

基于机载多源遥感数据的小班区划研究

熊昊

2021届

硕士

中国林业科学研究院

分类号 S771.8

密级 公 开

UDC

学 位 论 文

基于机载多源遥感数据的小班区划研究

Forest Stands Delineation Using Airborne Multi-source
Remote Sensing Data

熊昊

指导教师姓名	<u>庞勇 研究员</u>
申请学位级别	<u>硕士</u>
专 业 名 称	<u>地图学与地理信息系统</u>
研 究 方 向	<u>遥感技术与应用</u>
论文提交日期	<u>2021 年 4 月</u>
论文答辩日期	<u>2021 年 6 月</u>
学位授予日期	<u>2021 年 7 月</u>

答辩委员会主席

北京 • 中国林业科学研究院

中国林业科学研究院

学 位 论 文

基于机载多源遥感数据的小班区划研究

学位论文作者	熊昊
指导教师姓名	庞勇研究员
指导小组成员	李世明副研究员
申请学位级别	硕士
专 业 名 称	地图学与地理信息系统
研 究 方 向	遥感技术与应用
论文答辩日期	2021 年 6 月



中国·北京

Dissertation for the Degree

Forest Stands Delineation Using Airborne Multi-source Remote Sensing Data

Candidate:	Hao Xiong
Supervisor:	Prof. Yong Pang
Associate Supervisor:	Assoc. Prof. Shiming Li
Academic Degree Applied for:	Master
Speciality:	Cartography and Geography
	Information System
Date of Defence:	June 2021
Degree-conferring-institution:	Chinese Academy of Forestry

独 创 性 声 明

本人声明所呈交的学位论文是我个人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得本研究生培养单位或其它教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示谢意。

学位论文作者签名：

年 月 日

学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解中国林业科学研究院有关保留、使用学位论文的规定，中国林业科学研究院有权保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和磁盘，允许论文被查阅和借阅。本人授权中国林业科学研究院可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文。

（保密的学位论文在解密后适用本授权书）

学位论文作者签名：

导师签名：

年 月 日

年 月 日

学位论文作者毕业联系方式：

工作单位：

联系电话：

电子邮件：

通讯地址、邮编：

摘 要

小班是内部属性基本一致，与相邻区域有明显区别而需要采取相同经营措施的森林地块或小区，是森林资源规划设计调查、统计和森林经营管理的基本单位，在森林的生物量、碳储量等的统计和制图等工作中也具有重要作用。小班区划通常是人工基于高分辨率影像和实地调查手动划定的，费时费力且具有一定的主观性。而自动区划方法具有更高的效率且区划结果能更客观地体现林分内部性质的一致性和不同林分的异质性。本文利用从机载激光雷达数据（Airborne Laser Scanning, ALS）中提取的冠层高度模型（Canopy Height Model, CHM）、高光谱影像的树种分类结果和高分辨率航片数据进行小班自动区划研究，具体进行了以下工作：

（1）结合 CHM 和树种分类图，使用多尺度分割和优化的方法区划小班。试验了三种加入树种信息的方法：树种分类图结合人工区划小班矢量化、树种分类图结合 CHM 过分割对象矢量化、树种图后处理并直接矢量化。使用树种矢量图作为辅助数据，对 CHM 数据进行 1 m 空间分辨率和 5 m 空间分辨率两种空间尺度的分割，综合优化两种空间尺度的分割结果，获得最终区划结果。用人工区划小班、基于数字正射影像的屏幕勾绘小班以及主伐作业小班作为对照，采用最终测量精度（Ultimate Measurement Accuracy, UMA）准则和重叠率（Overlapping ratio, OR）指标，定量计算自动区划小班界线的精确程度；采用平均树高、平均胸径和冠层平均高可解释性方差指标，计算自动区划结果的内部一致性和外部差异性精度。自动区划小班与三种参考小班的各形状、面积等特征都较接近，且与人工区划小班最相近。自动区划小班与人工区划小班、DOM 屏幕勾绘小班、主伐作业小班重叠率大于 85% 的比例分别为 43%，34%，42%。自动区划结果和人工区划结果的平均树高和平均胸径可解释性方差相近，均为 97%、98%。自动区划结果平均冠层高度模型可解释性方差为 81.81%，比人工区划小班的可解释性方差提高了 1.77%。结果表明采用树种信息和 CHM 分割区划的小班在边界的精准度及内部一致性方面有明显优势，更符合小班边界处林木的分布情况，有助于精细的森林经营规划，CHM 数据有应用于小班区划的较大潜力。

(2) 建立了一种过分割与合并的自动区划方法。对 5 m 空间分辨率的 CHM 采用面向对象的多尺度分割方法进行精细分割,产生过分割对象。从 CHM 及树种分类图中提取与小班内部一致性相关的因子,包括郁闭度、冠层平均高、主要树种、主要树种成数、小班面积及相邻小班公共边长,利用这些特征制定了合并相似小班的合并准则和消除面积过小的班级的合并准则。使用这两种准则对过分割对象进行自动合并,生成自动区划小班。使用人工区划小班、基于数字正射影像的屏幕勾绘小班以及主伐作业小班作为对照,采用最终测量精度准则、重叠率和可解释性方差精度指标对自动区划小班进行了精度验证。自动区划小班与人工区划小班、DOM 屏幕勾绘小班、主伐作业小班重叠率值大于 85% 的比例分别为 22%、41%、59%;自动区划结果的平均高和平均胸径可解释性方差为 97%、99%,与人工区划小班相近;过分割与合并方法自动区划小班的平均冠层高度可解释性方差为 87.40%,比人工区划小班的提高了 4.36%,比多尺度分割与合并方法提高了 2.59%。结果表明,过分割与合并方法能够产生良好的小班划分结果,并可根据区划的目的调整阈值获得需要的区划结果。

关键词: 机载多源遥感数据, 人工小班区划, 自动小班区划, 多尺度分割, 合并准则

Abstract

Sub-compartments are forest areas or stands with basically the same internal characteristics, which are distinctly different from adjacent areas and require the same management measures. Sub-compartments are the basic units for forest resource planning and design survey, forest statistics and management, and play an important role in forest biomass, carbon stock and other statistics and mapping. Forest sub-compartments are usually manually delineated based on high-resolution images and field surveys. This work can be time-consuming, labor-intensive, and somewhat subjective. While the results of automatic delineation can more objectively reflect the consistency of properties within a stand and the heterogeneity of different stands. In this study, we use the Canopy Height Model (CHM) extracted from the Airborne Laser Scanning (ALS) data with the tree species classification results of hyperspectral images and high-resolution aerial image for forest delineation research. The work was specifically carried out as follows:

(1) Supported by tree species derived from hyperspectral image, the 1 m resolution CHM and 5 m resolution CHM were used for multiresolution segmentation and optimization. We used 3 methods to add tree species information. By combining and optimizing these two results, we got the final sub-compartment delineation. The manual sub-compartments, the sub-compartments delineated based on 0.1 m spatial resolution Digital Orthophoto Map (DOM) and the Logging sub-compartments were used as reference data. The Ultimate Measurement Accuracy (UMA) rule was used to validate the accuracy of the boundary of automatic sub-compartments in its consistency with the reference sub-compartments. And the overlapping ratio (OR) was also introduced to quantify the consistency between the automatic sub-compartments and reference sub-compartments. The explained variance of mean canopy height index from CHM and mean height, mean diameter at breast height (DBH) were calculated to validate the internal consistency and external variability accuracy of automatic sub-compartments. The automatic sub-compartments are similar to the reference sub-compartments in shape, area and other characteristics of UMA, and are most similar to the manual sub-compartments. The result

with highest precision between 3 methods of adding tree species was picked. The proportions of automatic segments whose overlap ratio more than 85% with manual sub-compartments, the DOM sub-compartments and the Logging sub-compartments were 43%, 34%, and 42% respectively. The explained variances of mean DBH and mean height of automatically delineated sub-compartments were 97% and 98%, the explained variances of mean canopy height was 84.81%, which was 1.77% higher than the manual sub-compartments. The results indicated high internal consistency and distinct differences with adjacent sub-compartments of automatic sub-compartments. The results show that the sub-compartments boundary delineated by multi-scale CHM segmentation has obvious advantages in the accuracy and internal consistency of the boundary, which is more consistent with the distribution of forest trees at the boundary of sub-compartments and can be help in fine forest management planning, and the CHM data has a greater potential to be applied to forest delineation.

(2) A method of segments merging was developed to automatically delineate sub-compartments. The 5 m resolution CHM was over segmented to generate segments. Then some features about sub-compartments were calculated in each segment based on CHM and the tree species classification result from hyperspectral data, such as mean tree height, dominant tree species and the percentage of it. The area of over-segments and the length between adjacent segments were calculated as well. We developed a rule to merge homogeneous segments and a rule to eliminate all the segments smaller than the threshold of forest stand standard using the above features. With all these steps, we finally got the fine sub-compartments. Three types of reference forest were used as reference data for accuracy verification. The explained variance of mean tree height, mean DBH (diameter at breast height) and mean canopy height was calculated using the field data and CHM. And the automatically delineated sub-compartments were compared with reference sub-compartments by this index. The proportions of automatic segments whose overlap ratio was more than 85% with manual sub-compartments, the DOM sub-compartments and the Logging sub-compartments were 22%, 41%, and 59% respectively. The explained variances of mean DBH and mean height of automatically delineated sub-compartments were 97% and 99%, the explained variances of mean canopy height was 87.40%,

which was 4.36% higher than the manual sub-compartments. And 2.59% higher than the multiresolution segmentation results. Indicating the high internal consistency and distinct differences with adjacent sub-compartments of automatic sub-compartments. The results showed that the segments merging method can generate good results and the thresholds can be adjusted according to the purpose of the division.

Keywords: multi-source airborne remote sensing data, manual sub-compartments delineation, automatic sub-compartments delineation, multi-scale segmentation, merging criteria

目 录

摘 要.....	I
Abstract	III
1 绪 论.....	1
1.1 研究背景及意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.2.1 小班区划研究现状.....	2
1.2.2 林分分割研究现状.....	3
1.3 研究重点解决的科学问题和内容.....	7
1.3.1 研究目的.....	7
1.3.2 研究内容.....	7
1.4 技术路线.....	8
1.4.1 论文技术流程.....	8
1.4.2 论文组织与结构.....	9
2 研究区概况与数据.....	10
2.1 研究区概况.....	10
2.1.1 地理位置.....	10
2.1.2 地势状况.....	11
2.1.3 气候状况.....	11
2.1.4 森林资源.....	11
2.2 遥感数据.....	11
2.2.1 冠层高度模型.....	13
2.2.2 数字正射影像.....	13
2.2.3 树种分类数据.....	13
2.4 地面数据.....	14
2.5 林业验证数据.....	14
2.5.1 人工区划小班.....	14

2.5.2 屏幕勾绘小班.....	16
2.5.3 森林主伐作业小班.....	16
2.6 本章小结.....	16
3 多尺度分割及优化小班自动区划.....	17
3.1 多尺度分割方法.....	18
3.1.1 边界保持的平滑滤波.....	18
3.1.2 多尺度分割.....	22
3.1.3 树种矢量图.....	23
3.2 分割结果优化方法.....	24
3.3 小班对比验证.....	25
3.4 结果与分析.....	26
3.4.1 定性分析.....	27
3.4.2 定量分析.....	29
3.5 本章小结.....	32
4 过分割与合并小班自动区划.....	33
4.1 过分割.....	34
4.2 小班因子提取.....	34
4.3 分割对象合并.....	35
4.3.1 合并相似小班准则.....	35
4.3.2 消除面积过小的小班准则.....	36
4.3.3 阈值.....	37
4.4 小班对比验证.....	38
4.5 结果与分析.....	38
4.5.1 定性分析.....	39
4.5.2 定量分析.....	41
4.5.3 两种方法自动区划结果对比.....	43
4.6 本章小结.....	46
5 结论与讨论.....	47

5.1 结论..... 47

5.2 讨论..... 48

5.3 目前存在的问题与展望..... 50

参考文献..... 51

在读期间的学术研究.....56

致 谢..... 57

图目录

图 1-1	两种自动区划小班的方法及精度验证流程.....	8
图 2-1	孟家岗林场研究区.....	10
图 2-2	孟家岗林场树种类别图.....	14
图 2-3	孟家岗林场冠层高度模型及小班区划有关数据.....	15
图 3-1	基于机载激光雷达冠层高度模型和树种类别的小班自动区划流程图.....	18
图 3-2	最小方差均值滤波器原理图.....	19
图 3-3	对称近邻均值滤波原理图.....	20
图 3-4	四种滤波器结果对比图.....	21
图 3-5	SNN 滤波器不同窗口大小结果.....	21
图 3-6	多尺度分割.....	23
图 3-7	欠分割结果、过分割结果、人工区划小班图和自动区划小班图叠加 CHM	28
图 4-1	基于机载激光雷达冠层高度模型和树种类别的小班自动区划流程图.....	33
图 4-2	相似小班合并准则.....	35
图 4-3	消除面积过小的三班准则.....	37
图 4-4	基于 CHM 和树种图的分割对象、合并相似小班结果和最终区划小班	40
图 4-5	基于 CHM 的自动区划小班和人工区划小班	41
图 4-6	全林场自动区划小班和人工区划小班对比图.....	45

表目录

表 2-1 CAF-LiCHy 系统各传感器参数 12

表 3-1 不同滤波器及不同滤波窗口对比..... 22

表 3-2 加入不同树种矢量图的自动区划小班重叠率精度对比..... 27

表 3-3 自动区划结果的 UMA 特征均值及 OR>85%的占比分析 30

表 3-4 自动区划结果与人工区划小班的可解释性方差..... 31

表 4-1 自动区划结果的 UMA 特征均值及 OR>85%的占比分析 42

表 4-2 自动区划结果与人工区划小班的可解释性方差..... 43

1 绪 论

1.1 研究背景及意义

森林是地球上最大的陆地生态系统，是地球生物圈中非常重要的一环。它对维系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。森林通常可以根据疏密度、树种组成、林木的起源、林相、林龄、林型等因子的不同划分成不同的小班^[1]。在森林经营管理中需要整体地描述森林的现状、规划森林的发展，在这些方面利用小班尺度的数据优于仅利用单木尺度的数据^[2]。同时，在对森林资源的调查监测中需要进行森林生物量、碳储量的统计和制图等，而小班是这些后续分析的基本单位。因此，小班区划是森林资源调查监测和管理中一项重要的工作。

根据《GB/T 26424—2010 森林资源规划设计调查技术规程》，小班是内部特征基本一致，与相邻区域有明显的区别而需要实施相同经营措施的森林地段或小区，是森林资源规划设计调查、统计和森林经营管理的基本单位^[3]。小班的划分条件为：尽量以明显的地形和地物界线为区分，同时兼顾森林资源调查和经营管理的需要，根据以下主要条件来区划：地块的权属不同、森林类别及林种不同、生态公益林的事权与保护等级不同、林业工程类别不同、地类不同、林木起源不同、优势树种或树种组的比例相差二成以上、Ⅵ龄级以下的林木相差一个龄级，Ⅶ龄级以上的林木相差两个龄级、森林郁闭度相差 0.20 以上、森林的立地类型不同^[3]。其中地块的权属、森林的类别和林种、生态公益林的事权与保护等级、林业工程类别、地类和林木起源都是政策规定的因子或造林时已经确定的因子，这些因子通常不因森林本身的变化而改变，并且可以从上一期林相图中提取。其余因子包括优势树种组成、龄级、郁闭度和立地类型，在遥感数据中有所体现，可以通过遥感方法提取或显示。

小班区划通常是人工基于高分辨率影像和实地调查手动划定的。这项工作会耗费大量的时间、人力物力，并且需要专业的林业工作人员手工操作，区划结果具有一定的主观性^[4]。因此，人们提出了利用遥感影像进行小班区划的方法，如在高空间分辨率卫星图像上实现林分的自动区划^[5]，在高分辨率机载遥感影像上使用聚类的方法实现林分分割

等^[6]。标准的人工区划工作只考虑了树种和少数林分特征，而自动方法具有更大的灵活性，并且可以结合多种辅助数据源提取的特征来进行区划^[7]。同时，自动区划的结果能够更加客观地体现小班内部性质的均质性和不同小班的异质性，有利于后续研究中对各森林参数在小班尺度的分析。

