

# 基于多源遥感数据的数字林场信息提取与系统构建

谢东辉<sup>1</sup>, 李益<sup>1</sup>, 周坤<sup>1</sup>, 张智祥<sup>1</sup>, 金霖<sup>1</sup>, 阎广建<sup>1</sup>, 穆西晗<sup>1</sup>,  
李文航<sup>2</sup>, 冯功耀<sup>2</sup>

1. 北京师范大学 地理科学学部 遥感科学国家重点实验室, 北京 100875;

2. 中国科学院空天信息创新研究院, 北京 100094

**摘要:** 数字林业是林业现代化的基础。本研究以河北省塞罕坝机械林场为研究区, 利用遥感科学与技术, 基于机载数据 (激光雷达、高分辨率 CCD 影像和高光谱影像), 研究单木分割和单木分类方法, 实现了机载飞行区域 270 km<sup>2</sup> 范围内所有单木的信息 (位置、树高、冠幅、树种等) 提取。结合地面样方调查数据, 单木分割匹配精度可以达到 0.6 以上, 研究区内 4 种典型树种单木分类精度均能达到 97% 以上。基于地基激光雷达扫描数据, 研究以单木为单位, 通过枝干重建和叶片添加, 实现单木三维模型重建和场景重建。该方法有利于从器官 (枝干、叶片) — 单木 — 区域多尺度分析森林结构特征。在此基础上, 本研究探索了以单木为基础的林业数字化方法, 并结合 WebGIS 技术开发了数字林业系统, 初步实现了在研究区内单棵树为单位的数据存储、管理、查询、分析和可视化等功能, 为后续的森林精准化经营管理和决策规划提供重要的基础数据和系统支持。

**关键词:** 遥感, 数字林业, 激光雷达, 高光谱, 单木分割, 分类, 三维重建

**中图分类号:** TP79/P2

**引用格式:** 谢东辉, 李益, 周坤, 张智祥, 金霖, 阎广建, 穆西晗, 李文航, 冯功耀. 2024. 基于多源遥感数据的数字林场信息提取与系统构建. 遥感学报, 28(5): 1281-1294

Xie D H, Li Y, Zhou K, Zhang Z X, Jin L, Yan G J, Mu X H, Li W H and Feng G Y. 2024. Information extraction and system construction of digital forest system based on multisource remote sensing data. National Remote Sensing Bulletin, 28(5): 1281-1294 [DOI: 10.11834/jrs.20242655]

## 1 引言

森林是地球上最大的陆地生态系统, 对维系整个地球的生态平衡起着至关重要的作用, 是人类赖以生存和发展的资源。中国是森林资源贫乏的国家。森林蓄积量还不足世界总量的 3%。中国森林资源的现状远不能满足国土生态防护和社会经济发展的需要。为了更好的保护和利用森林资源, 对森林资源的详细调查、科学经营和数据管理是非常重要而有意义的。

随着信息技术的发展, 现代林业的发展可以分为 3 个阶段: 数字林业、智慧林业和泛在林业。其中, 数字林业是指运用计算机、互联网、虚拟现实和 3S (地理信息系统 GIS, 遥感 RS 和全球导航卫星系统 GNSS) 技术等, 对森林多尺度空间和

属性信息进行采集、处理、存储、管理、分析、应用和共享的全过程, 主要特征是数字化、网络化和可视化 (陈述彭和程维明, 2001)。Zhao 等 (2005) 将数字林业定义为 “系统获取、整合、分析和应用数字信息, 以支持可持续森林的科学、技术和艺术”。数字林业是智慧林业、泛在林业发展的基础, 是森林规划管理和生态可持续发展的重要依据。

林业信息获取、森林可视化和无线通信系统被认为是数字林场中重要的技术挑战 (Zhao 等, 2005)。其中, 林业信息的准确获取是数字林场的重要数据基础, 是林业现代化和可持续发展的核心。传统的森林资源清查主要依靠人工野外调查, 往往耗时耗力, 且仅能实现样方或点采样, 而无法获得大面积森林的调查真值。而遥感技术具有

收稿日期: 2022-12-07; 预印本: 2023-04-09

基金项目: 国家自然科学基金 (编号: 42090013, 42071304); 国家重点研发计划 (编号: 2020YFA0608701, 2022YFB3903304)

第一作者简介: 谢东辉, 研究方向为定量遥感机理和遥感应用。E-mail: xiedonghui@bnu.edu.cn

通信作者简介: 李益, 研究方向为植被定量遥感。E-mail: yili@mail.bnu.edu.cn

覆盖范围广、获取信息量多、获取效率高、适应性强等众多优点,已经在森林调查、规划、资源动态监测、森林火灾检测和损失估计、森林生态效应评价等方面发挥了重要作用(马一昕, 2008)。然而,受限于遥感图像的时空分辨率和光谱分辨率,以往大部分利用遥感技术进行林业研究主要以全球或区域尺度的中低分辨率信息提取为主,无法满足林业智慧化经营和管理的需求。随着遥感探测技术的不断进步,推动了遥感数据向高时空和光谱分辨率数据方向的发展。特别是激光雷达(LiDAR)技术的发展,使得森林三维信息的获取成为可能(Guo等, 2021)。

本研究的主要目的就是研究如何利用多源遥感数据获取林场基础信息。研究以河北省塞罕坝机械林场为例,利用遥感技术提取森林结构和属性信息,结合WebGIS技术实现林场的数据管理和可视化。塞罕坝机械林场位于河北省承德市围场满族蒙古族自治县北部坝上地区。1962年建场以来,塞罕坝机械林场几代人在荒漠沙地上艰苦奋斗,建成了世界上面积最大的人工林场,将荒原

变成林海,诠释了绿水青山就是金山银山的理念。林场从早期的机械化造林,到如今利用“空—天—地”一体化信息技术实现精细化森林管理,已经开始向智慧化森林经营管理方向转变。因此,有必要构建数字林场系统,为塞罕坝机械林场向智慧化管理提供数据基础和方便易用的可视化平台。基于这种目的,本研究聚焦于多平台遥感数据的森林信息提取和林场可视化,实现数字林场系统框架的构建。

## 2 研究方法

### 2.1 研究区

研究区位于河北省承德市围场满族蒙古族自治县塞罕坝机械林场( $110^{\circ}10'E-116^{\circ}30'E$ ,  $42^{\circ}10'N-42^{\circ}30'N$ ) (图1)。林场地处河北省最北部,内蒙古高原浑善达克沙地南缘,属于森林—草原交错带,海拔1010—1939.9 m,年均气温 $-1.3^{\circ}C$ ,年均无霜期64 d,年均降水量479 mm。主要树种有落叶松、樟子松、云杉、白桦等。

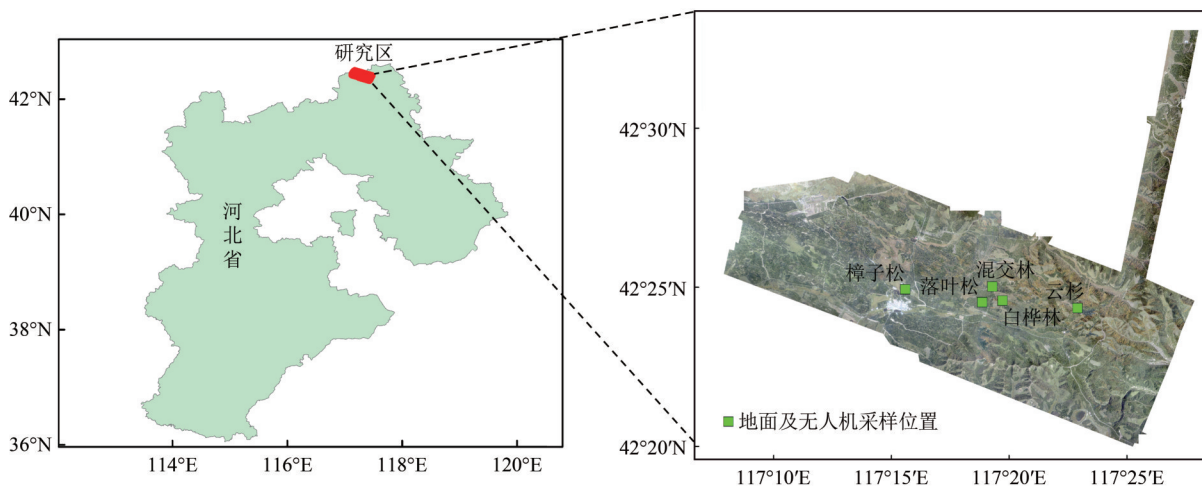


图1 研究区位置及机载飞行区域(绿色方块为无人机采样点分布)

