 以上有少数与祁连圆柏混交,东部 2900 m 以下有少数与山杨(*Populus davidiana*)、红桦(*Betula albl-sinensis*)混交。混交林中青海云杉占 $50\%\text{—}80\%$ 。一般呈单层异龄林,部分呈两三个世代的异龄林。林龄 $40\text{—}130$ 年部分达 200 年以上。林分郁闭度 $0.4\text{—}1.0$,地位级III—V。 100 年生林分平均高 $13.9\text{—}21.8$,胸径 $28\text{—}33\text{cm}$,每公顷蓄积量 $80\text{—}400\text{m}^3$ 。组成青海云杉林的常见高等植物约有百余种,林下灌木以线叶柳(*Salix withelmsiana*)、金露梅(*Potentilla fruticosa*)、箭叶锦鸡儿(*Caragana jubala*)、高山绣线菊(*Spiraea alpina*)等为主,还常见刚毛忍冬(*Lonicera hispida*)、陇塞忍冬(*L. tangutica*)等。青海云杉林常呈块状分布于阴坡,与阳坡草地呈犬牙状交错,故常在林中混入一些草地灌木,如银露梅(*Dasiphora davurica*)、甘青锦鸡儿(*Caragana tangutica*)等;林下草本植物主要有披针苔草(*Carex lansuensis*)、藓生马先蒿(*Pedicularis muscicola*)、锯齿马先蒿(*P. roborowakii*)、珠芽蓼(*Polygonum viviparum*)、早熟禾(*Poa annua*)等;蕨类植物较少见,苔藓植物常见山羽藓、羽藓、欧灰藓等;层外植物主要有地衣、真菌和松萝。在不同立地条件下发育为灌木-青海云杉林、藓类-青海云杉林、苔草-青海云杉林等林型。

祁连圆柏林分布于海拔 $2700\text{—}3300\text{m}$ 阳坡、半阳坡或半阴坡,土壤为山地棕褐土,建群种为祁连圆柏,组成较青海云杉林简单,单层纯林,高山地带有青海云杉混交。多

疏林，少数郁闭度 0.4—0.5。林分平均年龄 120 年左右，高 7—9m，胸径 14—20cm，每公顷蓄积量 80m³左右。林下灌木主要为金露梅、茶藨子(*Ribes*)、置疑小檗(*Berberis dubia*)、忍冬(*Lonicera*)、箭叶锦鸡儿、柳等；草本主要为冰草、蒿(*Atemisia*)、苔草、黄华棘豆(*Oxytropis ochrocephala*)、高山黄华(*Thermopsis alpina*)、点地梅(*Androsace*)、香青(*Anaphalis*)、火绒草(*Leontopodium*)等。林下灌木较多，多形成。以不同立地条件发育为灌木-祁连圆柏林、藓类-祁连圆柏林等。

除青海云杉林和祁连圆柏林外，祁连山水源涵养林还有青杆(*Picea wailsonii* Mast.)、油松(*Pinus tabulaeformis*)、桦木和山杨(*Populus davidiana*)等乔木林型。青杆、油松分布于连城、古城一隅，呈纯林或混交林。此地是两者在我国自然分布区的西北边缘地。杨桦类是次生林的主要建群种。山杨分布于黑河以东的中低山地，愈向东数量愈多，形成纯林或混交林；黑河以西不见分布。桦类树种有红桦(*Betula alba-sinensis*)、白桦(*Betula platyphylla*)、棘皮桦(*Betula davurica*)，乌勒岭以东以南分布多，组成纯林或混交林；以西散生，至隆畅河谷地以西未见分布。肃南县城附近有天山桦(*Betula tianschanica*)分布，呈小片幼林。小叶杨(*Populus simonii*)、青杨(*Populus cathayana*)、冬瓜杨(*Populus purdomii*)等杨树分布于海拔 2700m 以下的沟谷溪旁、河漫滩地，组成沟谷杨树林，呈带状或小块状分布。

由多种杜鹃组成的常绿革叶灌丛和落叶的高山柳类组成的柳灌丛，广泛分布于东祁连山森林线以上和西祁连山山地草原地带，有以下类型：青海杜鹃灌丛，分布于东祁连山海拔 3200-3700m 的阴坡，群落总盖度 80%—90%；头花杜鹃—百里香杜鹃灌丛，分布于东祁连山，以冷龙岭、大雪山(武威)海拔 3100-3600m 的半阴陡坡或平缓的阴坡多，群落总盖度 90%—95%；怀腺柳灌丛，分布于冷龙岭、乌鞘岭海拔 3000-3500m，走廊南山西段海拔 3200—3750m 的阴坡或河流源区谷地；毛枝山居柳(山生柳)灌丛，分布于西祁连山地，在肃北县的鱼儿红、配种站等海拔 3000-3500m 与野马山麓的红柳峡、党河沿岸的芦草湾等地海拔 2300-3000m，呈间断块状、带状生长。两种柳灌丛的群落总盖度 70% 左右。混生在这些灌丛间的主要种类有小叶金露梅(*Potentilla parvifolia*)、鬼箭锦鸡儿(*Caragana jubata*)、甘肃瑞香(*Daphne tangutica*)、高山绣线菊(*Spiraea alpina*)等多种。

4.1.4 大野口观测站概况

大野口观测站 ($100^{\circ}15'E$, $38^{\circ}32'N$) 位于甘肃祁连山国家级自然保护区肃南裕固族自治县西水林场内, 为祁连山浅山区天然次生林, 属于黑河流域的水源涵养林, 其位置示意图如图 4-1 所示, 海拔 2700~3000m, 属温度高寒半干旱、半湿润山地森林草原气候, 阳坡为山地草原, 阴坡为森林景观, 以藓类青海云杉为主。

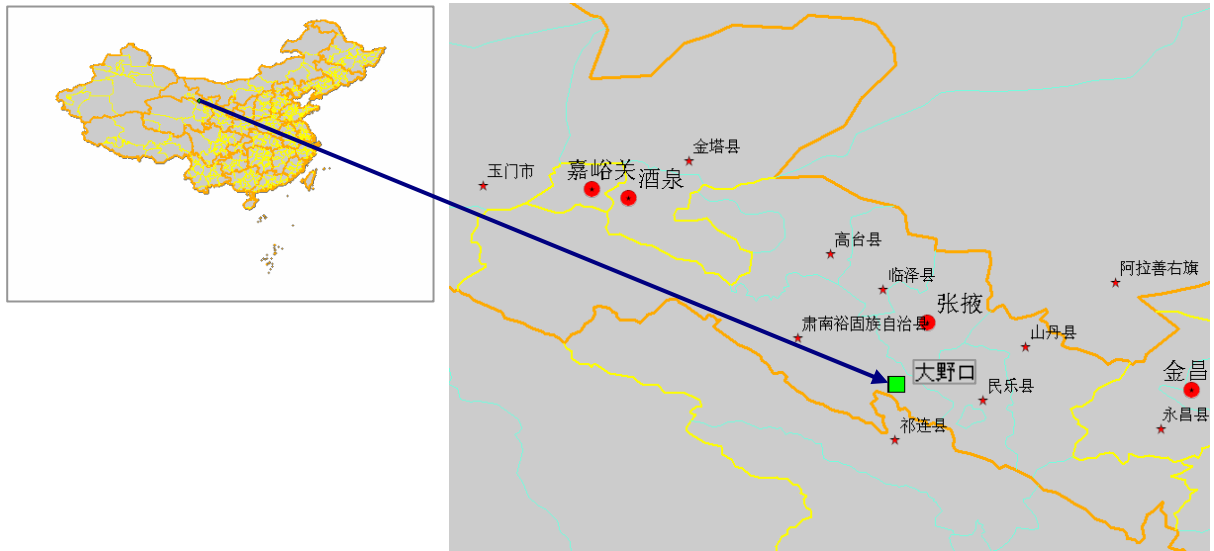


图 4-1 祁连山水源涵养林大野口观测站位置示意图

Figure 4-1 Position sketch of Dayoukou Observation at water conversation forest in Qilian Mountain

4.2 地面数据获取

4.2.1 样地布设

地面调查时间为 2008 年 6 月 1 日至 6 月 13 日, 沿着山坡走势布设了一个超级样地, 样地尺寸为 $100m \times 100m$, 形状为正方形, 方位角约 122 度, 按照 $25m \times 25m$ 尺寸划分成 16 个子样地, 在每个子样地角点和近似中心点设立标桩, 如图 4-2 所示, 图中数字 01~16 为子样地编号。样地布设时采用罗盘和测绳, 罗盘用于测定方向, 测绳用于测量距离, 标桩为木质结构, 长度约 40cm, 地面高度约 20cm。超级样地中心附近设有一个通量塔, 用于观测森林微气候环境, 如图中圆圈位置所示。

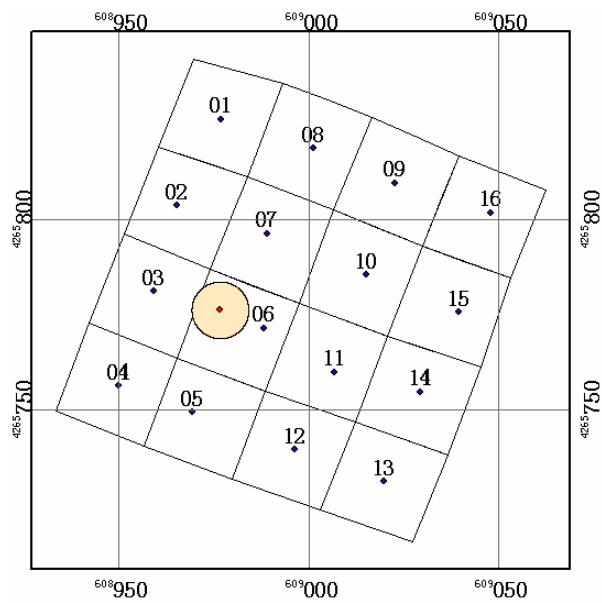


图 4-2 超级样地布设示意图

Figure 4-2 Sketch of super-plot layout

4.2.2 森林参数测量

样地森林类型为青海云杉天然纯林，林龄组成结构主要为成熟林，地表覆盖物主要为苔藓。单木测量时，调查了样地内胸径大于 2.5cm 所有林木，包括倾斜木、枯立木或死木。形成倾斜木的主要原因有两个，一个原因是试验区有出露煤层，存在着被开采过的现象，造成山坡塌陷，使得地表生长的林木发生倾斜，例如超级样地出现的塌陷坑，其周围多株高大的青海云杉向坑中心倾斜而聚在一起；另一个原因是地表覆土层较薄，由于风力使得高大林木倒向坡下方向。

森林参数测量内容主要包括胸径、树高、冠幅等，使用围尺测量胸径，使用激光测高仪（TruPulse 200）测量树高和枝下高，对于较矮的林木使用标杆测量树高和枝下高，使用皮尺测量树冠两个主方向的冠幅。另外，还使用 LAI2000、鱼眼相机等进行叶面积指数测量。为了便于分组测量，使用带有编号的铁牌对子样地内每株树进行标记，并可用于检核漏测的林木。

超级样地共调查了 1465 株树，其中枯立木或死木共 15 株，去除以后剩余 1450 株，其基本统计量如表 4-2 所列。从表中可以看出，最小胸径为 2.5cm，最大胸径为 68.5cm，胸径的变化范围很大，反映了林中不但有过熟的高大林木，还有自然更新的幼树。

表 4-2 超级样地单木参数基本统计量

Table 4-2 Basic statistics of individual tree parameters of super-plot

变量	个数	平均值	标准差	最小值	中位数	最大值
Variable	N	Mean	S	Min	Median	Max
胸径 DBH (cm)	1450	13.870	9.054	2.500	11.300	68.500
树高 TH (m)	1450	9.249	5.079	1.900	8.300	23.780
枝下高 CBH (m)	1450	3.680	2.128	0.200	3.200	11.500
冠幅 CD (m)	1450	3.236	1.330	0.900	3.000	9.050

超级样地单木参数直方图如图 4-3 所示,从图中可以看出,胸径直方图的偏度最大,峰度也最大,分别为 1.20 和 1.63,说明更新的中幼龄林木数量较多。树高出现了双峰现象,峰度和偏度分别为 0.42 和-0.97,说明超级样地的林冠存在层次性,上层为高大的成熟林,下层为更新的中幼龄林。冠幅与枝下高直方图的偏度比较一致(分别为 0.96 和 0.92),峰度差异较大(分别为 0.92 和 0.26),说明枝下高的分布更加分散一些。

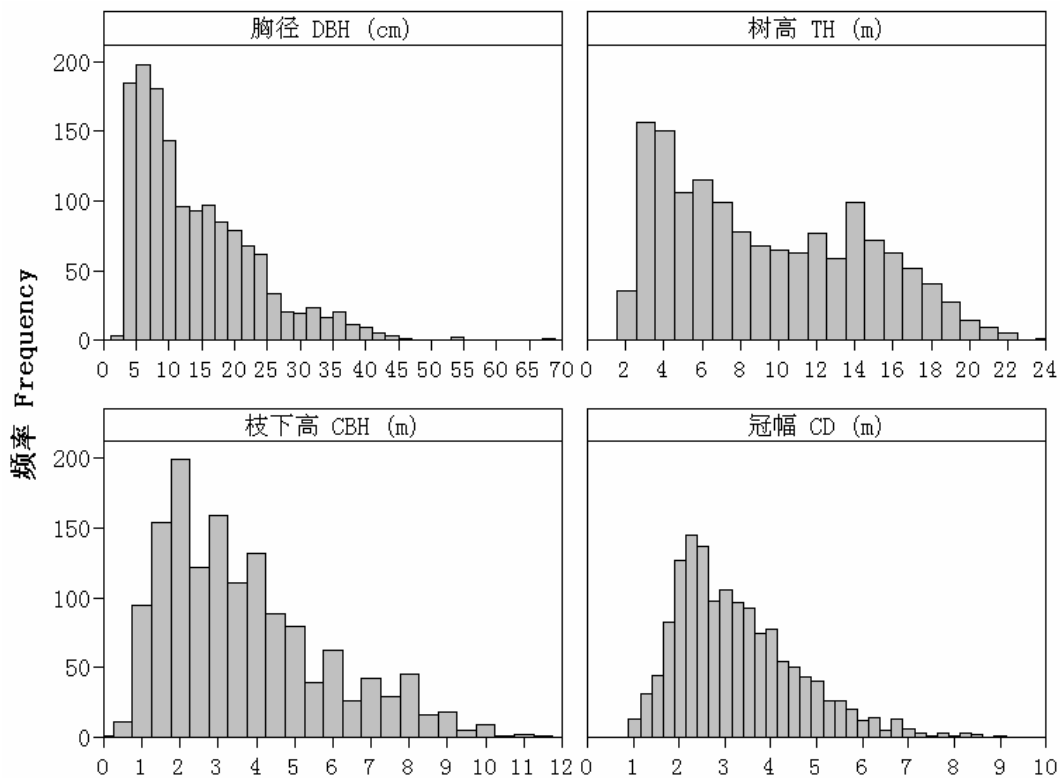


图 4-3 超级样地单木参数的直方图

Figure 4-3 Histogram of individual tree parameters of super-plot

超级样地中 16 个子样地的单值图如图 4-4 所示,在一个垂直列中各个子样地单个参数的全部值,如图中红色圆点所示,如果图形中有相同的数据值,将重叠符号在 X 方向

上对称地从中心移开。图中蓝色圆内十字符合表示单值列的均值，蓝色线表示单值列中值的连线。从图中可以看出各样地胸径和冠幅的均值变异不大，树高和枝下高的均值变异要大些。

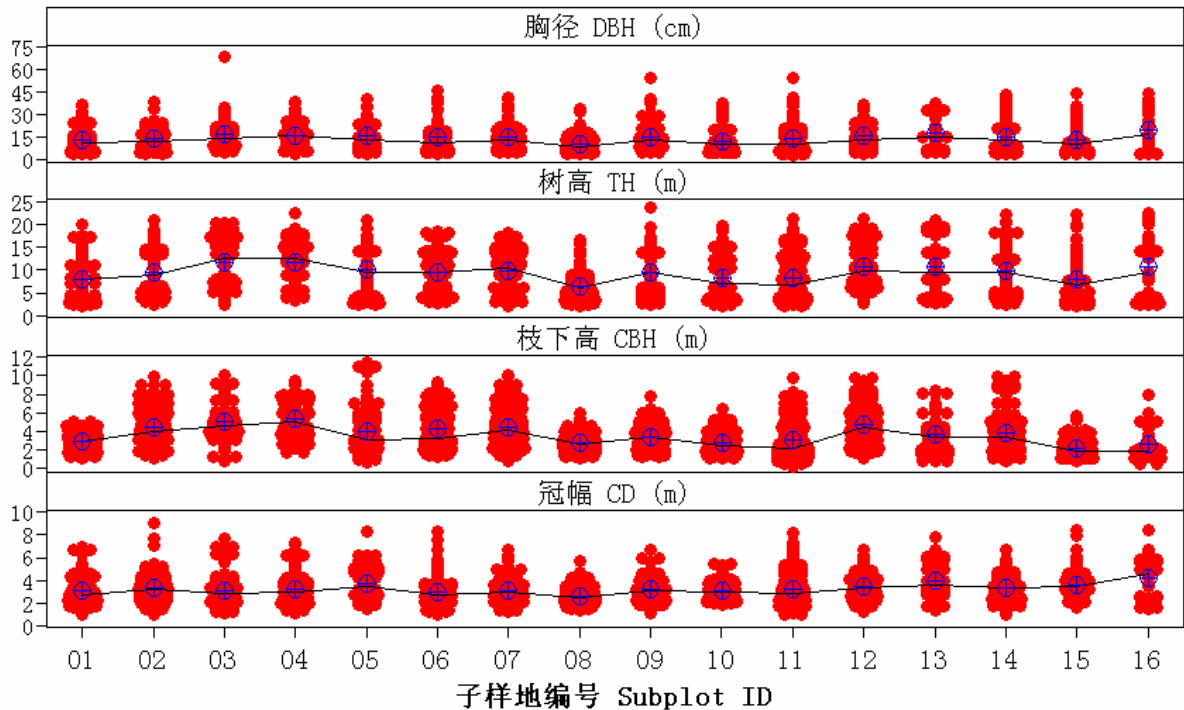


图 4-4 超级样地单木参数的单值图

Figure 4-4 Individual value plot of individual tree parameters of super-plot

4.2.3 样地位置测量

样地位置测量内容超级样地中的全部桩点包括 16 个子样地的中心点（16 个点）、角点（25 个）和边界中点（40 个）。采用全站仪测量了超级样地全部桩点的位置，同时采用 DGPS 测量了超级样地 16 个子样地的中心点和角点的位置，以便分析郁闭林分条件下 DGPS 的定位精度。超级样地全部桩点的位置示意图如图 4-5 所示，图中红绿圆点表示 DGPS 和全站仪同步测量的桩点。

DGPS 数据获取时间为 2008 年 6 月 1 日至 13 日，采用的仪器为 THALES Z-MAX 测量系统。DGPS 观测时使用了位于张掖市内的高精度 GPS 控制点，已知 GPS 控制点到大野口观测站 GPS 引点的基线距离约 49km，考虑到基线距离过长，在已知点和引点设置了一个中间点，已知点到中间点的基线长约 28km，中间点到引点的基线长约 21km，观测时长均超过了 30 分钟，点记录间隔为 5 秒。引点到外业样地中心点的基线长约 5km，在引点安置基准站，在子样地的每个角点和中心点安置流动站，进行后差分处理静态观

测, 按照 E 级 GPS 测量的基本技术要求 (李征航等, 2005), 观测时长 10 分钟, 点记录采样间隔 5 秒, 共观测了 41 个点, 有效观测值为 39 个。

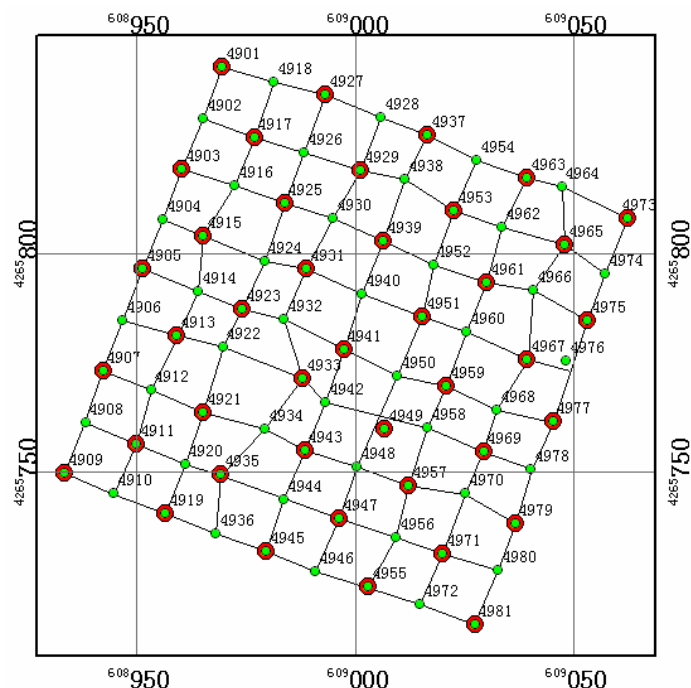


图 4-5 超级样地桩点示意图

Figure 4-5 Sketch of super-plot stakes

DGPS 观测数据差分处理使用的软件是 GNSS Studio (Version 1.14)，系统自动报告 95%置信区间的解算误差，双频差分处理结果的解算误差基本统计量如表 4-3 所列，单位为 m。从表中可以看出双频差分处理结果的解算误差平均值为厘米级，最大值为分米级，平面坐标的最大解算误差为 31cm，高程坐标的最大解算误差为 35cm。

表 4-3 双频差分处理的解算误差基本统计量

Table 4-4 Basic statistics of resolved error of double frequency differential process

变量	个数	平均值	标准差	最小值	中位数	最大值
Variable	N	Mean	S	Min	Median	Max
dX	39	0.079	0.089	0.002	0.041	0.309
dY	39	0.080	0.088	0.004	0.043	0.281
dZ	39	0.087	0.094	0.006	0.043	0.350

表中个数为观测值数，其它基本统计量单位为 m。

在 DGPS 观测期间进行了全站仪观测,采用的仪器为 TOPCON GTS-602 和 TOPCON GPT-7002。全站仪观测时至少需要 2 个已知点,因此,在样地外围的开阔区设置了 4 个

控制点,采用 DGPS 进行静态观测,观测时长 20 分钟,点记录间隔 5 秒。经全站仪校核,选择了其中 2 个精度较高的点作为全站仪施测控制点,DGPS 反算边长与全站仪实测边长校差为+33mm。由于样地内林木茂密通视条件差,测点采用短边光电测距导线进行平面和高程控制,导线由两台仪器同时施测,在通视条件允许时对同一测点同时观测,并进行测站平差,以减小误差积累,最后形成闭合环,闭合点校差的纵坐标误差为 9mm,横坐标误差-11mm,高程误差-33 mm,最弱点点位中误差为 $\pm 14\text{mm}$ 。

超级样地中 16 个子样地的角点和中心点观测结果包括 DGPS 观测结果和全站仪观测结果,二者之间的差值统计量如表 4-4 所列。从表中可以看出 DGPS 观测结果和全站仪观测结果差值的平均值为分米级,平面坐标的差值小于高程坐标的差值,平面坐标的差值平均值约为对应解算误差的 1-2 倍,高程坐标的差值平均值约为对应解算误差的 4 倍。另外,DGPS 观测结果和全站仪观测结果差值的最大值为米级,均为对应解算误差的 4 倍以上,说明在郁闭林分条件下 DGPS 数据处理软件提供的误差可以作为一个参考数据,但是不能直接说明 DGPS 观测点的精度。

表 4-4 DGPS 观测结果与全站仪观测结果之间差值的基本统计量

Table 4-4 Basic statistics of difference value

between observation result of DGPS and total station

变量	个数	平均值	标准差	最小值	中位数	最大值
Variable	N	Mean	S	Min	Median	Max
dX	39	0.100	0.678	-1.975	0.164	1.302
dY	39	0.204	0.437	-0.750	0.126	1.470
dZ	39	-0.361	0.810	-2.398	-0.381	2.505

表中个数为观测值数,其它基本统计量单位为 m。

4.2.4 单木位置测量

超级样地所有林木的位置采用全站仪进行观测,观测方法是将全站仪观测的超级样地全部桩点作为临时控制点,建立一个临时控制网,采用支导线测量方法观察单木位置。全站仪共定位了 1469 个单木位置点,直立木的树干中心与树冠中心为同一个位置点,斜木的树干中心和树冠中心为 2 个位置点,共观测了 12 株斜木的树干中心和树冠中心位置点。考虑到单木树冠特征识别的特点,这里使用斜木树冠中心位置点,去除对应的树干中心位置点以后,剩余 1457 个单木位置点(即树冠中心点)。根据树木编号,将全站仪