近年来，利用遥感数据对森林进行自动分析的研究不断增加，特别是协同利用机载激光雷达数据和光学高分辨率影像的森林自动分析^[8,9]。ALS 数据能够提供林分或区域范围的森林结构信息^[10]，机载高光谱影像可以提供高精度的树种类别信息^[11]，这些信息可以体现森林自身的变化，对于小班区划和更新非常重要，目前综合利用这两种数据的小班自动区划研究较少。本研究利用机载激光雷达数据和高光谱影像树种分类结果进行小班区划，并与人工区划小班进行对比，综合探究 ALS 数据生成的高精度 CHM 和高光谱树种分类结果在小班区划中的应用潜力。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 小班区划研究现状

早期小班区划多采用地形图对坡勾绘的方法或用卫星遥感影像作为数据源手工区划，因此不同时期、不同区划人员得出的区划结果差异较大。熊泽斌^[12]、谷万祥等^[13]针对此问题提出了每次区划时采用上期小班区划结果进行核对、修改和补充的连续小班区划方法。但这种连续小班区划的方法仍然无法从根本上解决由于不同调查员的知识水平、经验、调查线路、调查视角等主观因素的差异，使小班区划的结果不一致的问题。

国内学者对自动和半自动的小班区划方法开展了相关研究。李卫正等采用从地形图提取的坡向数据作为一个特征波段与 TM 的多光谱波段组合，用聚类的方法来提取小班界线，并且尝试了结合沉浸式分水岭算法和归一化分割算法这两种图像分割方法来提取小班界线^[14]。吴春争等采用面向对象的图像分割和分类方法对 SPOT5 卫星影像进行多尺度分割和多层次的分类，在大的地性线和林班线的控制下，进行大尺度的分割，提取较粗尺度的林地进行分类，接着对有林地进行二次分割、分类，提取针叶林、阔叶林和针阔混交林，并手工优化形成小班区划结果^[15]。张艮龙等在大的地性线和林班线的控制下对 SPOT5 卫星影像进行三种尺度的分割与分类，手工优化后获得小班边界^[16]。李春干等对

SPOT5 卫星遥感影像进行多尺度分割,提取森林小班界线^[17]。何柏华等将地形图上提取的山脊线与山谷线作为专题图参与 SPOT5 卫星图像的多尺度分割提取森林小班边界^[18]。余国斌采用均值漂移分割算法,完成了针对中高分辨率卫星影像的自动区划和人机交互判读软件^[19]。王璐对 ALOS 多光谱和全色高分辨率卫星遥感影像进行了多尺度分割,用 CART 决策树、SVM 方法分出了四种林型并提取了小班边界^[20]。黄万里使用 Quickbird 卫星遥感影像进行了区域生长多尺度分割获得小班边界^[21]。田鹏使用 TM 卫星遥感影像,采用图像分割方法获得小班界线^[22]。毛学刚等对 QuickBird 卫星遥感影像进行了林分分割和基于 SVM 分类的林分类型识别^[23],之后加入 Rasarsat-2 数据进行试验,结果表明综合利用两种数据源提高了林分类型识别精度^[24,25]。张晓莉采用 ALS 数据在 ArboLiDAR 软件中进行了林分分割,用于反演林分平均高^[26]。Jia 等^[27]讨论了不同形状和面积参数对细胞自动机林分区划的影响。

由以上研究可知,国内关于小班区划的研究中多采用 TM、SPOT5、QuickBird 等卫星遥感影像,其空间分辨率有限。而本文采用具有高空间分辨率的机载遥感数据,期望能够提高小班区划的精度。国内现有研究中少量协同卫星遥感影像和其他数据源的试验也表明了协同多数据源能够提高林分类型识别的精度,进而可能提高小班区划的精度。目前仅有少数利用 ALS 数据进行林分分割的研究^[26,27]。同时,国内小班区划研究对于林分的类型划分只到林型尺度,并没有进一步对优势树种等林分因子的分类。

1.2.2 林分分割研究现状

国外有一些林分分割的相关研究,这些研究中只区分开了内部较均质的林分,缺少对我国森林调查规划规程规定的优势树种、小班面积等因子的严格界定,对于国内小班区划的需求没有针对性,但其区划方法和理念仍有很多可取之处。这些研究可以分为利用多光谱遥感影像的林分分割、利用激光雷达数据的林分分割和综合利用多源遥感数据的林分分割研究。

1.2.2.1 多光谱遥感影像林分分割

林分分割研究中有一些使用卫星遥感影像的先例,如 Wulder 等使用 IKONOS 1m 空间分辨率全色影像进行了林分分割^[28],Mora 等使用 QuickBird 高分辨率全色影像进行了基于林分高度回归估计建模的林分分割^[29]。但近年来更多的林分分割研究使用高分辨率

航空遥感影像。Leckie 等利用高分辨率机载多光谱影像进行小班区划, 首先提取了树或树簇轮廓并用最大似然分类器分类, 后用半自动迭代聚类方法根据林分密度、树冠闭合度和树种组成, 将树或树簇聚类为林分^[6]。Hernando 等采用分层多尺度方法划分林分, 对 0.5 m 空间分辨率航空正射影像的红波段、绿波段、蓝波段和近红外波段及 NDVI, 使用面向对象的方法先分割后分类^[30]。Van Coillie 等对人工模拟林分数据提出了一种基于小波分析的图像分割方法并对 0.2 m 空间分辨率的航空相片进行了试验。该方法从多级小波分解开始, 基于小波细节影像进行分割, 对所有结果分段计算小波衍生统计量并根据计算的统计数据连续地合并分段, 结果表明, 当森林的林分光谱特征相似, 但纹理特征不同时, 基于小波变换的图像分割方法是可行的且优于传统的仅利用光谱特征进行图像分割的方法^[31]。

1.2.2.2 激光雷达数据林分分割

仅使用多光谱影像数据进行林分分割具有一定的局限性, 而激光雷达(Light Detection And Ranging, LiDAR)提供的垂直三维结构信息是对其很好的补充。LiDAR 是一种主动遥感传感器, 通过发射激光到达地物, 接收返回信号的方式快速、精确地获取目标三维空间信息^[32,33]。激光雷达作为一种主动成像的遥感技术, 相比于被动遥感技术, 它不会受到光照、气候等条件的影响, 相比于微波成像技术, 它具有角分辨率高、测量精度高、抗干扰能力强及系统易小型化等优点^[32]。由于激光雷达系统在对目标的识别、分类、三维成像及测量方面具有独特的优势^[33]。激光雷达的记录模式分为全波形和离散回波两种, 其中全波形激光雷达记录返回信号的全部能量, 通过波形数字化单元的模数转换和极高频率的采样将其存储为数字化数据流。全波形激光雷达数据记录每束脉冲的发射时刻、采样间隔、起点、方向、波形等信息, 对其进行的分析处理可以获得三维坐标、距离、强度、脉冲宽度等信息^[33]。离散回波激光雷达以固定的时间间隔发射激光脉冲并记录目标的单个或多个回波, 采集的数据包含三维坐标、强度、回波时刻、回波数等信息^[10]。机载激光雷达搭载在航空飞机或无人机平台上, 可以获取区域尺度的地表特征和变化数据。在林业上, 机载激光雷达可以用于获取高精度的森林空间结构和林下地形信息^[34], 由 ALS 数据生成的森林冠层高度模型(Canopy height model, CHM)包含准确的位置、林分平均高、林分密度、郁闭度等信息。ALS 数据具有林木参数提取、树种分类、生物量和碳储量估测以及小班区划的潜力。

目前已有一些基于 ALS 数据的林分分割研究。Mustonen 等比较了基于 CHM 和 RGB 航空遥感影像的林分分割,发现基于 CHM 分割的林分比基于 RGB 航空遥感影像分割的林分更具有均匀性,并提出 ALS 数据中林分密度或冠层覆盖度等参数可能对林分分割有所改进^[35]。Koch 等提出了一种利用低密度 ALS 数据的小班区划方法,在森林区域内建立 $20\text{ m} \times 20\text{ m}$ 的栅格,采用特征提取、创建和基于栅格的分类等步骤进行区划。这种方法的优点是可以检测出 15 种森林类型,这些森林类型与当地情况非常匹配,但却没有普适性,对于其他林分必须重新考虑流程。此外,对树种的识别问题也没有得到解决^[2]。Sullivan 等提出的小班区划也使用了低密度 ALS 数据,在林分分割中同样结合了面向对象的图像分割和监督分类过程。计算并栅格化冠幅、密度、树高三个特征后使用区域生长法进行分割,将空间上相邻的像元分组成同质的对象或区域。然后用 Battacharya 分类器对分割后的图像进行监督分类,分为不同林龄的林分。这种方法以林龄作为分类标准,忽略了树种,因此不太符合实际应用需求^[36]。Eysn 等对 1 m 空间分辨率的 CHM 数据使用局部最大值过滤器过滤得到单木位置和树高,使用经验函数估计树冠半径。接着用 Delaunay 三角网将三棵相邻的树组合在一起并放置先前检测到树的位置。然后用三棵相邻树的树冠面积及其凸包的面积计算林冠覆盖大小,通过林冠覆盖值得到林分的掩膜图,用于区分林地和非林地^[37]。Wu 等从点云中直接提取树的大小、林分密度和树种三个特征,对特征图使用非监督均值漂移算法进行林分粗分割。然后使用基于超像素的种子区域生长法将粗分割结果合并为林分^[38,39]。其中 Wu 等使用了 Alpha shape concept 计算几何技术,从 ALS 数据构建度量来描述树种信息^[40]。通过使用该树种信息和来自 ALS 数据的树的大小和密度,与仅使用树的大小和密度信息相比,森林立地描述的性能得到了改善^[41]。

1.2.2.3 综合多源遥感数据林分分割

仅使用 ALS 数据虽然充分利用了林分的结构信息,但对树种类型的识别仍有所欠缺。很多学者协同利用 ALS 数据和多光谱遥感影像进行林分分割研究,综合了二者的优点。Tiede 等对激光雷达和多光谱遥感影像进行了三个层次的多尺度分割。在第一层单木尺度,Tiede 等根据光谱和结构特征使用基于规则的分类方法进行分类。第二层为近林分尺度,和第一层使用相同的分类过程建立。在第三层将相同类型的林分对象合并成更大的空间单元。该文提出了通过森林发展阶段分类来分割林分的方法,但该流程还在探索阶段,

而且近似的类之间容易混淆^[42]。Diedershausen 等的森林自动区划过程也使用了激光雷达和高分辨率多光谱影像。这个方法是先把归一化数字表面模型 nDSM 数据按高度分为两部分, 再对这两部分新图像进行非监督分类。用预先定义的阈值分割分类结果, 得到林分轮廓。利用开、闭等形态学算子对分割结果进行改进, 在一定程度上消除了分割结果中的缝隙和孔洞。当冠层结构均匀时这种方法是有效的, 但这种阈值分割方法需要对感兴趣区具有先验知识, 并且只基于高度信息, 无法区分高度相似但种类不同的两种林分^[43]。Leppanen 等建立了对苏格兰松树、挪威云杉和硬木组成的森林的林分分割方法。使用 LiDAR 数据和假彩色正射影像, 先对 1 m 分辨率 CHM 进行多层次分割, 然后将栅格化的 LiDAR 数据和彩色红外影像组合, 进行有限迭代区域生长, 定量分析表明机载激光雷达数据可以帮助定义以材积为标准的具有统计意义的林分^[44]。Dechesne 等从点云和多光谱影像中计算特征并筛选出了 94 个特征: 20 个统计特征、24 个点云特征(2 个与植被密度有关, 2 个与点云的三维局部分布有关)和 70 个影像特征(NDVI, DVI, RVI 及影像统计特征)。把点云特征按影像分辨率栅格化, 与影像特征合并为基于像元的特征图再与单木数据结合形成基于对象的特征图。使用随机森林方法对特征图进行监督分类。最后, 在能量最小化框架的基础上进行平滑正则化处理分类结果, 得到最终林分分割结果^[7]。Pukkala 等^[45~47]利用芬兰的 16 m×16 m 栅格 ALS 和森林资源调查数据, 使用元胞自动机方法, 通过调整栅格内部主要土地类型、土壤肥力、平均胸径、平均树高、大小和形状等参数来进行林分分割。

近年来, 高光谱技术在树种分类上的潜力被进一步挖掘, 以上结合多光谱影像和 ALS 数据的林分分割方法虽然区划出了合理的林分, 但其中对于树种因子的运用并不明确。高光谱遥感技术通常采用一段波谱范围内的成像光谱仪或非成像光谱仪, 通过几十上百条狭窄的电磁波段获得地物的理化信息^[48]。成像光谱仪可以同时获取丰富的地物光谱信息和大量窄波段的连续的地物目标光谱图像, 这些同时获得的影像和光谱信息可以极大地增强对地物的区分能力^[49]。机载高光谱传感器以航空飞机为平台, 可以在大区域尺度上获取同时具有高空间分辨率和高光谱分辨率的数据。因此, 在林业上机载高光谱技术可以广泛应用于森林树种识别、灾害监测及林木参数提取等^[50]。而本文将进一步探究机载高光谱数据与 ALS 数据结合在小班区划中的应用。

1.3 研究重点解决的科学问题和内容

1.3.1 研究目的

使用机载激光雷达可以得到森林的三维结构信息,由 ALS 数据生成的森林冠层高度模型可以为小班区划提供准确的位置、冠层平均高、林分密度、郁闭度等信息^[2,51]。通过对 CHM 的分割可以将小班因子不同的森林地块分割出来,进而形成符合林区实际情况的不同小班。同时,CHM 数据包含的精确位置信息可以使划分出来的小班边界更符合实际的林分边界。由于机载高光谱影像具有较高的空间和光谱分辨率,使用机载高光谱影像对森林进行分类可以产生高精度的树种分类结果^[11,52~55],这在小班区划研究中具有很大的应用潜力。已有的研究中体现了 ALS 数据林分分割的潜力,但这些研究没有针对小班区划需求,并且未充分考虑树种信息。因此本文在综合利用多源遥感数据的小班区划方面做进一步的探究。本文的研究目的如下:

(1) 研究机载激光雷达冠层高度模型和高光谱影像树种分类图在森林资源规划设计调查中小班区划中的应用。探究如何充分利用 ALS 数据包含的森林结构信息和高光谱树种类别信息进行小班区划,并进一步提高小班区划的自动性。

(2) 建立小班区划结果评价体系。以多种人工区划小班作为参考,从实际用途出发进行精度评价,定量化评价自动区划结果的可靠性,比较两种区划方法的差异性。

1.3.2 研究内容

本研究使用 CHM 和高光谱树种分类数据,分别使用多尺度分割及与优化的方法及过分割与合并的方法探索结合森林结构信息和树种类别信息的小班自动区划方法。主要研究内容如下:

(1) 在高光谱影像树种信息辅助下,使用机载激光雷达数据生成的 CHM 进行两种空间尺度的分割和优化。先对 1 m 空间分辨率 CHM 数据进行过分割,再对降尺度处理并平滑后的 5 m 空间分辨率 CHM 数据进行欠分割,并对两种尺度分割结果结合优化得到最终区划结果。

(2) 使用面向对象的多尺度分割方法,对 CHM 进行过分割,然后根据 CHM 和高光谱树种分类结果计算出每块分割区域的郁闭度、冠层平均高、主要树种、主要树种成数、

小班面积、相邻小班公共边长等因子。利用这些因子制定了合并相似小班的规则，以及合并所有小于林分标准阈值的小班的规则。通过对分割对象进行基于规则的合并来自动区划小班。

(3) 将两种自动区划结果与人工区划小班、DOM 屏幕勾绘小班以及主伐作业小班进行对比。采用最终测量精度 (UMA) 准则的圆度 (RO)，紧致度 (CO)，形状指数 (SI)，最小包络圆短半径 (RE)，椭圆度 (EF) 和形状因子 (P2A) 8 个指标，以及自动区划小班与参考小班的重叠率 (OR)，定量计算自动区划结果边界勾绘的准确程度及其与参考小班的相符性。并利用样地平均树高、平均胸径观测值，以及全林场的 CHM 数据计算自动区划结果的可解释性方差，验证自动区划结果的内部均质性和外部差异性精度。