Fig. 1 Study area location and airborne flight region (Green squares are forest plots measured with unmanned drone)

### 2.2 数据及预处理

本研究使用了机载数据(包括激光雷达、CCD和高光谱影像)和地面数据(包括地基激光雷达、无人机激光雷达和人工调查等)。

#### 2.2.1 机载数据获取及预处理

本研究使用的机载数据来源于2018年“碳循环、水循环和能量平衡遥感综合试验”的小滦河

流域塞罕坝森林机载综合遥感实验(阎广建等, 2021; 穆西哈等, 2021)。机载激光雷达ALS(Airborne LiDAR scanning)数据、高光谱遥感数据及CCD正射影像数据均由中国林科院研究院机载遥感系统LiCHy(LiDAR, CCD and Hyperspectral airborne observation system)获得(Pang等, 2016),该系统平台主要包括全球导航卫星系统和惯性导航系统、激光雷达系统、CCD相机和高光谱传感



器。系统搭载在小松鼠直升飞机上,飞行时间为2018年9月5日—2018年9月17日。3种传感器数据产品间的几何位置偏差在1 m内(庞勇等,2021)。所有数据的坐标投影格式都统一设定为WGS-1984-UTM-Zone-50N。本次机载飞行范围及区域如图1所示。

(1) 机载激光雷达数据。机载激光雷达使用激光波长1550 nm,激光束出射角0.5 mrad,结合飞行高度,地面光斑足迹直径约1 m,垂直精度为0.15 m。获取的激光雷达平均点云密度 $>4$  pts/m<sup>2</sup>。

机载激光雷达数据经过去噪、分块、滤波等预处理。其中滤波采用布料模拟滤波算法CSF(Zhang等,2016),实现地面点与非地面点(主要是树木和少量比较聚集的人工建筑)分离(图2)。地面点通过插值,得到数字高程模型(DEM)。结合CCD影像,将非地面点分类为植被点云和非植被点云,利用非植被点云(主要是人工建筑)重建房屋建筑,利用植被点云(主要是森林)进行单木分割,提取单木结构信息(详见3.1节)。

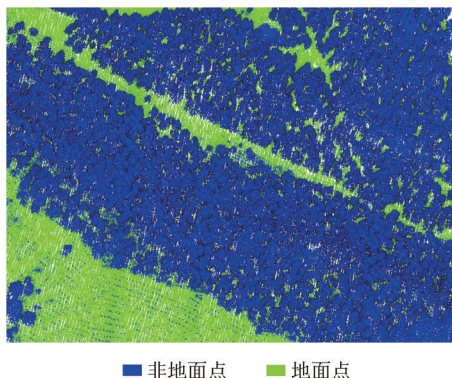


图2 局部机载激光雷达数据(滤波后结果)

Fig. 2 ALS LiDAR data with filtering (Green points are from ground and blue points are from non-ground, such as forest)

(2) 机载高光谱数据。机载高光谱数据由LiCHy系统中的AISA Eagle II高光谱传感器获得,光谱范围400—970 nm,共有64个波段,光谱分辨率优于10 nm,空间分辨率优于1 m。

所获机载高光谱数据经过辐射定标及几何校正等预处理操作。高光谱数据可以为本研究提供不同树种的光谱特征及植被指数等信息。

(3) 机载CCD正射影像。CCD影像由LiCHy平台中的DigiCAM-60相机获得,空间分辨率约0.2 m。CCD影像结合激光雷达数据进行几何纠正,获得

CCD正射影像(图4)。CCD正射影像的超高分辨率可以为本研究提供丰富的纹理信息。

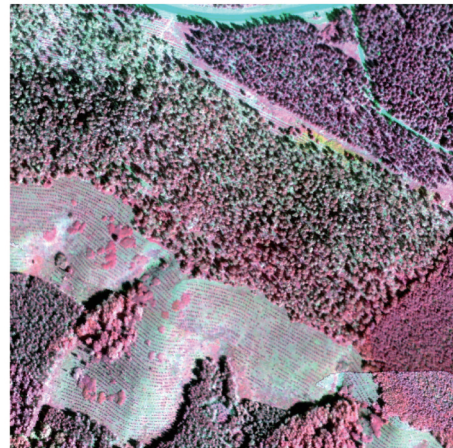


图3 部分区域高光谱影像(假彩色合成,RGB三通道分别为850 nm,618 nm和554 nm波段)

Fig. 3 Hyperspectral image (Pseudocolor composition with 850 nm,618 nm and 554 nm bands for RGB)



图4 部分区域CCD正射影像(真彩色)

Fig. 4 CCD orthophoto image (True color composition)

## 2.2.2 地面与无人机数据及其预处理

(1) 地基激光雷达扫描数据。为了获取不同森林类型精细结构,采用地基激光雷达对样方尺度森林冠层进行扫描。落叶松和白桦作为研究区最主要的树种,各选择了一个森林样方进行精细扫描和长期测量。其中落叶松样方大小约为50 m×50 m,所处地势平缓,树高约9.8—25 m,冠幅在4.4—10.8 m;白桦样方大小约为30 m×30 m,所处地势较为陡峭,地形坡度约为22.4°,树高约7.5—16.3 m,冠幅在2.4—6.6 m。此外,为了覆盖研究区典型树种,研究还选取了典型樟子松、云杉和混交林(包含落

叶松、樟子松、云杉、杨树、白桦等多类树种)样方进行观测,样方大小均为30 m×30 m。

地基激光雷达设备为Riegl VZ-1000激光扫描仪。该设备具有扫描精度高、细节丰富等优点。为了克服激光雷达遮挡问题,获取完整的高精度森林结构数据,采用多站扫描拼接的方式进行地基激光雷达的测量。针对50 m×50 m样方和30 m×30 m样方的布站方式分别如图5所示。其中,50 m×50 m

样方中,先将样方分成4个25 m的子样方,每个子样方保证至少5站扫描(中心点和4个角点)。为了保证更好获得样方边缘森林结构,在50 m样方外又增加了4站。因此,50 m×50 m样方的完整数据共扫描了17站。30 m×30 m样方的布站方式相对简单,采用中间1站,周围8站的布站扫描方式。

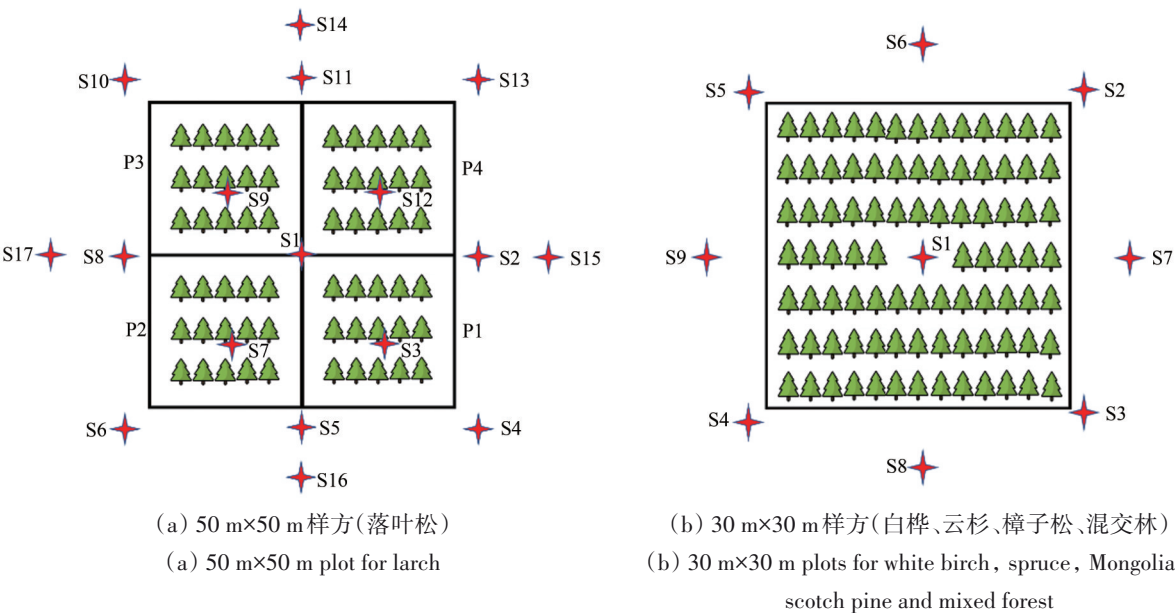


图5 地基激光雷达扫描布设站点分布示意图  
Fig. 5 The distribution of TLS scanning stations in plots

为了提高后期点云配准过程的自动化和精度,在林间粘贴靶标片。测量过程中,激光雷达距离地面高度为1.3 m,扫描的角度分辨率为0.06°,垂直扫描范围30°—160°(天顶方向为0°),水平扫描范围360°。对所有扫描站点数据利用靶标片进行配准。对配准好的点云数据进行去噪,然后运用布料模拟滤波算法(Zhang等,2016)进行地面滤波,分别得到地面点云和植被点云,并根据样方范围裁剪。