观测结果（1457 株）与单木测量结果（1465 株）匹配后，共 1453 条记录符合条件，其中全站仪观测结果缺少了 12 株，单木测量结果缺少了 4 株。去除枯立木或死木以后，最后剩余 1439 株树，单木位置示意图如图 4-6 所示。

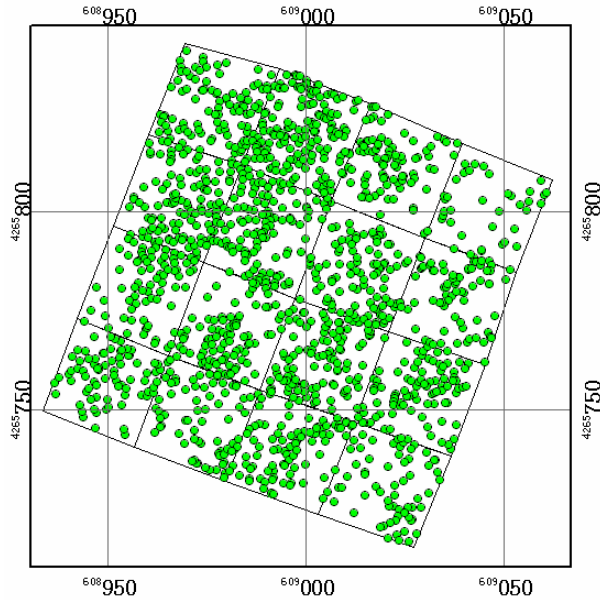


图 4-6 超级样地单木位置示意图

Figure 4-6 Sketch of individual tree position of super-plot

由全站仪测量的单木位置高程数据和样地标桩的地面高程数据，使用 TIN 内插算法生成超级样地 DEM，如图 4-7 所示，图中颜色由暗到亮表示高程由低到高。平均海拔约为 2800m，坡度约为 9° ，坡向约为 325° 的阴坡。

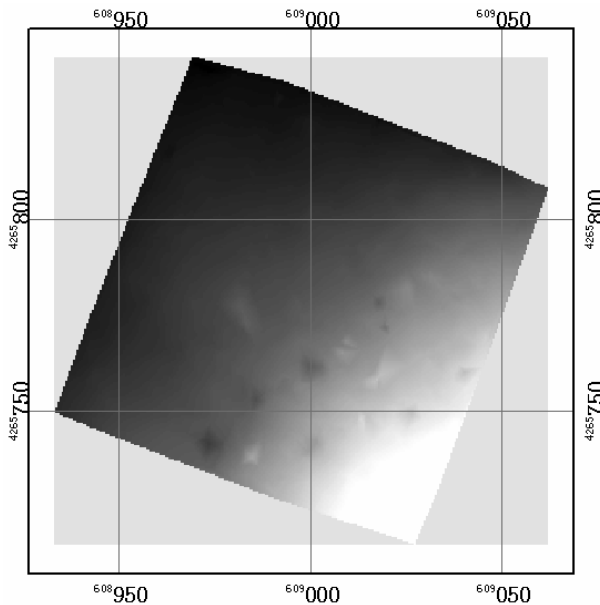


图 4-7 超级样地 DEM 灰度图

Figure 4-7 Gray-level map of super-plot DEM

4.3 机载 LIDAR 数据获取

机载LIDAR数据获取时间为 2008 年 6 月 23 日，飞行区域为甘肃省张掖市大野口试验区，平均飞行高度约 3560m，距离地面飞行高度约 760m，飞行速度约 227km/h，共 7 条航带，平均扫描宽度约 700m，旁向重叠率约 90%以上，地面飞行面积约 9 km²，总覆盖面积约 1.9km²。飞行航带示意图如图 4-8 所示，图中蓝线表示航迹，重叠在多边形表示扫描区域，红色边界线表示样地边界。

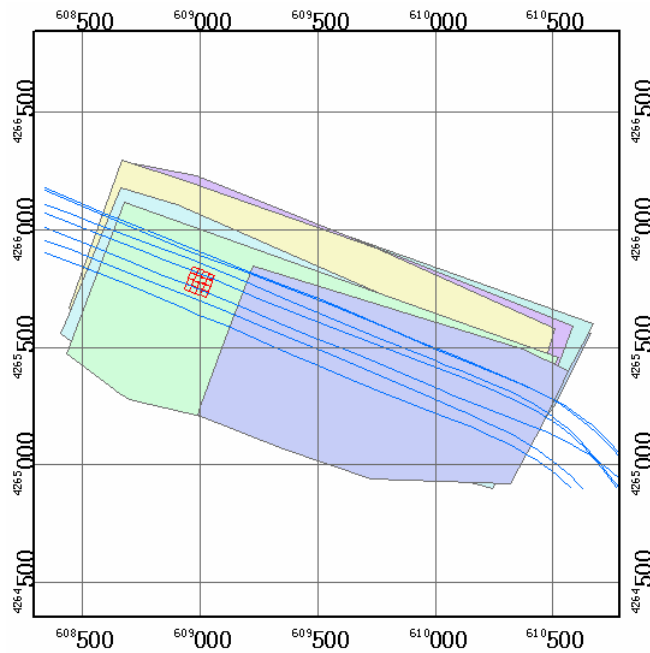


图 4-8 飞行航带示意图

Figure 4-8 Sketch of flight band

飞机上搭载的 LIDAR 系统为 LiteMapper 5600，其中激光扫描仪为 Riegl LMS-Q560，波长 1550nm，激光脉冲长度 3.5ns，激光脉冲发散角小于等于 0.5 mrad，地面平均光斑直径约为 38cm，可分辨目标的最小间隔 0.6m，脉冲重复频率为 50kHz，能够记录完整波形数据；另外，还同步获取了航空影像数据，相机型号为 DigiCAM-H/22，成像传感器的像元分辨率为 5440×4080（22 百万像素），成像传感器尺寸为 36.72×48.96mm，像元尺寸为 9μm，成像焦距 50mm。

LIDAR 系统的精密定位采用了双频 DGPS 和惯性导航系统(Inertial Measurement Unit, IMU)，地表点的定位精度（水平/垂直）为 0.1 m / 0.03 m (1sigma) (@ 800 m AGL)。数据服务商提供的 LIDAR 数据包括波形数据和点云数据，通过 LIDAR 系统软件由波形数据得到点云数据，数据坐标系统为 WGS84，采用 UTM 投影（北半球 6 度分带的第 48 带）。

整个试验区点云数据的三维渲染图如图 4-9 所示，左图为顶视图，右图上为前视图，右图下为左视图，图中颜色由蓝到红表示海拔由低到高；另外，还叠加显示了样地边界（显示为红色）。

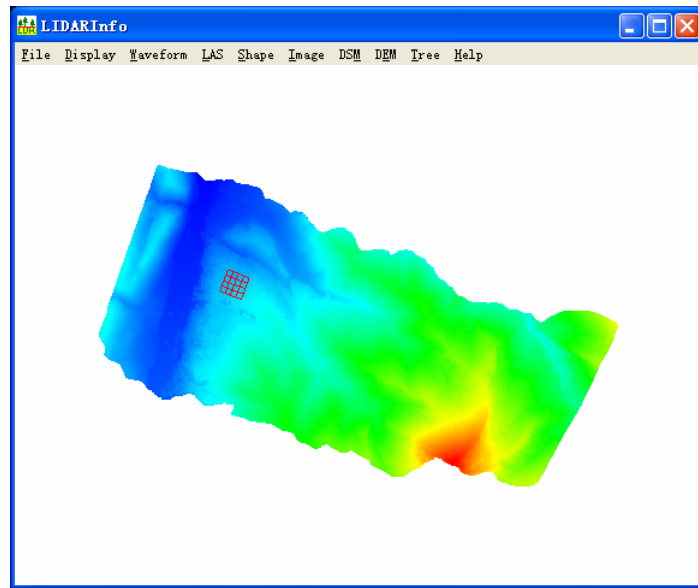


图 4-9 点云数据渲染图

Figure 4-9 Render map of cloud point data

根据前面章节中介绍的平均点间隔计算方法，得到了 7 条航带的初始平均点间隔和修正平均点间隔，如表 4-5 中所列。从表中可以看出修正后平均点间隔去除了航带矩形范围内的空白区产生的影响，单条航带的修正后平均点间隔的平均值为 1.141m，转换成点密度为每平方米 0.768 个点，7 条航带的重叠区平均点密度可以估计为每平方米 5.376（即 0.768×7 ）个点。

表 4-5 激光脉冲平均点间隔

Table 4-5 Average point space of laser pulse

航带编号 Flight band ID	YQ01	YQ02	YQ31	YQ32	YQ04	YQ51	YQ52	平均值 Mean
初始平均点间隔 Initial average point space	1.753	1.777	1.747	1.782	1.765	1.726	1.535	1.726
修正平均点间隔 Modified average point space	1.175	1.193	1.165	1.171	1.135	1.116	1.031	1.141

表中初始平均点间隔和修正平均点间隔的单位均为 m。

4.4 机载 LIDAR 数据预处理

机载 LIDAR 数据预处理可以分为初级预处理和应用预处理两个过程，初级预处理主要由数据提供商完成，包括 LIDAR 波形数据的精确位置解算和 LIDAR 波形数据的点云化等内容；应用预处理一般由数据使用者完成，针对本研究来说包括生成 DSM、生成 DEM、生成 CHM 等内容。下面介绍一下本研究需要的 LIDAR 数据的应用预处理工作。

超级样地尺寸为 $100\times 100\text{m}$ 的正方形，考虑到样地边界对 LIDAR 数据处理和信息提取算法的影响，超级样地的 LIDAR 点云数据的裁剪范围更大一些，这里根据超级样地四个角点计算得到样地中心点坐标，以 100m 为半径生成裁剪矩形，得到 $200\times 200\text{m}$ 的裁剪区。

除了航带 YQ52 不包含裁剪区内容外，其它 6 条航带均包括裁剪区内容，并将这 6 条航带合并在一起。单条航带和合并航带的三维渲染图如图 4-10 所示，颜色从蓝到红表示高程从低到高，右图中红色多边形表示超级样地边界。

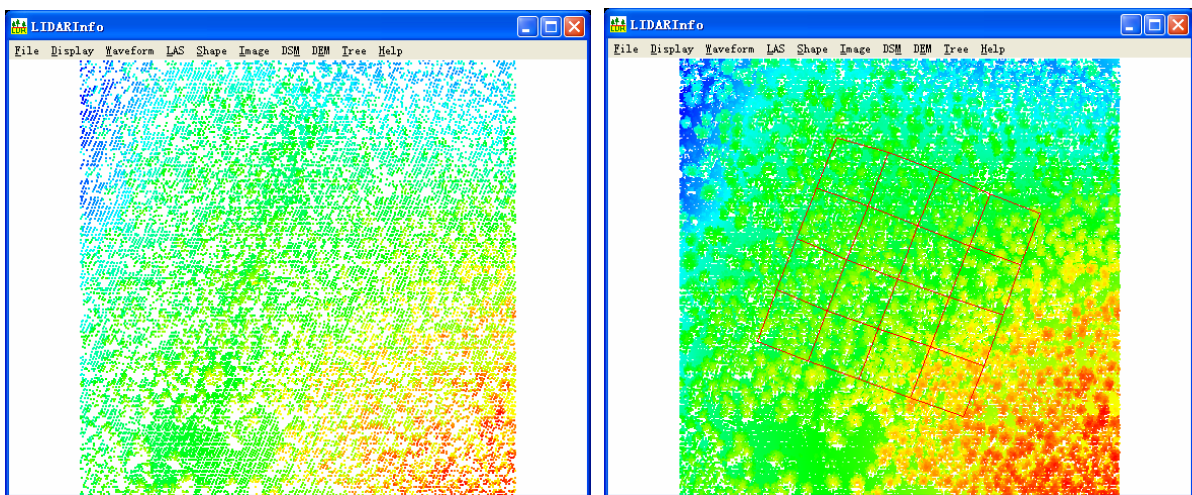


图 4-10 单条航带和合并航带点云数据的三维渲染图

Figure 4-10 3D render map of cloud point data of single and combined flight band

单条航带和合并航带的激光脉冲平均点间隔如表 4-6 所列，对比表 4-5 可以发现，二个表中单条航带的修正后平均点间隔平均值非常接近，而初始平均点间隔相差较大些。合并航带的修正后平均点间隔为 0.537m ，表示成平均点密度为每平方米 3.468 个点。

表 4-6 裁剪区激光脉冲平均点间隔

Table 4-6 Average point space of laser pulse of subset area

航带编号 Flight band ID	YQ01	YQ02	YQ31	YQ32	YQ04	YQ51	YQ52	平均值 Mean
初始平均点间隔 Initial average point space	1.350	1.458	1.375	1.254	1.375	1.358	1.362	0.554
修正平均点间隔 Modified average point space	1.139	1.226	1.137	1.038	1.185	1.152	1.146	0.537

表中初始平均点间隔和修正平均点间隔的单位均为 m。

4.4.1 生成 DSM

由 LIDAR 数据生成 DSM 时，采用不同的像元尺寸得到栅格数据信息量也不同。对于给定的激光脉冲平均点间隔，若像元尺寸过大，则容易丢失过多的信息量；若像元尺寸过小，则容易产生过多的冗余信息，不利于数据分析。因此，首先需要确定合适的像元尺寸。这里采用前面章节中介绍的邻域内插法加以分析。

对于均匀分布的采样点，当像元尺寸等于点间隔时，生成的栅格数据没有损失信息量，也没有增加冗余量。当像元尺寸等于点间隔的 1/2 时，一次最小非零邻域像元数为 3 和一次最小非零邻域像元数为 4 的内插过程就能完成栅格数据内部所有零值像元的内插；生成的栅格数据没有损失信息量，但是增加了冗余量。当像元尺寸等于点间隔的 1/3 时，8 邻域内插法将不能实现栅格数据的内插。

实际上，激光脉冲采样点不是均匀分布的采样点，扫描方向的点间隔随着扫描角度的增加而变大，飞行方向的点间隔与飞行速度等有关，随着飞行速度的增加而变大，而且扫描方向和飞行方向的点间隔相比较也是变化的。因此，不能直接确定合适的像元尺寸。下面以单条航带的栅格数据邻域内插法为例，讨论像元尺寸确定规则。

图 4-11 显示了通过邻域内插法生成的 YQ01S 航带栅格数据，激光脉冲的平均间隔为 1.14m，像元尺寸从 0.10m 变化到 1.10m，每次递增 0.10m，图 4-11k 的像元尺寸为 1.14m。从图中可以看出，当像元尺寸不足点间隔的 1/10 时，基本上没有进行内插运算，随着像元尺寸变大，开始进行一些内插运算（如图 4-11b），图 4-11c 进行内插运算的像元更多些，可以明显地看出近似东北-西南方向的聚集分布带，说明该聚集带上的点密度相对来说更高些；当像元尺寸继续变大时，将内插完大部分像元，开始出现较多的孔洞现象（图

4-11d); 当像元尺寸接近于点间隔的 1/2 时, 仅存在少量的孔洞未被内插 (图 4-11e 和 f); 像元尺寸继续变大时, 仅剩余边界上少量点未被内插 (图 4-11g-k)。

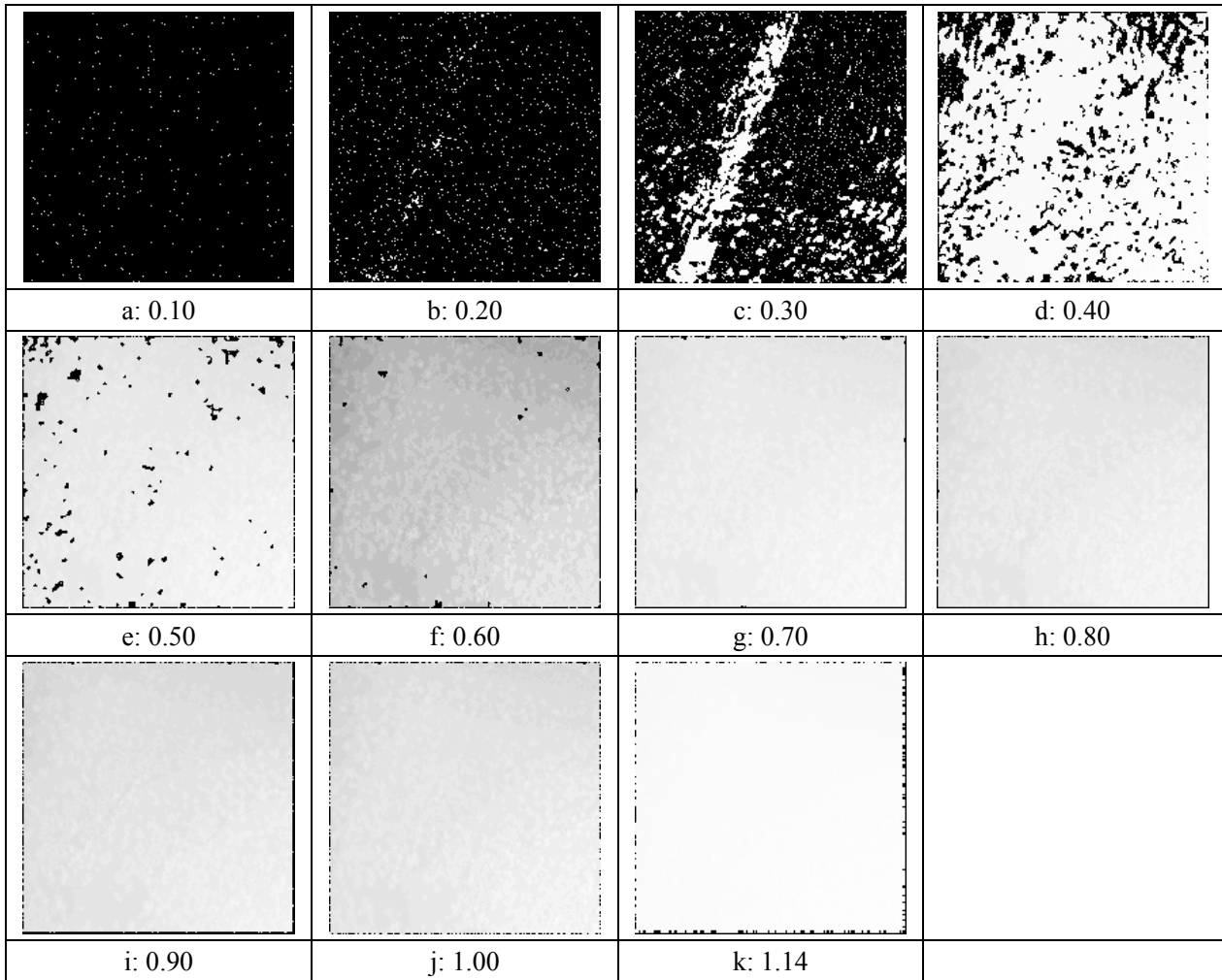


图 4-11 由单条航带点云数据生成的不同分辨率 DSM

Figure 4-11 DSM generated from cloud point data of single flight band
with different spatial resolution

另外, 对于不同的像元尺寸, 统计了栅格数据的非零像元所占比例 (表 4-7), 包括栅格化后非零像元与所有回波点的比例 (表 4-7 中回波点行)、内插前非零像元与所有像元的比例 (表 4-7 中内插前行) 和内插后非零像元与所有像元的比例 (表 4-7 中内插后行), 根据内插前后的百分比计算了内插增加的非零像元所占比例 (表 4-7 中增加量行)。从表中可以看出栅格化使用了回波点所占比例, 在像元尺寸大于 0.5m 以后加速减少, 说明信息量减少的越来越多; 内插后非零像元所占比例达到 98% 以上后, 变化量非常小, 甚至出现波动现象, 如像元尺寸 0.90 的内插后比例值反而小于像元尺寸 0.80 的内插后比例值, 这是由于边界内插引起的; 内插增加的非零像元所占比例先增加后减小, 在像元尺寸 0.50 时达到最大值, 此时, 像元尺寸接近于点间隔的 1/2。

通过以上分析发现，虽然激光脉冲不是均匀采样，但是在接近于点间隔的 1/2 处，保留了更多的信息量，同时尽可能地减少冗余量，因此，建议栅格数据的像元尺寸为激光脉冲平均点间隔的 1/2。

表 4-7 不同分辨率栅格数据的非零像元所占比例

Table 4-7 Percent of non-zero pixels of raster data with different spatial resolution

尺寸 (m)	0.10	0.20	0.30	0.40	0.50	0.60	0.70	0.80	0.90	1.00	1.14
回波点 (%)	99.58	98.85	98.05	97.16	96.06	94.85	93.19	90.66	87.86	84.27	69.42
内插前 (%)	0.61	2.40	5.36	9.45	14.60	20.67	27.70	35.27	42.95	51.22	69.35
内插后 (%)	0.61	2.84	19.32	81.09	96.16	98.43	98.81	98.91	98.58	98.95	99.15
增加量 (%)	0	0.44	13.96	71.64	81.56	77.76	71.11	63.64	55.63	47.73	29.8

根据合并航带的平均点间隔，可以得到 DSM 栅格数据像元尺寸为 0.27m，考虑到使用习惯这里使用 0.25m 作为像元尺寸，通过邻域内插法生成 DSM 如图 4-12 所示，从左到右依次为 LIDAR 数据的栅格化结果、邻域内插结果和孔洞填充结果。分析图 4-12 的中图发现，孔洞形成的主要原因是树冠遮挡引起的，根据邻域内插算法可知，最小孔洞的直径为像元尺寸的 4 倍（即 1m）。

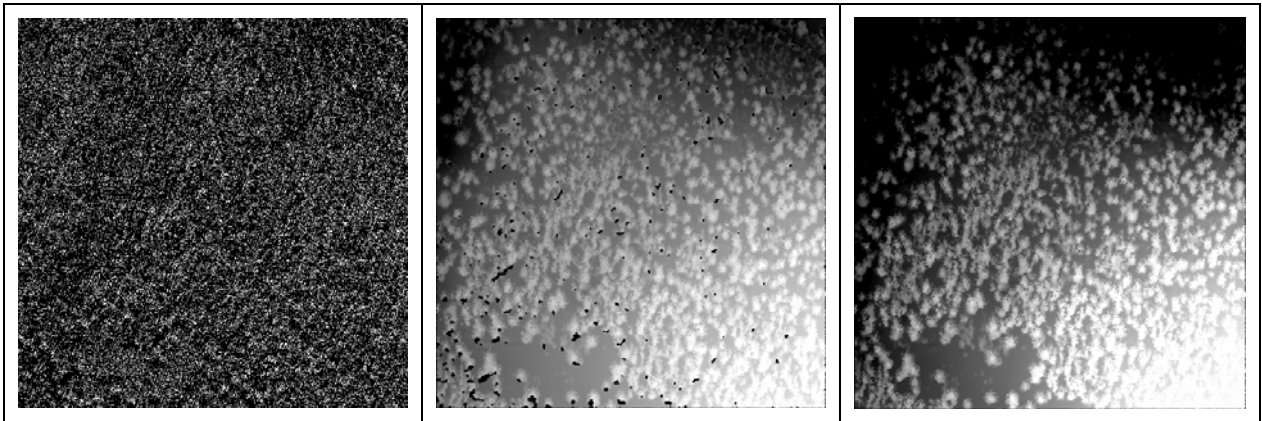


图 4-12 生成 DSM 的中间结果和最终结果

Figure 4-12 Middle and final result of DSM

4.4.2 生成 DEM

根据前面章节介绍的 DEM 生成算法，由 LIDAR 点云数据生成 DEM，像元尺寸与 DSM 相同（0.25m），第一步点云数据栅格化时使用了栅格单元内的最小值，第二步提取地面点时采用了 10m 的搜索窗口，第三步栅格数据内插时，TIN 算法的搜索窗口为 20m，大于第二步的搜索窗口。生成 DEM 的中间结果和最终结果如图 4-13 所示。