1.4 技术路线

1.4.1 论文技术流程

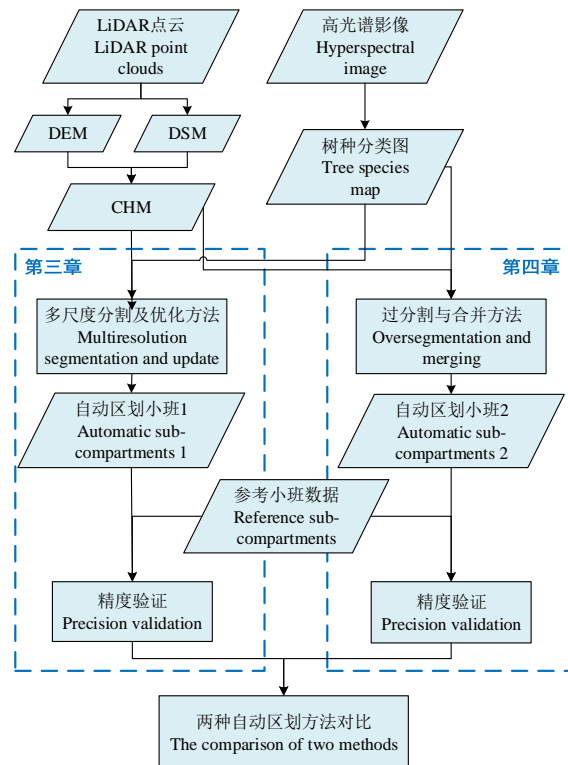


图 1-1 两种自动区划小班的方法及精度验证流程

Figure1-1 The flowchart of two automatic sub-compartment delineation methods and accuracy verification processes

本研究基于机载激光雷达数据生成的冠层高度模型和高光谱影像树种分类产品，建立了多尺度分割及优化方法、过分割与合并方法来自动区划小班。并且将两种自动区划结果与参考小班数据（人工区划小班、DOM 屏幕勾绘小班和主伐作业小班数据）对照，采用最终测量精度准则、重叠率和可解释性方差三种指标进行精度验证。之后对比两种自动区划方法的精度。本研究的技术流程图见图 1-1。

1.4.2 论文组织与结构

本文的组织结构及每章的主要内容为：

第一章：介绍了本研究的背景与意义，基于遥感数据的小班区划研究现状，并总结了本研究的研究目的、研究内容以及技术流程。

第二章：介绍了研究区和使用的数据情况，包括研究区的地理位置、自然环境状况以及主要树种。本文所采用的研究数据的主要包括遥感数据、地面数据和林业验证数据。

第三章：介绍了多尺度分割及与优化的小班自动区划方法，包括以下步骤。对 1 m 空间分辨率的 CHM 采用均值下采样和边界保持的平滑滤波得到 5 m 空间分辨率的 CHM。用高光谱树种分类结果产生树种矢量图作为辅助数据，对 1 m 空间分辨率的 CHM 和 5 m 空间分辨率的 CHM 分别进行多尺度分割，对产生的过分割和欠分割结果进行融合优化得到自动区划小班。使用最终测量精度准则、重叠率和可解释性方差指标将自动区划结果与参考小班对照，验证自动区划小班的精度，并进行了分析和讨论。

第四章：介绍了过分割与合并的小班区划方法。对使用均值下采样和最小方差均值滤波方法获得的 5 m 空间分辨率的 CHM 进行过分割。从 CHM 和高光谱树种分类图中提取各分割对象对应的小班因子，建立了相似小班合并和消除面积过小的两种合并准则，统计了合并所需阈值并对分割对象进行了合并。同样使用最终测量精度准则、重叠率和可解释性方差指标将自动区划结果与参考小班对照，验证了自动区划小班的精度，对结果进行了分析和讨论。并对比了过分割与合并方法自动区划的小班和多尺度分割及与优化方法自动区划的小班的精度。

第五章：介绍了本研究的研究结果和相应的结论，分析了小班自动区划的进展和其中存在的问题等。并提出了对进一步研究的展望。

2 研究区概况与数据

2.1 研究区概况

2.1.1 地理位置

本文的研究区为孟家岗林场，位于黑龙江省佳木斯市桦南县的东北部。地理位置为北纬 $46^{\circ} 20' \sim 46^{\circ} 30'$ ，东经 $130^{\circ} 32' \sim 130^{\circ} 52'$ 。孟家岗林场西与桦南县林业局的七峰、青背林场毗邻，东面与桦南林业局相邻。研究区地理位置和林场界线见图 2-1，孟家岗林场总面积为 25.1 万亩，其中林地面积为 21.7 万亩。

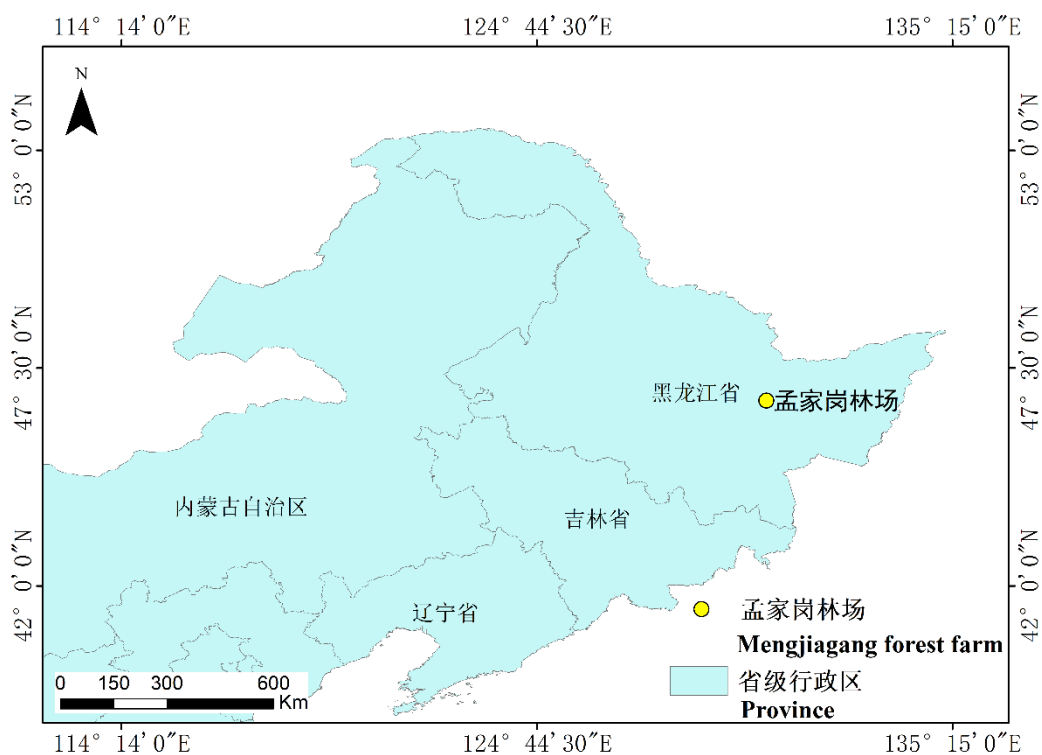


图 2-1 孟家岗林场研究区

Figure2-1 Mengjiagang forest farm

2.1.2 地势状况

位于完达山西麓余脉的孟家岗林场，主要地势为低山丘陵。林场的最高海拔高度为 575 m，最低海拔高度为 170 m，平均海拔约为 250 m。林场的地势平缓，东北高，西南低，其坡度在 10° -20° 之间。

2.1.3 气候状况

孟家岗林场所在的区域属于东亚大陆性季风气候。林场年平均降水量为 550 mm，年平均气温为 27 °C，最高气温为 35.6 °C，最低气温为-34.7 °C，年 ≥ 10 °C积温为 2547°C，无霜期 120 天左右。其冬季较漫长、气候寒冷且干燥；夏季较为短促、气候温暖而湿润；早春少雨、风大易干旱；秋季降温迅速，常有冻害发生。

2.1.4 森林资源

孟家岗林场主要经营落叶松 (*Larix olgensis* Henry)、樟子松 (*Pinus sylvestris* L. var. *mongolica* Litv) 人工林。其人工造林占林地面积 (21.7 万亩) 的 76.7%，其中 80%为落叶松 (*Larix olgensis* Henry)、红松 (*Pinus koraiensis* Sieb. et Zucc) 和樟子松 (*Pinus sylvestris* L. var)。孟家岗林场的天然林面积为 3597 ha，占全部森林面积 27.5%，主要分布在林场的东北方向。天然林主要树种为阔叶树，包括柞树 (*Quercus mongolica* Fisch. Ex Ledeb)、白桦 (*Betula platyphylla* Suk) 和椴树 (*Tilia tuan* Szyszyl) 等。

2.2 遥感数据

本研究采用的 LiDAR 数据、高光谱数据和高分辨率航空相片由中国林业科学研究院 CAF-LiCHy 综合遥感观测平台^[56]于 2017 年 5 月 31 日-6 月 15 日采集。航摄遥感平台为运-5 小型多用途飞机，飞行高度为 1000 m。CAF-LiCHy 系统包含 1 台全波形机载激光雷达 (LMS-Q680i)、1 台机载推扫式高光谱扫描仪 (AISA Eagle II) 和 1 台高分辨率 CCD 相机 (DigiCAM-H60)，3 个传感器共用 1 套位置和姿态系统 (Position and Orientation System, POS)。

Riegl LMS-Q680i 激光传感器是由奥地利 Riegl 推出的全波形激光雷达系统, 激光器工作波长为 1550 nm, 激光束发散角为 0.5 mrad, 波形数据的记录间隔为 1 ns, 最大脉冲重复频率为 400 kHz, 孟家岗 ALS 数据航带间点云误差为水平 0.1 m, 垂直 0.12 m。获得点云数据的平均密度为 12 pts/m²。

高光谱 AISA Eagle II 传感器的光谱范围为 400-970 nm, 视场角为 37.7°。其光谱分辨率为 3.3 nm, 空间分辨率为 0.2 m。高光谱传感器可以设置的光谱采样间隔为 1.15 nm、2.3 nm、4.6 nm 与 9.2 nm。对应的所获取数据的波段数分别为 488、244、125 和 64 个。

表 2-1 CAF-LiCHy 系统各传感器参数

Table2-1 The parameters of the sensors of CAF-LiCHy		
LMS-Q680i 参数 (Parameters of LMS-Q680i)		
扫描角 Scan angle		± 30°
扫描速率 Scan rate		200 lines/s
脉冲宽度 Pulse Width		3.5 ns
激光束离散角 Laser beam dispersion angle		0.5 mrad
最大重复频率 Maximum repetition rate		400 KHz
激光波长 Laser wavelength		1550 nm
精度 Precision		0.12 m
AISA Eagle II 参数 (Parameters of AISA Eagle II)		
光谱范围 Spectral range		400–970 nm
光谱分辨率 Spectral resolution		3.3 nm
空间分辨率 Spatial resolution		0.85 m
视场角 Field of view		37.7°
空间像元数 Space pixel number		512/1024
瞬时视场角 Instantaneous field of view		0.037°
最大波段数 Maximum number of bands		488
焦 距 Focal distance		18.1 mm
扫描帧率 Scan frame rate		160 frames/s
Hasselblad 相机参数 (Hasselblad camera parameters)		
相机传感器高度 Camera sensor height		40.248 mm
框幅大小 Frame size		8956×6708
像素大小 Pixel size		6 μm
相机传感器宽度 Camera sensor width		53.736 mm
相机焦距 Camera focal length		50 mm

航摄数码相机型号为 Hasselblad H4D-60, 飞行时航向和旁向重叠率分别为 70%和 50%。数字正射影像 (Digital Orthophoto Map, DOM) 空间分辨率为 0.1 m, 有红、绿、蓝三个波段。各传感器参数如表 2-1 所示。CAF-LiCHy 机载系统同步获取的激光雷达数

据、数字正射影像和高光谱影像的空间位置的一致性精度约 1 m，由于小班最小面积为 0.1 公顷，因此空间一致性精度符合要求。

2.2.1 冠层高度模型

使用 Lastools 软件从 LiDAR 点云数据中提取冠层高度模型。首先去除 LiDAR 点云数据中明显高于地表物体和明显低于地表的噪声点，之后对剩下的点云分类为地面点和非地面点。采用 TIN 内插算法与最大高程插值方法对地面点插值，生成数字高程模型 (Digital Elevation Model, DEM)，其空间分辨率为 1 m。对非地面点插值生成空间分辨率为 1 m 的数字表面模型 (Digital Surface Model, DSM)。冠层高度模型 CHM 是由数字表面模型的值减去数字高程模型的值获得的^[57]，其空间分辨率为 1 m。

2.2.2 数字正射影像

对采集的航摄相片数据，使用 Pix4DMapper 软件处理生成数字正射影像。在 Pix4DMapper 软件中导入原始影像数据、POS (Position and Orientation System) 数据，基于相片外方位元素和由激光雷达点云生成的 DEM 进行单片微分纠正，对纠正后的航片进行镶嵌、裁切，获得数字正射影像。数字正射影像的空间分辨率为 0.1 m，含红 (630~780 nm)、绿 (500~570 nm)、蓝 (420~470 nm) 3 个可见光波段。

2.2.3 树种分类数据

树种分类数据是由 CAF-LiCHy 机载系统同步获取的高光谱影像生成的。采用监督分类的方法，首先对高光谱影像的每个波段使用灰度共生矩阵 (Gray Level Co-occurrence Matrix, GLCM) 计算均值、均匀性、异质性、相关性、方差、二阶矩、熵、对比度 8 种纹理特征，并对纹理特征用最小噪声分离 (Minimum Noise Fraction, MNF) 法降维。使用提取的纹理信息和光谱信息进行了 SVM 监督分类，分为落叶松、红松、樟子松、云杉、阔叶树和裸地 6 类^[11,55]，树种类别图的空间分辨率为 2 m，见图 2-2。经过 679 个地面树种样点调查数据验证，主要树种分类的总体精度为 91.28%，Kappa 系数为 0.88。

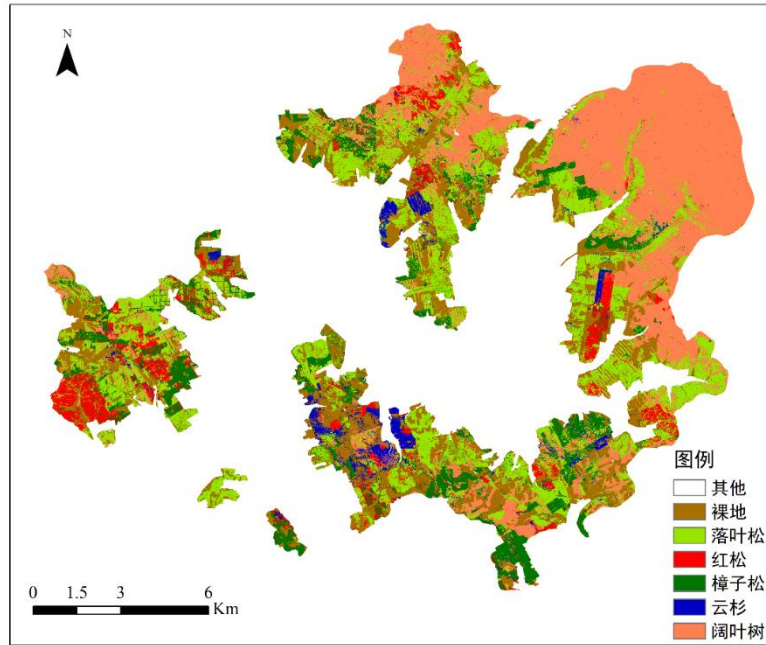
图 2-2 孟家岗林场树种类别图^[11,55]

Figure2-2 Tree species map in Mengjiagang forest farm

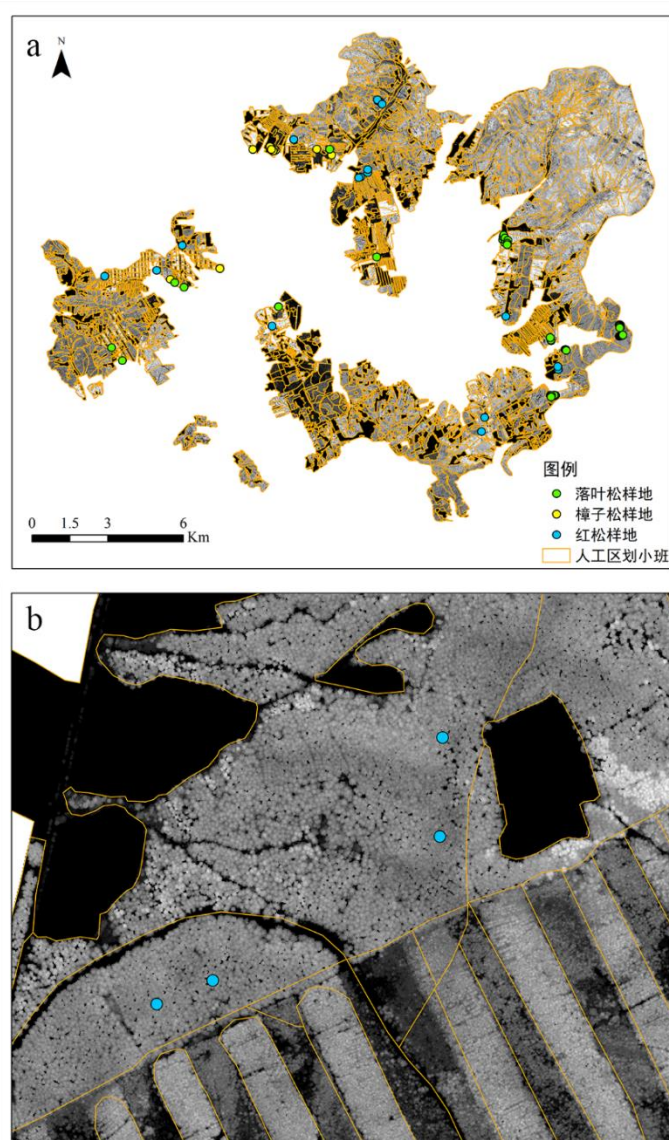
2.4 地面数据

2017 年对孟家岗林场的 70 块固定样地进行了每木检尺，测量了样地中每株树的胸径、树高和冠幅，由观测值计算了每个样地的算术平均胸径和算术平均树高。对样地使用徕卡 GNSS 进行精确定位，并采用差分后处理的方法提高定位精度，差分后的定位精度误差在 1 m 以内。对每个样地定位时至少定位了三个样地角点和一个样地中心点。70 个样地中包括 40 个落叶松样地、11 个樟子松样地和 19 个红松样地。样地定位数据主要用于对自动区划小班和人工区划小班的内部均质性和外部异质性的精度验证。