为了保证三维信息采集的准确性,提高枝干重建的精度,特别针对落叶松和白桦样方开展了生长期的多次观测,具体扫描时间分别为2021年4月(落叶期)、5月(叶生长初期)和8月(叶生长旺盛期,叶面积基本稳定)。而对于其他样方则只在8月份进行了观测。落叶松样方不同时期点云结果如图6所示。

(2) 无人机激光雷达数据。实验针对主要树

种样方(包括落叶松、白桦、樟子松及混交林,与地基激光雷达扫描样方一致),获取了无人机激光雷达数据。其中,无人机使用大疆M600搭载Rigel VUX-1 UAV 无人机激光雷达ULS(Unmanned ariel LiDAR Scanning),飞行高度根据地形设置为50—100 m,获取的平均点云密度如表1所示。

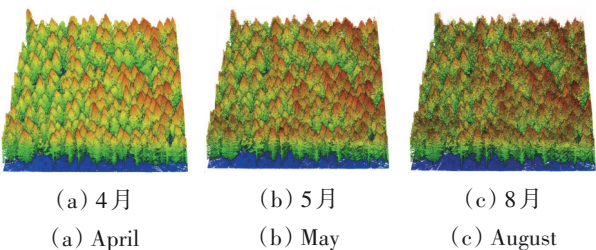


图6 落叶松不同时期的地基激光雷达点云数据(点云根据高度赋色,红色代表更高,蓝色代表更低)  
Fig. 6 TLS point clouds data of larch plots(Colors depend on height of points, and red represents higher points and blue represents lower ones)



表 1 典型树种样方及无人机点云密度信息		
Table 1 Plots and ULS information of points density		
树种类型	样方大小/m <sup>2</sup>	点云密度/(pts/m <sup>2</sup> )
白桦	30×30	298
混交林	30×30	3295
落叶松	50×50	1636
云杉	30×30	1473
樟子松	30×30	3976

(3) 人工调查数据。地面人工调查数据包括单木位置、树高和树种信息，为单木分割和单木树种分类结果提供验证数据。

考虑到地理定位技术的定位误差和森林环境的复杂性，地面调查基于样方尺度，结合室内室外作业来开展。首先，将样方尺度的地基与无人机激光雷达点云进行人工配准，以消除不同数据源的地理定位误差。然后通过保留地基激光雷达点云 2 m 以下的点，进一步提取每木的树干位置。对于提取的树干点通过实地调查来剔除和修正错误的结果。最后，为了克服地基激光雷达数据的遮挡问题，将提出的每木位置与无人机激光雷达点云匹配，提取每木的树高信息。

在机载激光雷达点云的覆盖区域选择了 6 个样方（记为 Plot 1—6，大小约为 15 m×15 m），通过人工实地调查的方式获取参考单木的数量和位置分布。

在树种类型实地调查过程中，考虑到当地的树种类型和地形复杂性，先在室内根据 CCD 影像选择并勾画典型森林样方（包含白桦、落叶松、樟子松、云杉等典型树种）；然后，结合地理定位技术进行实地树种调查。

3 研究方法

本研究借助机载数据和地面测量数据，获取单木尺度的结构和树种信息，借助 WebGIS 技术搭建数字林场系统，实现数据管理、数据查询、数据统计、数据分析和三维可视化等功能，为森林经营管理和规划决策提供更丰富可靠的信息和参考。

在数字林场系统（图 7）中，一个重要的目标就是识别林场内的每一棵树，并为它建立标签和身份。在后续的森林经营管理中，面向的对象是以单棵树为单位，做到量化、精准化管理。为了获得单木信息，本研究借助机载激光雷达提取单木位置和结构（树高、冠幅、冠体积等）信息；

在此基础上，进一步借助机载激光雷达、CCD 影像、高光谱影像提取单木树种信息，实现单木尺度树种分类；然后，为了实现单木结构信息定量化和可视化，利用地基激光雷达点云数据进行典型树种的单木尺度精细三维结构重建，构建单木模型库。基于上述数据和信息，结合 WebGIS 技术，开发数字林场系统。

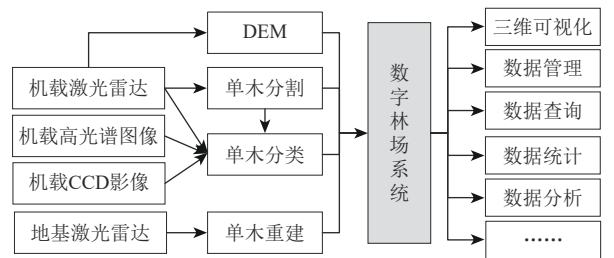


图 7 数字林场系统搭建流程图

Fig. 7 Flow chart of digital forest farm system

3.1 单木分割

机载激光雷达点云可以刻画森林树木的三维结构特征，因此被广泛用于森林结构参数的提取（李增元 等，2016）。单木分割，又可称为单木识别或者单木检测。单木分割算法的精度将直接影响森林单木参数提取结果的准确性，也是构建数字林场的首要环节（郭庆华 等，2014）。

当前基于机载激光雷达点云单木分割算法主要包括 3 类：基于栅格的方法，基于点云的方法，栅格与点云结合的方法。第 1 类基于栅格的方法首先将三维点云转为二维栅格，如冠层高度模型 CHM（Canopy Height Models）或者数字表面模型 DSM（Digital Surface Models），然后使用图像处理或者计算机视觉技术方法实现单木的分割。具体的方法包括分水岭、区域生长、均值漂移、图割等。这类方法效率高，但是将三维点云转换为二维栅格难免会造成信息丢失。第 2 类基于点云的方法直接利用原始点云或者体素化的点云进行单木分割。这类方法充分利用点云的三维信息以期能实现更高的分割精度，但是直接利用点云难免会遭受处理过程复杂、普适性差、效率低等问题。第 3 类方法结合前两种方法的优点，具有更好的应用潜力。因此本研究采用了结合分水岭算法与模式识别中最新发展的连通中心演化聚类算法 CCE（Connection Center Evolution）进行单木分割（Li 等，2023）。该方法的具体流程如图 8 所示。



图8 单木分割流程图

Fig. 8 Flow chart of tree segmentation based on LiDAR data

该方法的具体过程简述如下：(1) 生成 Pit-free CHM。对原始的机载激光雷达点云进行配准、去噪、滤波等预处理。首先，利用滤波的结果进行点云的归一化操作，然后将归一化的点云分成不同的水平分层（2 m, 5 m, 10 m, 15 m），并对每层点云应用不规则三角网算法按照最高点进行插值，最后比对每个像元的高程值，取所有分层中最高点作为最终的CHM。这样的处理方式可以有效处理CHM中存在的空洞。(2) 基于分水岭算法初步分割。分水岭算法是一种图像区域分割方法，它将与相邻像素的相似性作为分割过程中的重要参考，从而将具有相似空间位置和相似灰度值（CHM中的高度值）的像素连接起来，形成一个封闭的轮廓。输入第一步生成的 Pit-free CHM，应用分水岭算法后可以得到初步的二维分割结果，将二维反投影到三维点云后可以得到初步分割后的含有单木标签的激光雷达点云。(3) 基于连通中心演化聚类算法的精细分割。连通中心演化聚类算法（CCE）是针对点集的聚类算法。首先，构造各点之间的相似度矩阵，然后对相似度矩阵连续进行幂运算，最后通过比较每次幂运算后相似度矩阵的元素大小来确定聚集中心和聚类的数量。CCE算法将图论中的路径数和无向图等概念进行了扩展，不需要任何人工干预。通过CCE算法可以得到不同尺度下的聚类结果。

### 3.2 单木分类

在单木分割的基础上，使用随机森林 RF (Random Forest) 分类方法，利用激光雷达数据提取的结构参数、高光谱影像提取的光谱特征参数和 CCD 正射影像提取的纹理特征，对单木树种进行分类。