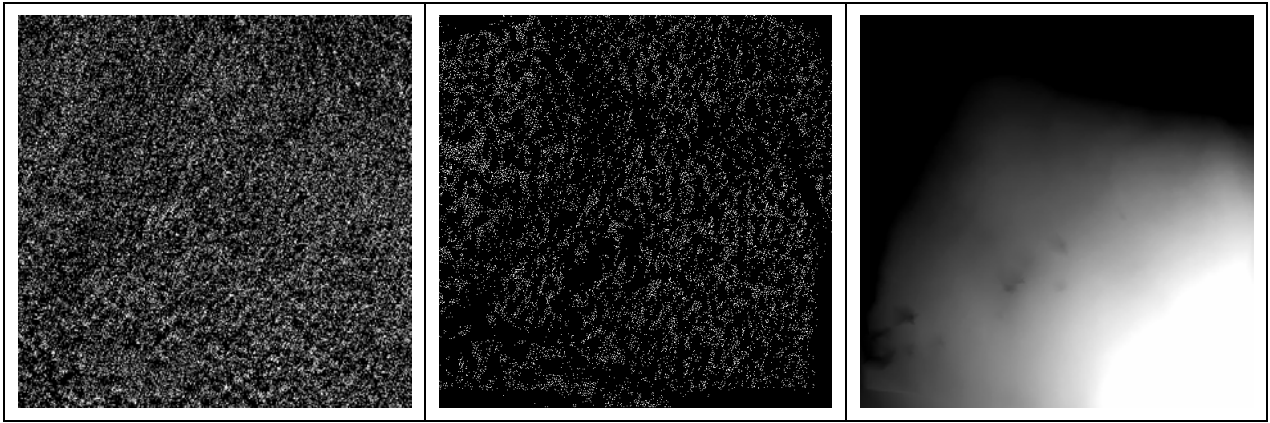


图 4-13 生成 DEM 的中间结果和最终结果

Figure 4-13 Middle and final result of DEM

根据超级样地的全站仪观测数据可以分析林下地形的 DEM 精度,由全站仪测量点的地面高程减去 DEM 高程值得到二者的差值,基本统计量如表 4-8 所列。从表中可以看出二者差值的平均值为正的 0.23m, 50%的差值位于 0.13m 和 0.31m 之间,说明 LIDAR 数据生成的 DEM 偏低于全站仪测量值,通过前面的章节分析可以,这可能是由于激光脉冲回波信号的噪声水平探测阈值引起的。

表 4-8 全站仪测量点与 LIDAR 生成 DEM 之间差值的基本统计量

Table 4-8 Basic statistics of different value between survey points of total station and DEM generated from

LIDAR data								
变量	个数	平均值	标准差	最小值	下四分位数	中位数	上四分位数	最大值
Variable	N	Mean	S	Min	Percentile 25	Median	Percentile 25	Max
高程差值	1546	0.23	0.21	-1.32	0.13	0.21	0.31	2.33

表中个数为全站仪观测位置点数,包括单木位置点 1469 个,临时控制点 77 个;其它基本统计量单位为 m。

全站仪测量点与 LIDAR 生成 DEM 之间差值的折线图如图 4-14 所示,图中绿色垂直线左侧为单木位置点的差值,右侧为样地桩点的差值。在右侧区域有一个明显的异常值 1.26m,将检查发现为标桩 4960 (不属于 DPGS 精度验证点),周围林木相对稀疏,可能是由于该桩点架设的全站仪未去除仪器高引起的。左侧区域存在一些高程异常点,经检查发现不在标桩 4960 的施测范围内。差值最大值 2.33m 对应的林木编号是 1384,其林木高程明显低于该点高程,应该属于人为误差。图中还给出了两倍标准差的参考线,95%以上的差值点位于 $[-0.19, 0.65]$ 范围内。

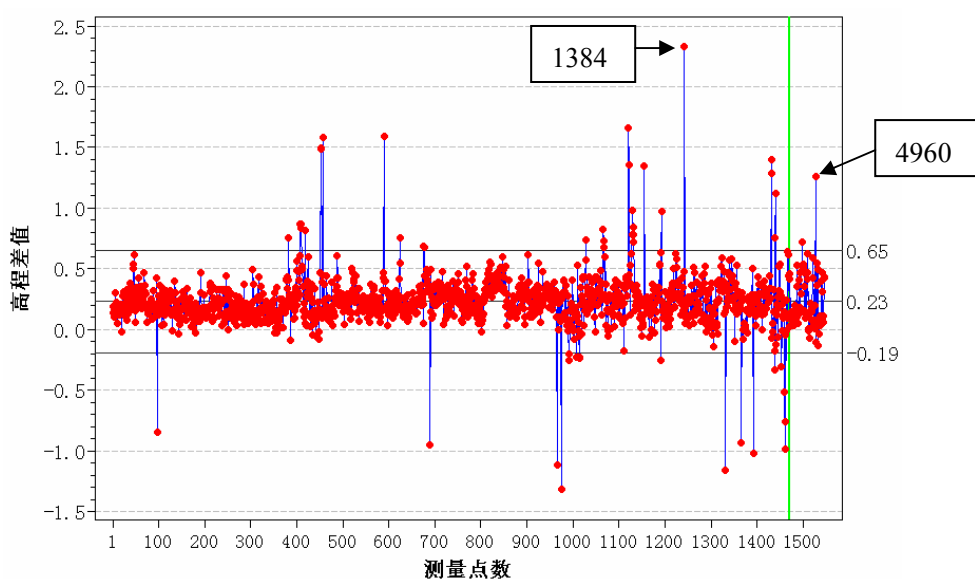


图 4-14 全站仪测量点与 LIDAR 生成 DEM 之间差值的折线图

Table 4-8 Series plot of different value between survey points of total station and DEM generated from LIDAR data

4.4.3 生成 CHM

生成了 DSM 和 DEM 之后，二者相差就可以得到 CHM。实际上，由于生成栅格数据的过程中存在内插误差，在 CHM 中存在一些负值，如图 4-15 中的左侧图，去除这些负值以后得到仅包含正值的 CHM，如图 4-16 中的右侧图，对应直方图不包含零值频率数。从 CHM 负值的直方图可以看出负值主要分布在 -0.2m 和 0 之间，而且负值个数非常少；从 CHM 正值的直方图可以看出正值主要分布在 0 和 20m 之间，高于 20m 的正值个数非常少。

根据 CHM 栅格数据的特点，采用前面章节介绍的邻域平滑算法对 CHM 进行平滑处理，大于当前像元值的邻域像元数的最小值设为 5，平滑次数为 2 次，平滑后 CHM 的三维渲染图如图 4-16 所示。

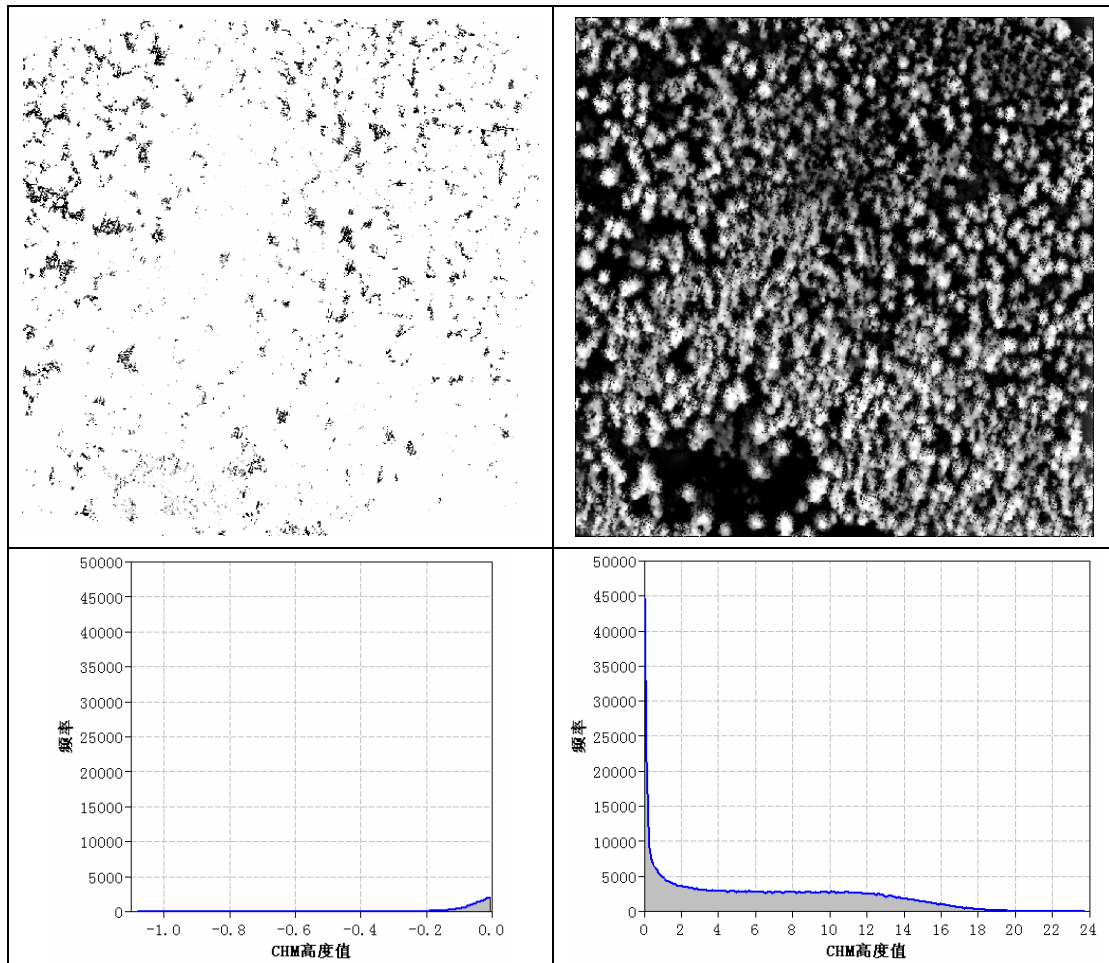


图 4-15 CHM 中正值和负值的灰度图 and 对应直方图

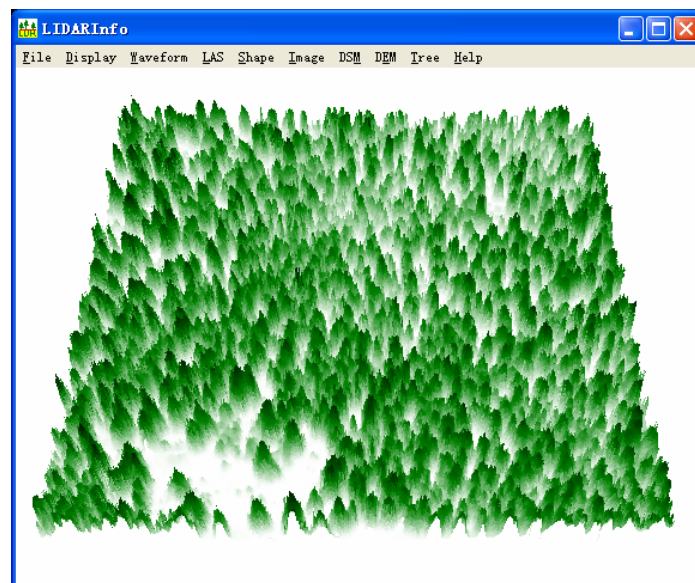
Figure 4-15 Grey-level map of positive and negative value of CHM,
and corresponding histogram

图 4-16 平滑后 CHM 三维渲染图

Figure 4-16 3D render map of smoothed CHM

4.5 小结

本章首先介绍了研究区的基本概况，包括祁连山的地理位置、行政区划、地质水文特征、气候变化以及森林植被的垂直分布特征等内容，并对大野口观测站的基本情况进行了简单说明。

接下来介绍了本文使用的试验数据，包括地面数据和机载 LIDAR 数据。地面数据获取时布设了一个超级样地，详细测量了相关森林参数，包括树高、冠幅、胸径、枝下高等内容，并对使用全站仪对单木位置进行精确定位；另外，使用全站仪和 DGPS 两种测量方案对超级样地中的子样地的角点和中心点进行定位，通过全站仪来验证 DGPS 的定位精度。

同期获取了机载 LIDAR 数据，包括波形数据和点云数据，覆盖了整个试验区。对 LIDAR 数据进行预处理，包括生成 DSM、DEM 和 CHM，以及 CHM 平滑运算。另外，还比较了全站仪测量点的地面高程与 LIDAR 生成的 DEM 之间的差异性，结果发现后者比前者偏低 0.23m。

第五章 单木参数估测

在单木特征识别的基础上，可以进行单木参数估测。根据估测方法的不同，可以将单木参数分为直接估测参数和间接估测参数。直接估测参数可以从单木特征直接得到，包括树高、冠幅、枝下高等；间接估测参数可以通过相关生长方程由直接估测参数得到，包括胸径、生物量等。下面介绍几种常用单木参数的估测方法和结果，使用的数据为超级样地测量数据。

5.1 单木树高估测

5.1.1 方法

通过单木特征识别算法，从 CHM 中得到了树冠顶点的位置，由该位置可以得到单木树高。根据不同的单木识别算法，可以得到不同的单木树高结果。按照是否使用树高-冠幅的相关生长方程，可以分为常量识别算法和相关识别算法两种。

常量识别算法提取树冠顶点时，使用固定窗口的局部最大值搜索算法，窗口尺寸根据最小冠幅确定，同时滤除小于最小树高的点。提取树冠边界时，不对树高进行修正，直接根据双证切角算法判断树冠边界，判断阈值一般根据方程 (3.14) 进行估算；对于连续树冠使用树高等比例判别规则；去除识别结果中小于最小冠幅的树冠边界多边形。

相关识别算法提取树冠顶点时，使用可变窗口的局部最大值搜索算法，窗口尺寸根据树高-冠幅的相关生长方程确定，最小窗口尺寸为最小冠幅，同时滤除小于最小树高的点。提取树冠边界时，根据相关生长方程的截距对树高进行修正，再根据双证切角算法判断树冠边界，判断阈值一般根据方程 (3.23) 进行估算，其中树冠倾角一般根据方程 (3.15) 进行估算；对于连续树冠使用树高等比例判别规则；去除识别结果中小于最小冠幅的树冠边界多边形。

CHM 平滑算法包括均值平滑、高斯平滑和邻域平滑三种，不同的平滑算法，对树冠顶点位置、数量和对对应位置处数值的影响也不同。因此，估测的单木树高是单木识别算法和 CHM 平滑算法综合影响的结果，算法和参数的变化会导致最终结果的变化，下面将给出一些典型的结果。

5.1.2 结果与分析

5.1.2.1 单木特征识别算法的参数设置

根据超级样地基本统计量，将最小树高参数设为 1.0m，最小冠幅参数设为 2.0m。实测树高与实测冠幅的线性回归方程如表 5-1 所列，树高分级标准是按照 1m 间隔划分树高，划分方法是使用四舍五入函数计算树高级别，统计树高级别区间内的冠幅统计量。从表中可以看出第二个回归方程的相关性明显高于第一个回归方程，因此，这里使用第二个方程的系数作为单木识别算法的输入参数。

表 5-1 实测树高与实测冠幅的回归方程

Table 5-1 Regression equation between field-measured tree heights and crown diameters			
回归方程	相关系数	预测相关系数	标准差
Regression equation	R ²	Predicted R ²	S
CS = 1.35 + 0.204 HS	0.607	0.606	0.834
CS _{AVG} = 1.27 + 0.215 HS _{LEVEL}	0.975	0.969	0.230

表中HS表示实测树高，CS表示实测冠幅，HS_{LEVEL}表示实测树高分级，CS_{AVG}表示树高分级中的冠幅平均值，单位均为m。

另外，实测树高与实测冠幅的拟合图如图 5-1 所示，从图中可以看出有实测树高与实测冠幅之间的关系具有一定的离散性；树高分级与冠幅平均值的拟合图如图 5-2 所示，从图中可以看出树高与冠幅之间的关系很稳定。

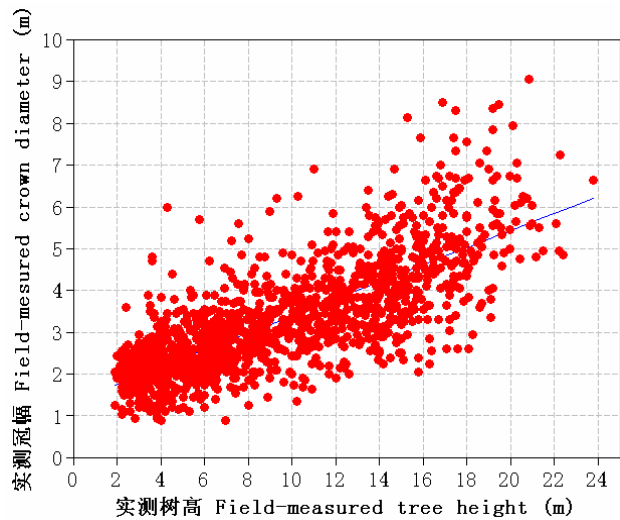


图 5-1 实测树高与实测冠幅的拟合线图

Figure 5-1 Fitted line plot between field-measured tree heights and crown diameters

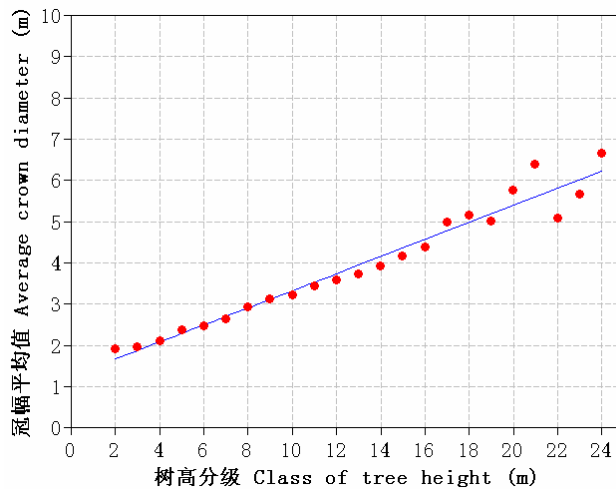


图 5-2 树高分级与冠幅平均值的拟合线图

Figure 5-2 Fitted line plot between class of tree height and mean of crown diameter

常量识别算法中双正切角阈值由平均树高、平均冠幅和平均枝下高可以计算得到 0.62；相关识别算法中双正切角阈值由树高-冠幅的相关生长方程系数和树冠倾角计算得到 0.28，其中树冠倾角由平均树高、平均冠幅和平均枝下高计算得到 73.78 度。

三种平滑算法的平滑次数为 3，三种平滑后 CHM 的单木识别算法参数设置相同。

5.1.2.2 实测树高与估测树高对比分析

由单木识别算法得到了单木树高估测结果以后，需要与实测树高进行位置匹配才能进行比较。由于一个识别树冠多边形内可能有多个实测单木位置，这里采用的匹配规则是选取树冠多边形内的最大实测树高作为匹配树高。全部匹配结果中实测树高与估测树高之间差值的基本统计量如表 5-2 所列。

外业测量时，在林下很难准确判断树冠顶点的位置，当单木近似垂直生长时，一般采用树干的位置来代替树冠顶点的位置；当单木倾斜生长时，一般根据倾斜树冠的位置估计树冠顶点的位置。由于外业测量存在的误差，在识别树冠顶点与实测树冠顶点之间存在错误的匹配结果，因此，这里选取差值位于两倍标准差范围内的点作为正确匹配结果，将大于两倍标准差的点看作是错误匹配结果。

这里给出了未平滑和邻域平滑 CHM 的估测树冠多边形与实测单木位置的修正匹配结果，如图 5-3 和 5-4 所示，图中灰度渲染图为对应的 CHM，白色线为超级样地子样地边界，绿色多边形和绿色点为识别的树冠边界和树冠顶点，红色点为匹配的实测单木位置。

表 5-2 全部匹配结果中实测树高与估测树高之间差值的基本统计量

Table 5-2 Basic statistics of differences values

between field-measured and estimated tree heights of all matched result

平滑算法	单木识别算法	个数	平均值	标准差	最小值	中位数	最大值
Smoothing	Tree recognition	N	Mean	S	Min	Median	Max
均值	常量 Constant	376	3.155	1.903	-7.196	3.116	8.363
Average	相关 Relative	374	3.198	2.007	-7.196	3.153	11.281
高斯	常量 Constant	365	7.787	2.210	-5.226	7.854	14.762
Gaussian	相关 Relative	402	7.600	2.172	-2.327	7.642	14.762
邻域	常量 Constant	560	-0.086	2.743	-13.307	0.345	10.806
Neighbor	相关 Relative	485	0.396	2.071	-12.760	0.524	10.806
未平滑	常量 Constant	501	-0.160	2.762	-13.962	0.256	10.806
Unsmoothed	相关 Relative	462	0.346	2.089	-12.083	0.496	10.806

表中个数为单木株数，其它基本统计量单位为 m。

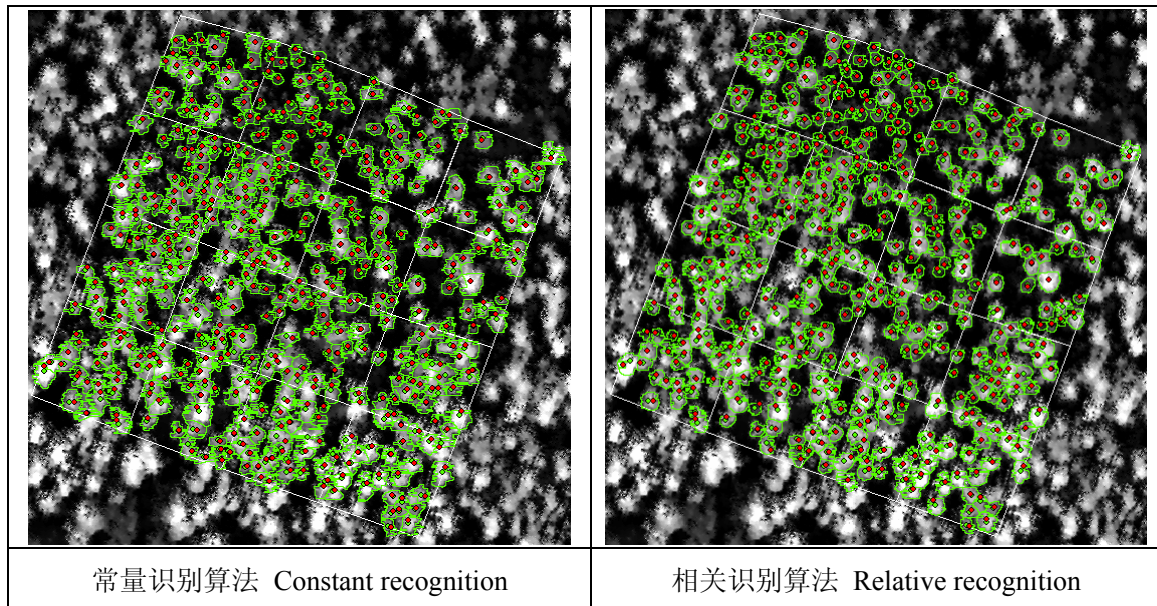


图 5-3 未平滑 CHM 的估测树冠多边形与实测单木位置的匹配结果

Figure 5-3 Position matched result between estimated crown polygons of unsmoothed CHM and field-measured individual trees

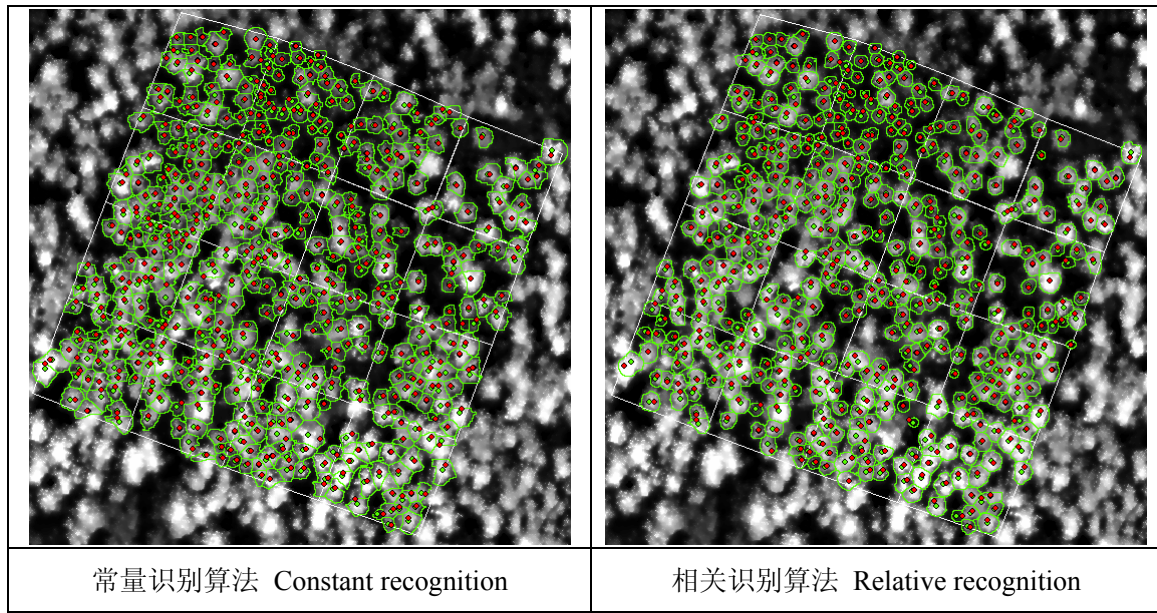


图 5-4 邻域平滑 CHM 的估测树冠多边形与实测单木位置的匹配结果

Figure 5-4 Position matched result between estimated crown polygons of neighbor smoothed CHM and field-measured individual trees