2.5 林业验证数据

2.5.1 人工区划小班

孟家岗林相图是 2016 年以卫星影像为底图，结合林场现地情况区划的，主要包含各级森林资源区划界线（林场、林班、小班）、小班矢量图层、小班属性数据库等。各小班



(a) 人工区划小班及样地分布图 (b) 局部展示图
Manual sub-sompartments and sample plots (b) Partial display

图 2-3 孟家岗林场冠层高度模型及小班区划有关数据

Figure2-3 Canopy height model and related data for sub-compartments delineation in Mengjiagang forest farm

与森林二类调查因子相关联,小班属性包括林班号、小班号、面积、地类、林种、起源、树种组成、郁闭度等二类调查因子。由于孟家岗林相图与 2017 年采集的航空遥感数据存在时间和空间位置上的差异,因此以 2017 年获取的机载高光谱影像为底图,对 2016 年的林相图进行人工修正,得到人工区划小班数据。修正时,根据孟家岗林相图中的小班边界进行检查,对与影像显示边界位置不符的界线进行人工修改,位置无误及周围无明显变化的界线予以保留,修正调整后的小班界线更符合实际情况,且保证了与机载高光

谱和激光雷达数据空间位置的一致性。根据孟家岗林场的林相图和森林资源规划设计调查技术规程-黑龙江省地方标准, 孟家岗林场的小班最小面积为 0.1 公顷, 人工林小班最大面积为 20 公顷, 天然林小班最大面积为 50 公顷。冠层高度模型、人工区划小班界线及样地分布见图 2-3。

2.5.2 屏幕勾绘小班

李春干等^[17]的研究表明, 在可获取同一区域更高空间分辨率数据的情况下, 采用比分割所用的遥感数据更高空间分辨率的遥感影像, 用屏幕矢量化方法得到的区划图可作为准确可靠的参考图来进行小班自动区划的结果评价。因此, 本文在 0.1 m 空间分辨率的 DOM 上选取不同地物或森林边界线的区别较为明显的区域, 采用屏幕矢量化方法, 勾绘其小班边界, 作为自动区划效果评价的参考, 共勾绘了 100 个小班。

2.5.3 森林主伐作业小班

采用了孟家岗林场 2017-2019 年森林主伐作业小班数据。作业小班是根据主伐作业的需求, 按照林地种类、林分类型、龄组、郁闭度和经营方式等的不同来区划的。本文所采用的孟家岗林场主伐作业小班面积为 1~17 公顷, 作业小班区域所包含的树种为落叶松人工林, 总共有 149 个作业小班。

2.6 本章小结

本章主要介绍了研究区的地理位置、地势状况、气候状况和森林资源; 本研究所使用的遥感数据, 包括机载激光雷达数据、机载高光谱数据、高分辨率航空相片, 以及由机载激光雷达数据生成的冠层高度模型和由机载高光谱数据产生的树种类别图; 地面数据 (GNSS 样地定位数据和样地的算术平均高、算术平均胸径) 和林业辅助数据 (人工区划小班数据、屏幕勾绘小班数据和作业小班数据)。其中 CHM 数据和高光谱树种分类数据用于自动区划小班的研究。航摄相片数据主要是用来勾绘小班作为辅助数据。地面数据主要用于对自动区划的小班进行内部均质性和外部异质性的精度验证。林业辅助数据作为自动区划小班的对照, 用于对人工区划小班和自动区划小班的形状、面积因子和边界的一致性精度验证。

3 多尺度分割及优化小班自动区划

小班区划研究中常用的图像分割方法有分水岭分割法、均值漂移法、区域生长法、分类聚类的方法、基于阈值的方法以及面向对象的多尺度分割方法等。其中分水岭分割方法适用于对梯度图像的分割，因此不适合本研究的多种输入数据的分割。分类、聚类的方法难以提供完整合适的林分边界。对 ALS 和多光谱影像数据计算并筛选特征，再对这些特征进行分类的小班区划方法的对树种类别的识别精度较高，但这种方法不能用于混交林和疏林地的分割。基于阈值的分割方法需要对研究区具有充分的先验知识，并且适用于林分状况简单的研究区。已有的研究表明，面向对象的多尺度分割方法能够提供均质的对象，在林分分割和小班区划中有较好的应用效果，但这些研究中多使用多光谱遥感影像进行分割，很少考虑到林分的结构对小班区划的影响。多尺度分割方法能否在综合 ALS 和高光谱数据时产生合适的小班有待研究。

因此本研究使用高精度的机载高光谱影像树种分类图作为辅助数据，对 CHM 数据进行多尺度分割。由于高分辨率的 CHM 能更好的显示真实的小班边界，而平滑后的低分辨率 CHM 更能显示均值的小班区域，因此本研究设计了用两种空间分辨率 CHM 进行分割，综合过分割和欠分割结果的优点进行优化的小班自动区划方法。多尺度分割与优化方法主要包括三个步骤：①首先对 1 m 空间分辨率的 CHM 数据加入树种矢量图进行多尺度分割，得到过分割结果；②然后对 1 m 空间分辨率的 CHM 数据进行均值下采样为 5 m 空间分辨率并使用对称近邻均值滤波（Symmetric Nearest Neighbor Filter, SNN）平滑，再对其加入树种矢量图进行多尺度分割，得到欠分割结果；③最后将过分割和欠分割结果进行融合优化，得到最终林分分割结果。总流程图如图 3-1 所示。

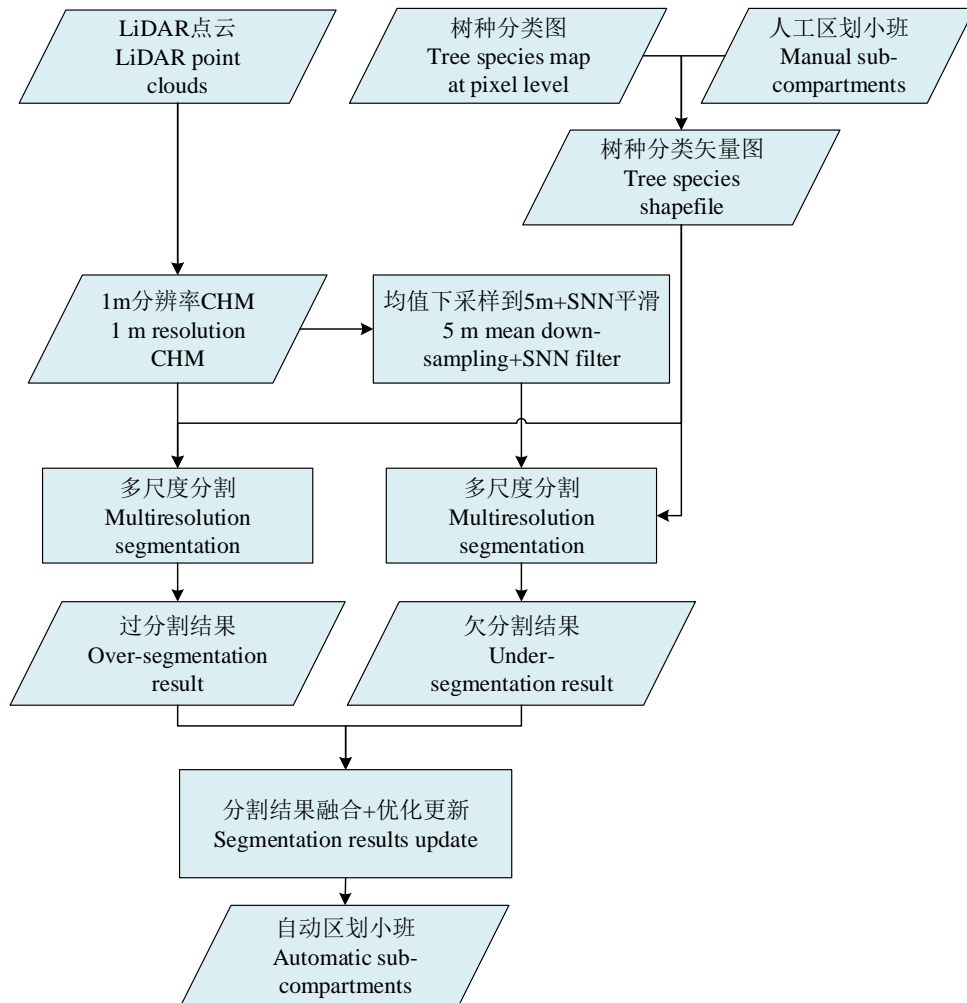


图 3-1 基于机载激光雷达冠层高度模型和树种类别的小班自动区划流程图

Figure3-1 The flowchart of automatic delineation of sub-compartments based on CHM from airborne LiDAR data and tree species

3.1 多尺度分割方法

3.1.1 边界保持的平滑滤波

由于机载激光雷达点云的密度较高，对其插值形成的 CHM 数据空间分辨率为 1 m，小于研究区树冠的平均冠幅。这会导致在进行林分分割时产生很多过分割的小班，不利于区分不同的林分。而对 1 m 空间分辨率的 CHM 数据进行适当的下采样和平滑滤波，能够对同一株树的多个点取其平均值，能更好的显示这株树的信息。而在林分尺度上，对 CHM 数据适当的平滑不会对结果精度产生过大的影响。区划的另一个要点是区分出

明确的边界，因此本文采用具有边缘保持特性的平滑滤波器，以便在平滑的同时减少对边界的影响。

本研究利用几种边缘保持的平滑滤波器对 CHM 数据进行平滑对比试验：KNN 均值滤波器、最小方差均值滤波器（Minimum Variance Filter, MVF）、sigma 平滑滤波器和对称近邻均值滤波器（Symmetric Nearest Neighbor Filter, SNN）。其中，KNN 均值滤波器的原理是：在一定范围内选择 K 个与中心像元灰度差最小的像元，计算其均值代替原来的中心像元值。最小方差均值滤波器的原理是：使用九个不同的模板（如图 3-2 所示），对模板覆盖区域的像元分别计算其像元值与中心像元值的方差，选择方差最小模板中像元的灰度值代替中心像元值。sigma 平滑滤波器的原理是：在固定大小的窗口内计算像元标准差 σ ，定义置信区间为当前像元值的范围。用窗口中落在置信范围内的像元的均值替换原来的中心像元值。对称近邻均值滤波的其核心思想是：在一个局部范围内对几对对称点像元值进行比较（见图 3-3），选取每对像元中值与目标像元值相近的那个像元，计算选取的这些像元的均值作为目标像元值，并保留与目标像元值差异大的像元不变^[58]。这样在边界的保持更加灵活的同时，又能以较低的计算量对图像进行平滑。

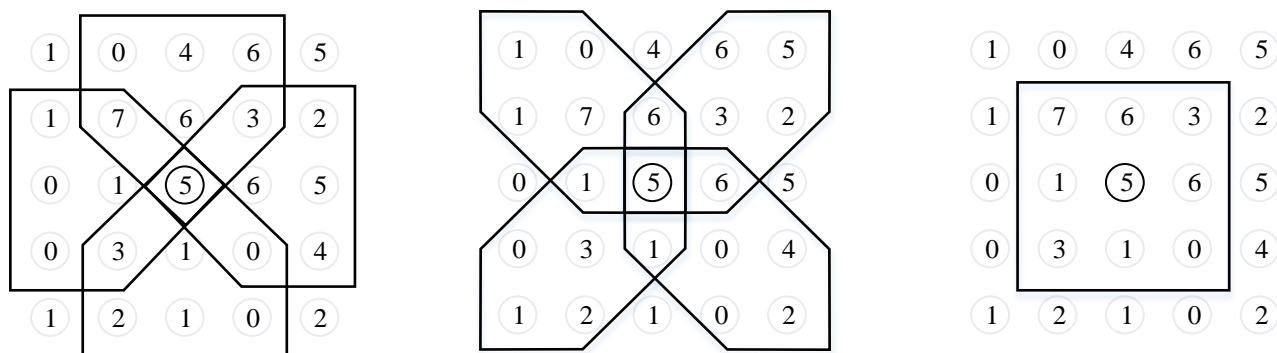


图 3-2 最小方差均值滤波器原理图

Figure3-2 The schematic diagram of Mean Minimum Variance filter

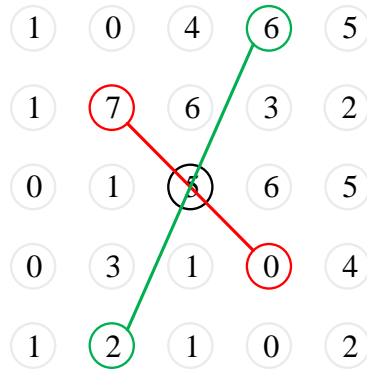


图 3-3 对称近邻均值滤波原理图

Figure3-3 The schematic diagram of Symmetric Nearest Neighbor filter

由于最小方差均值滤波器的模板大小固定为 5×5 ，为与其保持一致，对每种滤波器都用 5×5 窗口进行对比试验，部分区域的滤波结果见图 3-4。结果显示，KNN 平滑滤波和 sigma 平滑滤波结果较模糊，且对不同质区域间边界的保持效果较差。最小方差均值滤波结果与 SNN 滤波结果近似，都取得了较好的平滑效果并且边界得到了很好的保持。

通过峰值信噪比（Peak signal to noise ratio, PSNR）定量评价不同滤波器对原始影像的滤波效果^[59]（表 3-1），当 PSNR 值大于 40 时，滤波结果与原影像差异不明显^[60]。四种滤波器的峰值信噪比均大于 40，其中 SNN 滤波器的峰值信噪比最高，MVF 滤波器次之。

在 SNN 滤波器和 MVF 滤波器计算效率的试验中，采用 5780×4482 栅格的 5 m 空间分辨率 CHM 数据进行平滑，SNN 滤波用时 11.24 分钟，最小方差均值滤波用时 113.72 分钟。可知 SNN 滤波计算量更小，因此本文选用 SNN 滤波来平滑 5 m 空间分辨率的 CHM 数据。

对比了 3×3 、 5×5 、 7×7 和 9×9 像素窗口的 SNN 滤波效果（如图 3-5 所示），结果显示使用 5×5 窗口的 SNN 滤波器的滤波结果优于使用其他大小的滤波窗口，当窗口更小时滤波器的平滑效果变差，当窗口更大时不同小班的边界更加模糊，难以区分不同小班。表 3-1 中显示 SNN 滤波器的窗口越大时峰值信噪比越小，表明窗口越大时滤波后的影像与原影像差异越大。而 3×3 窗口的滤波结果虽然与原影像差异最小，但其平滑效果最差。因此选择 5×5 窗口的 SNN 滤波器最合适。