#### 3.2.1 随机森林分类

随机森林是通过集成学习的思想，基于决策树组合的方法，对样本进行训练并预测的一种分

类器 (Breiman, 2001)。其基本单元是决策树，每棵决策树都是一个分类器，每棵树通过 Bagging 算法形成独立分布的训练样本集。随机森林算法将很多决策树集成学习，选择大多数投票结果即预测结果的众数，作为最终分类结果，就得到了输出结果。随机森林算法具有准确率高、稳定性好、有效运行在大数据集上、克服单棵决策树过拟合问题等优点。作为一种高度灵活的机器学习算法，随机森林已经被广泛应用在不同领域 (李衍瑞, 2022; 王斌等, 2022)。

随机森林算法的具体操作过程如下：(1) 随机有放回的在标注好标签的训练数据集中抽取  $N$  个样本，样本容量与样本训练集相同。假设该树木样本共有  $M$  个特征值，依次随机选择  $m (< M)$  个特征值构造决策树。(2) 将任一样本特征值依次输入上一步所构建的每棵决策树，输出某一棵决策树给予该样本的分类标签。依次统计所有决策树对抽取到的样本的分类标签结果。输出结果的众数作为分类结果。

#### 3.2.2 特征提取与选择

研究使用了递归特征消除法进行特征优选。递归特征消除法通过将所选的所有特征输入随机森林分类器，计算各个特征重要性，再移除实验特征重要性最低的特征，输入随机森林分类器，重复该过程，选出分类精度最高的最优特征组合 (Guyon等, 2002)。

基于机载激光雷达、高光谱图像和 CCD 影像数据提取的结构特征、光谱特征和纹理特征如下：

(1) 结构特征。将机载激光雷达点云数据进行高度归一化，然后以单木分割后的单木点云为基础，提取结构特征。本研究使用了 9 个结构特征 (表 2)，包括单木点云的高度均值 (Hmean)、高度标准差 (HSD)、高度平均绝对偏差 (HAAD)、百分位数高度 (PH10、PH80、PH90、PH95、PH99) 及百分位高度四分间距 (HIQ) (Qin等, 2022)。



表2 激光雷达结构特征

Table 2 Structural features from ALS data

变量名称	定义*
Hmean	$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n h_i / TH$
HSD	$\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (h_i - H_{mean})^2} / TH$
HAAD	$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n ( h_i - H_{mean} )$
PH10	点云高度归一化后前10%点所在高度
PH80	点云高度归一化后前80%点所在高度
PH90	点云高度归一化后前90%点所在高度
PH95	点云高度归一化后前95%点所在高度
PH99	点云高度归一化后前99%点所在高度
HIQ	PH75—PH25

注:TH代表树高,由于归一化处理,即为单木点云中的最高点; $n$ 代表单棵树获取的点总数; $h_i$ 代表点云高度归一化排序(自下而上)后的第*i*个点的高度;PH10—99为百分位数高度,代表前百分之几高度的点所在高度;HIQ为百分位数高度四分间距,即PH75与PH25值的差值。

(2) 光谱特征。高光谱数据因其波段数量众多,光谱信息丰富而广泛被应用于地物识别与分类。本研究在单木尺度,提取高光谱影像的波段信息及植被指数(Dalponte等,2012;Shen和Cao,2017),用于树种分类识别。

本研究中共使用了11个特征,包括树种类间差距比较明显的2个反射率波段,其余9个特征是与冠层结构、冠层色素、光利用反射率相关的植被指数(表3)。

(3) 纹理特征。纹理特征在图像分类,特别是高分辨率图像分类中应用广泛,反映了物体表面结构的排列和组织信息及其与周围环境的关系。灰度共生矩阵(GLCM)是对影像中灰度为*i*的像元( $x, y$ )与距离为*d*的灰度为*j*的像元( $x + \Delta x, y + \Delta y$ )同时出现的概率统计,用公式表示为

$$P(i, j, d, \theta) = \left( \left( (x, y), (x + \Delta x, y + \Delta y) \right) \middle| f(x, y) = i, f(x + \Delta x, y + \Delta y) = j \right)$$

式中, $i, j = 0, 1, 2, \dots, L - 1$ ;  $x = 0, 1, 2, \dots, N_x - 1$ ;  $y = 0, 1, 2, \dots, N_y - 1$ ;  $L$ 为图像的灰度级数; $x, y$ 为图像中的像元坐标; $N_x, N_y$ 为图像的行列数; $d$ 为两灰度级之间的指定距离; $\theta$ 为两像元连线按顺时针方向与*x*轴的夹角。

在灰度共生矩阵的基础上依次提取了R、G、B 3个波段各9种常见纹理特征:均值(Mean)、

方差(Variance)、同质性(Homogeneity)、对比度(Contrast)、异质性(Dissimilarity)、熵(Entropy)、角二阶矩(Energy)、相关性(Correlation)、自相关性(Auto\_correlation)(Haralick等,1973;Soh和Tsatsoulis,1999;Clausi,2002),见表4。

表3 植被指数及光谱特征

Table 3 Spectral features and vegetation indexes from hyperspectral image

变量名称	定义
归一化植被指数(NDVI)	$\frac{\text{band}_{802} - \text{band}_{677}}{\text{band}_{802} + \text{band}_{677}}$
增强型植被指数(EVI)	$\frac{2.5 \times (\text{band}_{802} - \text{band}_{734})}{1 + \text{band}_{802} + 6 \times \text{band}_{734} - 7.5 \times \text{band}_{480}}$
花青素反射率指数(ARI)	$1/\text{band}_{554} - 1/\text{band}_{705}$
类胡萝卜素(CRI)	$(1/\text{band}_{508}) - (1/\text{band}_{550})$
绿色植被指数(GI)	$\text{band}_{792}/\text{band}_{554} - 1$
花青素含量指标(ACI)	$\text{band}_{648}/\text{band}_{554}$
叶绿素指数(CI)	$\text{band}_{763}/\text{band}_{705} - 1$
叶绿素吸收波段植被指数(TCARI)	$3 \times \left( \text{band}_{705} - \text{band}_{667} - \frac{0.2 \times \text{band}_{705} (\text{band}_{705} - \text{band}_{554})}{\text{band}_{667}} \right)$
光化学反射率指数(PRI)	$\frac{\text{band}_{530} - \text{band}_{573}}{\text{band}_{530} + \text{band}_{573}}$
绿光波段反射率	$\text{band}_{554}$
红边波段反射率	$\text{band}_{753}$

注:band<sub>*i*</sub>代表对应*i*波长的反射率。

表4 纹理特征

Table 4 Contexture features from CCD image

变量	定义
均值	$\sum_{i,j=0}^{L-1} P_{i,j} \times i$
方差	$\sum_{i,j=0}^{L-1} P_{i,j} (i - \text{Mean})^2$
同质性	$\sum_{i,j=0}^{L-1} \frac{P_{i,j}}{1 + (i - j)^2}$
对比度	$\sum_{i,j=0}^{L-1} P_{i,j} (i - j)^2$
异质性	$\sum_{i,j=0}^{L-1} P_{i,j}  i - j $
熵	$-\sum_{i,j=0}^{L-1} P_{i,j} \log P_{i,j}$
角二阶矩	$\sum_{i,j=0}^{L-1} P_{i,j}^2$
相关性	$\sum_{i,j=0}^{L-1} P_{i,j} \left( \frac{(i - \text{Mean}_i)(j - \text{Mean}_j)}{\sqrt{\text{Variance}_i \text{Variance}_j}} \right)$
自相关性	$\sum_{i,j=0}^{L-1} P_{i,j} \times i \times j$

3.3 单木重建

单棵树是森林中的基本单位。单木的结构具有相似性和多样性，会受到内在基因（例如树种类型）和外在因素（例如密度、光照等环境）的影响。在本研究中，更多考虑单木宏观结构（树高、冠幅、冠体积等）特征的差异，而忽略单木树冠内结构的差异（枝干拓扑结构、叶倾角分布等）。因此，我们以地基激光雷达扫描数据为基础，通过采样获得的典型树种的点云重建单木三维结构，构建单木模型库。同时，假设具有相同宏观结构的单木具有相似的内部结构，可以用单木模型库中的相似模型代替。

多站扫描配准的地基激光雷达数据具有空间分辨率高、细节丰富的特点，经常被用于植被器官（枝干、叶片等）精细结构的提取和三维重建。本研究主要关注单木的枝干和叶片，忽略其他器官组成。因此，单木重建主要分为两步：枝干重建和叶片添加。具体重建步骤如下：