修正匹配结果中实测树高与估测树高之间差值的基本统计量如表 5-3 所列，从表中可以看出邻域平滑结果与未平滑结果非常接近，差值平均值在 0.4~0.6m 之间；均值平滑结果的差值平均值大于 3m，说明均值平滑减小了树高；高斯平滑结果的差值平均值大于 7m，说明高斯平滑加速了树高值的减小量，CHM 的低通滤波效果更加显著。常量识别算法与相关识别算法的差值平均值相差不大。

表 5-3 实测树高与估测树高之间差值的基本统计量

Table 5-3 Basic statistics of difference values between field-measured and estimated tree heights

平滑算法	单木识别算法	个数	平均值	标准差	最小值	中位数	最大值
Smoothing	Tree recognition	N	Mean	S	Min	Median	Max
均值	常量 Constant	362	3.159	1.585	-0.388	3.083	6.936
Average	相关 Relative	358	3.151	1.593	-0.797	3.064	6.936
高斯	常量 Constant	352	7.951	1.730	3.451	7.904	12.097
Gaussian	相关 Relative	387	7.679	1.803	3.285	7.669	11.734
邻域	常量 Constant	524	0.417	1.509	-5.107	0.419	4.618
Neighbor	相关 Relative	468	0.615	1.355	-3.523	0.553	4.255
未平滑	常量 Constant	469	0.360	1.517	-5.107	0.386	4.618
Unsmoothed	相关 Relative	445	0.574	1.356	-3.523	0.542	4.255

表中个数为单木株数，其它基本统计量单位为 m。

实测树高与估测树高的回归方程如表 5-4 所列，从表中可以看出邻域平滑与未平滑结果的回归方程比较接近，斜率均大于 0.95，接近与 1；均值平滑结果高斯平滑结果相比，其回归方程更优些。邻域平滑结果中的相关识别算法的相关性 R^2 最高，标准差S最小，分别为 0.865 和 1.344。

表 5-4 实测树高与估测树高的回归方程

Table 5-4 Regression equation between field-measured and estimated tree heights

平滑算法	单木识别算法	回归方程	相关系数	预测相关系数	标准差
Smoothing	Tree recognition	Regression equation	R^2	Predicted R^2	S
均值	常量 Constant	$HS = 4.55 + 0.882 HE$	0.766	0.764	1.543
Average	相关 Relative	$HS = 4.43 + 0.891 HE$	0.785	0.783	1.553
高斯	常量 Constant	$HS = 4.22 + 1.50 HE$	0.672	0.669	1.561
Gaussian	相关 Relative	$HS = 4.47 + 1.46 HE$	0.756	0.753	1.578
邻域	常量 Constant	$HS = 0.958 + 0.961 HE$	0.807	0.805	1.505
Neighbor	相关 Relative	$HS = 1.29 + 0.950 HE$	0.865	0.864	1.344
未平滑	常量 Constant	$HS = 0.768 + 0.971 HE$	0.790	0.788	1.516
Unsmoothed	相关 Relative	$HS = 1.22 + 0.953 HE$	0.855	0.854	1.348

表中 HS 表示实测树高，HE 表示估测树高。

这里给出了邻域平滑的实测树高与估测树高拟合线图，如图 5-5 所示，从图中可以看出常量识别算法的结果更加离散些，而且没有识别出树高小于 4m 的小树；相关识别算法可以识别出少量的小树。两种识别算法结果存在差异的主要原因是识别出的树冠边界发生变化，使得部分匹配结果发生变化，因此，对应树高也就发生了变化。

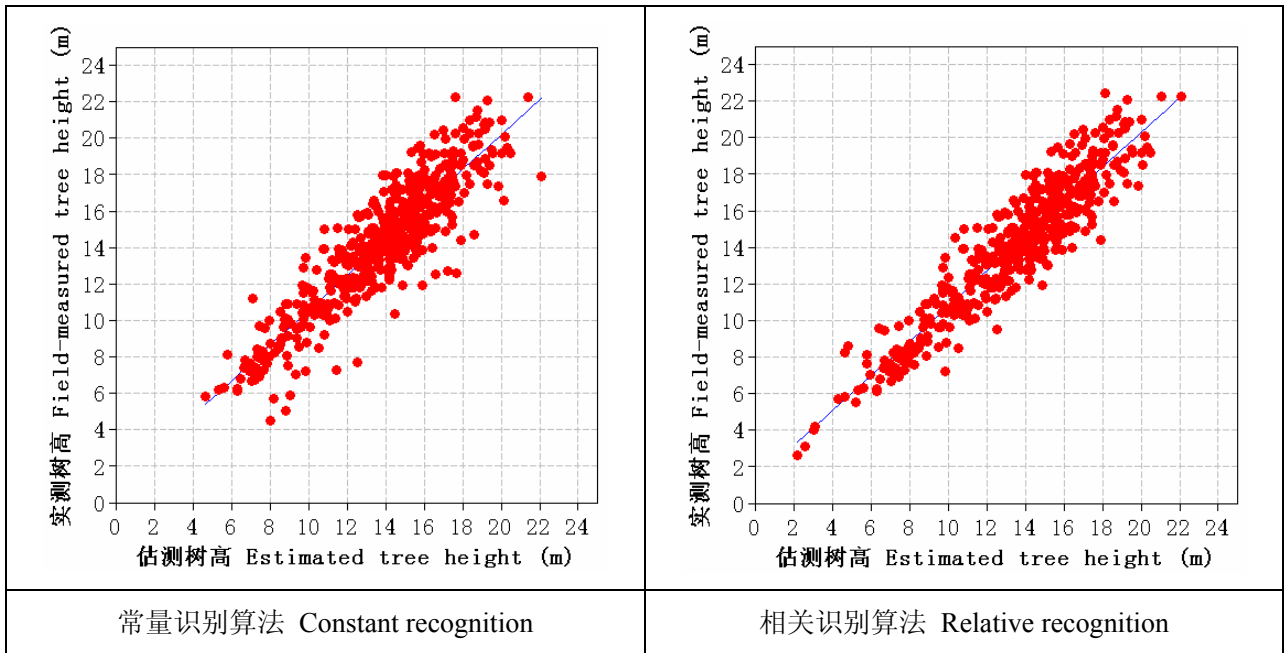


图 5-5 邻域平滑 CHM 的实测树高与估测树高拟合线图

Figure 5-5 Fitted line plot between field-measured and estimated tree heights of neighbor smoothed CHM

5.2 单木冠幅估测

5.2.1 方法

由单木识别算法可以得到树冠边界，通过树冠边界可以计算得到冠幅，计算方法有两种，一种使用树冠边界主方向的直径作为冠幅，这里称为主方向法；一种是根据树冠边界包围的面积来得到冠幅，这里称为面积法。

主方向法一般使用东西和南北两个主方向的平均值计算冠幅，若树冠边界东西方向尺寸为 D_1 ，南北方向尺寸为 D_2 ，则冠幅 D 为：

$$D = \frac{D_1 + D_2}{2} \quad (5.1)$$

面积法一般圆面积方程来计算冠幅，若树冠边界包围的面积为 A ，则冠幅 D 为：

$$D = 2\sqrt{\frac{A}{\pi}} \quad (5.2)$$

5.2.2 结果与分析

根据单木树高估测时的匹配结果，对应实测冠幅与估测冠幅之间差值的基本统计量如表 5-5 所列。从表中可以看出所有结果中面积法差值的平均值均大于主方向法差值的平均值，面积法差值的标准差均小于主方向法差值的标准差，说明面积法提取的冠幅偏小些，差值的变异性也偏小些；未平滑结果中的主方向法差值与面积法差值之间相差较大，面积法差值明显偏大，说明树冠形状很不规则；邻域平滑结果标准差均小于其它结果的对应标准差，平均值均小于未平滑和高斯平滑结果的对应值，部分小于均值平滑结果中的对应值。

表 5-5 实测冠幅与估测冠幅差值的基本统计量

Table 5-5 Basic statistics of differences values

between field-measured and estimated crown diameters

平滑	单木识别	冠幅方法	个数	平均值	标准差	最小值	中位数	最大值
Smoothing	Tree	Crown	N	Mean	S	Min	Median	Max
	recognition	Method						
均值	常量 Constant	主方向 Axis	362	0.099	1.058	-3.750	0.113	3.250
		面积 Area	362	0.310	0.999	-3.020	0.325	3.337
Average	相关 Relative	主方向 Axis	358	0.796	0.994	-2.025	0.750	4.250
		面积 Area	358	0.856	0.978	-1.825	0.778	4.250
高斯	常量 Constant	主方向 Axis	352	1.327	0.974	-1.400	1.300	4.750
		面积 Area	352	1.387	0.962	-1.309	1.337	4.736
Gaussian	相关 Relative	主方向 Axis	387	1.444	0.978	-0.900	1.350	5.175
		面积 Area	387	1.462	0.973	-0.867	1.375	5.172
邻域	常量 Constant	主方向 Axis	524	0.151	0.968	-3.025	0.150	4.350
		面积 Area	524	0.498	0.958	-2.359	0.439	4.407
Neighbor	相关 Relative	主方向 Axis	468	0.412	0.937	-2.325	0.425	4.125
		面积 Area	468	0.560	0.922	-2.163	0.532	4.121
未平滑	常量 Constant	主方向 Axis	469	0.437	1.046	-3.075	0.425	4.350
		面积 Area	469	0.999	1.009	-2.284	0.955	4.838
Unsmoothed	相关 Relative	主方向 Axis	445	0.640	0.989	-2.575	0.600	4.575
		面积 Area	445	0.940	0.962	-2.284	0.931	4.729

表中个数为单木株数，其它基本统计量单位为 m。

实测冠幅与估测冠幅的线性回归方程如表 5-6 所列, 从表中可以看出邻域平滑的相关识别算法结果相关性最优, 主方向法和面积法的 R^2 分别为 0.45 和 0.48, 均高于其它回归方程的相关性。冠幅相关性明显低于树高相关性, 主要原因是估测方法得到冠幅是树冠上表面未被其它树冠遮挡部分的尺寸, 树冠被遮挡部分很难测量, 可以看作是直径测量了树冠的阳性冠, 而不是整个树冠; 实际上, 外业测量时将树冠上的最远枝作为冠幅的起测点, 而不管树冠是否被遮挡。因此, 树冠在水平方向上的相互遮挡是影响冠幅估测精度的主要因素。

表 5-6 实测冠幅与估测冠幅的回归方程

Table 5-6 Regression equation between field-measured and estimated crown diameters						
平滑	单木识别	冠幅方法	回归方程	相关系	预测相关系	标准差
Smoothing	Tree	Crown	Regression equation	数	数	S
	recognition	Method		R^2	Predicted R^2	
均值	常量	主方向 Axis	$CS = 1.42 + 0.708 CE$	0.364	0.356	1.011
	Constant	面积 Area	$CS = 1.13 + 0.810 CE$	0.398	0.392	0.983
	相关	主方向 Axis	$CS = 0.120 + 1.18 CE$	0.381	0.374	0.989
	Relative	面积 Area	$CS = -0.289 + 1.30 CE$	0.415	0.408	0.961
高斯	常量	主方向 Axis	$CS = 0.988 + 1.10 CE$	0.348	0.340	0.973
	Constant	面积 Area	$CS = 0.761 + 1.19 CE$	0.371	0.363	0.956
	相关	主方向 Axis	$CS = -0.917 + 1.77 CE$	0.424	0.413	0.917
	Relative	面积 Area	$CS = -1.19 + 1.87 CE$	0.446	0.440	0.899
邻域	常量	主方向 Axis	$CS = 0.623 + 0.887 CE$	0.437	0.432	0.963
	Constant	面积 Area	$CS = 0.533 + 0.991 CE$	0.441	0.437	0.959
	相关	主方向 Axis	$CS = -0.266 + 1.17 CE$	0.453	0.449	0.930
	Relative	面积 Area	$CS = -0.512 + 1.28 CE$	0.484	0.480	0.903
未平滑	常量	主方向 Axis	$CS = 1.26 + 0.794 CE$	0.339	0.333	1.030
	Constant	面积 Area	$CS = 1.08 + 0.977 CE$	0.365	0.359	1.009
	相关	主方向 Axis	$CS = 0.149 + 1.13 CE$	0.388	0.382	0.986
	Relative	面积 Area	$CS = -0.122 + 1.31 CE$	0.441	0.436	0.943

表中 CS 表示实测冠幅, CE 表示估测冠幅, 单位为 m。

这里给出了邻域平滑常量识别算法和相关识别算法的实测冠幅与估测冠幅的拟合线图，冠幅计算方法为面积法，如图 5-6 所示。从图中可以看出常量识别算法的结果更加离散些，有一些估测冠幅大于 6m 的点；相关识别算法的估测冠幅均小于 6m。估测冠幅小于实测冠幅的点可能是由于树冠遮挡引起的，估测冠幅大于实测冠幅的点可能是由于树冠聚集生长引起的，使得多个树冠被误判为单个树冠。

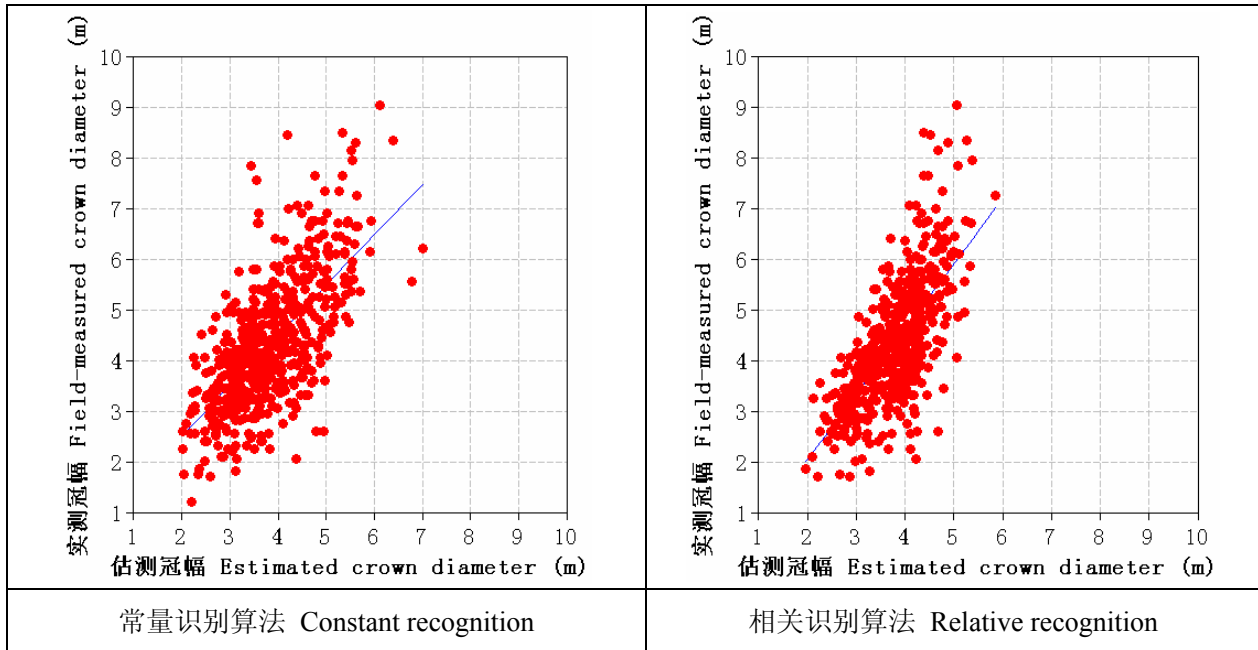


图 5-6 邻域平滑 CHM 的实测冠幅与估测冠幅拟合线图

Figure 5-6 Fitted line plot between field-measured and estimated crown diameters of neighbor smoothed CHM

另外，通过调整参数发现 CHM 平滑算法对树冠边界的形状影响很大，当树冠形状接近于圆形时，主方向法和面积法的差值就会比较接近，否则可能相差较大；单木识别算法的双正切角阈值对树冠边界的范围影响很大，阈值大时范围增大，表现为冠幅尺寸的增大，否则范围较小。

5.3 单木枝下高估测

5.3.1 方法

枝下高是林木第一个活枝所在位置处的高度，由于上面树冠遮挡的原因，机载 LIDAR 数据很难直接获取枝下高，一般根据树冠内部或树冠边缘的最低点来代表枝下高，对于树冠内部枝叶较密，树冠之间遮挡较多的情况，枝下高估测误差更大。

这里采用的枝下高估测方法是，根据单木识别算法可以得到树冠边界，提取树冠边界上的最小值作为枝下高。

5.3.2 结果与分析

根据单木树高估测时的匹配结果，对应实测枝下高与估测枝下高之间差值的基本统计量如表 5-7 所列。从表中可以看出所有结果中差值的平均值均为正，说明估测枝下高总体上偏低，考虑到单木冠幅的估测结果偏小，那么，枝下高偏低的原因主要是树冠边缘部分的不连续性引起的，主枝之间存在着较大的空隙，使得空隙处的最低值被误判为枝下高；所有结果中最小值均为负值，说明单木冠幅的估测结果偏小会导致枝下高出现偏高现象。

表 5-7 实测枝下高与估测枝下高差值的基本统计量

Table 5-7 Basic statistics of differences values

between field-measured and estimated canopy base heights

平滑算法	单木识别算法	个数	平均值	标准差	最小值	中位数	最大值
Smoothing	Tree recognition	N	Mean	S	Min	Median	Max
均值	常量 Constant	362	2.107	1.781	-4.367	1.971	7.694
Average	相关 Relative	358	0.935	2.027	-6.274	1.015	6.536
高斯	常量 Constant	352	2.317	2.132	-4.972	2.159	8.730
Gaussian	相关 Relative	387	2.186	2.092	-5.829	2.124	8.428
邻域	常量 Constant	524	1.858	1.833	-6.117	1.660	8.232
Neighbor	相关 Relative	468	1.170	2.245	-8.111	1.414	8.232
未平滑	常量 Constant	469	2.196	1.955	-3.250	1.898	10.259
Unsmoothed	相关 Relative	445	3.481	2.452	-6.947	3.430	11.347

表中个数为单木株数，其它基本统计量单位为 m。

实测枝下高与估测枝下高之间的线性回归方程如表 5-8 所列，从表中可以看出邻域平滑结果的相关性最高，但仍小于 0.2，高斯平滑结果的相关性最差，可以认为没有相关性，基本上呈随机分布状态。

表 5-8 实测枝下高与估测枝下高的回归方程

Table 5-6 Regression equation between field-measured and estimated canopy base heights

平滑算法	单木识别算法	回归方程	相关系数	预测相关系数	标准差
Smoothing	Tree recognition	Regression equation	R^2	Predicted R^2	S
均值	常量 Constant	$CBHS = 2.55 + 0.842 CBHE$	0.136	0.124	1.778
Average	相关 Relative	$CBHS = 3.38 + 0.372 CBHE$	0.097	0.087	1.775
高斯	常量 Constant	$CBHS = 5.03 + 0.037 CBHE$	0.000	0.000	1.942
Gaussian	相关 Relative	$CBHS = 4.14 + 0.281 CBHE$	0.033	0.023	1.892
邻域	常量 Constant	$CBHS = 2.54 + 0.779 CBHE$	0.194	0.186	1.818
Neighbor	相关 Relative	$CBHS = 3.52 + 0.344 CBHE$	0.129	0.121	1.811
未平滑	常量 Constant	$CBHS = 3.79 + 0.415 CBHE$	0.136	0.022	1.778
Unsmoothed	相关 Relative	$CBHS = 4.63 + 0.103 CBHE$	0.009	0.000	1.887

表中 CBHS 表示实测枝下高 (m), CBHE 表示估测枝下高 (m)。

这里给出了邻域平滑的实测枝下高与估测枝下高拟合线图, 如图 5-7 所示, 从图中可以看出常量识别算法的估测枝下高集中分布在 1 至 5m 之间, 相关识别算法的估测枝下高分布比较分散。

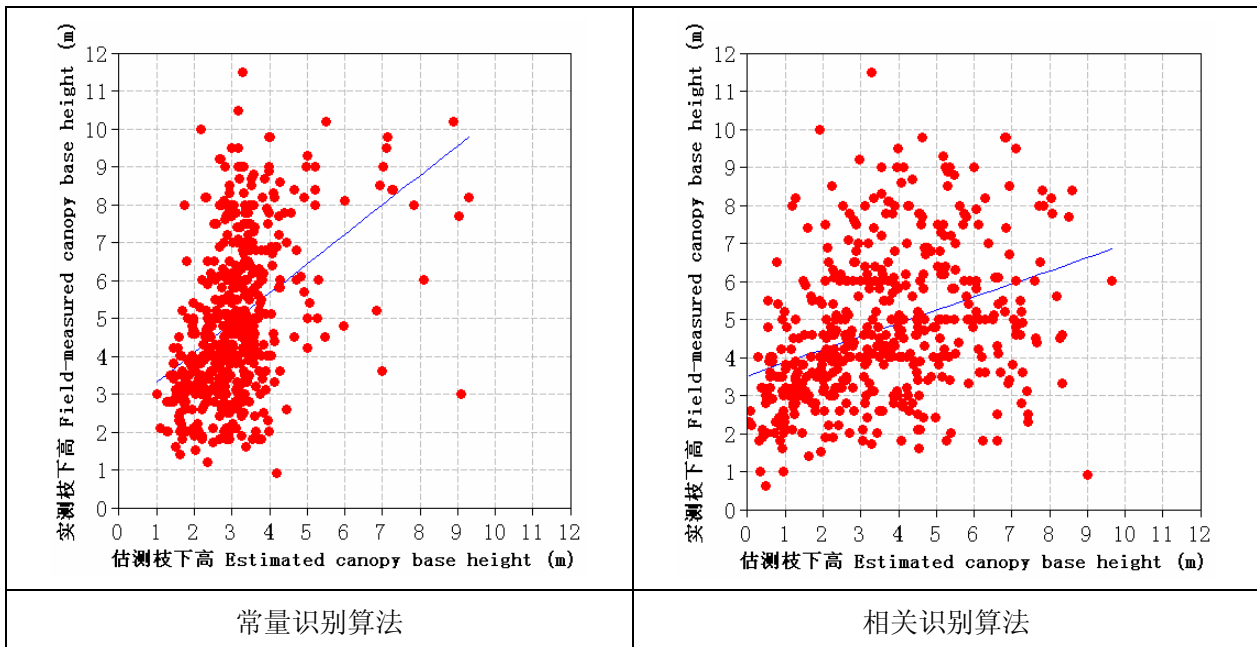


图 5-7 邻域平滑的实测枝下高与估测枝下高拟合线图

Figure 5-7 Fitted line plot between field-measured and estimated canopy base heights of neighbor smoothed

CHM

5.4 单木胸径估测

5.4.1 方法

机载 LIDAR 数据无法直接估测单木胸径，只能通过单木树高、冠幅等参数进行间接估测。估测方法一般使用线性和非线性回归分析，用于回归分析的单木参数可以是单个或多个。这里进行非线性回归分析时，对单木参数进行自然对数变换，然后再进行线性回归分析。具体来说包括四组：

- 第一组：实测参数与估测参数的回归分析
 - ◆ 实测胸径与估测树高进行一元线性回归分析
 - ◆ 实测胸径与估测冠幅进行一元线性回归分析
 - ◆ 实测胸径与估测树高、估测冠幅进行二元线性回归分析
- 第二组：实测参数与估测参数自然对数的回归分析
 - ◆ 实测胸径与估测树高自然对数进行一元线性回归分析
 - ◆ 实测胸径与估测冠幅自然对数进行一元线性回归分析
 - ◆ 实测胸径与估测树高自然对数、估测冠幅自然对数进行二元线性回归分析
- 第三组：实测参数自然对数与估测参数的回归分析
 - ◆ 实测胸径自然对数与估测树高进行一元线性回归分析
 - ◆ 实测胸径自然对数与估测冠幅进行一元线性回归分析
 - ◆ 实测胸径自然对数与估测树高、估测冠幅进行二元线性回归分析
- 第四组：实测参数自然对数与估测参数自然对数的回归分析
 - ◆ 实测胸径自然对数与估测树高自然对数进行一元线性回归分析
 - ◆ 实测胸径自然对数与估测冠幅自然对数进行一元线性回归分析
 - ◆ 实测胸径自然对数与估测树高自然对数、估测冠幅自然对数进行二元线性回归分析