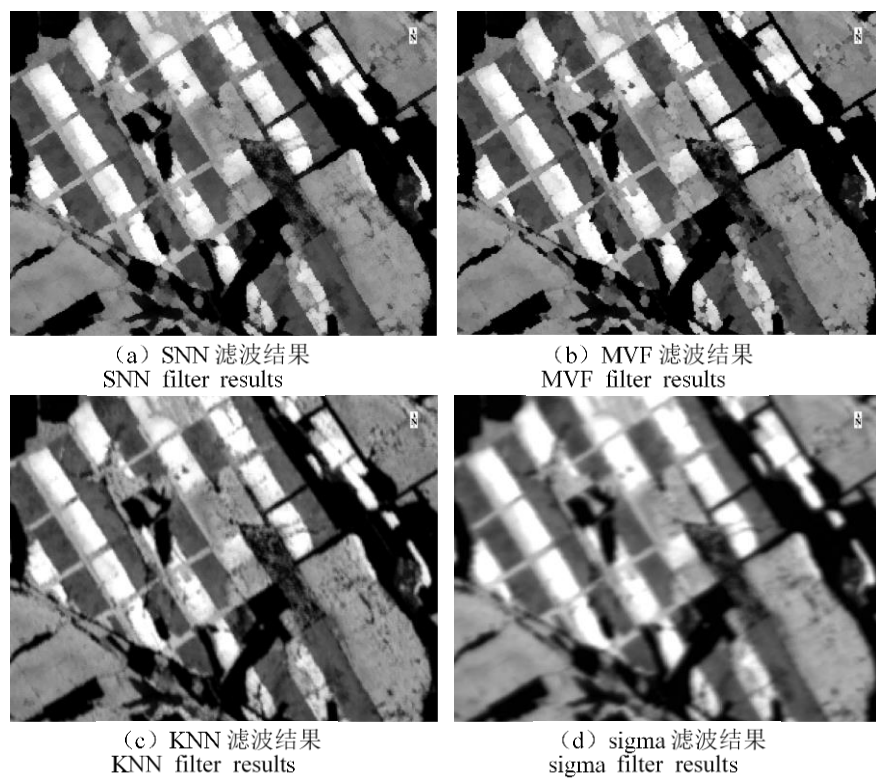


图 3-4 四种滤波器结果对比图

Figure3-4 The results of four filters

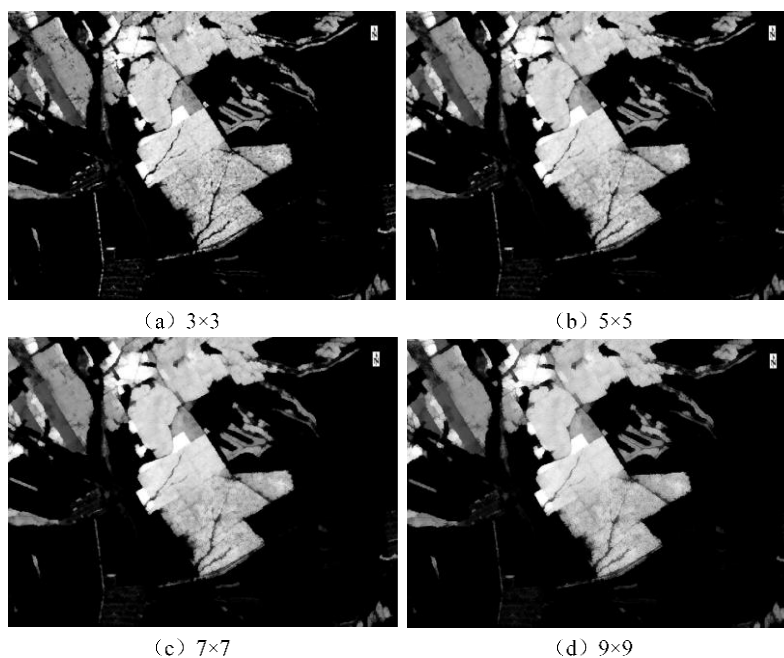


图 3-5 SNN 滤波器不同窗口大小结果

Figure3-5 The result of different windows of SNN filter

表 3-1 不同滤波器及不同滤波窗口对比

Table3-1 Comparison of different filters and different window sizes

不同滤波器 Different filters	峰值信噪比 PSNR	不同窗口大小 Different window sizes	峰值信噪比 PSNR
KNN 滤波 KNN filter	47.55	SNN 滤波 3*3 SNN filter 3*3	51.74
Sigma 滤波 Sigma filter	45.64	SNN 滤波 5*5 SNN filter 5*5	50.57
MVF 滤波 MVF filter	49.34	SNN 滤波 7*7 SNN filter 7*7	49.71
SNN 滤波 SNN filter	50.57	SNN 滤波 9*9 SNN filter 9*9	49.06

3.1.2 多尺度分割

图像分割是将一幅图像划分为多个具有均质性的子区域的过程，其中每个子区域与其他子区域具有差异性。目前的图像分割方法包括基于边缘检测的方法、基于区域的分割方法、基于特征空间的方法、基于直方图阈值的分割方法、基于物理模型的方法等^[61,62]。不同的图像分割技术对于不同尺度、内部一致性不同的地物会产生不同的分割效果。而遥感影像是地物的特征、地表现象等的反映，同一遥感影像中不同类型地物的大小、形态、尺度不同，若采用同一种尺度来对影像上的多种地物进行分割，可能会导致当某个尺度的地物分割效果好时，相应的其他尺度的地物分割效果较差。因此，多尺度的分割方法更适用于对遥感影像的分割。

多尺度分割算法（Multi-resolution segmentation）是一种从单个像元对象开始的区域合并过程，合并规则基于局部光谱均匀性，即相邻图像对象之间的相似性。光谱均匀性标准定义为光谱值的标准偏差之和，每次合并时方差增加最小的对象对被合并，当最小增量高于用户定义的阈值（尺度参数）时，分割过程结束^[63]。

采用多尺度分割时，在一幅影像上结合大小尺度分割，大尺度分割有助于减少小尺度分割时过多的空间噪声等因素的影响，小尺度分割对大尺度分割的结果进行细化，两

者结合能提高分割的精度^[22]。在多尺度分割层次网络中，每个影像对象与相邻对象和上下层对象相关联，自下而上为小尺度的对象层到大尺度的对象层（如图 3-6 所示），这种层次体系有利于充分利用空间关系和语义关系进行分割。多尺度分割方法对于不同的对象会采用不同的分割尺度，并联系上下层对象间的关系进行分割。

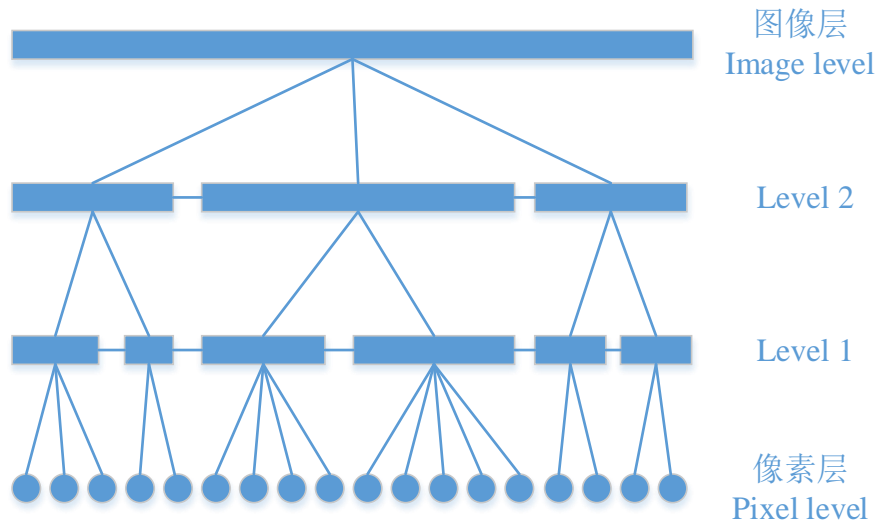


图 3-6 多尺度分割

Figure3-6 Multiresolution segmentation

3.1.3 树种矢量图

由于高光谱树种分类图为基于像元的分类，难以直接用于多尺度分割，因此本文提取树种分类结果矢量图，并将其加入多尺度分割中。

本文试验了三种提取高光谱树种信息的方法：① 使用人工区划小班和高光谱树种分类图提取树种矢量图：将人工区划小班叠加到像元尺度的树种分类图上，统计每个小班内部的树种类别、各树种的像元数。计算每个小班内部的树种组成，即各类树种像元数量占小班总像元数量的比例。选取树种成数最大的树种为该小班的优势树种，将整个小班区域赋值为其优势树种。对每个小班进行以上操作，融合树种相同的区域，最终形成整个林场区域的树种矢量图。② 对基于像元的高光谱分类图进行下采样和平滑并直接矢量化：对 2 m 空间分辨率的高光谱树种分类图进行众数下采样，即提取下采样窗口内树种成数最大的树种值为下采样后的该窗口的像元值，经过试验，最佳窗口大小为 3×3，获得的树种分类图空间分辨率为 6 m。接着使用 ENVI 的 majority 工具进一步去除分类结果

中的小斑块。试验不同的窗口大小和中心像元权重参数后发现窗口大小为 5×5 ，中心像元权重为 1 时效果最优。采用以上参数直接矢量化的树种图很好的区分开了不同树种的区域，其边界也没有被过度平滑，更符合实地情况。③ 使用 CHM 数据和高光谱树种分类图提取树种矢量图：首先对 SNN 滤波后的 5 m 空间分辨率 CHM 数据进行过分割，将其分割为面积非常小且贴合树冠边缘的对象，将分割结果叠加到基于像元的树种分类图上，统计每个分割对象的主要树种并赋值给该分割对象。融合树种相同的区域，形成整个林场区域的树种矢量图。

将利用三种方法提取的树种矢量图分别作为辅助数据加入多尺度分割中。基于 CHM 和树种矢量图的多尺度分割方法为：在 eCognition 软件中用 CHM 数据作为底图，加入树种矢量图作为辅助数据。因此，树种矢量图中不同树种的边界为最高层次的小班边界线，在同种树种的区域内对 CHM 数据进行多尺度分割，以获得林分高度和密度一致的小班，并将林分结构不一致的区域分割为不同小班。在多尺度分割试验中，设计分割方案为：将尺度参数设置为 10~300，形状参数设置为 0.1~0.9，紧致度参数设置为 0.1~0.9。应用这些分割方案进行了多组试验，比较各试验结果的小班面积、数量、形状及边界与人工小班的相似度，最终确定分割效果最优的尺度、形状和紧致度参数，并根据最终区划的小班精度确定最优的加入树种信息的方法。

3.2 分割结果优化方法

对空间分辨率为 1 m 的 CHM 数据和空间分辨率为 2~30 m 的 CHM 数据使用多组参数进行了分割试验，结果显示为 1 m 和 5 m 空间分辨率数据的分割结果最具互补性。5 m 空间分辨率 CHM 的欠分割结果显示了主要的林分区域，但其边界和林分边缘的树冠轮廓并不完全相符。1 m 分辨率 CHM 的分割结果的边界虽然和林分边缘的树冠轮廓相符，但其经过过分割形成了很多的面积过小的小班。因此需要使用过分割结果来优化欠分割结果。

本研究使用 GIS 中的更新功能实现多尺度分割结果的融合。其原理是对输入数据和用于更新的数据进行几何相交的计算，其中输入数据和更新数据相同空间范围内的属性被更新数据的属性代替。在更新时可以调整容差值，即输出数据边界的 X, Y 坐标相对于输入数据边界的 X, Y 坐标可移动的距离。

本文将欠分割结果作为更新数据,使最终分割结果保留欠分割结果的大块林分区域,不会有很多破碎的小班。同时通过调整两个尺度分割结果间的容差值,使最终分割结果的边界不完全是欠分割结果的边界,而是根据过分割结果的边界进行了修正,更加符合林分边界树冠的边缘。经过多次试验,确定容差值为 3 m 时欠分割结果对过分割结果的优化效果最佳。并对优化后的自动区划小班融合林班界线,以保证小班边界不跨林班界线。

3.3 小班对比验证

区划结果采用形状因子和定量因子两种方式进行精度验证。首先评估林分边界的准确程度,采用人工区划小班、主伐作业小班和基于 0.1 m 分辨率 DOM 勾绘的小班作为参考。根据自动区划结果与参考小班的空间位置相对应的原则,采用最终测量精度(UMA)准则,逐一测量自动区划结果与参考对象的特征。UMA 准则评价的特征包括圆度(RO),紧致度(CO),形状指数(SI),最小包络圆短半径(RE),椭圆度(EF)和形状因子(P2A)^[17]。同时,使用重叠率指标,比较自动区划结果和参考小班的重合情况。重叠率为人工区划小班与其对应的自动区划结果的交集的面积与二者面积总和的二分之一的比值^[64],即:

$$\text{重叠率 (OR)} = \frac{\text{area (自动区划小班)} \cap \text{area (人工区划小班)}}{\frac{\text{area (自动区划小班)} + \text{area (人工区划小班)}}{2}} \quad (3.1)$$

李春干等研究表明^[64],在森林资源规划设计调查小班勾绘质量检查中,重叠率达 85% 以上的小班符合要求,因此本文计算与人工区划小班的重叠率大于 85% 的自动区划小班在全部自动区划小班中所占的比例,即 $\text{OR} > 85\%$ 的自动区划小班数量占自动区划小班总数的百分比。

其次,采用样地平均高、平均胸径和冠层平均高数据,计算自动区划小班的可解释性方差精度,评价各小班内部的均质性及不同小班之间的异质性^[27,35,45~47]。冠层平均高数据是 CHM 中每个 30 m×30 m 栅格的冠层高度平均值,由于孟家岗林场常见的样地大小为 30 m×30 m,因此用这种方法计算冠层平均高数据相当于在全林场用相当于样地平均高的数据来进行精度验证。其原理是,通过计算小班内部各样地观测值的方差之和 SS_{within} ,与全研究区各样地观测值与全研究区观测值均值的方差之和 SS_{total} 的可解释性

方差 R^2 来评价小班区划精度。同时，计算小班内部各栅格的冠层平均高的方差之和 SS_{within} ，与全研究区所有栅格的冠层平均高与全研究区冠层平均高的均值的方差之和 SS_{total} 的可解释性方差 R^2 。计算公式如下：

$$R^2 = 1 - SS_{\text{within}}/SS_{\text{total}} \quad (3.2)$$

$$SS_{\text{within}} = \sum_i^k \sum_j^{n_i} (x_{ij} - \bar{x}_i)^2 \quad (3.3)$$

$$SS_{\text{total}} = \sum_i^k \sum_j^{n_i} (x_{ij} - \bar{x})^2 \quad (3.4)$$

使用样地数据计算时，其中 k 为小班数， n_i 为小班 i 中的样地数， x_{ij} 为小班 i 中样地 j 的观测值， \bar{x} 为全研究区样地观测值的均值， \bar{x}_i 为小班 i 中样地观测值的均值。

使用CHM数据计算时，其中 k 为小班数， n_i 为小班 i 中的栅格个数， x_{ij} 为小班 i 中栅格 j 的冠层平均高度值， \bar{x} 为全研究区冠层平均高的均值， \bar{x}_i 为小班 i 中冠层平均高的均值。用两种验证数据计算时，可解释性方差越接近1，则小班内部一致性越高，不同小班间的差异性越大。

3.4 结果与分析

首先使用参考小班数据（人工区划小班、DOM 屏幕勾绘小班和主伐作业小班数据）作为对照，分别计算采用不同的树种矢量图作为辅助数据的自动区划小班精度。按照参考小班数据与自动区划小班的位置相对应的原则，计算与参考小班数据的重叠率（OR）>85%的自动区划小班数量占自动区划小班总数的百分比，精度验证结果见表 3-2。

采用重叠率精度最高第一种利用人工区划小班加入树种矢量图的方法进行多尺度分割与合并的小班区划试验，并进一步验证精度。分别计算自动区划小班与参考小班的UMA 准则中圆度（RO），紧致度（CO），形状指数（SI），最小包络圆短半径（RE），椭圆度（EF）和形状因子（P2A）这 8 个特征的均值。同时，计算自动区划小班的平均胸径、平均树高、冠层平均高的可解释性方差精度以评估自动区划小班的内部均质性和外部异质性。

表 3-2 加入不同树种矢量图的自动区划小班重叠率精度对比

Table3-2 Comparison of OR precision of automatic sub-compartments with different tree species vector

map		
树种矢量图 Tree species vector map	参考小班 Forest sub-compartments	重叠率>85%的小班占比 OR > 85% sub-compartments
人工区划小班形成的树种矢量图 Tree species vector map by manual sub-compartments	小班 Sub-compartments	43%
	主伐作业小班 Logging sub-compartments	34%
	DOM 勾绘小班 Sub-compartments based on DOM	42%
	小班 Sub-compartments	16%
	主伐作业小班 Logging sub-compartments	24%
树种图直接矢量化 Direct vectorization of tree species map	DOM 勾绘小班 Sub-compartments based on DOM	33%
	小班 Sub-compartments	17%
	主伐作业小班 Logging sub-compartments	28%
	DOM 勾绘小班 Sub-compartments based on DOM	41%
	DOM	
CHM 分割对象形成的树种矢量图 Tree species vector map by CHM segments	小班 Sub-compartments	17%
	主伐作业小班 Logging sub-compartments	28%
	DOM 勾绘小班 Sub-compartments based on DOM	41%
	DOM	
	DOM	