（1）枝干重建针。对落叶期扫描的地基激光雷达点云，使用 TreeQSM 算法（Raumonen 等，2013）进行枝干重建。由于没有叶片的遮挡，落叶期点云可以更完整刻画枝干结构。TreeQSM 算法首先经过点云聚类，假定每一类中的点云为圆柱，然后通过最小二乘法拟合圆柱，将连接圆心得到的轴线作为骨架，通过点云投影到轴线的正交平面上计算枝干半径。以圆柱作为基本结构连接所有主干和分支。对于常绿林（例如樟子松），先要对获得的点云数据进行分类，将枝干点和叶片点分离开，然后再基于枝干点重建枝干结构。

（2）叶片添加。TreeQSM 不仅能输出单木三维模型，还能输出枝干的拓扑结构。假设同种树叶片具有相似性，首先以单叶片或针叶簇为单位构建模型。然后，采用隐式建模的方式在重建的枝干上添加叶片。利用叶片位置、面积、倾角等统计量描述叶片的基本属性，其中的叶面积和叶倾角分别由叶面积指数 LAI（Leaf Area Index）和叶倾角分布 LAD（Leaf Angle Distribution）两个重要参量表征。根据植物生长规律，可以假定叶片按照一定间隔只生长在某些次级枝上。

3.4 场景重建

（1）样方尺度的场景重建。利用地基激光雷达多站扫描配准的点云数据，经过精细的单木分

割，对每一棵单木点云重复单木重建的过程，可以得到每个单木的枝干模型。通过旋转和平移，将单木模型放置在对应在的位置上，构成整个场景的枝干结构。根据实测的样方 LAI 值，可以利用隐式方法为整个场景添加叶片。

（2）大尺度森林场景重建。地基激光雷达扫描虽然精度较高，但是适用范围有限，无法满足公里级甚至更大尺度的场景重建的需求。机载激光雷达覆盖范围更广，可以提取相对宏观的单木结构信息，包括单木位置、树高、冠幅、树种等属性。结合单木模型库，根据单木宏观结构信息，找到最相似的单木模型，通过平移和旋转种植到相应位置，可以形成大尺度森林场景的重建（Qi 等，2017）。这种方式产生的大尺度森林场景具有最精细化的结构特征，包括叶片和枝干等细节信息，方便后续进行定量遥感建模与分析。

4 结果与分析

4.1 单木分割结果与分析

对于机载飞行区域，使用前文的单木分割算法得到了 270 km<sup>2</sup> 范围内每木的分割结果，共分割出 9706386 棵树，并提取了每木的位置、冠幅、树高等参数，统计结果如表 5 所示。图 9 展示了月亮山 1 km<sup>2</sup> 范围内的单木分割结果。

表 5 机载飞行区域单木分割统计结果  
Table 5 Statistical results of tree segmentation in the study area

参数	飞行范围/km <sup>2</sup>	单木数量/棵	平均冠幅/m	平均树高/m
值	270	9706386	4.07	11.05

为了验证单木分割精度，使用前文所提及的机载及无人机激光雷达点云分别进行了单木分割精度的验证。使用的单木分割结果评价指标为匹配率，即参考单木相匹配的分割单木数量与分割出的单木数量的比值（Pang 等，2021）。

在无人机飞行范围，对落叶松、白桦、樟子松、云杉及混交林 5 个样方（见 2.2.2 节）进行了单木分割处理，并进一步提取了单木分割结果和统计参数如表 6 所示。其中，在所有样方中单木分割精度（匹配率）最高的是落叶松，其次是樟子松样方；而精度最低的是白桦样方。主要是由于白桦样方森林密度较大，且树冠结构相对复杂，



没有明显的树顶点。

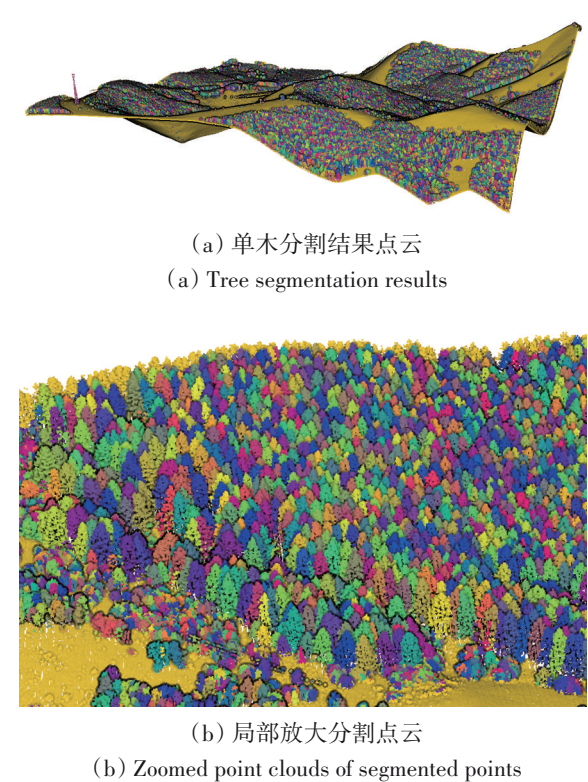


图9 机载激光雷达点云单木分割结果(月亮山区域,颜色为随机赋值,代表不同的单木点云)

Fig. 9 The results of tree segmentation based on ALS point clouds data in the area of Moon Mountain (Colors are given randomly, and represent points within single trees)

表6 无人机点云单木分割结果及统计参数

Table 6 Statistical results of tree segmentation in the plots using ULS data

样方	分割单木数量	匹配率	平均树高/m	平均冠幅/m
白桦	136	0.61	14.48	3.25
混交林	102	0.75	17.94	3.98
落叶松	167	0.92	20.18	5.27
云杉	74	0.71	14.93	4.31
樟子松	67	0.89	14.30	5.44

在机载区域选择了6个样方,用于验证机载激光雷达点云单木分割精度。单木分割结果如表7所示。机载点云采样密度相对比较稀疏,对于密集森林样方容易出现错分和漏分现象,导致匹配率一般低于使用无人机激光雷达点云的分割结果。几个样方提取出的单木数量与实测都较为接近,说明使用该数据和方法可以较好提取单木数量和森林密度。

综合对无人机和机载激光雷达点云单木分割精度的验证结果可见,本研究所使用的单木分割

算法的匹配率对于两类点云数据均超过0.6,对于无人机激光雷达最高精度可达0.92。结果证明了利用机载激光雷达点云和单木分割算法提取单木信息的可行性。

表7 机载点云单木分割结果及精度

Table 7 Validation of tree segmentation results in the plots using ALS data

样方	实测单木数量	分割单木数量	匹配单木数量	匹配率
Plot 1	33	34	23	0.70
Plot 2	37	37	26	0.70
Plot 3	43	54	35	0.81
Plot 4	61	54	42	0.69
Plot 5	35	29	22	0.63
Plot 6	49	50	36	0.73

4.2 单木分类结果与分析

本研究区有4种优势树种,包括落叶松、白桦、樟子松、云杉。将这4种优势树种提取的纹理、结构和光谱特征共50个特征,输入随机森林分类器。每种优势树种各选择约6000个样本,以7:3的比例进行随机生成训练集,70%的样本用于随机森林模型的构建,剩下30%的样本用于模型结果的精度测试。在训练过程中,利用递归特征消除法进行特征优选(图10),在特征数为20个后,模型分类精度逐渐平稳,能达到95%以上。

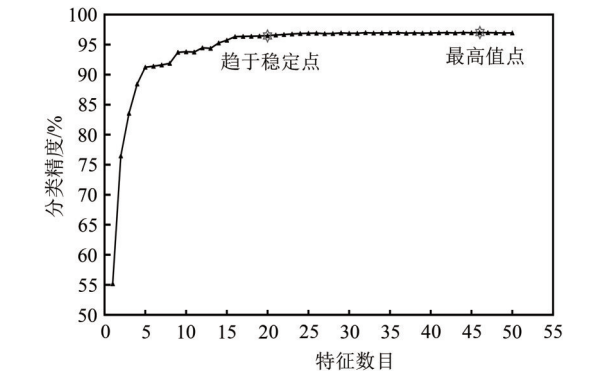


图10 特征优选过程

Fig. 10 Optimizing features of classification

利用测试数据对模型分类结果进行验证,根据计算的混淆矩阵,4种树分类的用户精度和生产者精度均在97%以上,总体精度为0.982,Kappa系数为0.978。从图11中可以看到,4种优势树种的分类精度都在97%以上,证明了该方法在实验区域的有效性。