5.4.2 结果与分析

根据单木树高估测结果的分析，这里选用邻域平滑 CHM 的相关识别算法结果中的树高作为胸径估测时的树高参数；根据单木冠幅估测结果的分析，这里选用邻域平滑

CHM 的相关识别算法结果中的面积法冠幅作为胸径估测时的冠幅参数。为了检查实测胸径中的粗差，生成了实测胸径与估测树高的拟合线图（如图 5-8a 所示），以及实测胸径自然对数与估测树高自然对数的拟合线图（如图 5-8b 所示），图中 DS 表示实测胸径(cm)，HE 表示估测树高 (m)， $\ln()$ 表示对数函数。

图中 5-8 大部分点呈聚集分布，有个别异常离散点，经检查数据发现，其中一个异常离散点的实测胸径为 3.6cm，实测树高和冠幅分别为 12.0m 和 3.1m（对应估测树高和冠幅分别为 11.9m 和 3.5m），这在超级样地林分中是不太可能出现的情况，应该属于记录错误引起的；还有另外一个异常点也应该属于胸径记录错误引起的。

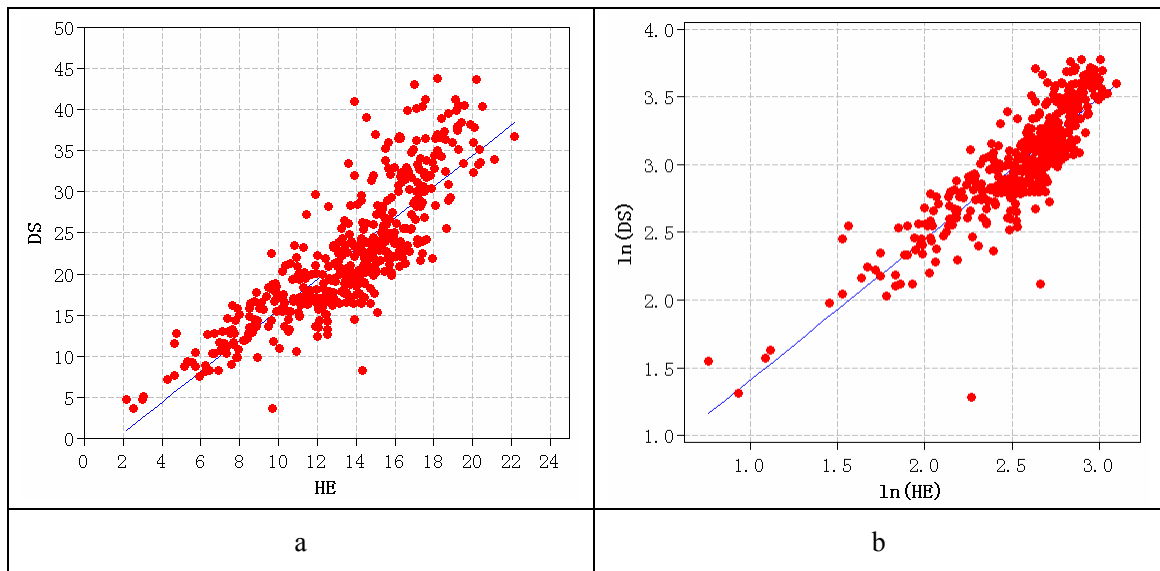


图 5-8 实测胸径与估测树高的拟合线图

Figure 5-8 Fitted line plot between field-measured DBH and estimated tree heights

去除异常点以后，实测胸径与估测参数的回归方程如表 5-9 所列。从表中可以看出，四组方程中实测胸径与估测树高、估测冠幅的二元回归方程相关性均高于一元回归方程；第二组方程的相关性最低，可以排除实测胸径与估测树高自然对数、估测冠幅自然对数之间的关系；由于第三组和第四组方程中使用了胸径自然对数进行回归分析，会改变数据的聚集分布状态，并不能直接说明这两组方程的相关性优于第一组方程的相关性。因此，根据第三组和第四组方程，由估测树高、估测冠幅计算得到估测胸径，对估测胸径与实测胸径进行回归分析，如表 5-10 所列。

从表 5-9 和表 5-10 中可以看出，第三组和第四组方程的实测胸径与估测胸径的相关性发生了变化，第三组方程的相关性略高于第四组方程的相关性，均高于第一组方程的相关性。另外，需要注意的是，第三组方程中二元回归方程的估测树高的系数小于估测冠幅的系数，说明估测树高的对估测胸径的贡献率小于估测冠幅对估测胸径的贡献率，

考虑到树高的估测精度比冠幅的估测精度高很多，实际上估测树高对估测胸径的贡献量更大些才合理，即估测树高的系数应大于估测冠幅的系数，第四组方程中二元回归方程具有这个特点，因此，虽然第三组方程中二元回归方程的相关性更高些，选择第四组方程中二元回归方程作为胸径的最优估测方程更加合理。

表 5-9 实测胸径与估测参数的回归方程

Table 5-9 Regression equation between field-measured DBH and estimated parameters

组别	回归方程	相关系数	预测相关系数	标准差
Group	Regression equation	R^2	Predicted R^2	S
第一组 Group 1	$DS = -2.96 + 1.87 HE$	0.715	0.712	4.241
	$DS = -13.9 + 9.57 CE$	0.674	0.671	4.533
	$DS = -8.20 + 1.25 HE + 3.59 CE$	0.732	0.728	4.117
第二组 Group 2	$DS = -26.6 + 19.1 \ln(HE)$	0.622	0.617	4.880
	$DS = -22.6 + 34.2 \ln(CE)$	0.659	0.656	4.636
	$DS = -26.5 + 7.57 \ln(HE) + 22.4 \ln(CE)$	0.678	0.673	4.507
第三组 Group 3	$\ln(DS) = 1.76 + 0.0946 HE$	0.781	0.778	0.180
	$\ln(DS) = 1.25 + 0.472 CE$	0.697	0.694	0.212
	$\ln(DS) = 1.60 + 0.0759 HE + 0.109 CE$	0.787	0.784	0.178
第四组 Group 4	$\ln(DS) = 0.388 + 1.03 \ln(HE)$	0.777	0.775	0.182
	$\ln(DS) = 0.759 + 1.74 \ln(CE)$	0.721	0.718	0.203
	$\ln(DS) = 0.391 + 0.717 \ln(HE) + 0.618 \ln(CE)$	0.795	0.793	0.174

表中 DS 表示实测胸径 (cm)，HE 表示估测树高 (m)，CE 表示估测冠幅 (m)，ln()表示自然对数函数。

第三组和第四组方程中二元回归方程计算得到的估测胸径与实测胸径之间差值的基本统计量如表 5-11 所列，从表中可以看出实测胸径与估测胸径差值的平均值均为正，说明实测胸径平均偏大于估测胸径。

第三组和第四组方程中二元回归方程的拟合线图如图 5-9 所示，图中 a 表示第三组方程中二元回归方程的拟合线图，图中 b 表示第四组方程中二元回归方程的拟合线图，DE 表示估测胸径 (cm)，DS 表示实测胸径 (cm)。

表 5-10 实测胸径与估测胸径的回归方程

Table 5-10 Regression equation between field-measured and estimated DBH

组别	回归方程	相关系数	预测相关系数	标准差
Group	Regression equation	R^2	Predicted R^2	S
第三组	DS = 0.9485 + 0.9680 DE , DE = exp(1.76 + 0.0946 HE)	0.734	0.732	4.093
	DS = 2.434 + 0.9095 DE , DE = exp(1.25 + 0.472 CE)	0.654	0.650	4.670
	DS = 1.133 + 0.9599 DE , DE = exp(1.60 + 0.0759 HE + 0.109 CE)	0.744	0.741	4.021
第四组	DS = -2.366 + 1.143 DE , DE = exp(0.388 + 1.03 ln(HE))	0.716	0.714	4.231
	DS = 1.023 + 0.9659 DE , DE = exp(0.759 + 1.74 ln(CE))	0.673	0.670	4.540
	DS = -1.262 + 1.074 DE , DE = exp(0.391 + 0.717 ln(HE) + 0.618 ln(CE))	0.739	0.737	4.060

表中 DS 表示实测胸径 (cm), DE 表示估测胸径 (cm), HE 表示估测树高 (m), CE 表示估测冠幅 (m), ln()表示对数函数, exp()表示指数函数。

表 5-11 实测胸径与估测胸径差值的基本统计量

Table 5-11 Basic statistics of differences values between field-measured and estimated DBH

回归方程	个数	平均值	标准差	最小值	中位数	最大值
Regression equation	N	Mean	S	Min	Median	Max
第三组二元	466	0.248	4.027	-13.685	-0.047	18.637
第四组二元	466	0.370	4.083	-9.887	-0.176	17.511

表中个数为单木株数, 其它基本统计量单位为 cm。

从图 5-9 中可以看出, 左图中实测胸径自然对数与估测树高、估测冠幅的拟合线未通过左下角的小树, 说明对小树反应不敏感; 右图中实测胸径自然对数与估测树高自然对数、估测冠幅自然对数的拟合线通过了左下角的小树, 说明对小树更敏感些。

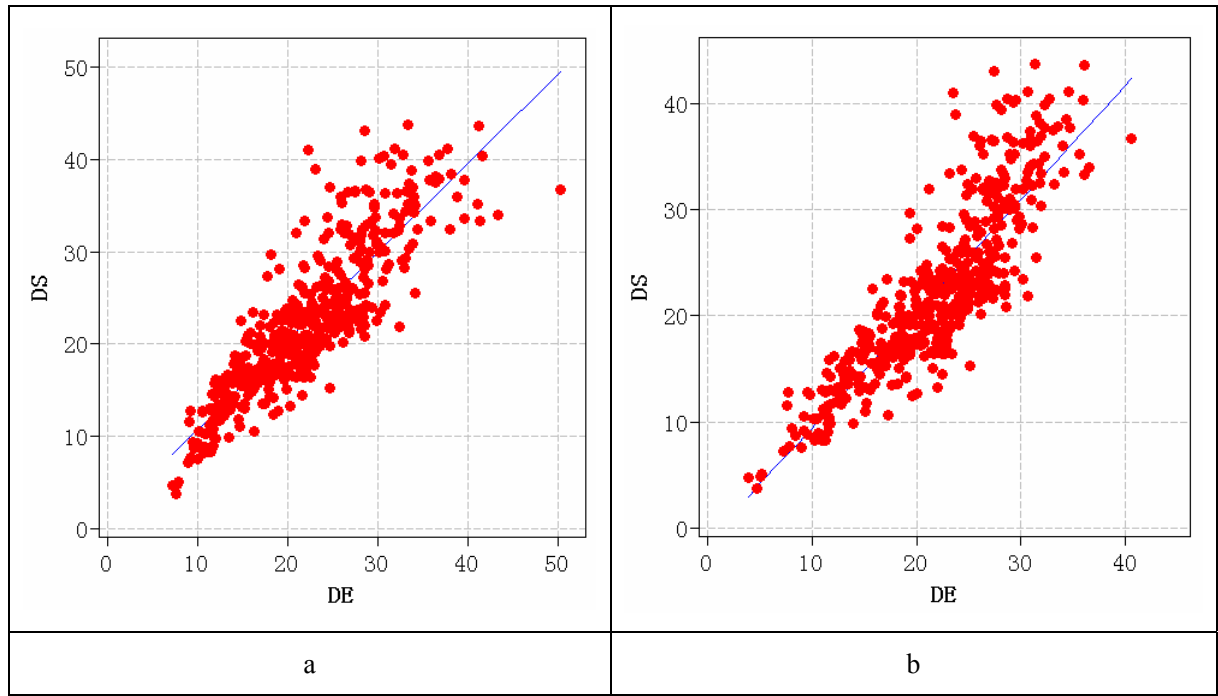


图 5-9 实测胸径与估测胸径的拟合线图

Figure 5-9 Fitted line plot between field-measured and estimated DBH

5.5 单木生物量估测

5.5.1 方法

通过对林木的实测参数与实测生物量进行回归分析，可以建立生物量相关生长方程，这里称为实测相关生长方程。王金叶等^[22]研究了祁连山水源涵养林主要树种的生物量，并建立了生物量与胸径、树高之间的实测相关生长方程，对于青海云杉树种来说，其生物量实测相关生长方程为：

$$W_T = 0.2561(D^2 H)^{0.7425}, \quad R^2 = 0.9718 \quad (5.3)$$

式中 W_T 表示全株生物量 (kg)， D 表示胸径 (cm)， H 表示树高 (m)。由于本研究未采用解析木方法得到实测生物量，因此，将实测参数代入实测相关生长方程计算得到的生物量称为实测生物量。

机载 LIDAR 数据不能直接估测生物量，只能通过估测的树高、冠幅等参数间接估测生物量。根据回归分析的方法不同，生物量估测方法有两种，第一种方法是根据实测参数与估测参数之间的回归分析，建立二者之间的回归方程，代入生物量实测相关生长方

程 (5.3)，得到估测参数与生物量之间的相关生长方程，这里称为估测相关生长方程，将估测参数代入估测相关生长方程计算得到的生物量称为估测生物量。

第二种方法是根据生物量与估测参数之间的回归分析，建立生物量的估测相关生长方程。具体来说，回归分析方法包括四组：

- 第一组：实测参数与估测参数的回归分析
 - ◆ 生物量与估测树高进行一元线性回归分析
 - ◆ 生物量与估测冠幅进行一元线性回归分析
 - ◆ 生物量与估测树高、估测冠幅进行二元线性回归分析
- 第二组：实测参数与估测参数自然对数的回归分析
 - ◆ 生物量与估测树高自然对数进行一元线性回归分析
 - ◆ 生物量与估测冠幅自然对数进行一元线性回归分析
 - ◆ 生物量与估测树高自然对数、估测冠幅自然对数进行二元线性回归分析
- 第三组：实测参数自然对数与估测参数的回归分析
 - ◆ 生物量自然对数与估测树高进行一元线性回归分析
 - ◆ 生物量自然对数与估测冠幅进行一元线性回归分析
 - ◆ 生物量自然对数与估测树高、估测冠幅进行二元线性回归分析
- 第四组：实测参数自然对数与估测参数自然对数的回归分析
 - ◆ 生物量自然对数与估测树高自然对数进行一元线性回归分析
 - ◆ 生物量自然对数与估测冠幅自然对数进行一元线性回归分析
 - ◆ 生物量自然对数与估测树高自然对数、估测冠幅自然对数进行二元线性回归分析

5.5.2 结果与分析

对于第一种生物量估测方法，根据单木树高估测结果的分析，选取邻域平滑 CHM 的相关识别算法结果中的估测树高与时长树高的回归方程代入生物量实测相关生长方程；根据单木胸径估测结果的分析，选取修改后胸径自然对数与估测树高自然对数、估测冠幅自然对数的回归方程代入生物量实测相关生长方程，得到生物量估测相关生长方程为：

$$W_T = 0.2561((\exp(0.391 + 0.717 \ln(HE) + 0.618 \ln(CE)))^2 (1.290 + 0.9501 HE))^{0.7425} \quad (5.4)$$

将实测参数代入方程 (5.4) 得到估测生物量, 对估测生物量与实测生物量进行回归分析, 其回归方程如表 5-12 所列。

表 5-12 实测生物量与估测生物量的回归方程

Table 5-12 Regression equation between field-measured and estimated biomass

回归方程	相关系数	预测相关系数	标准差
Regression equation	R^2	Predicted R^2	S
BS = - 14.73 + 1.121 BE	0.774	0.772	64.766

表中 BS 表示实测生物量 (kg), BE 表示估测生物量 (kg)。

对于第二种生物量估测方法, 根据单木树高估测结果的分析, 这里选用邻域平滑 CHM 的相关识别算法结果中的树高作为生物量估测时的树高参数; 根据单木冠幅估测结果的分析, 这里选用邻域平滑 CHM 的相关识别算法结果中的面积法冠幅作为生物量估测时的冠幅参数。实测生物量与估测树高、估测冠幅之间的回归方程如表 5-13 所列。

表 5-13 实测生物量与估测参数的回归方程

Table 5-13 Regression equation between field-measured biomass and estimated parameters

组别	回归方程	相关系数	预测相关系数	标准差
Group	Regression equation	R^2	Predicted R^2	S
第一组 Group 1	BS = - 219 + 31.5 HE	0.689	0.686	75.955
	BS = - 405 + 162 CE	0.652	0.650	80.232
	BS = - 311 + 20.7 HE + 62.8 CE	0.706	0.702	73.836
第二组 Group 2	BS = - 583 + 308 ln(HE)	0.550	0.542	91.372
	BS = - 539 + 568 ln(CE)	0.615	0.612	84.504
	BS = - 581 + 82.9 ln(HE) + 439 ln(CE)	0.623	0.616	83.722
第三组 Group 3	ln(BS) = 2.39 + 0.199 HE	0.843	0.841	0.308
	ln(BS) = 1.39 + 0.976 CE	0.730	0.727	0.404
	ln(BS) = 2.18 + 0.174 HE + 0.146 CE	0.846	0.844	0.305
第四组 Group 4	ln(BS) = - 0.527 + 2.19 ln(HE)	0.853	0.851	0.298
	ln(BS) = 0.347 + 3.61 ln(CE)	0.763	0.760	0.379
	ln(BS) = - 0.523 + 1.69 ln(HE) + 0.971 ln(CE)	0.864	0.862	0.287

表中 BS 表示实测生物量 (kg), HE 表示估测树高 (m), CE 表示估测冠幅 (m), $\ln()$ 表示对数函数。

从表 5-13 中可以看出, 四组方程中实测生物量与估测树高、估测冠幅的二元回归方程相关性均高于一元回归方程, 第二组方程的相关性最低, 可以排除实测生物量与估测树高自然对数、估测冠幅自然对数之间的关系, 其它三组方程中实测生物量与估测树高的相关性均大于实测胸径与估测冠幅的相关性。

由于第三组和第四组方程中使用了生物量自然对数进行回归分析, 会改变数据的聚集分布状态, 并不能直接说明这两组方程的相关性优于第一组方程的相关性。因此, 根据第三组和第四组方程, 由估测树高、估测冠幅计算得到估测生物量, 对估测生物量与实测生物量进行回归分析, 如表 5-14 所列。

表 5-14 实测生物量与估测生物量的回归方程

Table 5-14 Regression equation between field-measured and estimated biomass

组别	回归方程	相关系数	预测相关系数	标准差
Group	Regression equation	R^2	Predicted R^2	S
第三组 Group 3	$BS = 26.3 + 0.893 BE$,	0.753	0.749	67.660
	$BE = \exp(2.39 + 0.199 HE)$			
	$BS = 53.1 + 0.772 BE$,	0.623	0.613	83.663
	$BE = \exp(1.39 + 0.976 CE)$			
	$BS = 29.1 + 0.874 BE$,	0.755	0.750	67.392
	$BE = \exp(2.18 + 0.174 HE + 0.146 CE)$			
第四组 Group 4	$BS = -27.9 + 1.21 BE$,	0.760	0.758	66.719
	$BE = \exp(-0.527 + 2.19 \ln(HE))$			
	$BS = 25.6 + 0.915 BE$,	0.666	0.662	78.734
	$BE = \exp(0.347 + 3.61 \ln(CE))$			
	$BS = -15.5 + 1.14 BE$,	0.773	0.771	64.907
	$BE = \exp(-0.523 + 1.69 \ln(HE) + 0.971 \ln(CE))$			

表中 BS 表示实测生物量 (kg), BE 表示估测生物量 (kg), HE 表示估测树高 (m), CE 表示估测冠幅 (m), $\ln()$ 表示对数函数, $\exp()$ 表示指数函数。

从表 5-13 和表 5-14 中可以看出, 第三组和第四组方程的实测生物量与估测生物量的相关性发生了变化, 依然均显著高于第一组方程的相关性。实测生物量与估测树高自然

对数、估测冠幅自然对数建立的回归方程最优，其相关性显著高于其它回归方程的相关性，可以选为第二种生物量估测方法中最优方程。

对比分析第一种生物量估测方法中的实测生物量与估测生物量回归方程和第二种生物量估测方法中的实测生物量与估测生物量最优回归方程，发现二者的相关性基本相同，标准差也相差很小。二种方法计算得到的估测生物量与实测生物量之间差值的基本统计量如表 5-15 所列，从表中可以看出实测生物量与估测生物量差值的平均值均为正，说明实测生物量平均偏大于估测生物量。

表 5-15 实测生物量与估测生物量差值的基本统计量

Table 5-15 Basic statistics of differences values
between field-measured and estimated biomass

方法	个数	平均值	标准差	最小值	中位数	最大值
Method	N	Mean	S	Min	Median	Max
第一种 Method 1	466	9.17	65.97	-177.26	-2.63	350.66
第二种 Method 2	466	11.54	66.45	-172.66	-1.53	355.37

表中个数为单木株数，其它基本统计量单位为 kg。

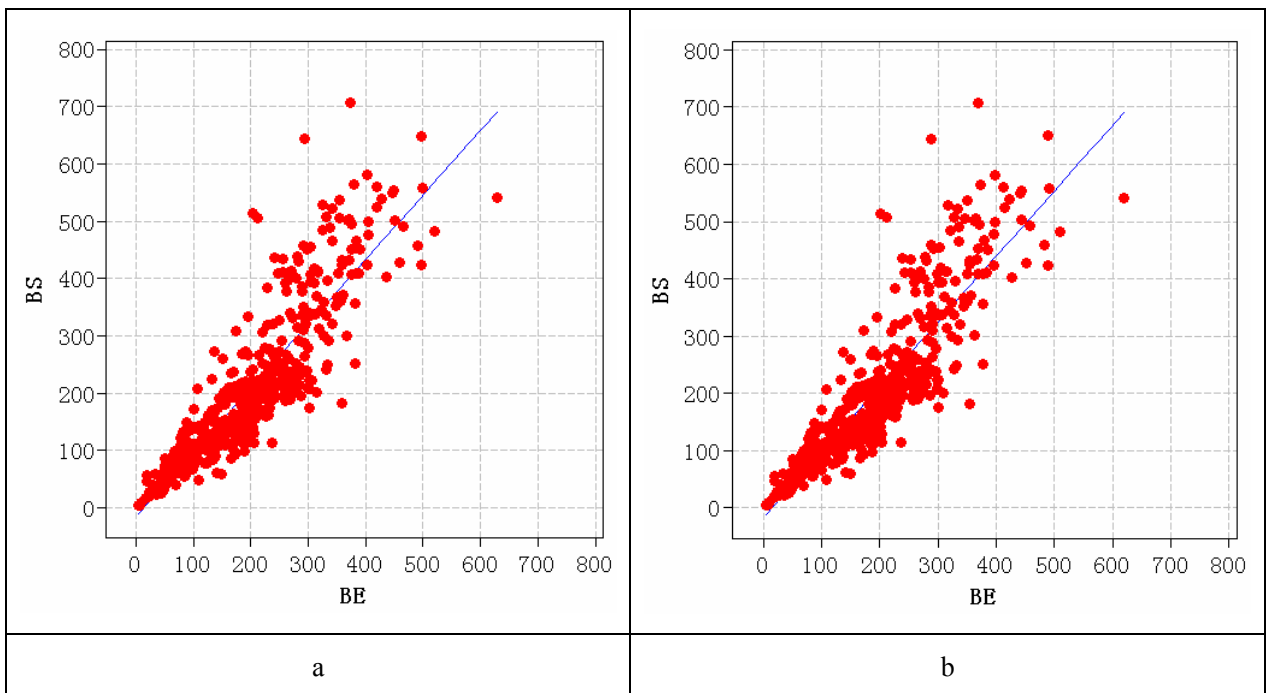


图 5-10 实测胸径与估测胸径的拟合线图

Figure 5-10 Fitted line plot between field-measured and estimated biomass

二者方法的实测生物量与估测生物量拟合线图如图 5-10 所示, a 图表示第一种方法的实测生物量与估测生物量拟合线图, b 图表示第二种方法的实测生物量与估测生物量拟合线图, BS 表示实测生物量 (kg), BE 表示估测生物量 (kg)。从图 5-10 中可以看出生物量集中分布在小于 300kg 的范围内, 生物量大于 400kg 时离散程度明显增大。

5.6 小结

由 LIDAR 数据可以直接估测单木树高、单木冠幅和单木枝下高等参数, 单木胸径和单木生物量等参数只能通过相关生长方程进行间接估测。单木参数的估测精度受数据获取参数、单木树冠特征、单木特征识别算法等多种因素的影响, 本章主要分析了单木特征识别过程中各种不同的算法对单木参数的估测结果影响, 具体来说, 包括以下内容:

单木树高的估测精度最高, 显著高于单木冠幅和单木枝下高等参数的估测精度。CHM平滑算法对单木树高估测精度影响因素很大, 均值平滑和高斯平滑算法明显减小了CHM中的树高值, 同时还改变了树冠顶点的位置和数量, 使用本文提出的邻域平滑算法很好地解决了这些问题; 另外, 根据树高与树冠之间的关系, 可以去除一些伪树冠顶点, 提高树冠顶点的识别精度。在单木树高的所有估测结果中, 邻域平滑CHM的相关识别算法的估测树高与实测树高的相关性最高, R^2 和S分别为 0.865 和 1.344m, 估测树高比实测树高平均低 0.615m。

单木冠幅的估测精度处于中间水平, 显著高于单木枝下高的估测精度。CHM平滑算法对树冠边界形状的影响也很大, 未平滑CHM的树冠边界很不规则, 平滑CHM的树冠边界趋于圆形, 树冠边界的形状对主方向法和面积法两种冠幅计算方法的影响不同, 根据这两种方法计算得到的不规则树冠边界的冠幅之间相差较大, 近圆形树冠边界的冠幅之间相差较小。在单木冠幅的所有估测结果中, 邻域平滑CHM的相关识别算法的面积法估测冠幅与实测冠幅的相关性最高, R^2 和S分别为 0.484 和 0.903m, 估测冠幅比实测冠幅平均小 0.560m。

单木枝下高的估测精度最低, 不同CHM平滑算法对估测精度提高有限。在单木枝下高的所有估测结果中, 邻域平滑CHM的常量识别算法的估测枝下高与实测枝下高的相关性最高, R^2 和S分别为 0.194 和 1.818m, 估测枝下高比实测枝下高平均低 1.858m。

单木胸径的估测精度依赖于单木树高和单木冠幅的估测精度, 以及单木胸径与单木树高、单木冠幅之间的相关生长关系。在单木胸径的所有估测结果中, 单木胸径自然对

数与单木树高自然对数、单木冠幅自然对数之间二元回归分析最优，由估测树高和估测冠幅计算得到的估测胸径与实测胸径之间的回归分析结果表明， R^2 和S分别为 0.739 和 4.060m，估测胸径比实测胸径平均小 0.370m。

单木生物量的估测精度依赖于单木树高和单木冠幅的估测精度，以及单木生物量的相关生长方程。在单木生物量的两种估测方法中，第一种方法与第二种方法中的最优方程非常一致，根据这两种方法，由估测树高和估测冠幅计算得到的估测生物量与实测生物量之间的回归分析结果表明，第一种方法的 R^2 和S分别为 0.774 和 64.766kg，估测生物量比实测胸径平均小 9.17kg；第二种方法最优方程的 R^2 和S分别为 0.773 和 64.907kg，估测生物量比实测胸径平均小 11.54kg。

总之，LIDAR 数据可以精确估测单木树高、单木冠幅等参数，用于森林生长模型、森林冠层截流等相关研究。

第六章 林分参数估测

在单木参数估测的基础上,可以进行林分参数估测。根据林分参数估测方法的不同,可以将林分参数分为直接估测参数和间接估测参数。林分直接估测参数可以从单木直接估测参数得到,包括林分平均高、株数密度等;林分间接估测参数可以通过相关生长方程得到,包括胸高断面积、生物量等。下面介绍几种常用林分参数的估测方法和结果,使用的数据为超级样地测量数据。

6.1 林分平均高估测

6.1.1 方法

林分平均高的计算方法有多种,最简单的一种方法是算术平均高,计算公式为:

$$\overline{H}_M = \frac{\sum_{i=1}^N h_i}{N} \quad (6.1)$$

其中 \overline{H} 表示林分算术平均高, h_i 表示单木树高, N 表示株数。

第二种林分平均高是胸高断面积加权平均高,也称为胸径加权平均高,计算公式为:

$$\overline{H}_{DW} = \frac{\sum_{i=1}^N h_i \cdot G_i}{\sum_{i=1}^N G_i} \quad (6.2)$$

其中 G_i 表示单木的胸高断面积,若 D 表示单木胸径,则 G 为:

$$G = \frac{\pi \cdot D^2}{4} \quad (6.3)$$

第三种林分平均高是树冠面积加权平均高,也称为冠幅加权平均高,计算公式为:

$$\overline{H}_{CW} = \frac{\sum_{i=1}^N h_i \cdot A_i}{\sum_{i=1}^N A_i} \quad (6.4)$$

其中 A_i 表示树冠面积,若 C 表示单木冠幅,则 A_i 为:

$$A = \frac{\pi \cdot C^2}{4} \quad (6.5)$$

6.1.2 结果与分析

6.1.2.1 匹配单木的林分平均高

由匹配单木的实测数据,可以计算得到 3 种实测林分平均高,即算术平均高 ($\overline{HS_M}$)、胸高断面积加权平均高 ($\overline{HS_{DW}}$) 和树冠面积加权平均高 ($\overline{HS_{CW}}$); 由匹配单木的估测数据,可以计算得到两种估测林分平均高,即算术平均高 ($\overline{HE_M}$) 和树冠面积加权平均高 ($\overline{HE_{CW}}$)。

实测林分平均高与估测林分平均高进行交叉相差,可以得到 6 种差值结果,其基本统计量如表 6-1 所列。从表中可以看出除了实测林分算术平均高偏低估测林分树冠面积加权平均高以外,其它实测林分平均高均偏高于估测林平均高,实测林分算术平均高与估测林分算术平均高之间的差值最小,实测林分树冠面积平均高与估测林分树冠面积平均高之间的差值也较小。

表 6-1 实测林分平均高与估测林分平均高差值的基本统计量

Table 6-1 Basic statistics of difference values

between field-measured and estimated average heights of stand

变量	个数	平均值	标准差	最小值	中位数	最大值
Variable	N	Mean	S	Min	Median	Max
$\overline{HS_M} - \overline{HE_M}$	16	0.593	0.434	-0.219	0.471	1.284
$\overline{HS_M} - \overline{HE_{CW}}$	16	-0.208	0.544	-1.850	-0.147	0.709
$\overline{HS_{DW}} - \overline{HE_M}$	16	2.096	0.664	1.146	2.000	3.374
$\overline{HS_{DW}} - \overline{HE_{CW}}$	16	1.295	0.478	0.560	1.190	2.164
$\overline{HS_{CW}} - \overline{HE_M}$	16	1.562	0.516	0.722	1.575	2.414
$\overline{HS_{CW}} - \overline{HE_{CW}}$	16	0.761	0.459	0.006	0.828	1.839

表中个数 (N) 为子样地数,其它基本统计量的单位为 m。

实测林分平均高与估测林分平均高的线性回归分析结果如表 6-2 所列。从表中可以看出,实测林分平均高和估测林分平均高的相关性都比较高,其中实测林分算术平均高

和估测林分算术平均高的相关性最高（ R^2 为 0.946，S为 0.449），其次是实测林分树冠面积加权平均高和估测林分树冠面积加权平均高的相关性（ R^2 为 0.935，S为 0.474）。

表 6-2 实测林分平均高与估测林分平均高的回归方程

Table 6-2 Regression equation between field-measured and estimated average heights of stand			
回归方程	相关系数	预测相关系数	标准差
Regression equation	R^2	Predicted R^2	S
$\overline{HS}_M = 0.692 + 0.993 \overline{HE}_M$	0.946	0.942	0.449
$\overline{HS}_M = -0.41 + 1.01 \overline{HE}_{CW}$	0.915	0.909	0.562
$\overline{HS}_{DW} = 4.01 + 0.862 \overline{HE}_M$	0.868	0.859	0.636
$\overline{HS}_{DW} = 2.40 + 0.924 \overline{HE}_{CW}$	0.926	0.921	0.475
$\overline{HS}_{CW} = 2.40 + 0.939 \overline{HE}_M$	0.921	0.915	0.522
$\overline{HS}_{CW} = 1.02 + 0.983 \overline{HE}_{CW}$	0.935	0.930	0.474

表中标准差（S）的单位为 m。

6.1.2.2 全部单木的林分平均高

根据单木的全部实测数据，可以计算得到 3 种实测林分平均高，即算术平均高（ \overline{HT}_M ）、胸高断面积加权平均高（ \overline{HT}_{DW} ）和树冠面积加权平均高（ \overline{HT}_{CW} ）；根据单木的全部估测数据，可以计算得到二种估测林分平均高，即算术平均高（ \overline{HE}_M ）和树冠面积加权平均高（ \overline{HE}_{CW} ）。

实测林分平均高与估测林分平均高进行交叉相差，可以得到六组差值结果，其基本统计量如表 6-3 所列。从表中可以看出，实测林分胸高断面积加权平均高与估测林分树冠面积加权平均高差值的平均值和标准差最小，分别为-0.056m 和 0.673m，差值的平均值为负说明实测林分胸高断面积加权平均高略低于估测林分树冠面积加权平均高；实测林分算术平均高与估测林分树冠面积加权平均高差值的平均值最大，差值的平均值为负说明实测林分算术平均高明显低于估测林分树冠面积加权平均高。

实测林分平均高与估测林分平均高的线性回归分析结果如表 6-4 所列。从表中可以看出实测林分胸高断面积加权平均高与估测林分树冠面积加权平均高的相关性最高（ R^2

为 0.855, S 为 0.679), 显著高于实测林分胸高断面面积加权平均高与估测林分算术平均高 (R^2 为 0.707, S 为 0.965); 实测林分算术平均高与两种估测林分平均高的相关性明显低于其它林分平均高的相关性。

表 6-3 实测林分平均高与估测林分平均高差值的基本统计量

Table 6-3 Basic statistics of difference values

between field-measured and estimated average heights of stand

变量 Variable	个数 N	平均值 Mean	标准差 S	最小值 Min	中位数 Median	最大值 Max
$\overline{HT_M} - \overline{HE_M}$	16	-4.015	1.077	-5.825	-3.847	-2.220
$\overline{HT_M} - \overline{HE_{CW}}$	16	-4.930	1.050	-6.521	-4.785	-3.149
$\overline{HT_{DW}} - \overline{HE_M}$	16	0.859	0.999	-0.158	0.721	4.027
$\overline{HT_{DW}} - \overline{HE_{CW}}$	16	-0.056	0.673	-0.937	-0.022	1.808
$\overline{HT_{CW}} - \overline{HE_M}$	16	-1.022	0.910	-1.946	-1.308	1.230
$\overline{HT_{CW}} - \overline{HE_{CW}}$	16	-1.937	0.839	-3.248	-2.011	0.096

表中个数为子样地数, 其它基本统计量的单位为 m。

表 6-4 实测林分平均高与估测林分平均高的回归方程

Table 6-4 Regression equation between field-measured and estimated average heights of stand

回归方程 Regression equation	相关系数 R^2	预测相关系数 Predicted R^2	标准差 S
$\overline{HT_M} = 0.83 + 0.642 \overline{HE_M}$	0.645	0.572	0.891
$\overline{HT_M} = -0.06 + 0.663 \overline{HE_{CW}}$	0.637	0.567	0.901
$\overline{HT_{DW}} = 3.56 + 0.801 \overline{HE_M}$	0.707	0.609	0.965
$\overline{HT_{DW}} = 1.17 + 0.915 \overline{HE_{CW}}$	0.855	0.825	0.679
$\overline{HT_{CW}} = 0.53 + 0.885 \overline{HE_M}$	0.766	0.717	0.917
$\overline{HT_{CW}} = -1.03 + 0.937 \overline{HE_{CW}}$	0.794	0.757	0.861

表中标准差 (S) 的单位为 m。

通过以上分析发现，全部单木的林分平均高相关性均低于匹配单木的林分平均高相关性，这种差异性是由未匹配结果引起的，由于树冠之间的相互遮挡，一些林木的树冠在林冠上表面的特征不显著，很难被识别出来。

6.1.2.3 实测林分平均高对比分析

按照实测数据与估测数据的单木匹配情况，可以将实测数据分为匹配实测数据、未匹配实测数据 3 组。根据每组实测数据可以分别计算得到 3 种林分平均高，匹配实测数据的 3 种林分平均高分别记为匹配林分算术平均高 ($\overline{HS_M}$)、匹配林分胸高断面积加权平均高 ($\overline{HS_{DW}}$) 和匹配林分树冠面积加权平均高 ($\overline{HS_{CW}}$)，未匹配实测数据的 3 种林分平均高分别记为未匹配林分算术平均高 ($\overline{HN_M}$)、未匹配林分胸高断面积加权平均高 ($\overline{HN_{DW}}$) 和未匹配林分树冠面积加权平均高 ($\overline{HN_{CW}}$)，全部实测数据的 3 种林分平均高分别记为全部林分算术平均高 ($\overline{HT_M}$)、全部林分胸高断面积加权平均高 ($\overline{HT_{DW}}$) 和全部林分树冠面积加权平均高 ($\overline{HT_{CW}}$)。

每组实测数据的林分平均高对应相差，可以得到 3 组（每组 3 种，共 9 种）差值结果，即匹配林分平均高与未匹配林分平均高的差值、匹配林分平均高与全部林分平均高的差值、全部林分平均高与未匹配林分平均高的差值，差值结果的基本统计量如表 6-5 所列。从表中可以看出所有统计量均为正值，说明匹配林分平均高均高于全部林分平均高，全部林分平均高均高于未匹配林分平均高；匹配林分平均高与未匹配林分平均高之间的差值最大，均大于 5m，差值的最大值为 10m 左右；匹配林分胸高断面及加权平均高与全部林分胸高断面及加权平均高之间差值的平均值和标准差均为最小（分别为 1.514m 和 0.464m）。

不同实测数据林分平均高之间的线性回归分析结果如表 6-6 所列。从表中可以看出匹配林分平均高与全部林分平均高之间的相关性很高，其中匹配林分胸高断面积加权平均高与全部林分胸高断面积加权平均高的相关性最高 (R^2 为 0.928, S 为 0.479)，说明匹配林分平均高可以代表全部林分平均高；匹配林分平均高与未匹配林分平均高、全部林分平均高与未匹配林分平均高之间的相关性都比较差，说明未匹配林分平均高不能准确反映林分的整体特征。

表 6-5 三组实测数据林分平均高差值的基本统计量

Table 6-5 Basic statistics of difference values between three group field-measured average heights of stand

变量 Variable	个数 N	平均值 Mean	标准差 S	最小值 Min	中位数 Median	最大值 Max
$\overline{HS_M} - \overline{HN_M}$	16	7.431	1.676	4.678	7.100	11.005
$\overline{HS_{DW}} - \overline{HN_{DW}}$	16	5.019	1.995	0.306	5.310	8.640
$\overline{HS_{CW}} - \overline{HN_{CW}}$	16	6.522	1.710	3.939	6.613	9.930
$\overline{HS_M} - \overline{HT_M}$	16	4.885	0.877	3.241	4.730	6.597
$\overline{HS_{DW}} - \overline{HT_{DW}}$	16	1.514	0.464	0.138	1.580	1.939
$\overline{HS_{CW}} - \overline{HT_{CW}}$	16	2.861	0.537	1.972	2.835	3.817
$\overline{HT_M} - \overline{HN_M}$	16	2.546	1.010	1.437	2.312	4.944
$\overline{HT_{DW}} - \overline{HN_{DW}}$	16	3.505	1.832	0.168	3.473	7.521
$\overline{HT_{CW}} - \overline{HN_{CW}}$	16	3.661	1.536	1.807	3.295	7.095

表中个数为子样地数，其它基本统计量的单位为 m。

表 6-6 三组实测数据林分平均高之间的回归方程

Table 6-6 Regression equation between three group field-measured average heights of stand

回归方程 Regression equation	相关系数 R^2	预测相关系数 Predicted R^2	标准差 S
$\overline{HS}_M = 9.26 + 0.737 \overline{HN}_M$	0.221	0.000	1.704
$\overline{HS}_{DW} = 12.1 + 0.352 \overline{HN}_{DW}$	0.165	0.000	1.599
$\overline{HS}_{CW} = 10.5 + 0.550 \overline{HN}_{CW}$	0.261	0.000	1.592
$\overline{HT}_M = -0.42 + 0.690 \overline{HS}_M$	0.792	0.745	0.682
$\overline{HT}_{DW} = -1.22 + 0.982 \overline{HS}_{DW}$	0.928	0.900	0.479
$\overline{HT}_{CW} = -2.53 + 0.978 \overline{HS}_{CW}$	0.914	0.894	0.555
$\overline{HT}_M = 3.40 + 0.877 \overline{HN}_M$	0.522	0.364	1.035
$\overline{HT}_{DW} = 9.51 + 0.449 \overline{HN}_{DW}$	0.258	0.000	1.536
$\overline{HT}_{CW} = 6.50 + 0.680 \overline{HN}_{CW}$	0.381	0.136	1.491

表中标准差（S）的单位为 m。

6.2 株数密度估测

6.2.1 方法

株数密度是单位面积上林木的株数，用于说明林木对其所占空间利用程度。实测林分密度通过每木检尺直接测得，估测林分密度通过识别的单木直接得到。

6.2.2 结果与分析

由实测数据和估测数据，计算得到实测株数密度和估测株数密度，其中实测株数密度又可以分为匹配实测株数密度、未匹配实测株数密度和全部实测株数密度 3 组，根据子样地面积（ $25\text{m} \times 25\text{m} = 625\text{m}^2$ ）换算到单位面积（ha）。

实测株数密度与估测株数密度的基本统计量如表 6-7 所列。从表中可以看出全部实测株数密度平均值约为匹配估测株数密度平均值的 3 倍，匹配实测株数密度平均值与估测株数平均值密度非常接近，未匹配实测株数密度约为估测株数密度的 2 倍，说明约有 2/3 的株数未能识别出来。

表 6-7 实测株数密度与估测株数密度的基本统计量

Table 6-7 Basic statistics of field-measured and estimated stem density

变量	个数	平均值	标准差	最小值	中位数	最大值
Variable	N	Mean	S	Min	Median	Max
NT	16	1439	415	592	1440	2448
NS	16	466	118	272	432	752
NN	16	971	323	320	984	1696
NE	16	523	103	400	504	752
NS/NT	16	33.37	6.26	23.85	32.99	45.95
NN/NT	16	66.49	6.22	54.05	66.75	76.15
NE/NT	16	38.24	9.66	28.89	34.92	67.57

表中 NT 表示全部实测株数密度，NS 表示匹配实测株数密度，NN 表示未匹配实测株数密度，NE 表示估测株数密度，单位均为株数/ha；NS/NT、NN/N 和 NE/NT 表示对应株数密度的比值，单位为%。

对全部实测株数与匹配实测株数、未匹配实测株数、估测株数进行线性回归分析，其回归方程如表 6-8 所列。从表中可以看出，全部实测株数与未匹配实测株数的相关性很高，与匹配实测株数、估测株数的相关性较差些，主要是由于未匹配的小树引起的，说明估测株数表示全部实测株数的能力相对较弱。

表 6-8 实测株数密度与估测株数密度的回归方程

Table 6-8 Regression equation between field-measured and estimated stem density

回归方程	相关系数	预测相关系数	标准差
Regression equation	R^2	Predicted R^2	S
$NT = 4.5 + 2.93 NS$	0.694	0.593	14.829
$NT = 13.6 + 1.26 NN$	0.960	0.945	5.348
$NT = -13.9 + 3.18 NE$	0.624	0.465	16.437

表中 NT 表示全部实测株数密度, NS 表示匹配实测株数密度, NN 表示未匹配实测株数密度, NE 表示估测株数密度, 单位均为株数/ha。

6.3 胸高断面积估测

6.3.1 方法

胸高断面积是单位面积上林木 1.3m 处横断面积的总和, 若单木胸径为 D , 则胸高断面积 BA 为:

$$BA = \sum_{i=1}^N \frac{\pi D_i^2}{4} \quad (6.6)$$

根据方程 (6.6), 可以由实测数据的单木胸径计算得到实测胸高断面积; 根据单木胸径的估测方程, 可以由估测数据的单木树高和单木冠幅计算得到估测胸径, 再根据方程 (6.6) 可以计算得到估测胸高断面积。

6.3.2 结果与分析

由实测数据和估测数据, 计算得到实测胸高断面积和估测胸高断面积。根据单木匹配情况, 胸高断面积又可以分为匹配数据的实测胸高断面积和估测胸高断面积, 以及全部数据的实测胸高断面积和估测胸高断面积, 根据子样地面积 ($25\text{m} \times 25\text{m} = 625\text{m}^2$) 换算到单位面积 (ha)。

实测胸高断面积与估测胸高断面积的基本统计量如表 6-9 所列。从表中可以看出匹配数据的实测胸高断面积平均比估测胸高断面积略高一些, 二者的差值占实测胸高断面积 6.9%, 全部数据的实测胸高断面积平均与估测胸高断面积的差值明显变大, 占实测胸高断面积 33.1%。

实测胸高断面积与估测胸高断面积的线性回归分析结果如表 6-10 所列, 从表中可以看出全部实测胸高断面积与全部估测胸高断面积的相关性(F 检验的显著性水平为 0.006) 低于匹配实测胸高断面积与匹配估测胸高断面积的相关性。

表 6-9 实测胸高断面积与估测胸高断面积的基本统计量

Table 6-9 Basic statistics of field-measured and estimated basal area

数据	变量	个数	平均值	标准差	最小值	中位数	最大值
Data	Variable	N	Mean	S	Min	Median	Max
匹配数据 Matched data	BAS	16	20.540	3.700	15.985	20.148	28.677
	BAE	16	19.110	4.380	12.950	18.660	26.720
	BAS-BAE	16	1.427	2.504	-3.031	1.880	7.267
全部数据 Total data	BAS	16	31.07	5.12	23.91	32.25	39.94
	BAE	16	20.81	4.53	12.40	22.01	28.92
	BAS-BAE	16	10.27	4.04	4.67	9.51	18.62

表中BAS表示实测胸高断面积，BAE表示估测胸高断面积，BAS-BAE表示二者的差值，单位为 m^2/ha 。

表 6-10 实测胸高断面积与估测胸高断面积的回归方程

Table 6-10 Regression equation between field-measured and estimated basal area

数据	回归方程	相关系数	预测相关系数	标准差
Data	Regression equation	R^2	Predicted R^2	S
匹配数据 Matched data	$\text{BAS} = 7.29 + 0.693 \text{ BAE}$	0.647	0.571	2.188
全部数据 Total data	$\text{BAS} = 15.68 + 0.7399 \text{ BAE}$	0.429	0.288	4.004

表中BAS表示实测胸高断面积，BAE表示估测胸高断面积，单位为 m^2/ha 。

6.4 生物量估测

6.4.1 方法

根据实测生物量相关生长方程（5.3），可以由实测数据计算得到实测生物量；根据估测生物量相关生长方程（5.4），可以由估测数据计算得到估测生物量。

6.4.2 结果与分析

由实测数据和估测数据，计算得到实测生物量和估测生物量。根据单木匹配情况，生物量又可以分为匹配数据的实测生物量和估测生物量，以及全部数据的实测生物量和估测生物量，根据子样地面积（ $25\text{m} \times 25\text{m} = 625\text{m}^2$ ）换算到单位面积（ha）。

实测生物量与估测生物量的基本统计量如表 6-9 所列。从表中可以看出匹配数据的实测生物量平均比估测生物量略高一些，二者的差值占实测生物量的 4.4%，全部数据的实测生物量平均与估测生物量的差值更大，占实测生物量 29.6%。

表 6-11 实测生物量与估测生物量的基本统计量

Table 6-11 Basic statistics of field-measured and estimated biomass

数据	变量	个数	平均值	标准差	最小值	中位数	最大值
Data	Variable	N	Mean	S	Min	Median	Max
匹配数据 Matched data	BS	16	96.40	19.32	69.37	94.14	136.69
	BE	16	92.13	21.84	60.11	90.46	129.88
	BS-BE	16	4.27	9.19	-10.80	5.27	27.85
全部数据 Total data	BS	16	142.55	25.14	100.90	149.09	173.12
	BE	16	100.38	22.77	57.34	106.56	140.80
	BS-BE	16	42.17	16.17	17.54	43.38	68.96

表中 BS 表示实测生物量，BE 表示估测生物量，BS-BE 表示二者的差值，单位为 t/ha。

实测生物量与估测生物量的线性回归分析结果如表 6-12 所列，从表中可以看出全部实测生物量与全部估测生物量的相关性低于匹配实测生物量与匹配估测生物量的相关性。

表 6-12 实测生物量与估测生物量的回归方程

Table 6-12 Regression equation of field-measured and estimated biomass

数据	回归方程	相关系数	预测相关系数	标准差
Data	Regression equation	R^2	Predicted R^2	S
匹配数据 Matched data	$BS = 22.5 + 0.803 BE$	0.824	0.769	8.400
全部数据 Total data	$BS = 56.48 + 0.8575 BE$	0.603	0.490	16.393

表中 BS 表示实测生物量，BE 表示估测生物量，单位为 t/ha。

6.5 小结

由 LIDAR 数据可以直接估测林分平均高和株数密度等参数,胸高断面积和生物量等参数只能通过相关生长方程进行间接估测。林分参数估测精度受林分生长状况、单木参数估测精度等多种因素的影响,本章主要分析了由单木参数估测林分参数的过程中不同方法对林分参数的估测结果的影响,具体来说,包括以下内容:

林分平均高的估测精度与林分平均高的计算方法有关,还与使用的数据有关。对于单木匹配数据来说,三种林分平均高计算方法中,实测林分算术平均高与估测林分算术平均高的相关性最高 (R^2 为 0.946, S 为 0.449 m),实测林分树冠面积加权平均高与估测林分树冠面积加权平均高的相关性次之 (R^2 为 0.935, S 为 0.474 m),实测林分胸高断面积加权平均高与估测林分树冠面积加权平均高的相关性再次之 (R^2 为 0.926, S 为 0.475 m);对于全部数据来说,三种林分平均高计算方法中,实测林分胸高断面积加权平均高与估测林分树冠面积加权平均高的相关性最高 (R^2 为 0.855, S 为 0.679 m),实测林分树冠面积加权平均高与估测林分树冠面积加权平均高的相关性次之 (R^2 为 0.794, S 为 0.861 m),实测林分算术平均高与估测林分算术平均高的相关性变化最大 (R^2 为 0.645, S 为 0.891 m),说明林分算术平均高容易受株数变化的影响,不如其它林分平均高计算方法稳定。

株数密度的估测精度受单木树冠特征的影响最大,当林分中树冠之间的相互遮挡比较严重时,特别是大树对小树的遮挡,将导致小树很难被识别出来,估测株数与实测株数的相关性 (R^2 为 0.624, S 为 16.437 株/ha) 显著低于实测株数中未匹配株数与全部株数的相关性 (R^2 为 0.960, S 为 5.348 株/ha),估测株数明显偏少 (约为全部株数的 1/3)。

胸高断面积的估测精度受胸径估测相关生长方程、株数密度等多种因素的影响,实测胸高断面积与估测胸高断面积的相关性偏低 (R^2 为 0.429, S 为 4.004 m²/ha)。

生物量的估测精度受生物量估测相关生长方程、株数密度等多种因素的影响,实测生物量与估测生物量的相关性较低 (R^2 为 0.603, S 为 16.393 t/ha)。

总之, LIDAR 数据可以用于估测林分平均高、株数密度等参数,用于林分模型、区域碳循环等相关研究,还可以为我国的森林资源调查提供大范围的基础数据,降低大范围外业调查的人力、财力和时间等成本,促进林业生产实践水平的提高。

第七章 结论与讨论

7.1 结论

通过对森林冠层 LIDAR 探测机理与单木树冠特征识别方法探讨,并使用试验数据对单木参数和林分参数估测方法进行验证,本研究得出了如下结论:

(1) 机载 LIDAR 能够测量森林冠层的三维结构特征。

机载 LIDAR 按照一定的时间间隔重复地发射激光脉冲,激光脉冲以扫描的方式覆盖整个飞行区,通过记录每个激光脉冲的返回信号,来保存探测地物的特征信息,对于森林覆盖区来说,就是森林冠层的特征信息。激光脉冲从发射装置出发,传输一定距离之后到达森林冠层表面,一部分信号被冠层中的枝叶散射返回到接收装置,一部分信号继续传输到达下层的枝叶或者地表,散射返回到接收装置,通过记录完整的返回信号,实现对森林冠层三维结构特征的测量。

机载 LIDAR 测量森林冠层三维结构特征的详细程度,在飞行参数一定的情况下,主要依赖于激光脉冲的重复频率和返回信号的分辨能力。激光脉冲重复频率越高,对森林冠层表面的采样越充分,越能够详细地描述森林冠层表面的起伏状态和森林冠层内部的孔隙特征,当单个树冠上的激光脉冲采样点足够多时,就能够进行单木特征的识别,提取相关的单木参数;激光脉冲重复频率越低,对森林冠层表面的采样越不充分,当单个树冠的激光脉冲采样点稀少,甚至多个树冠上才能有一个采样点时,无法进行单木特征的识别,只能进行林分特征的识别,提取相关的林分参数。

另外,当激光脉冲返回信号的分辨能力很高,能够记录激光脉冲返回能量随时间分布的完整波形时,就能够很好地描述激光脉冲传输路径上森林冠层的层次特征,但是这种描述能力容易受森林冠层内部枝叶特征的影响,在不同程度上达到饱和,即上层枝叶散射了大部分激光脉冲信号,下层枝叶仅能散射少量激光脉冲信号,甚至不能散射激光脉冲信号,导致下层枝叶的特征无法被探测到。当激光脉冲返回信号的分辨能力较高,仅能记录激光脉冲返回能量的几个特征点时,也就只能简单地描述森林冠层的部分层次特征。

因此,高采样密度、能够记录完整波形的机载 LIDAR 是测量森林冠层三维结构特征的最理想技术;高采样密度、能够记录离散回波点的机载 LIDAR 是测量森林冠层三维结构特征的实用技术;其它类型的机载 LIDAR 也具有一定的应用潜力。

(2) 通过一定的数据处理流程和相关的数据处理算法,可以由高采样密度机载 LIDAR 数据精确地提取单木的树冠特征。

高采样密度机载 LIDAR 数据包含了森林冠层的特征信息和林下地形的特征信息,对于平原或地势平缓的区域,地形对森林冠层表面的起伏状态影响较小,那么,对单木树冠特征识别算法的影响也较小,可以忽略;对于地形起伏变化比较大的山区,则需要考虑去除地形因素的影响,因此,在进行单木树冠特征识别之前,需要分离地面点和非地面点,根据地面点去除森林冠层数据中包含的高程信息,得到森林冠层的归一化数据。

森林冠层的归一化数据的精度主要受两个因素的影响,一是机载 LIDAR 数据的测量精度,另一个是林下地形的提取精度。很多文献已经证明机载 LIDAR 数据的测量精度能够满足地形测量的精度要求,林下地形的提取精度容易受地面点滤波算法的影响,虽然出现一定的变动,但是也在其它高程数据源的误差范围内,因此,也间接证明了森林冠层的归一化数据的精度可靠,这一点也在本研究中得到了证实。

从森林冠层的归一化数据中能够识别的单木树冠特征包括树冠顶点、树冠边界等,单木树冠特征的识别精度主要受两个因素的影响,一个是森林冠层的归一化数据的精度,另一个是单木树冠特征识别算法的精度。前者的精度已作了说明,后者的精度受树冠特征的影响比较大,特别是连续树冠比较难以识别,本研究中的一种新的单木树冠识别算法能够很好地解决该问题,在青海云杉天然次生林中得到了证实。

因此,选择合理的数据处理流程和优化的数据处理算法,有助于提高单木树冠特征的提取精度,实现一个专用的数据处理系统具有非常重要的现实意义,有利于促进 LIDAR 从试验研究转向实际应用。

(3) 由 LIDAR 识别的单木树冠特征可以估测相关的单木参数。

根据 LIDAR 识别的单木树冠特征能够估测的单木参数包括两类,一类是由 LIDAR 识别的单木树冠特征直接估测得到的参数,包括树高、冠幅等;另一类是通过相关生长方程估测得到的参数,包括胸径、生物量等。单木参数的直接估测精度依赖于单木树冠特征识别的精度,本研究结果表明在单木的直接估测参数中,单木树高的估测精度最高,其次是单木冠幅,单木枝下高的估测精度最低。这与 LIDAR 数据的获取方式有直接关系,机载 LIDAR 飞行于森林冠层的上方,通过向下发射激光脉冲的方式来获取森林冠层的特

征信息, 由于森林冠层中枝叶的遮挡, 会显著地降低单木枝下高的估测精度; 单木冠层由于受到邻近树冠的遮挡, 估测精度会有所降低; 单木树高由于未受到遮挡, 估测精度不受其它树冠的影响。

单木参数的间接估测精度主要依赖于单木树冠特征识别的精度和相关生长方程的精度。本研究结果表明单木胸径自然对数与单木树高自然对数、单木冠幅自然对数的二元线性回归方程最优, 再结合单木生物量的相关生长方程, 可以估测单木生物量。

(4) 由 LIDAR 估测的单木参数可以估测相关的林分参数。

根据 LIDAR 估测的单木参数能够估测的林分参数包括两类, 一类是与单木的直接估测参数相类似的参数, 包括林分平均高、株数密度等; 另一类是与单木的间接估测参数相类似的参数, 包括胸高断面积、生物量等。本研究结果表明林分算术平均高估测精度受株数密度估测精度的影响较大, 林分加权平均高估测精度受株数密度估测精度的影响较小, 其中树冠面积加权的估测林分高与胸高断面积加权的实测林分高之间的相关性最优; 株数密度的估测精度受林木分布特征的影响较大, 对于树冠特征显著的优势木和亚优势木来说, 可以得到精确的株数估测结果, 而对于小树和受压木来说, 株数估测结果则表现出一定的随机性, 因此, 上层林木株数与下层林木株数之间的比例关系会对估测株数密度的变异产生很大的影响。

林分参数的间接估测精度依赖于单木参数、相关生长方程以及株数密度的估测精度, 本研究结果表明在单木参数和相关生长方程估测精度一定的情况下, 株数密度对林分胸高断面积和生物量的估测精度的影响较大。

7.2 讨论

本研究在现有研究的基础上进行了理论与方法的创新, 主要包括两个方面, 第一方面是 LIDAR 探测森林冠层的机理创新, 第二方面是单木树冠特征识别方法的创新, 并在此基础上开展应用研究, 估测了森林资源调查中相关的单木参数和林分参数。创新点具体来说包括以下七点, 其中前三点属于第一方面的创新, 后四点属于第二方面的创新。

(1) 根据电磁传播理论提出了一种新的立体散射体模型, 用于描述激光脉冲与森林冠层之间的相关作用关系。

激光脉冲主要工作于紫外至近红外的波长范围内, 在非常短的时间内激光脉冲能量迅速达到峰值并迅速衰减, 激光脉冲时长一般为 ns 级。考虑到地物 (例如森林冠层中的

枝叶) 尺寸一般远大于激光脉冲波长, 激光脉冲与地物之间的相互作用主要表现为散射特征。根据地物特征, 本研究将散射体定义为简单散射体、立体散射体和复杂散射体三种类型。现有 LIDAR 模型能够很好地描述简单散射体的散射特征, 描述立体散射体时存在不足, 将激光脉冲与立体散射体的相互作用简单地看作是二者之间的卷积运算, 建立的 LIDAR 方程仅能表示激光脉冲时长和立体散射体深度对应的时长, 未考虑立体散射体内部不同层次的散射特征。本研究提出了一种新的卷积运算(称为扩展卷积), 用于解释立体散射体内部不同层次的散射特征, 建立了一个新的 LIDAR 方程, 能够表示激光脉冲时长和立体散射体 2 倍深度对应的时长。在立体散射体 LIDAR 方程的基础上, 重新定义了复杂散射体的 LIDAR 方程。

(2) 根据立体散射体模型提出了一种波形特征分析方法, 用于提取不同散射体的相关特征量。

现有研究结果表明激光脉冲发射能量的分布可以使用高斯函数进行描述, 包括激光脉冲的传输方向和横断面方向, 沿着传输方法, 激光脉冲前沿能量低、中部能量高、后沿能量低; 沿着横断面方法, 激光脉冲边缘能量低、中部能量高。激光脉冲返回能量的分布与不同散射体相互作用, 表现为不同特征; 反过来, 根据这些特征可以判断对应散射体的类型。简单散射体的返回能量特征与发射能量特征类似, 根据散射体特征量可以计算 LIDAR 到散射体之间的距离; 立体散射体的返回能量特征可以看作是发射能量特征沿着传输方向进行了展宽, 根据散射体特征量可以计算 LIDAR 到散射体之间的距离, 以及散射体的深度; 复杂散射体的返回能量多表现为多峰特征, 可以看作是简单散射体或/和立体散射体的简单叠加, 根据散射体特征量可以计算 LIDAR 到散射体之间的距离(包括各子散射体之间的距离), 以及散射体的深度(包括子立体散射体的深度)。

(3) 根据波形特征量提出了一种相对后向散射截面分析方法, 用于提取不同散射体的相对后向散射率。

后向散射截面是对散射体后向散射能力的一种描述, 是目标反射率、有效接收面积和 Ω 散射空间的综合反映。由于后向散射截面解算时很难获取全部的参数, 因此, 本研究选择一类散射体作为参照散射体, 定义了一种便于解算的相对后向散射截面。激光脉冲照射区有一定的范围, 将相对后向散射截面除以照射区的面积就可以得到相对后向散射率, 即单位照射面积上的相对后向散射截面。考虑到立体散射体有一定的深度, 可以计算等效相对后向散射截面和等效相对后向散射率。对于复杂散射体来说, 可以分别计

算各子散射体的等效相对后向散射截面和等效相对后向散射率，也可以计算整个复杂散射体的等效相对后向散射截面和等效相对后向散射率。

(4) 根据单木树冠特征提出了一种新的树冠边界识别算法，用于提取单木参数和林分参数。

森林冠层中的单木树冠受邻近树冠等因素的影响，改变了单木树冠的理想形状特征。现有研究一般假设树冠顶点高于树冠其它部分，采用局部最大值算法搜索树冠顶点，采样多项式拟合或区域生长算法识别树冠边界，存在的缺点是树冠边界识别能力较弱，特别是连续树冠的边界不能很好地识别。本研究提出了一种双正切角树冠边界识别算法，假设树冠顶点与树冠上点对彼此在地面上投影点的张角随着树冠上点与树冠顶点之间的距离增加而增加，该算法对距离树冠顶点较近的树冠上表面的微小起伏反应不敏感，靠近树冠边缘时这种反应变得比较敏感，不但能够保证树冠的主体区域被识别出来，还能够保证树冠边缘的起伏特征被识别出来。对于连续树冠该算法采用了等比例判别规则，按照树高之间的比例关系划分连续树冠之间的边界。

(5) 在 LIDAR 数据预处理的过程中，提出了一种激光脉冲平均点间隔（或点密度）计算方法；根据激光脉冲平均点间隔，提出了一种点云数据栅格化时像元尺寸的确定准则，即像元尺寸为平均点间隔的 $1/2$ ，在尽可能保留采样点信息的同时，尽可能地减小信息冗余量。

(6) 在 LIDAR 数据预处理的过程中，提出了一种邻域内插算法，用于填充点云数据栅格化时的零值点。该算法与常规内插算法（例如反距离内插法、TIN 内插法和克里金内插法等）相比具有独特的优点，能够用于分析 LIDAR 数据存在的孔洞特征，例如采用 5 邻域像元的邻域内插法能够保留最小直径为 4 个像元的圆形孔洞。

(7) 在 LIDAR 数据预处理的过程中，提出了一种邻域平滑算法，用于平滑树冠表面的凹入点。该算法与常规平滑算法（例如均值平滑、高斯平滑等）相比具有独特的优点，不会改变树冠顶点的高度值，尽可能地保留了树冠的主要形状特征。

7.3 展望

本研究采用高采样密度机载 LIDAR 数据估测了相关的森林参数，解决了一些理论与技术方法问题，还发现了今后需要解决的一系列问题，具体来说包括以下几点：

(1) 本研究提出的立体散射体模型虽然很好地解释了单个激光脉冲的返回波形特征,但是仍需要使用模拟的合成波形作进一步的验证。由单个波形合成波形时需要考虑合成波形的等效光斑直径、单个波形的权重因子、地形特征等多种因素。另外,还可以由点云数据合成波形,并对单个波形的合成波形和点云数据的合成波形进行比较分析,以此评价点云数据合成波形的能力。

(2) 本研究提出的单木树冠识别算法虽然很多地识别了青海云杉天然次生林的树冠特征,但是仍需要使用不同林分的树冠作进一步的验证。选择林分时需要考虑林龄、树种、郁闭度等因素,另外,还需要考虑激光脉冲的采样密度、数据处理过程中的各种参数设置等因素。

(3) 本研究仅使用了 LIDAR 数据的高度信息估测森林参数,再结合回波强度、回波数等信息将有利于改善相关参数的估测结果。

(4) 着重解决 LIDAR 数据处理过程的相关技术问题,建立一套完整的数据处理系统和技术流程规范,培训专业技术人员,将有利于促进 LIDAR 技术的实用化,更好地为我国各级森林资源调查提供技术支持,服务于当前的林业生态建设。

(5) LIDAR 数据能够提供精确的高度信息,高光谱数据能够提供丰富的光谱信息,多光谱和雷达等数据的覆盖能力更强,综合利用多源遥感数据的技术优势,发展相关的理论模型,将会进一步提高遥感技术的对地观测能力。

参考文献

- [1] Aber J. D., 1979. Foliage-height profiles and succession in Northern Hardwood forest. *Ecology* 60: 18–23.
- [2] Ackermann F., 1999. Airborne laser scanning—present status and future expectations. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54, 64–67.
- [3] Andersen H., McGaughey R. J., Reutebuch S. E., 2005. Estimating forest canopy fuel parameters using LIDAR data. *Remote Sensing of Environment*, 94, 441–449.
- [4] Andersen H.-E., 2003. Estimation of critical forest structure metrics through the spatial analysis of airborne laser scanner data. Doctoral Dissertation, University of Washington.
- [5] Anderson J. E., 2006. Remote detection of forest structure in the White Mountains of New Hampshire: An integration of waveform lidar and hyperspectral remote sensing data. Doctoral Dissertation, University of New Hampshire.
- [6] Anderson J., Martin M.E., Smith M-L., Dubayah R.O., Hofton M.A., Hyde P., Peterson B.E., Blair J.B., Knox R.G., 2006. The use of waveform lidar to measure northern temperate mixed conifer and deciduous forest structure in New Hampshire. *Remote Sensing of Environment*, 105, 248–261.
- [7] Axelsson P., 1999. Processing of laser scanner data—algorithms and applications. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54, 138–147.
- [8] Baltsavias E.P., 1999. A comparison of between photogrammetry and laser scanning. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54, 83–94.
- [9] Baltsavias E.P., 1999. Airborne laser scanning: basic relations and formulas. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54, 199–214.
- [10] Baltsavias E.P., 1999. Airborne laser scanning: existing systems and firms and other resources. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54, 164–198.
- [11] Balzter H., Rowland C.S., Saich P., 2007. Forest canopy height and carbon estimation at Monks Wood National Nature Reserve, UK, using dual-wavelength SAR interferometry. *Remote Sensing of Environment*, 108, 224–239.
- [12] Blackburn G. A., 2002. Remote sensing of forest pigments using airborne imaging spectrometer and LIDAR imagery. *Remote Sensing of Environment*, 82, 311–321.
- [13] Blair J.B., Rabine D.L., Hofton M.A., 1999. The Laser Vegetation Imaging Sensor: a medium-altitude, digitisation-only, airborne laser altimeter for mapping vegetation and topography. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54, 115–122.
- [14] Bork E. W., Su J. G., 2007. Integrating LIDAR data and multispectral imagery for enhanced classification of rangeland vegetation: A meta analysis.
- [15] Bortolot Z. J., Wynne R. H., 2005. Estimating forest biomass using small footprint LiDAR data: An individual tree-based approach that incorporates training data. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 59, 342–360.
- [16] Brandtberg T., 2007. Classifying individual tree species under leaf-off and leaf-on conditions using airborne lidar. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 61, 325–340.
- [17] Brandtberg T., Warner T. A., Landenberger R. E., McGraw J. B., 2003. Detection and analysis of individual leaf-off tree crowns in small footprint, high sampling density lidar data from the eastern deciduous forest in North America. *Remote Sensing of Environment*, 85, 290–303.
- [18] Chen X., Vierling L., Rowell E., DeFelice T., 2004. Using lidar and effective LAI data to evaluate

- IKONOS and Landsat 7 ETM+ vegetation cover estimates in a ponderosa pine forest. *Remote Sensing of Environment*, 91, 14–26.
- [19] Clark M. L., 2005. An Assessment of Hyperspectral and Lidar Remote Sensing for the Monitoring of Tropical Rain Forest Trees. Doctoral Dissertation, University of California.
- [20] Clark M. L., Clark D. B., Roberts D. A., 2004. Small-footprint lidar estimation of sub-canopy elevation and tree height in a tropical rain forest landscape. *Remote Sensing of Environment*, 91, 68–89.
- [21] Coops N. C., Hilker T., Wulder M. A., St-Onge B., Newnham G., Siggins A., Trofymow J. A., 2006. Estimating canopy structure of Douglas-fir forest stands from discrete-return LiDAR. *Trees*, 21(3), 295–310.
- [22] Donoghue D. N. M., Watt P. J., Cox N. J., Wilson J., 2007. Remote sensing of species mixtures in conifer plantations using LiDAR height and intensity data. *Remote Sensing of Environment*, 110, 509–522.
- [23] Drake J. B., 2001. Estimation of Tropical Forest Aboveground Boimass Using Large-Footprint Lidar. Doctoral Dissertation, University of Maryland.
- [24] Drake J. B., Dubayah R. O., Clark D. B., Knox R. G., Blair J. B., Hofton M. A., Chazdon R. L., Weishampel J. F., Prince S. D., 2002. Estimation of tropical forest structural characteristics using large-footprint lidar. *Remote Sensing of Environment*, 79, 305–319.
- [25] Drake J. B., Dubayah R. O., Knox R. G., Clark D. B., Bair J. B., 2002. Sensitivity of large-footprint lidar to canopy structure and biomass in a neotropical rainforest. *Remote Sensing of Environment*, 81, 378–392.
- [26] Drake J. B., Weishampel J. F., 2001. Simulating vertical and horizontal multifractal patterns of a longleaf pine savanna. *Ecological Modelling*, 145, 129–142.
- [27] Faridhosseini A., 2006. Using airborne lidar to differentiate cottonwood trees in a riparian area and refine riparian water use estimates. Doctoral Dissertation, University of Arizona.
- [28] Frazer G. W., Wulder M. A., Niemann K. O., 2005. Simulation and quantification of the fine-scale spatial pattern and heterogeneity of forest canopy structure: A lacunarity-based method designed for analysis of continuous canopy heights. *Forest Ecology and Management*, 214, 65–90.
- [29] Goodwin N. R., Coops N. C., Culvenor D. S., 2006. Assessment of forest structure with airborne LiDAR and the effects of platform altitude. *Remote Sensing of Environment*, 103, 140–152.
- [30] Goodwin N.R., Coops N.C., Culvenor D.S., 2007. Development of a simulation model to predict LiDAR interception in forested environments. *Remote Sensing of Environment*, 111, 481–492.
- [31] Hall S.A., Burke I.C., Box D.O., Kaufmann M.R., Stoker J.M., 2005. Estimating stand structure using discrete-return lidar: an example from low density, fire prone ponderosa pine forests. *Forest Ecology and Management*, 208, 189–209.
- [32] Hanssen K. H., Solberg S., 2007. Assessment of defoliation during a pine sawfly outbreak: Calibration of airborne laser scanning data with hemispherical photography. *Forest Ecology and Management*, 250, 9–16.
- [33] Harding D.J., Lefsky M.A., Parker G.G., Blair J.B., 2001. Laser altimeter canopy height profiles Methods and validation for closed-canopy, broadleaf forests. *Remote Sensing of Environment*, 76, 283–297.
- [34] Hofton M. A., Rocchio L. E., Blair J. B., Dubayah R., 2002. Validation of Vegetation Canopy Lidar sub-canopy topography measurements for a dense tropical forest. *Journal of Geodynamics*, 34, 491–502.
- [35] Hofton, M.A., Minster, J.B., Blair, J.B., 2000. Decomposition of laser altimeter waveforms. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 38 (4), 1989–1996.