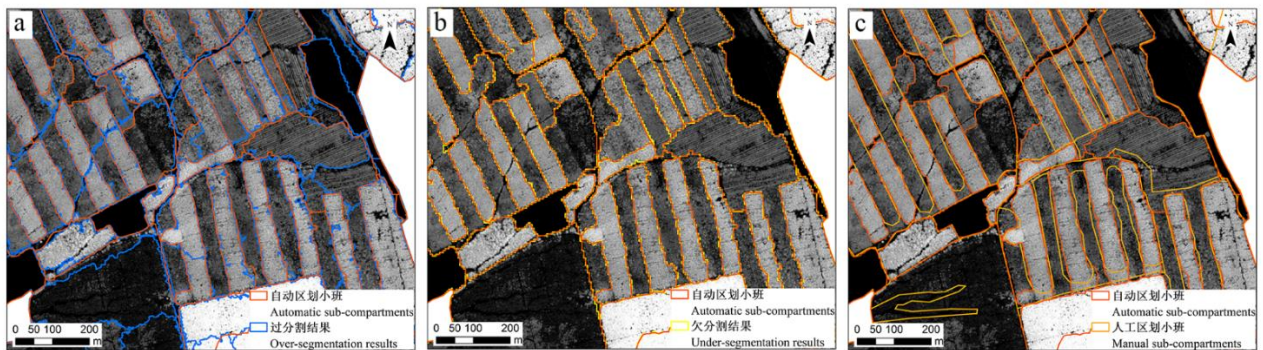
3.4.1 定性分析

经过多次试验,对 1 m 空间分辨率的 CHM 数据进行分割时,最优尺度参数为 100,形状参数为 0.1,紧致度参数为 0.5,得到有过分割现象的小班图。接着对平滑后的 5 m 空间分辨率的 CHM 数据进行分割,最优尺度参数为 37,形状参数为 0.1,紧致度参数为 0.5,得到欠分割的小班图。

多尺度分割结果与自动区划结果如图 3-7 所示,其中黄色线为欠分割结果,蓝色线为过分割结果,红色线为最终优化后的分割结果。图中蓝色线划分出了一些不必要分割开的区域,而这些区域在黄色线结果中并没有被分割为不同的区域。可以看出黄色线的欠分割结果对于林分区域的划分效果比蓝色线的过分割结果好,但其与林分边缘的符合

性没有蓝色线的过分割结果好。用过分割结果来优化欠分割结果后，所得的红色线最终分割结果比黄色线的欠分割结果与林分边缘更相符，同时也符合对不同林分区域的区分。

最终的 CHM 自动区划结果与人工小班区划结果的叠加如图 3-7 所示，红色线为基于 CHM 数据的区划结果，橙色线为人工小班区划结果。本文方法的分割结果与人工小班区划结果大体上近似，且与真实树冠边界一致性比人工区划结果更高。



(a) 过分割结果和自动区划小班 (b) 欠分割结果和自动区划小班 (c) 人工区划小班和自动区划小班

(a) Automatic sub-compartments and over-segmentation results (b) Automatic sub-compartments and under-segmentation results (c) Automatic sub-compartments and manual sub-compartments

图 3-7 欠分割结果、过分割结果、人工区划小班图和自动区划小班图叠加 CHM

Figure3-7 Under-segmentation results, over-segmentation results, manual sub-compartments and automatic sub-compartments based on CHM

本文对 1 m 空间分辨率的 CHM 数据下采样到 5 m 空间分辨率，同时用对称近邻均值滤波，取邻近点的均值表示均质性区域的值，有效地减少了过多的森林碎块，极大地减少了过分割现象，同时保留了不同区域的边界点，更好地划分出了不同的小班。加入高光谱分类结果更新的树种图使小班自动区划包含了高精度的树种信息。此外，过分割结果更贴合林分边界树冠的边缘，但包含过多面积过小的的小班，这是因为 1 m 空间分辨率的 CHM 更清晰的表现出了林木的信息，但过于细致容易过分割到小于林分的尺度。欠分割结果更符合人工区划小班的面积和数量，但其对林分边界的拟合不如过分割结果，是因为平滑后的 5 m 空间分辨率的 CHM 描述了林分尺度的信息，但其边界相对于 1 m 空间分辨率的 CHM 来说更模糊。因此将两种空间尺度的分割结果融合优化后，最终小班区划结果保留了欠分割结果的整体的小班区域，其边界向过分割小班边界靠近，更符合

林分边界树冠的边缘。此外，多次试验得到的一组参数值能够较好地划分小班，当参数过小时会分割出太多小班，而过大时则不能区分出不同质区域，不能划分到小班尺度。

在本方法中天然阔叶林难以划分出合适的结果，一部分原因是阔叶林中有大面积的区域树高差异很小，划分为了很大一块整体。另外一些区域内部树高差异过大，而被划分为了很多破碎的小班。同时，整片阔叶林区域的林分密度很少有一致性大的整片区域。并且阔叶林区域都被分为了阔叶树这一类树种，树种分类图并没有起到区分不同小班的作用。因此采用 CHM 数据和树种分类图多尺度分割和优化的方法划分出的阔叶林区域的自动划分小班和面积、形状都较均匀的人工划分小班有很大的差异。后续研究中可以利用本文得出的 CHM 数据对小班边界划分的优势，同时多阔叶林区域的树种做进一步分类，期望可分割出和人工划分小班更接近的结果。

3.4.2 定量分析

3.4.2.1 形状因子一致性

自动划分结果与参考小班边界一致性对比如表 3-3 所示。表中各 UMA 特征从形状和面积等多个角度反映了自动划分结果边界的准确程度，自动划分结果与基于 DOM 勾绘的小班、主伐作业小班和人工划分的小班的各特征都较接近，相近程度依次递增。当 $OR > 85\%$ 时表明自动划分结果与对照的划分结果相符性非常好，因此本研究得出的自动划分结果 43% 与人工划分小班相符性较好，与主伐作业小班相符性高的比例为 34%，与基于 DOM 勾绘的小班相符性比例为 42%。在森林资源调查监测工作中，用于验证小班划分精度的参考对象主要有人工划分并实地勾绘的小班图，以及用比分割方法所用的遥感数据分辨率更高的遥感影像，经过屏幕勾绘得到的地物分布小班图。这两类参考数据中，基于高分辨率影像勾绘得到的小班误差更少^[17]。本文自动划分结果与这两类小班的各形状、面积等特征都较接近。

重叠率较低的小班主要对应以下 3 种情况：① 人工划分小班边界与地面真实小班边界不符，而自动划分结果边界与真实边界相符。② 人工划分小班人为地将同质的林分划分为多个小班，而自动划分时对这部分林分划分的界线与人工不一致。③ 幼苗幼树小班树高过低，接近裸地，CHM 自动划分方法没有划分开。产生重叠率较低的小班的三种主要原因中，①和②正是由于人工划分小班结果与地表真实小班的边界不符而自动划分小

表 3-3 自动区划结果的 UMA 特征均值及 OR>85%的占比分析

Table3-3 The mean values of UMA features and the proportion analysis of automatic sub-compartments with OR>85%

小班 Sub-compartments	RO	CO	SI	RE	EF	P2A	重叠率>85% 的小班占比 OR > 85% sub- compartments	小班数量 The number of sub- compartments
人工区划小班 Manual sub- compartments	0.92	1.86	1.8	1.49	0.62	0.04		
对应的自动区划小班 Corresponding automatic sub- compartments	0.93	1.94	1.84	1.49	0.62	0.04	43%	2285
主伐作业小班 Logging sub- compartments	0.63	1.5	1.48	1.33	0.72	0.07		
对应的自动区划小班 Corresponding automatic sub- compartments	0.84	1.63	1.63	1.42	0.65	0.04	34%	148
DOM 勾绘小班 sub-compartments based on DOM	0.46	1.4	1.4	1.25	0.81	0.04		
对应的自动区划小班 Corresponding automatic sub- compartments	0.87	1.78	1.73	1.44	0.63	0.04	42%	100

班与真实小班边界更相符造成的。因此这些重叠率低的小班，不代表自动区划不合适，而正是表现出了自动区划与真实值更加一致，不受主观及其他因素影响的趋势。因此自动区划结果能够改善在人工目视解译时由于主观因素或影像质量问题等区划有误的小班。对于第③点原因，在人工区划目视判读时也会有部分幼苗幼树和裸地难以区分开，这些区域需要进行实地调查才能确定。

3.4.2.2 林分内部的均质性和外部异质性

多尺度分割与优化方法自动区划的小班和人工区划小班的平均树高、平均胸径和平均冠层高度可解释性方差见表 3-4。其中采用样地观测值计算的人工区划小班和自动区划小班的平均树高、平均胸径可解释性方差相近，人工区划小班为 96.88%和 97.60%，自动区划小班为 96.77%和 97.61%。由此可见自动区划结果与人工区划小班的平均胸径和平均树高可解释性方差都很高。说明自动区划的小班和人工区划的小班都具有内部一致性高，且不同小班之间区分度较好的特点。人工区划小班的平均冠层高度的可解释性方差为 83.04%，多尺度分割及与优化方法自动区划小班的平均冠层高度的可解释性方差为 84.81%。自动区划小班比人工区划小班的可解释性方差提高了 1.77%。说明自动区划小班对林分一致性的区分比人工区划小班更优。

表 3-4 自动区划结果与人工区划小班的可解释性方差

Table3-4 The explanatory variance of automatic sub-compartments and manual sub-compartments

小班 Sub-compartments	平均树高 R^2 Mean tree height R^2	平均胸径 R^2 Mean DBH R^2	冠层平均高 R^2 Mean canopy height R^2
人工区划小班 Sub-compartments	96.88%	97.60%	83.04%
多尺度分割及优化方法 区划小班 Multi-scale segmentation and optimization methods for sub-compartments	96.77%	97.61%	84.81%

本文计算的全林场的冠层高度可解释性方差精度和其他林分分割研究的精度相当，例如其他研究中计算了样地的可解释性方差精度：Mustonen 等^[38]计算了平均胸径可解释性方差 74%，平均树高可解释性方差 83%。Pukkala 等^[45~47]计算了平均树高、平均胸径、断面积可解释性方差为 66~87%，Jia 等^[27]计算冠层最大高度可解释性方差 84.7~94.2%。此外，其他自动区划研究中没有对其分割结果和人工区划小班边界进行对比，有的分割结果虽然绝对精度较高，但图斑较破碎，面积过小，与人工小班差异较大。而本文引入 UMA 准则和重叠率分析方法，定量的计算了使用遥感数据自动区划的小班与人工小班的相符性，并分析了其不同的原因，以及自动区划小班的优势和不足，有利于后续对自动区划小班更好的符合甚至超越人工区划小班的进一步研究。同时，有一些自动区划的研

究需要计算大量的林分特征的^[7]，而本文的方法可以直接利用 ALS 数据生成的 CHM 和高精度的树种图进行自动区划来得到和人工小班接近的区划结果。另外，一些利用 CHM 进行林分区划的研究都是在小于等于一公顷尺度的^[7,27,35,39]，当区域更大时由于林分情况更加复杂，提取影像光谱特征、激光雷达特征并进行分割、分类的方法难以得到满意的区划结果。而本文的方法在一个完整林场范围并取得了内部均质性精度高、外部差异性大且和人工区划小班相近的自动区划结果。使用本文的方法可以在每次采集到林场范围的遥感数据时进行及时的更新。区划结果叠加到高精度树种图上还能计算出小班内的树种组成和各树种的成数。

3.5 本章小结

本章介绍了使用高光谱树种分类图作为辅助数据，对机载激光雷达数据生成的 CHM 的两种空间分辨率数据多尺度分割及与优化的小班自动区划方法。包括探究合适空间分辨率的 CHM；最优的保持边界的平滑滤波；探究三种加入树种信息的方法中精度最高的方法；探究最优多尺度分割的尺度参数和形状、紧致度参数；两种空间分辨率分割得到的小班合并优化的试验。对于小班自动区划结果与多种参考小班数据（人工区划小班数据、屏幕勾绘小班数据和作业小班数据）使用最终测量精度准则、重叠率和可解释性方差指标进行了比较。结果表明自动区划结果与参考小班的各 UMA 形状、面积等特征都较接近，与人工区划小班最相近。自动区划小班与人工区划、屏幕勾绘、主伐作业小班重叠率大于 85% 的自动区划比例分别为 43%，34%，42%。采用样地观测值计算的人工区划小班和自动区划小班的平均树高、平均胸径可解释性方差相近。自动区划结果平均冠层高度模型可解释性方差为 84.81%，比人工区划小班的可解释性方差提高了 1.77%。自动区划小班内部一致性高且和相邻小班差异性大。利用两种空间尺度的 CHM 与高光谱树种分类图的分割和优化方法自动区划得到的林分边界在内部一致性及边界的精准度方面有明显优势，更符合小班边界处林木的分布情况，这种方法能够节省时间，提高效率，并且增加小班区划的准确性，有助于更精细的森林经营规划。

4 过分割与合并小班自动区划

现有研究中，关于多源遥感数据自动区划小班的研究仍然很少，所提出的方法往往是对林分的分割，而没有针对我国小班区划的需求。此外，这些研究中多采用多光谱影像进行分割和分类，而很少采用高光谱影像分类所得的高度精度的树种信息。并且多尺度分割的小班区划的自动性有待进一步提高。因此本文提出了一种更加灵活的、自动程度更高的基于机载激光雷达和高光谱数据小班自动区划方法，即过分割与合并自动区划方法。该方法技术流程如图 4-1 所示：对 CHM 数据进行过分割，将分割对象与 CHM 数据和高光谱树种分类图叠加，计算各分割对象的林分因子，包括：郁闭度、冠层平均高、树种组成、主要树种、主要树种成数、分割对象面积及各分割对象与所有相邻分割对象的公共边长。建立了合并相似小班及消除面积过小的两个合并准则。利用林分因子，根据合并准则自动合并所有过分割的小班直到达到合并要求，最终获得符合小班区划条件的自动区划小班。

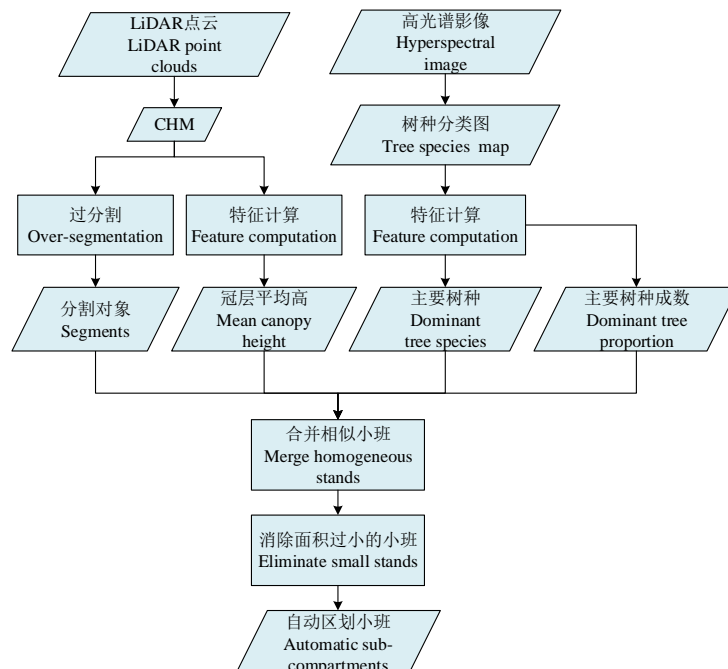


图 4-1 基于机载激光雷达冠层高度模型和树种类别的小班自动区划流程图

Figure4-1 The flowchart of automatic delineation of sub-compartments based on CHM from airborne LiDAR data and tree species

4.1 过分割

本文采用面向对象的多尺度分割的方法对 CHM 数据的过分割,产生分割对象。为获取合适的分割对象,本文对 1 m 空间分辨率的 CHM 数据下采样并平滑后再进行分割。将下采样到 3 m、5 m、7 m、10 m 空间分辨率的 CHM 数据采用四种常用的具有边缘保持效果平滑滤波器(KNN 均值滤波器、SNN 滤波器、Sigma 平滑滤波器和最小方差均值滤波器)进行了平滑。综合不同质区域间边界的保持效果和同质区域内的平滑效果,根据过分割的需要,选用了最小方差均值滤波器对 5 m 空间分辨率 CHM 进行平滑处理。用 eCognition 软件对预处理后的 CHM 进行分割,采用不同的参数进行了多组试验,在尺度参数 10 和形状参数为 0.1,紧致度参数为 0.5 的组合下,显示出比其他输入更好的分割效果。在这个结果中,不同的森林区域得到了有效的分割,同质的森林区域没有被分割开。