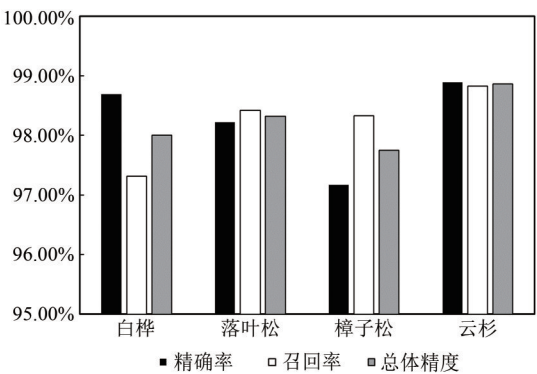


图 11 测试区分类精度

Fig. 11 Classification accuracy in the test area

图 12 展示了典型树种分类结果。由于塞罕坝以人工林为主，大部分林班都是单一树种类型，因此总体分类精度较高。个别错分的单木主要是由于阴影、激光雷达和图像的位置匹配偏差等因素引起的，错分比例非常低。通过测试结果证明该方法对 4 种树木的分类是有效的。

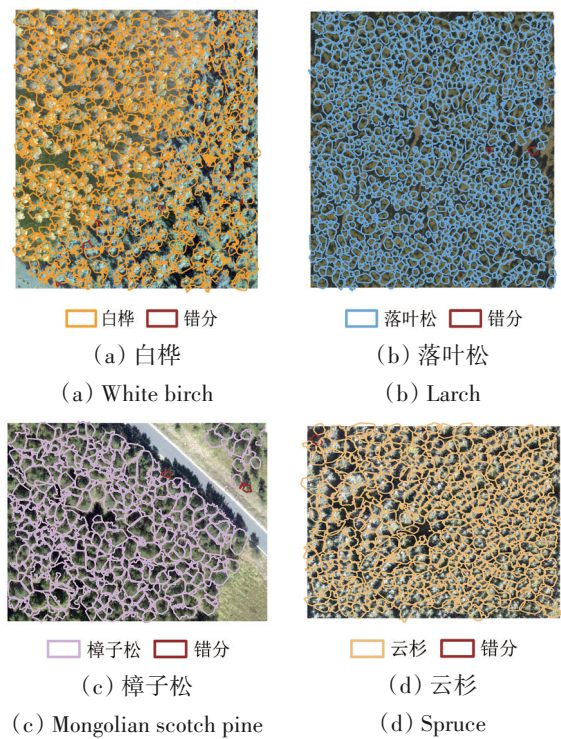


图 12 典型树种分类结果展示(彩色的线为单木分割后的轮廓,背景为 CCD 影像)

Fig. 12 The results of tree species classification with different single tree outline (Background is CCD image)

4.3 单木和场景重建结果与分析

基于地基激光雷达数据重建塞罕坝典型树种的三维枝干结构,构建单木模型库。图 13 显示了

白桦单木点云及其重建的结构。这种方式重建的单木结构具有比较细致的枝叶结构,是真实单木结构的一个数字化。在样方尺度上,利用地基激光雷达数据重建每一棵单木结构,可以完美复现真实森林场景结构(图 14)。该三维森林场景除了能够在目视上保证比较逼真的效果,更能够保持场景结构逼近真实辐射传输过程,可以作为遥感辐射传输模型和生态模型等定量研究模型的高精度输入参数。

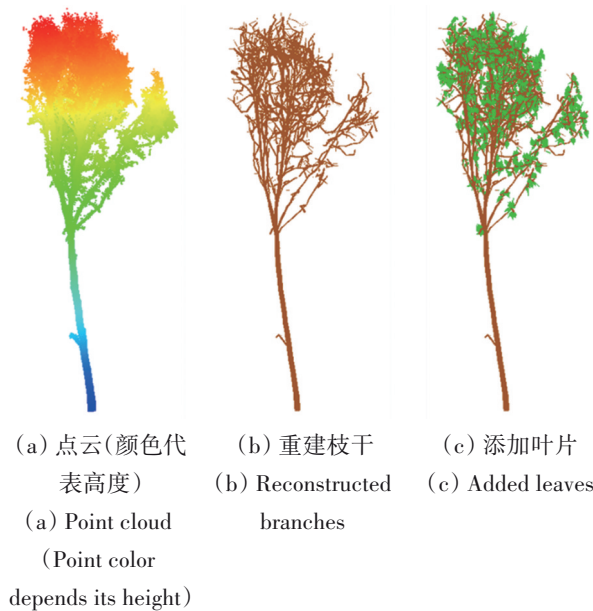


图 13 基于地基激光雷达重建的单木模型(白桦)

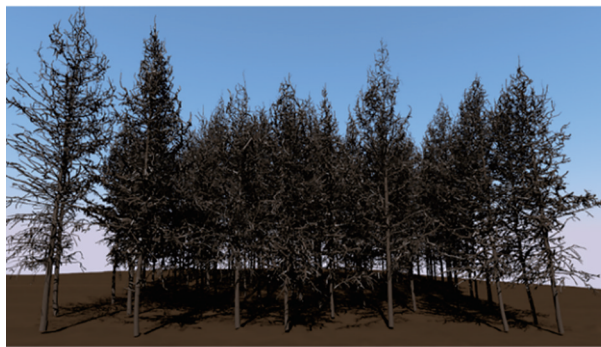
Fig. 13 Three-dimensional reconstruction of single tree based on TLS data(White birch)

根据 3.4 节中介绍的方法,结合机载激光雷达提取的单木树高和冠幅特征与单木模型库中的模型进行匹配,选择最相似的单木模型,通过平移旋转放在合适的位置,可以形成更大尺度下的三维森林场景。

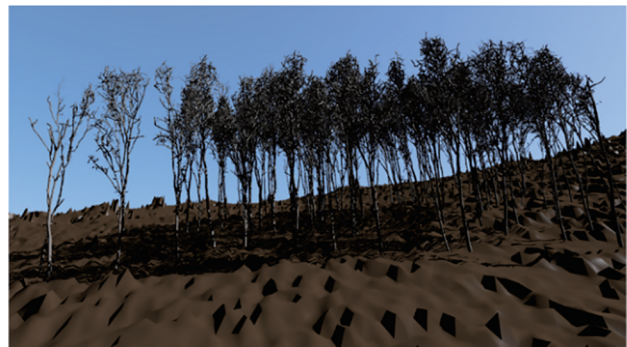
4.4 数字林场系统搭建

WebGIS 是利用 Web 技术来扩展和完善地理信息系统(GIS)的一项技术。随着互联网的迅速发展,通过在服务器端利用 WebGIS 技术组织和管理、搭建互联网服务、运行和维护应用软件,WebGIS 技术极大地减低了客户端的使用难度。基于 WebGIS 技术搭建的数字林场系统具有操作简洁直观、操作方便等优点,为充分利用森林资源,实现高效林业管理提供了良好的平台,系统框架如图 15。





(a) 落叶松森林场景(50 m×50 m)  
(a) Plot of larch (50 m×50 m)



(b) 白桦森林场景(30 m×30 m)  
(b) Plot of white birch (30 m×30 m)