- [36] Hollaus M., Wagner W., Eberhofer C., Karel W., 2006. Accuracy of large-scale canopy heights derived from LiDAR data under operational constraints in a complex alpine environment. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 60, 323–338.
- [37] Holmgren J., Nilsson M., Olsson H., 2003. Estimation of Tree Height and Stem Volume on Plots Using Airborne Laser Scanning. *Forest Science*, 49(3), 419–428.
- [38] Hudak A. T., Lefsky M. A., Cohen W. B., Berterretche M., 2002. Integration of lidar and Landsat ETM+ data for estimating and mapping forest canopy height. *Remote Sensing of Environment*, 82, 397–416.
- [39] Hyde P., 2005. Measuring and Mapping Forest Wildlife Habitat Characteristics Using Lidar Remote Sensing and Multi-Sensor Fusion. Doctoral Dissertation, University of Maryland.
- [40] Hyde P., Dubayah R., Peterson B., Blair J.B., Hofton M., Hunsaker C., Knox R., Walker W., 2005. Mapping forest structure for wildlife habitat analysis using waveform lidar: Validation of montane ecosystems. *Remote Sensing of Environment*, 96, 427–437.
- [41] Hyde P., Dubayah R., Walker W., Blair J. B., Hofton M., Hunsaker C., 2006. Mapping forest structure for wildlife habitat analysis using multi-sensor (LiDAR, SAR/InSAR, ETM+, Quickbird) synergy. *Remote Sensing of Environment*, 102, 63–73.
- [42] Hyde P., Nelson R., Kimes D., Levine E., 2007. Exploring LiDAR–RaDAR synergy — predicting aboveground biomass in a southwestern ponderosa pine forest using LiDAR, SAR and InSAR. *Remote Sensing of Environment*, 106, 28–38.
- [43] Jelalian A. V., 1992. *Laser Radar Systems*, Londow: Artech House, 1 – 57.
- [44] Jensen J. L. R., Humes K. S., Conner T., Williams C.J., DeGroot J., 2006. Estimation of biophysical characteristics for highly variable mixed-conifer stands using small-footprint lidar. *Can. J. For. Res.*, 36, 1129–1138.
- [45] Kao D. L., Kramer M.G., Love A. L., Dungan J. L., Pang A.T., 2005. Visualizing Distributions from Multi-Return Lidar Data to Understand Forest Structure. *The Cartographic Journal*, 42(1), 35–47.
- [46] Kimes D.S., Ranson K.J., Sun G., Blair J.B., 2006. Predicting lidar measured forest vertical structure from multi-angle spectral data. *Remote Sensing of Environment*, 100, 503–511.
- [47] Kobler A., Pfeifer N., Ogrinc P., Todorovski L., Oštir K., Džeroski S., 2007. Repetitive interpolation: A robust algorithm for DTM generation from Aerial Laser Scanner Data in forested terrain. *Remote Sensing of Environment*, 108, 9–23.
- [48] Koch B., Heyder U., Weinacker H., 2006. Detection of Individual Tree Crowns in Airborne Lidar Data. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 72(4), 357–363.
- [49] Koetz B., Sun G., Morsdorf F., Ranson K. J., Kneubühler M., Itten K., Allgöwer B., 2007. Fusion of imaging spectrometer and LIDAR data over combined radiative transfer models for forest canopy characterization. *Remote Sensing of Environment*, 106, 449–459.
- [50] Kotchenova S. Y., 2005. New Approaches to Retrieval and Application of Lidar-Measured Vegetation Vertical Canopy Profiles. Doctoral Dissertation, Boston University.
- [51] Kotchenova S. Y., Song X., Shabanov N. V., Potter C. S., Knyazikhin Y., Myneni R. B., 2004. Lidar remote sensing for modeling gross primary production of deciduous forests. *Remote Sensing of Environment*, 92, 158–172.
- [52] Koukoulas S., Blackburn G. A., 2004. Quantifying the spatial properties of forest canopy gaps using LiDAR imagery and GIS. *International Journal of Remote Sensing*, 25(15), 3049–3071.
- [53] Koukoulas S., Blackburn G. A., 2005. Mapping individual tree location, height and species in broadleaved deciduous forest using airborne LIDAR and multi-spectral remotely sensed data. *International Journal of Remote Sensing*, 26(3), 431–455.
- [54] Lee A. C., Lucas R. M., 2007. A LiDAR-derived canopy density model for tree stem and crown

- mapping in Australian forests. *Remote Sensing of Environment*, 111, 493–518.
- [55] Lefsky M. A., 1997, Application of lidar remote sensing to the estimation of forest canopy and stand structure. Doctoral Dissertation, University of Virginia.
- [56] Lefsky M. A., Cohen W. B., Acker S. A., Parker G. G., Spies T. A., Harding D., 1999. Lidar Remote Sensing of the Canopy Structure and Biophysical Properties of Douglas-Fir Western Hemlock Forests. *REMOTE SENS. ENVIRON.*, 70, 339–361.
- [57] Lefsky M. A., Cohen W. B., Parker G. G., Harding D. J., 2002. Lidar remote sensing for ecosystem studies. *Bioscience*, 52(1), 19–30.
- [58] Lefsky M. A., Cohen W. B., Spies T. A., 2001. An evaluation of alternate remote sensing products for forest inventory, monitoring, and mapping of Douglas-fir forests in western Oregon. *Canadian Journal of Forest Research*, 31, 78–87. (Can. J. For. Res.)
- [59] Lefsky M. A., Harding D., Cohen W. B., Parker G., Shugart H. H., 1999. Surface Lidar Remote Sensing of Basal Area and Biomass in Deciduous Forests of Eastern Maryland, USA. *REMOTE SENS. ENVIRON.*, 67, 83–98.
- [60] Lefsky M. A., Hudak A. T., Cohen W. B., Acker S. A., 2005. Geographic variability in lidar predictions of forest stand structure in the Pacific Northwest. *Remote Sensing of Environment*, 95, 532–548.
- [61] Lefsky M. A., Hudak A. T., Cohen W. B., Acker S. A., 2005. Patterns of covariance between forest stand and canopy structure in the Pacific Northwest. *Remote Sensing of Environment*, 95, 517–531.
- [62] Lefsky M.A., Turner D.P., Guzy M., Cohen W.B., 2005. Combining lidar estimates of aboveground biomass and Landsat estimates of stand age for spatially extensive validation of modeled forest productivity. *Remote Sensing of Environment*, 95, 549–558.
- [63] Lim K. S.-W., 2006. Lidar Remote Sensing of Forest Canopy and Stand Structure. Doctoral Dissertation, Queen's University.
- [64] Lim K., Treitz P., Wulder M., St-Onge B., Flood M., 2003. LiDAR remote sensing of forest structure. *Progress in Physical Geography*, 27, 1, 88–106.
- [65] Lipschutz S., 1998. Set Theory and Related Topics, New York: McGraw Hil, 1 – 33.
- [66] Lovell J.L., Jupp D. L. B., Newnham G. J., Coops N. C., Culvenor D. S., 2005. Simulation study for finding optimal lidar acquisition parameters for forest height retrieval. *Forest Ecology and Management*, 214, 398–412.
- [67] Lowman D. M., Nadkarni N. M. *Forest Canopies*. San Diego: Academic Press, 1995.
- [68] Lowman D. M., Rinker H. B. *Forest Canopies* (second edition). San Diego: Elsevier Academic Press, 2004.
- [69] Lucas R. M., Cronin N., Lee A., Moghaddam M., Witte C., Tickle P., 2006. Empirical relationships between AIRSAR backscatter and LiDAR-derived forest biomass, Queensland, Australia. *Remote Sensing of Environment*, 100, 407–425.
- [70] MacArthur R. H., Horn H. S., 1969, Foliage profile by vertical measurements. *Ecology* 50: 802–804.
- [71] Maltamo M., Eerikainen K., Pitkanen J., Hyypä J., Vehmas M., 2004. Estimation of timber volume and stem density based on scanning laser altimetry and expected tree size distribution functions. *Remote Sensing of Environment*, 90, 319–330.
- [72] Maltamo M., Packalén P., Yu X., Eerikainen K., Hyypä J., Pitkanen J., 2005. Identifying and quantifying structural characteristics of heterogeneous boreal forests using laser scanner data. *Forest Ecology and Management*, 216, 41–50.
- [73] McCombs J. W., Roberts S. D., Evans D. L., 2003. Influence of Fusing Lidar and Multispectral Imagery on Remotely Sensed Estimates of Stand Density and Mean Tree Height in a Managed Loblolly Pine Plantation. *Forest Science*, 49(3), 457–466.

-
- [74] Means J. E., Acker S. A., Harding D. J., Blair J. B., Lefsky M. A., Cohen W. B., Harmon M. E., McKee W. A., 1999. Use of Large-Footprint Scanning Airborne Lidar To Estimate Forest Stand Characteristics in the Western Cascades of Oregon. *REMOTE SENS. ENVIRON.*, 67, 298–308.
 - [75] Moffiet T., Mengersen K., Witte C., King R., Denham R., 2005. Airborne laser scanning: Exploratory data analysis indicates potential variables for classification of individual trees or forest stands according to species. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 59, 289–309.
 - [76] Morsdorf F., Meier E., Kotz B., Itten K. I., Dobbertin M., Allgower B., 2004. LIDAR-based geometric reconstruction of boreal type forest stands at single tree level for forest and wildland fire management. *Remote Sensing of Environment*, 92, 353–362.
 - [77] Nilsson M., 1996. Estimation of Tree Heights and Stand Volume Using an Airborne Lidar System. *REMOTE SENS. ENVIRON.*, 56, 1–7.
 - [78] Ni-Meister W., Jupp D.L.B., Dubayah R., 2001. Modeling lidar waveforms in heterogeneous and discrete canopies. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, 39(9): 1943–1958.
 - [79] Nixon M. S., Aguado A. S., 2008. *Feature Extraction and Image Processing* second edition, Oxford: Academic Press, 1 – 113.
 - [80] Pang Y, Li Z, Sun G, Lefsky M, Yu X., 2006. Model Based Terrain Effect Analyses on ICESat GLAS Waveforms, *Proceedings of IGARSS06*.
 - [81] Pang Y, Li Z, Sun G., 2003. A Large Footprint LIDAR Waveform Model For Forest. *Proceedings of Scandlaser Scientific Workshop on Airborne Laser Scanning of Forests*, 59–64.
 - [82] Pang Y, Yu X, Sun G, et al., 2005. Forest Height Estimation from ICESAT GLAS in Northeastern China, *Proceedings of the 9th International Symposium on Physical Measurements and Signature in Remote Sensing (ISPMSRS)*.
 - [83] Parker G. G., 1995. Structure and microclimate of forest canopies. In: *Forest Canopy*. San Diego: Academic Press.
 - [84] Parker G. G., Lefsky M. A., Harding D. J., 2001. Light transmittance in forest canopies determined using airborne laser altimetry and in-canopy quantum measurements. *Remote Sensing of Environment*, 76, 298–309.
 - [85] Patenaude G, Hill R.A, Milne R., Gaveau D.L.A., Briggs B.B.J., Dawson T.P., 2004. Quantifying forest above ground carbon content using LiDAR remote sensing. *Remote Sensing of Environment*, 93, 368–380.
 - [86] Patenaude G, Milne R., Dawson T. P., 2005. Synthesis of remote sensing approaches for forest carbon estimation: reporting to the Kyoto Protocol. *Environmental Science & Policy*, 8, 161–178.
 - [87] Persson, Å., Söderman, U., Töpel, J., Ahlberg, S., 2005. Visualization and analysis of full-waveform airborne laser scanner data. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* 36, 103–108 (Part 3/W19).
 - [88] Popescu S. C., 2002. Estimating Plot-Level Forest Biophysical Parameters Using Small-Footprint Airborne Lidar Measurements. *Doctoral Dissertation*, Virginia Tech.
 - [89] Popescu S. C., 2007. Estimating biomass of individual pine trees using airborne lidar. *Biomass and Bioenergy*, 31, 646–655.
 - [90] Popescu S. C., Wynne R. H., Nelson R. F., 2002. Estimating plot-level tree heights with lidar: local filtering with a canopy-height based variable window size. *Computers and Electronics in Agriculture*, 37, 71–95.
 - [91] Popescu S. C., Wynne R. H., Scrivani J. A., 2004. Fusion of Small-Footprint Lidar and Multispectral Data to Estimate Plot-Level Volume and Biomass in Deciduous and Pine Forests in Virginia, USA. *Forest Science*, 50(4), 551–565.

- [92] Reutebuch S. E., Andersen H.-E., McGaughey R. J., 2005. Light Detection and Ranging (LIDAR): An Emerging Tool for Multiple Resource Inventory. *Journal of Forestry*, 103, 6, 286–292.
- [93] Riano D., Chuvieco E., Condes S., Gonzalez-Matesanz J., Ustin S. L., 2004. Generation of crown bulk density for *Pinus sylvestris* L. from lidar. *Remote Sensing of Environment*, 92, 345–352.
- [94] Riano D., Meier E., Allgower B., Chuvieco E., Ustin S. L., 2003. Modeling airborne laser scanning data for the spatial generation of critical forest parameters in fire behavior modeling. *Remote Sensing of Environment*, 86, 177–186.
- [95] Riano D., Valladares F., Condes S., Chuvieco E., 2004. Estimation of leaf area index and covered ground from airborne laser scanner (Lidar) in two contrasting forests. *Agricultural and Forest Meteorology*, 124, 269–275.
- [96] Roberts S. D., Dean T. J., Evans D. L., McCombs J. W., Harrington R. L., Glass P. A., 2005. Estimating individual tree leaf area in loblolly pine plantations using LiDAR-derived measurements of height and crown dimensions. *Forest Ecology and Management*, 213, 54–70.
- [97] Ronald E. McRoberts, Erkki O. Tomppo, 2007. Remote sensing support for national forest inventories. *Remote Sensing of Environment*, 110, 412–419.
- [98] St-Onge B., Jumelet J., Cobello M., Véga C., 2004. Measuring individual tree height using a combination of stereophotogrammetry and lidar. *Can. J. For. Res.*, 34, 2122–2130.
- [99] Streutker D. R., Glenn N. F., 2006. LiDAR measurement of sagebrush steppe vegetation heights. *Remote Sensing of Environment*, 102, 135–145.
- [100] Su G., 2004. DEM Modelling, Vegetation Characterization and Mapping of Aspen Parkland Rangeland Using LIDAR Data. Doctoral Dissertation, University of Alberta.
- [101] Suarez J. C., Ontiveros C., Smith S., Snape S., 2005. Use of airborne LiDAR and aerial photography in the estimation of individual tree heights in forestry. *Computers & Geosciences*, 31, 253–262.
- [102] Sun G., Ranson K. J., 2000. Modeling LIDAR returns from forest canopies. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(6): 2617–2626.
- [103] Sun G., Ranson K. J., 2002. Modeling Lidar and Radar Returns of Forest Canopies For Data Fusion. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS '02)*, 3: 1387–1389.
- [104] Thomas V. A., 2007. Spatially explicit modelling of forest structure and function using airborne lidar and hyperspectral remote sensing data combined with micrometeorological measurements. Doctoral Dissertation, Queen's University (Canada).
- [105] Thomas V., Finch D.A., McCaughey J.H., Noland T., Rich L., Treitz P., 2006. Spatial modelling of the fraction of photosynthetically active radiation absorbed by a boreal mixedwood forest using a lidar–hyperspectral approach. *Agricultural and Forest Meteorology*, 140, 287–307.
- [106] Thomas V., Treitz P., McCaughey J.H., Morrison I., 2006. Mapping stand-level forest biophysical variables for a mixedwood boreal forest using lidar: an examination of scanning density. *Can. J. For. Res.*, 36, 34–47.
- [107] Tickle P.K., Lee A., Lucas R.M., Austin J., Witte C., 2006. Quantifying Australian forest floristics and structure using small footprint LiDAR and large scale aerial photography. *Forest Ecology and Management*, 223, 379–394.
- [108] van Aardt J. A. N., 2004. An Object-Oriented Approach to Forest Volume and Aboveground Biomass Modeling using Small-Footprint Lidar Data for Segmentation, Estimation, and Classification. Doctoral Dissertation, Virginia Polytechnic Institute and State University.
- [109] Wagner W., Roncat A., Melzer T., Ullrich A., 2007. Waveform Analysis Techniques In Airborne Laser Scanning. *IAPRS Volume XXXVI*, 413–418 (Part 3 / W52).

- [110] Wagner, W., Ullrich, A., Ducic, V., Melzer, T., Studnicka, N., 2006. Gaussian decomposition and calibration of a novel small-footprint full-waveform digitising airborne laser scanner. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing* 60 (2), 100–112.
- [111] Wagner, W., Ullrich, A., Melzer, T., Briesse, C., Kraus, K., 2004. From single-pulse to full-waveform airborne laser scanners: potential and practical challenges. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* 35, 201–206 (Part B3).
- [112] Wehr A., Lohr U., 1999. Airborne laser scanning—an introduction and overview. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54, 68–82.
- [113] Wikipedia, Disjoint sets, http://en.wikipedia.org/wiki/Disjoint_sets
- [114] Wikipedia, Disjoint-set data structure, http://en.wikipedia.org/wiki/Disjoint-set_data_structure
- [115] Zimble, D. A., Evans, D. L., Carlson, G. C., Parker, R. C., Grado, S. C., Gerard, P. D. (2003). Characterizing vertical forest structure using small-footprint airborne LiDAR. *Remote Sensing of Environment*, 87, 171–182.
- [116] 昌彦君, 朱光喜, 彭复员, 等. 机载激光海洋测深技术综述. *海洋科学*, 2002, 26(5): 34 – 36.
- [117] 陈银萍. 祁连山青海云杉种群结构组建稳定性机制研究. 甘肃农业大学硕士学位论文, 2000: 8 – 10.
- [118] 党宏忠. 祁连山水源涵养林水文特征研究, 东北林业大学博士学位论文, 2004: 26 – 28
- [119] 党宏忠, 赵雨森, 陈祥伟. 祁连山水源涵养林水分传输规律研究. *中国生态农业学报*, 2004, 12 (2): 43 – 46.
- [120] 董晓红. 祁连山排露沟小流域森林植被水文影响的模拟研究. 中国林业科学研究院硕士学位论文, 2007: 8 – 12
- [121] 窦茂森, 高文静, 杨彦杰. 激光大气主动遥感测量应用综述. *激光与红外*, 2006, 36(12): 1110 – 1112
- [122] 高发泰. 祁连山水源涵养林天然更新状况调查. *甘肃林业科技*, 2003, 28 (4): 55 – 57.
- [123] 黄海霞. 祁连山水源涵养林可持续经营标准与指标体系的建立. *甘肃林业科技*, 2002, 27(2): 15 – 18.
- [124] 黄海霞. 祁连山水源涵养林可持续经营标准与指标体系的研究. 甘肃农业大学硕士学位论文, 2002: 12 – 14.
- [125] 黄麟, 张晓丽. 三维成像激光雷达遥感技术在林业中的应用. *世界林业研究*, 2006, 19(4): 11 – 17.
- [126] 李英成, 文沃根, 王伟. 快速获取地面三维数据的 LIDAR 技术系统. *测绘科学*, 2002, 27(4): 35 – 38.
- [127] 李征航, 黄劲松. *GPS 测量与数据处理*. 武汉大学出版社, 2005: 144 – 151.
- [128] 刘贤德, 杨全生. 祁连山生物多样性研究, 北京: 中国科学技术出版社, 2006: 1 – 23
- [129] 刘庄. 祁连山自然保护区生态承载力评价研究. 南京师范大学博士学位论文, 2004: 59 – 66
- [130] 马永俊, 王金叶, 刘兴明等. 祁连山保护区森林生态系统现状与保护对策. *西北林学院学报*, 2005, 20(4): 5 – 8.
- [131] 庞勇, 李增元, Sun Guoqing, 等. 地形对大光斑激光雷达森林回波影响研究. *林业科学研究*, 2007, 20(4): 464 – 468.
- [132] 庞勇, 李增元, 陈尔学, 等. 激光雷达技术及其在林业上的应用. *林业科学*, 2005, 41(3): 129 – 136.
- [133] 庞勇, 孙国清, 李增元. 林木空间格局对大光斑激光雷达波形的影响模拟. *遥感学报*, 2006, 10(1): 97 – 103.
- [134] 庞勇, 于信芳, 李增元, 等. 星载激光雷达波形长度提取与林业应用潜力分析. *林业科学*, 2006, 42(7): 137 – 140.

- [135] 庞勇. 星载干涉雷达和激光雷达数据森林参数反演. 中国科学院遥感应用研究所博士学位论文, 2005.
- [136] 舒宁. 激光成像. 武汉: 武汉大学出版社, 2005.
- [137] 谭显裕. 激光雷达测距方程研究. 电光与控制, 2001, 1: 12 - 18.
- [138] 王春晖, 张建, 李明卓, 等. 激光气象雷达多次后向散射信号特性分析. 光子学报, 2007, 36(10): 1881 - 1883.
- [139] 王多尧. 祁连山(北坡)青海云杉群落物种多样性研究. 甘肃农业大学硕士学位论文, 2005: 16 - 25
- [140] 王金叶, 于彭涛, 王彦辉等. 森林生态水文过程研究: 以祁连山水源涵养林为例. 北京: 科学出版社, 2008: 1 - 13.
- [141] 王永平. 机载 LiDAR 数据处理及林业三维信息提取研究. 中国测绘科学研究院硕士论文, 2006
- [142] 肖兴威. 中国森林资源清查. 北京: 中国林业出版社, 2005: 23 - 41.
- [143] 徐柏林, 王金叶, 葛双兰. 祁连山(北坡)水源涵养林类型划分与组成结构分析. 甘肃林业科技, 2001, 26 (3): 16 - 19, 24.
- [144] 阎吉祥, 龚顺生, 刘智深. 环境监测激光雷达. 北京: 科学出版社, 2001.
- [145] 杨伯钢. 北京市多尺度森林覆盖信息的提取与分析. 北京林业大学博士学位论文, 2006.
- [146] 张立杰. 祁连山青海云杉林林窗特征及更新特点的研究. 甘肃农业大学硕士学位论文, 2006: 17 - 19.
- [147] 张鹰, 温娅丽, 马力. 祁连山北坡中部气候特征及垂直气候带的划分. 山地学报, 2001, 19 (6): 497 - 502.
- [148] 赵峰. 机载激光雷达数据和数码相机影像林木参数提取研究. 中国林业科学研究院博士学位论文, 2007.
- [149] 周淑芳. 基于机载 LiDAR 与航空像片的单木树高提取研究. 东北林业大学硕士学位论文, 2007.

在读期间的学术研究

一、攻读博士学位期间参加的科研项目

- [1] 参加国家 973 课题“主动遥感散射机理与植被三维结构参数反演(2007CB714404)”，主要进行激光雷达点云数据的特征分析，提取单木尺度和林分尺度的森林参数；
- [2] 参加国家 863 课题“机载激光雷达数据处理软件平台（2006AA12Z101）”，主要负责植被参数提取模块的研究；
- [3] 参加国家 863 课题“波形激光雷达森林参数反演前沿技术研究（2007AA12Z173）”，主要进行激光雷达波形数据的特征分析；
- [4] 参加了国家林业局 948 项目“高精度激光雷达树高测量技术引进（2004-4-64）”，主要负责开发具有自主知识产权的激光雷达森林参数反演软件；
- [5] 参加中央级公益性科研院所基本科研业务费专项资金项目“森林结构参数遥感综合定量反演方法研究（RIFRITZJZ2007003）”，主要进行大尺度的林分平均高制图研究；
- [6] 主持中央级公益性科研院所基本科研业务费专项资金项目“林冠的激光雷达探测机理及三维重建技术研究（IFRIT200803）”，主要进行激光雷达探测林冠的机理研究，并建立立木尺度的林冠结构三维显示模型。

二、攻读博士学位期间所获得的科研成果

开发完成 LIDAR 数据处理软件一套（LIDARInfo version 1.0）。

三、攻读博士学位期间发表论文情况

- [1] 刘清旺, 李增元, 陈尔学等 利用机载激光雷达数据提取单株木树高和树冠 北京林业大学学报, 2008,30 (6): 83~89
- [2] 刘清旺, 武红敢, 石进等 基于 TM 影像的森林病虫害遥感监测系统 遥感信息, 2007, 2: 46~49
- [3] 刘清旺, 李增元, 陈尔学等 机载 LIDAR 点云数据估测单株木生物量 外审中
- [4] 庞勇, 李增元, 谭炳香, 刘清旺等 点云密度对机载激光雷达林分高度反演的影响 林业科学研究, 2008, 21(增刊) : 14~19.

致 谢

本课题承蒙国家 973 课题（2007CB714404）、国家 863 课题（2006AA12Z101 和 2007AA12Z173）、国家林业局 948 项目（2004-4-64）和中央级公益性科研院所基本科研业务费专项资金（RIFRITZJZ2007003 和 IFRIT200803）资助，特致谢意！

衷心感谢导师李增元研究员对本人的精心指导。他的言传身教将使我终生受益。感谢武红敢研究员给予的热心帮助与支持，让我获益颇深。感谢陈尔学研究员和庞勇副研究员给予的有益探讨与建议，让我铭记于心！

感谢车学俭研究员、白黎娜副研究员、谭炳香研究员、高志海研究员、王琰瑜副研究员、覃先林副研究员、田永林高级工程师、卢颖工程师、斯林博士、李世明博士、田昕博士、赵峰博士、邓广博士等同事和同学给予的帮助与支持！

感谢中科院遥感所、北京师范大学、祁连山水源涵养林研究院在地面数据采集和处理的过程中给予的帮助与支持！

感谢参考文献作者对我的帮助与支持！

特别感谢我的爱人李霞女士，在精神上和生活上给予无微不至的关心和鼓励！

感谢中国林科院研究生院、资源所老师和同窗们的关心和支持！感谢所有帮助过我的人们！

致谢人：

2009 年 月 日