4.2 小班因子提取

一定大小窗口范围内的 CHM 平均值体现了林分的高度、密度等特征,能够较好的描绘林分轮廓^[27]。小班内的主要树种和树种组成也是划分小班边界的重要条件。因此,本研究从 CHM 数据和高光谱树种分类图中计算 6 个小班因子,包括:郁闭度、冠层平均高、小班主要树种、主要树种成数、小班面积及各小班与其相邻小班公共边的长度。

首先计算每个分割对象的冠层平均高:将各分割对象区域内 CHM 栅格高度值大于 2 米作为有效树高,当一个分割对象区域中有 50%以上的栅格包含有效树高时,计算这个分割对象区域中有效树高的均值为该区域的冠层平均高。若一个分割对象区域中有效树高的比例小于 50%时,计算这个区域所有栅格的平均高度值。当一个分割对象中大部分区域为林木时,用有效树高的标准计算冠层平均高使其中的地面点高度不计入这片区域的冠层平均高,减少了误差。使用高光谱树种分类图计算各分割对象的主要树种和主要树种成数:首先统计各分割对象的树种组成以及各树种类别所占的比例。一个分割对象中树种成数比例最大的树种为该分割对象的主要树种。记录各分割对象的主要树种类别和成数,并计算各分割对象的面积、每个分割对象的所有相邻分割对象及其公共边长。

4.3 分割对象合并

4.3.1 合并相似小班准则

过分割的分割对象面积太小，不利于森林经营的实施，必须进一步合并分割对象为足够大的连续小班^[27]。因此本文根据森林资源规划设计调查技术规程^[3]建立了一套合并准则，首先根据小班因子合并相似性高的小班，记为合并准则 1，接着合并剩下的所有面积过小的对象，记为合并准则 2。合并准则 1 的技术流程见图 4-2。首先将所有分割对象按面积大小由小至大排序，统计各分割对象和其相邻分割对象的面积之和。

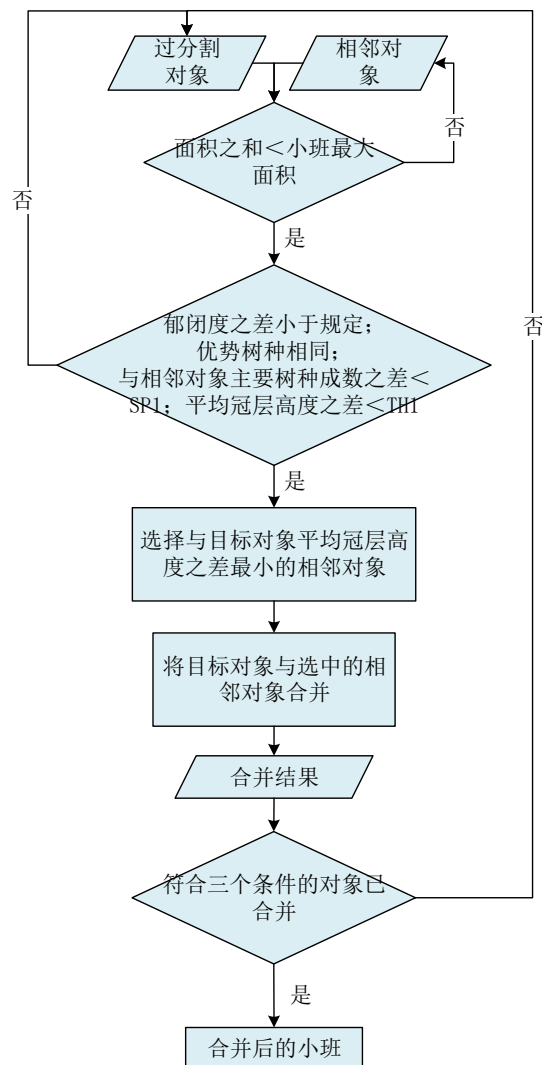


图 4-2 相似小班合并准则

Figure4-2 The criterion of similar small stands merging

黑龙江省森林资源规划设计调查技术规程中规定的最大小班面积为 20 hm²，设定若一个分割对象与其相邻分割对象的面积之和小于规定的最大面积，则进入合并程序，否则循环到下一个分割对象。森林资源规划设计调查技术规程中规定：商品林郁闭度相差 0.2 以上，公益林相差一个郁闭度级时划分为不同小班。因此当分割对象为阔叶天然林（该林场公益林）时判断其与相邻对象的郁闭度差值是否小于 0.1，其余林地对象与相邻对象的郁闭度差值是否小于 0.2。然后比较每个有效的分割对象与相邻的分割对象的主要树种类别、主要树种成数和冠层平均高值。如果一个分割对象与其相邻分割对象的主要树种类别相同，两个分割对象的树种成数之差小于阈值 TP1（Tree Proportion 1），并且它们的冠层平均高之差小于阈值 SH1（Stand Height 1），就从符合以上三个条件的所有相邻分割对象中选择与原分割对象的冠层平均高之差最小的相邻分割对象，将原分割对象与之合并。对所有分割对象遍历合并准则 1。合并完成后，还有一些分割对象及其相邻分割对象不符合合并准则 1，这些分割对象中面积过小的部分将在下一步被合并。

4.3.2 消除面积过小的小班准则

经过合并准则 1 之后，大部分分割对象被合并为了小班。遍历所有小班，判断每个小班面积是否小于规定的小班最小面积 1000 m²，小于最小面积的小班则进入合并准则 2。在合并准则 2 中所有面积过小的班会经历三个步骤，以确保所有面积过小的小班都被合并到其相邻小班，不重复、不遗漏（如图 4-3）。

首先，判断一个小班与其相邻的小班是否具有相同的主要树种，且两小班的树种成数之差是否小于阈值 TP2。如果只有一个相邻小班符合要求，则将原小班合并到该相邻小班中。否则，比较原小班与相邻小班的冠层平均高的差值是否小于阈值 SH2，若只有一个相邻小班符合条件，则将原小班与该相邻小班合并，若有多个相邻小班符合，则在这些符合条件的相邻小班中选出与原小班公共边长最长的相邻小班，将原小班与其合并。最后，如果一个面积过小的小班没有符合主要树种相似条件、冠层平均高相似条件的相邻小班，则将其合并到与其公共边长度最长的相邻小班。对全部小班遍历合并准则 2 后得到自动区划结果。

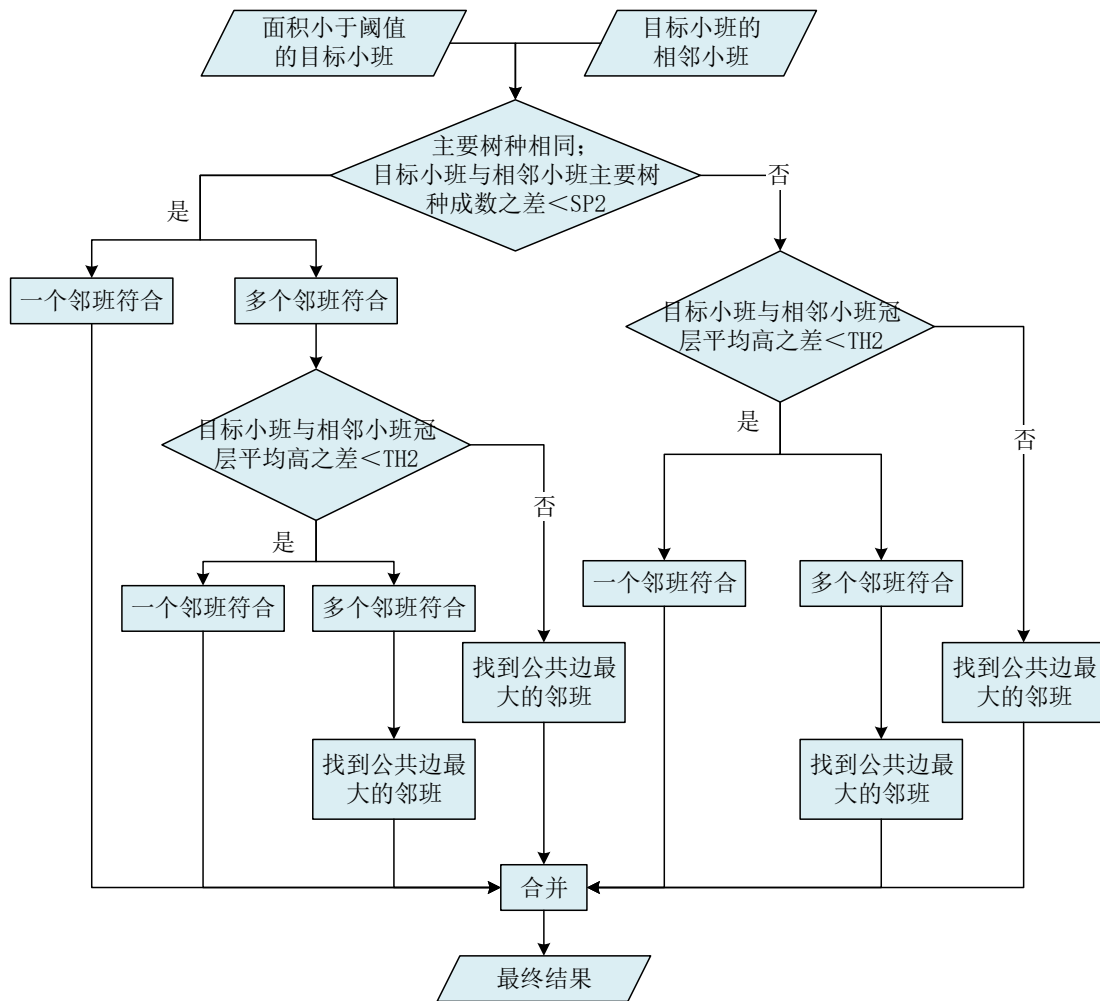


图 4-3 消除面积过小的小班准则

Figure4-3 The criterion of eliminating small stands

4.3.3 阈值

在对分割对象进行合并之前，首先需要确定合并的阈值，本研究统计包含在人工小班范围内的分割对象冠层平均高和主要树种成数来确定阈值。即计算每个分割对象与其相邻分割对象之间的冠层平均高的差值。当分割对象与其相邻分割对象有相同的主要树种时，统计各分割对象与其相邻的具有相同树种的分割对象之间树种成数的差值。具体方法为，将分割对象与人工区划的小班进行比较，选中包含在同一人工区划小班中的分割对象，查找出其与相邻分割对象之间的冠层平均高的差值和主要树种成数的差值，定为 SH1 和 TP1。而 SH2 和 TP2 在 SH1 和 TP1 的基础上适当提高以放宽合并标准。

4.4 小班对比验证

自动区划结果采用形状指标和定量指标进行精度验证。根据自动区划小班与参考小班空间位置相对应的原则,采用最终测量精度(UMA)准则,逐一测量自动区划小班与参考小班的特征。UMA 准则评价的特征包括圆度(RO),紧致度(CO),形状指数(SI),最小包络圆短半径(RE),椭圆度(EF)和形状因子(P2A)^[17]。

并使用重叠率指标比较自动区划结果和参考小班的重合情况。重叠率为人工区划小班与其对应的自动区划结果的交集的面积与二者面积和的二分之一面积的比值^[64],其原理同 3.3 节。其次,采用样地平均高、平均胸径和冠层高度模型中 30 m×30 m 栅格的平均冠层高度数据,计算自动区划小班的可解释性方差精度,评价自动区划小班内部的均质性及不同小班之间的异质性,原理同 3.3 节。

4.5 结果与分析

经过多次试验发现,均值下采样到 5 m 并使用 MVF 平滑后的 CHM 数据获得的分割对象效果最优。合并相似小班合并准则的阈值统计结果为:SH1 和 TP1 为 3 和 0.5。消除面积过小的小班合并准则的阈值统计结果为:ST2 和 TP2 为 5 和 0.5。并对自动区划小班融合林班界线,以保证小班边界不跨林班界线。将过分割结果、合并相似小班后的结果以及最终区划小班分别叠加到 CHM 和树种类别图进行分析,并将最终区划结果与人工区划小班图叠加比较。

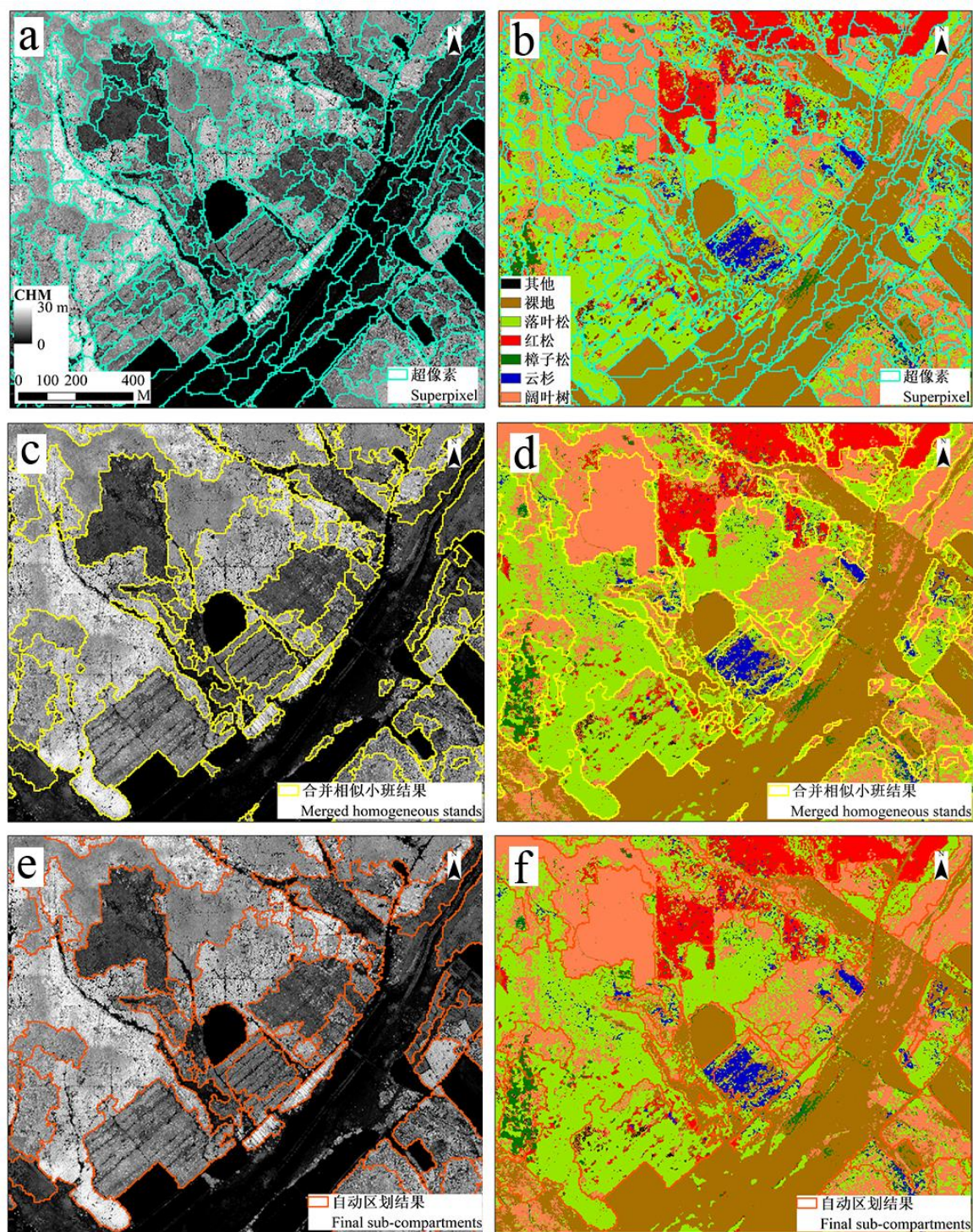
在定量分析方面,过分割与合并方法自动区划的小班同样使用参考小班数据(人工区划小班、DOM 屏幕勾绘小班和主伐作业小班数据)作为对照。分别计算自动区划小班和参考小班的最终测量精度准则中的圆度(RO),紧致度(CO),形状指数(SI),最小包络圆短半径(RE),椭圆度(EF)和形状因子(P2A)这 8 个特征的均值,以比较自动区划小班和参考小班的形状和边界相似性。并计算与参考小班数据的重叠率(OR)>85%的自动区划小班数量占自动区划小班总数的百分比和平均树高、平均胸径、平均冠层高度可解释性方差精度以定量评估自动区划小班与人工区划小班的面积、位置和小班属性一致性。