图 14 基于地基激光雷达点云重建森林场景

Fig. 14 Reconstruction of forest scenes based on TLS data

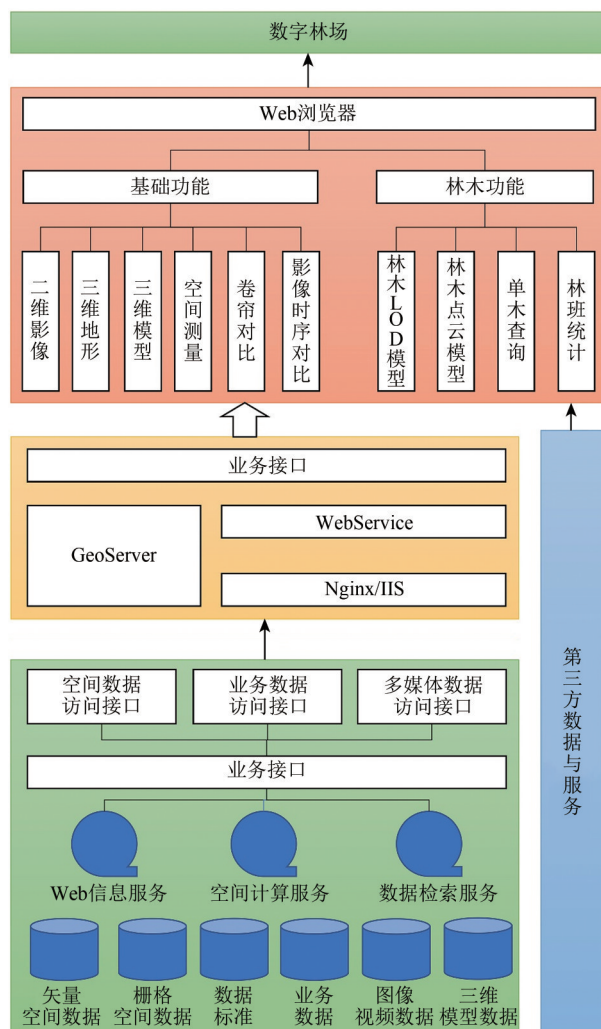


图 15 数字林场系统架构图

Fig. 15 System architecture of digital forestry system

目前，以塞罕坝机械林场为案例的数字林场系统开发（图 16），实现了多源多类型数据管理，包括基础影像（机载和卫星影像，包括历史卫星

影像）、电子地图、地形数据（DEM）、地面和机载的激光雷达点云数据、遥感产品（植被覆盖度、叶面积指数时间序列等）、植被三维结构数据。在功能上，数字林场实现了地图的基本量测功能，包括距离、面积、边长等，在单木尺度和林班尺度的数据查询、统计和分析功能，包括单木位置、树高、冠幅、冠体积查询，任意多边形林班内单木总数、平均树高、密度等。



图 16 塞罕坝数字林场系统截图

Fig. 16 Screenshot for Saihanba digital forestry system

在可视化方面，实现了矢量、栅格数据和三维点云等多源多平台数据的多维度显示和叠加显示，可完成不同遥感时序影像和产品的卷帘对比功能。在森林场景可视化方面，实现了包括精细三维树模型、公告板（照片树）、简单模型树（椭球体）在内 3 种模式的显示方式。其中，以单木精细三维模型为单元的大尺度森林场景重建方法可以保留最精细的植被细节信息，但是，该方法需要展示的数据量相对较大，三维渲染效率较低。因此，系统构建了公告板、简单模型树结合精细模型树的多级 LOD 以实现大规模林场场景的快速三维可视化（图 17）。

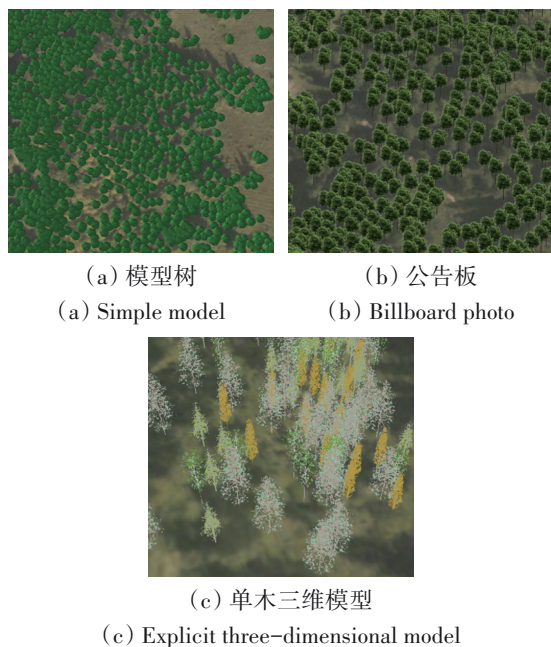


图 17 森林三维可视化的 3 种方式

Fig. 17 Three types of tree models for visualizing forest

## 5 结 论

研究以河北省塞罕坝机械林场为研究区, 利用机载数据 (激光雷达、CCD 影像、高光谱影像), 开展了单木分割和单木分类的相关研究, 实现了机载飞行覆盖的 270 km<sup>2</sup> 范围内所有单木的信息提取, 包括单木位置、树高、冠幅、冠体积和树种。研究同时探索了基于地基激光雷达的单木精细结构信息提取和三维重建方法, 包括枝干重建和叶片添加。该研究实现了研究区森林结构从叶片—枝干—单木—区域尺度的分级数字化和定量化。

在此基础上, 研究结合 WebGIS 技术, 开发了数字林场系统, 实现了林业信息管理、数据从单木到林班的多尺度查询、统计、分析和可视化等功能。为了辅助林场的经营管理和生态可持续发展, 适应智慧林业的发展需求, 系统中还添加了多源多尺度遥感数据和相关产品, 包括植被覆盖度、叶面积指数、总初级生产力 (GPP) 等。

本研究还只是初步搭建了一个数字林场系统平台, 距离真正实现智慧林业还有很多工作要做。首先, 受数据源的限制, 本研究区覆盖范围有限, 下一步计划利用高分辨率卫星遥感数据, 将研究区扩大到林场全域范围。其次, 本研究提取的数据仅能代表机载飞行时间范围内的森林状况, 缺

少时间延续性。因此, 后续还需要结合多时相卫星数据和植被生长模型, 实现森林生长状况的连续监测和预测, 为林业经营管理和国家“双碳”需求提供重要的数据支撑。

**志 谢** 实验过程中得到了河北省塞罕坝机械林场的大力支持, 飞行实验数据来自于中国林业科学研究院, 庞勇研究员在数据处理方面给予了很大帮助, 在此表示衷心的感谢!

## 参考文献 (References)

- Breiman L. 2001. Random forests. *Machine Learning*, 45(1): 5-32 [DOI: 10.1023/A:1010933404324]
- Chen S P and Cheng W M. 2001. World forest watching by digital earth. *Journal of Remote Sensing*, 5(5): 321-326 (陈述彭, 程维明. 2001. 世界森林的数字地球监测. *遥感学报*, 5(5): 321-326) [DOI: 10.11834/jrs.20010501]
- Clausi D A. 2002. An analysis of co-occurrence texture statistics as a function of grey level quantization. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 28(1): 45-62 [DOI: 10.5589/m02-004]
- Dalponte M, Bruzzone L and Gianelle D. 2012. Tree species classification in the Southern Alps based on the fusion of very high geometrical resolution multispectral/hyperspectral images and LiDAR data. *Remote Sensing of Environment*, 123: 258-270 [DOI: 10.1016/j.rse.2012.03.013]
- Guo Q H, Liu J, Tao S L, Xue B L, Li L, Xu G C, Li W K, Wu F F, Li Y M, Chen L H and Pang S X. 2014. Perspectives and prospects of LiDAR in forest ecosystem monitoring and modeling. *Chinese Science Bulletin*, 59(6): 459-478 (郭庆华, 刘瑾, 陶胜利, 薛宝林, 李乐, 徐光彩, 李文楷, 吴芳芳, 李玉美, 陈琳海, 庞树鑫. 2014. 激光雷达在森林生态系统监测模拟中的应用现状与展望. *科学通报*, 59(6): 459-478) [DOI: 10.1360/972013-592]
- Guo Q H, Su Y J, Hu T Y, Guan H C, Jin S C, Zhang J, Zhao X X, Xu K X, Wei D J, Kelly M and Coops N C. 2021. Lidar boosts 3D ecological observations and modelings: a review and perspective. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 9(1): 232-257 [DOI: 10.1109/MGRS.2020.3032713]
- Guyon I, Weston J, Barnhill S and Vapnik V. 2002. Gene selection for cancer classification using support vector machines. *Machine Learning*, 46(1/3): 389-422 [DOI: 10.1023/A:1012487302797]
- Haralick R M, Shanmugam K and Dinstein I H. 1973. Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, SMC-3(6): 610-621 [DOI: 10.1109/TSMC.1973.4309314]
- Li Y, Xie D H, Wang Y J, Jin S N, Zhou K, Zhang Z X, Li W H, Zhang W M, Mu X H and Yan G J. 2023. Individual tree segmentation of airborne and UAV LiDAR point clouds based on the watershed



- and optimized connection center evolution clustering. *Ecology and Evolution*, 13(7): e10297 [DOI: 10.1002/ece3.10297]
- Li Y R. 2022. Application of random forest in agriculture. *South Agricultural Machinery*, 53(22): 63-65, 87 (李衍瑞. 2022. 随机森林在农业方面的应用. *南方农机*, 53(22): 63-65, 87) [DOI: 10.3969/j.issn.1672-3872.2022.22.020]
- Li Z Y, Liu Q W and Pang Y. 2016. Review on forest parameters inversion using LiDAR. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 20(5): 1138-1150 (李增元, 刘清旺, 庞勇. 2016. 激光雷达森林参数反演研究进展. *遥感学报*, 20(5): 1138-1150) [DOI: 10.11834/jrs.20165130]
- Ma Y X. 2008. The application of "3S" technology in digital forestry. *Forest Science and Technology*, (8): 36-37 (马一昕. 2008. "3S"技术在数字林业中的应用. *林业实用技术*, (8): 36-37) [DOI: 10.13456/j.cnki.lykt.2008.08.020]
- Mu X H, Yan G J, Zhou H M, Pang Y, Qiu F, Zhang Q, Zhang Y G, Xie D H, Zhou Y J, Zhao T J, Zhong B, Song J L, Sun R, Jiang L M, Yin S Y, Li F, Jiao Z T, Qu Y H, Zhang W M, Cheng S and Cui T X. 2021. Airborne comprehensive remote sensing experiment of forest and grass resources in Xiaoluan River Basin. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(4): 888-903 (穆西晗, 阎广建, 周红敏, 庞勇, 邱凤, 张乾, 张永光, 谢东辉, 周盈吉, 赵天杰, 仲波, 宋金玲, 孙睿, 蒋玲梅, 尹思阳, 李凡, 焦子铨, 屈永华, 张吴明, 程顺, 崔同祥. 2021. 小滦河流域复杂地表碳循环遥感综合试验. *遥感学报*, 25(4): 888-903) [DOI: 10.11834/jrs.20210305]
- Pang Y, Li Z Y, Ju H B, Lu H, Jia W, Si L, Guo Y, Liu Q W, Li S M, Liu L X, Xie B B, Tan B X and Dian Y. 2016. LiCHy: the CAF's LiDAR, CCD and hyperspectral integrated airborne observation system. *Remote Sensing*, 8(5): 398 [DOI: 10.3390/rs8050398]
- Pang Y, Liang X J, Jia W, Si L, Yan G J and Shi J C. 2021. The comprehensive airborne remote sensing experiment in Saihanba forest farm. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(4): 904-917 (庞勇, 梁晓军, 英文, 斯林, 阎广建, 施建成. 2021. 塞罕坝林场机载综合遥感试验. *遥感学报*, 25(4): 904-917) [DOI: 10.11834/jrs.20210222]
- Pang Y, Wang W W, Du L M, Zhang Z J, Liang X J, Li Y N and Wang Z Y. 2021. Nyström-based spectral clustering using airborne LiDAR point cloud data for individual tree segmentation. *International Journal of Digital Earth*, 14(10): 1452-1476 [DOI: 10.1080/17538947.2021.1943018]
- Qi J B, Xie D H, Guo D S and Yan G J. 2017. A large-scale emulation system for realistic three-dimensional (3-D) forest simulation. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 10(11): 4834-4843 [DOI: 10.1109/JSTARS.2017.2714423]
- Qin H M, Zhou W Q, Yao Y and Wang W M. 2022. Individual tree segmentation and tree species classification in subtropical broadleaf forests using UAV-based LiDAR, hyperspectral, and ultrahigh-resolution RGB data. *Remote Sensing of Environment*, 280: 113143 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.113143]
- Raumonen P, Kaasalainen M, Åkerblom M, Kaasalainen S, Kaartinen H, Vastaranta M, Holopainen M, Disney M and Lewis P. 2013. Fast automatic precision tree models from terrestrial laser scanner data. *Remote Sensing*, 5(2): 491-520 [DOI: 10.3390/rs5020491]
- Shen X and Cao L. 2017. Tree-species classification in subtropical forests using airborne hyperspectral and LiDAR data. *Remote Sensing*, 9(11): 1180 [DOI: 10.3390/rs9111180]
- Soh L K and Tsatsoulis C. 1999. Texture analysis of SAR sea ice imagery using gray level co-occurrence matrices. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(2): 780-795 [DOI: 10.1109/36.752194]
- Wang B, He B H, Lin N, Wang W and Li T Y. 2022. Tea plantation remote sensing extraction based on random forest feature selection. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 52(7): 1719-1732 (王斌, 何丙辉, 林娜, 王伟, 李天阳. 2022. 基于随机森林特征选择的茶园遥感提取. *吉林大学学报(工学版)*, 52(7): 1719-1732) [DOI: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb20210138]
- Yan G J, Zhao T J, Mu X H, Wen J G, Pang Y, Jia L, Zhang Y G, Chen D Q, Yao C B, Cao Z Y, Lei Y H, Ji D B, Chen L F, Liu Q H, Lyu L Q, Chen J M and Shi J C. 2021. Comprehensive remote sensing experiment of carbon cycle, water cycle and energy balance in Luan River Basin. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(4): 856-870 (阎广建, 赵天杰, 穆西晗, 闻建光, 庞勇, 贾立, 张永光, 陈德清, 姚崇斌, 曹志宇, 雷永荟, 姬大彬, 陈良富, 柳钦火, 吕利清, 陈镜明, 施建成. 2021. 滦河流域碳、水循环和能量平衡遥感综合试验总体设计. *遥感学报*, 25(4): 856-870) [DOI: 10.11834/jrs.20210341]
- Zhang W M, Qi J B, Wan P, Wang H T, Xie D H, Wang X Y and Yan G J. 2016. An easy-to-use airborne LiDAR data filtering method based on cloth simulation. *Remote Sensing*, 8(6): 501 [DOI: 10.3390/rs8060501]
- Zhao G, Shao G F, Reynolds K M, Wimberly M C, Warner T, Moser J W, Rennolls K, Magnussen S, Köhl M, Anderson H E, Mendoza G A, Dai L M, Huth A, Zhang L J, Brey J, Sun Y J, Ye R H, Martin B A and Li F R. 2005. Digital forestry: a white paper. *Journal of Forestry*, 103(1): 47-50 [DOI: 10.1093/jof/103.1.47]

## Information extraction and system construction of digital forest system based on multisource remote sensing data

XIE Donghui<sup>1</sup>, LI Yi<sup>1</sup>, ZHOU Kun<sup>1</sup>, ZHANG Zhixiang<sup>1</sup>, JIN Lin<sup>1</sup>, YAN Guangjian<sup>1</sup>, MU Xihan<sup>1</sup>,  
LI Wenhong<sup>2</sup>, FENG Gongyao<sup>2</sup>

*1.State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Jointly Sponsored by the Institute of Remote Sensing Applications of Chinese Academy of Sciences and Beijing Normal University, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;*

*2.Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China*

**Abstract:** Digital forestry is the foundation of forestry informationization and modernization, which can help management with scientific programming, scientific management, and scientific decision. With the development of 3S (GIS, RS, and GNSS) technology, improving the level of digital forestry becomes feasible, especially for the monitoring scale from forest-compartment level to single-tree level by using high spatial- and spectral-resolution remote sensing data and Light Detection And Ranging (LiDAR). This paper aims to develop a forestry digital system by combining the advantages of remote sensing and GIS technology, which can improve the precision management ability of forest farm.

Saihanba Mechanical Forest Farm in Hebei Province, China is taken as the research area, and airborne data, including LiDAR, CCD image, and hyperspectral image, are used to study single tree segmentation and classification methods. First, an algorithm combined water shed and Connection Center Evolution methods is applied to segment each single tree based on the airborne LiDAR scanner (ALS). Then, the random forest algorithm is applied to classify the tree species of each single tree based on the combination of the 50 characteristics from ALS, CCD, and hyperspectral image. The 3D model reconstruction is also examined by using terrestrial laser scanning data, with the procedure of branch reconstruction and leaf addition. Forest scenarios are reconstructed based on each single tree model. Finally, WebGIS technology is used to develop a forestry digital system with the functions of data storage, management, query, analysis, and visualization.

More than 9706 thousand single trees within the airborne flight area of 270 km<sup>2</sup> are segmented and classified. Combined with the survey data of ground quadrats, the single tree segmentation accuracy can reach over 0.6 matching rate, and the single tree classification accuracy of four typical tree species in the study area can reach more than 97%.

The information of single tree, including location, tree height, crown breadth, and the structures of branches and leaves, are extracted based on airborne and field data, which can help analyze the multiscale forest characteristics from organs (branches and leaves)-single tree-region scales. On this basis, this paper explores the forestry digitization method based on single tree information and develops a digital forestry system using WebGIS technology. The system preliminarily completes the functions of storage, management, query, analysis, and visualization of relevant data in the study area, providing reliable basic data for forest management and decision-making planning.

**Key words:** remote sensing, digital forestry, LiDAR, hyperspectral image, tree segmentation, classification, 3D reconstruction

**Supported by** National Natural Science Foundation of China (No. 42090013, 42071304) ; National Key Research and Development Program of China (No. 2020YFA0608701, 2022YFB3903304)