4.5.1 定性分析

试验获取的各尺度的自动区划结果如图 4-4 所示,左侧展示了叠加到 CHM 数据上的区划结果,右侧展示了叠加到树种分类图上区划结果。CHM 图上的区划结果中,分割对象用绿色线条显示,经过合并相似小班的结果用黄色线条显示,最终区划结果用红色线条显示。

图 4-4 上图中过分割的分割对象基本区分开了树高和密度不同的区域,各分割对象内部较均质,但分割对象的面积过小,不符合小班区划的要求。中间的合并相似小班后的结果显示,大部分合并后的小班面积大小适合。对照 CHM 和树种类别图可以看出,合并后的小班包含了树高和密度近似的区域和主要树种一致的区域,但仍有一些面积过小的小班。下图中,最终区划的小班与 CHM 和树种图吻合较好,并且不包含面积过小的分割对象。结果表明,经过相似小班合并步骤后,树高、密度、主要树种和树种成数相近的小班都得到了很好的合并,面积小于小班区划规程但与相邻小班相似度不高的小班也全部合并到了相邻小班中,没有遗漏。消除面积过小的方法合并效果优于一些消除碎块工具,这些工具只按照面积准则或最大公共边长准则合并,没有考虑到小班因子,因此其结果不符合小班区划的要求。

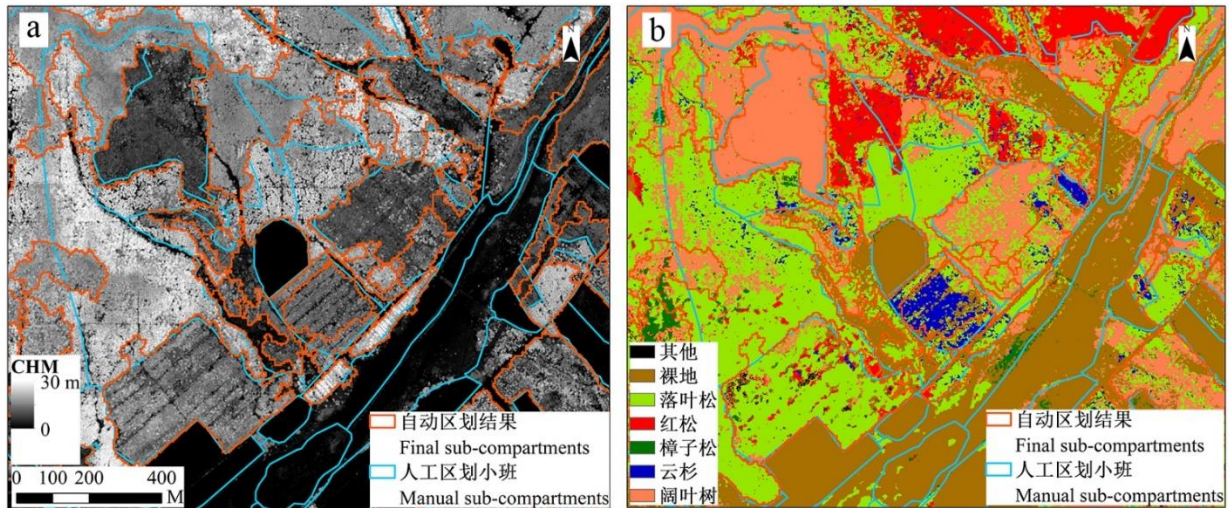
自动区划小班与人工区划小班的对照如图 4-5 所示,左图叠加在 CHM 上,右图叠加在树种类别图上,其中红线为自动区划小班,蓝线为人工区划小班。过分割与合并方法自动区划的小班与人工区划小班在形状、面积上相近。部分人工区划小班中的小班边界与 CHM 数据显示的真实林冠边界不一致,和树种分类图的符合效果也较差,而自动区划的结果与真实林冠边界更加一致,并且划分开了具有不同树种组成的区域。自动区划方法对于反映的真实林木生长情况和内部因子一致性方面相对于人工区划小班有所改进。



(a) 分割对象叠加 CHM (b) 分割对象叠加树种图 (c) 合并相似小班结果叠加 CHM (d) 合并相似小班结果叠加树种图 (e) 自动区划结果叠加 CHM (f) 自动区划结果叠加树种图
 (a) Segments on CHM (b) Segments on tree species map (c) Merged homogeneous sub-compartments on CHM (d) Merged homogeneous sub-compartments on tree species map (e) Final sub-compartments on CHM (f) Final sub-compartments on tree species map

图 4-4 基于 CHM 和树种图的分割对象、合并相似小班结果和最终区划小班

Figure4-4 Segments, merged results and final sub-compartments based on CHM and tree species map



(a) 自动区划结果和人工区划小班叠加 CHM (b) 自动区划结果和人工区划小班叠加树种图
 (a) Automatic sub-compartmentments and manual sub-compartmentments on CHM (b) Automatic sub-compartmentments and manual sub-compartmentments on tree species map

图 4-5 基于 CHM 的自动区划小班和人工区划小班

Figure4-5 Final sub-compartmentments and manual sub-compartmentments based on CHM

4.5.2 定量分析

4.5.2.1 形状因子一致性

自动区划结果与参考小班最终测量精度特征及重叠率如表 4-1 所示。表中各 UMA 特征从形状和面积等多个角度反映了自动区划结果边界的准确程度，自动区划结果与基于 DOM 勾绘的小班、主伐作业小班和人工区划的小班的各特征都较相近，与主伐作业小班最接近。李春干等研究表明^[64]，当 $OR > 85\%$ 时自动区划结果与参考小班的相符性符合森林资源规划设计调查小班勾绘质量检查标准。本研究得出的自动区划结果 22% 与人工区划小班相符性较好，与主伐作业小班相符性高的比例更大，为 41%，而与基于 DOM 勾绘的小班相符性最好，为 59%。

总体而言，重叠率较低的小班主要有三种情况。①人工区划的小班界线与地面真实的类界线不一致，而自动区划的小班界线与真实界线一致。②自动区划方法区划的小班相对于人工区划小班的面积更小，有部分大面积人工区划小班区域，在自动区划方法中区划为了多个小班。③幼树苗和幼树的小班高度过低，在自动区划方法中未被划分开。在重叠率较低的情况的三种原因中①和②也是由于人工区划小班结果与地表真实小班的

边界不符而自动区划小班与真实小班更相符造成的。这些重叠率低的小班，同样不代表自动区划不合适，而正是表现出了自动区划与真实值更加一致，不受主观及其他因素影响的优势。第③点原因中的幼苗幼树和裸地区域在人工目视判读区划小班时同样难以区分。这些区域需要进行实地调查才能确定。

表 4-1 自动区划结果的 UMA 特征均值及 OR>85%的占比分析

Table4-1 The mean values of UMA features and the proportion analysis of automatic sub-compartments with OR>85%

小班 Sub-compartments	RO	CO	SI	RE	EF	P2A	重叠率>85% 的小班占比 OR > 85% sub- compartments	小班数量 The number of sub- compartments
人工区划小班 Manual sub- compartments	0.92	1.86	1.8	1.49	0.62	0.04		
对应的自动区划小班 Corresponding automatic sub- compartments	1.04	2.02	2.14	1.53	0.57	0.05	22%	2285
主伐作业小班 Logging sub- compartments	0.63	1.5	1.48	1.33	0.72	0.07		
对应的自动区划小班 Corresponding automatic sub- compartments	0.69	1.51	1.51	1.33	0.7	0.08	41%	148
DOM 勾绘小班 sub-compartments based on DOM	0.46	1.4	1.4	1.25	0.81	0.04		
对应的自动区划小班 Corresponding automatic sub- compartments	0.75	1.63	1.65	1.36	0.69	0.06	59%	100

4.5.2.2 林分内部的均质性和外部异质性

过分割与合并方法区划的小班可解释性方差精度高于人工区划小班，表明自动区划的小班内部均质性和外部异质性高于人工区划小班。这是由于人工区划小班并没有精细

量化各小班区划因子，而过分割与合并方法的每个步骤都精确计量了冠层高度、主要树种组成、小班面积等小班区划因子，定量的根据森林资源调查监测的需求实现了小班的自动区划。过分割与合并方法、多尺度分割与优化方法自动区划小班和人工区划小班的平均树高、平均胸径和平均冠层高度可解释性方差见表 4-2。其中采用样地观测值计算的人工区划小班和自动区划小班的平均树高、平均胸径可解释性方差相近，人工区划小班为 96.88%和 97.60%，多尺度分割与优化方法自动区划小班为 96.77%和 97.61%，过分割与合并方法为 96.77%和 97.61%。说明自动区划小班的内部特征基本一致，与相邻小班有明显区别，符合小班区划的要求，而定性分析也显示自动区划的小班大部分符合实际情况。因此，自动区划结果符合小班区划的要求。

表 4-2 自动区划结果与人工区划小班的可解释性方差

Table4-2 The explanatory variance of automatic sub-compartments and manual sub-compartments

小班 Sub-compartments	平均树高 R^2 Mean tree height R^2	平均胸径 R^2 Mean DBH R^2	冠层平均高 R^2 Mean canopy height R^2
人工区划小班 sub-compartments	96.88%	97.60%	83.04%
多尺度分割及优化方法 区划小班 Multi-scale segmentation and optimization methods for sub-compartments	96.77%	97.61%	84.81%
过分割与合并方法区划 小班 Over-segmentation method for sub- compartments	97.35%	97.86%	87.40%

4.5.3 两种方法自动区划结果对比

两种自动区划小班与人工区划小班对比如图 4-6 所示，可以看出两种自动区划方法在全林场范围内区划出了和人工区划小班近似的结果。

对于最终测量精度和重叠率指标，过分割与合并的方法所区划的小班更接近作业小班，多尺度分割方法区划的小班更接近人工区划小班。其原因可能是：过分割与合并方法自动区划的小班普遍面积较小且其内部一致性高，这个特点正好与主伐作业小班相符。而人工区划小班因为便于管理等原因有一些内部因子不同的区域形成了很多大面积的小班，过分割与合并方法并不会合并这类小班，因此该方法有一部分与人工区划小班不同。对于冠层高度可解释性方差指标，人工区划小班为 83.04%，多尺度分割与优化方法自动区划小班为 84.81%。过分割与合并方法自动区划小班的平均冠层高度可解释性方差为 87.40%，比人工区划小班的可解释性方差提高了 4.36%，比多尺度分割与合并方法提高了 2.59%。过分割与合并的方法所区划的小班在可解释性方差精度上高于多尺度分割法区划的小班，说明过分割与合并方法自动区划的小班内部均质性和外部异质性高于多尺度分割及与优化方法。可能的原因如下：首先，过分割与合并的方法比多尺度分割方法更精细，考虑到了树高、树种构成、小班面积、相邻小班公共边长度多个小班因子。相比之下，多尺度分割方法只考虑了分割尺度、形状和紧凑性，这对于常规的图像分割来说是适用的，但对于小班区划并没有很强的针对性。此外，多尺度分割方法中使用的树种矢量图是固定的，该图中一个小班内的主要树种占比不足 10 成，但形成矢量图的时候将其作为整个小班区域的树种，所以在此树种图基础上区划的小班具有一定的不确定性。而在过分割与合并方法中，在每一步合并中都计算并考虑了树种组成，循环的每一步都考虑了树种组成，使区划结果尽可能地接近现实，在此过程中小班平均高、面积、公共边长等小班因子也起到了同样的作用，因此采用过分割与合并的方法区划的小班更符合小班区划的要求。最后，过分割与合并的方法比较灵活，可以根据区划的目的直接改变面积阈值来获取需要的结果。在实验中，对主伐作业小班的面积阈值进行了改变，区划效果更好。但若采用多分辨率分割法来区划，其中的参数调整要繁琐得多。

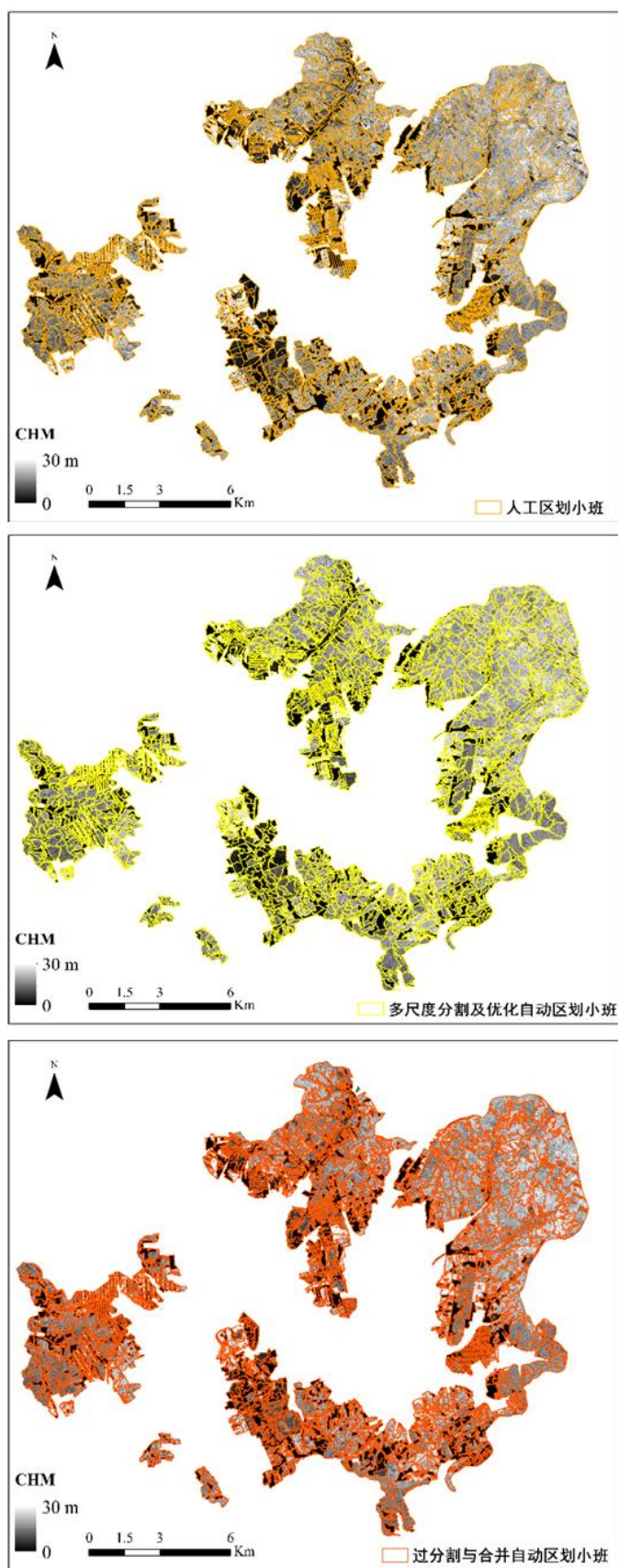


图 4-6 全林场自动区划小班和人工区划小班对比图

Figure4-6 Automatic compartments and manual sub-compartments of full forest farm

4.6 本章小结

本章介绍了使用高光谱树种分类图作为辅助数据,对机载激光雷达数据生成的 CHM 进行过分割与合并的小班自动区划方法。包括探究适用于小班区划的 CHM 空间分辨率和最优的分割参数;从 CHM 数据和高光谱树种分类图中提取 6 个小班因子(郁闭度、冠层平均高、小班主要树种、主要树种成数、小班面积、各小班与其相邻小班公共边的长度);建立合并相似小班的合并准则与消除面积过小的班级的合并准则,统计两个合并准则中的阈值并完成整个自动区划试验。将小班自动区划结果与多种参考小班数据(人工区划小班数据、屏幕勾绘小班数据和作业小班数据)使用最终测量精度准则、重叠率和可解释性方差指标进行了比较。与人工区划、屏幕勾绘、主伐作业小班重叠率值大于 85% 的自动区划小班比例分别为 22%、41%、59%。人工区划小班、多尺度分割及与优化方法自动区划小班、过分割与合并方法自动区划小班的平均树高、平均胸径可解释性方差均约为 97%和 98%,平均冠层高度的可解释性方差分别为 83.04%、84.81%、87.40%。过分割与合并方法自动区划得到的小班边界在内部一致性及边界的精准度方面有明显优势,自动性程度更高,并且可以根据区划的需求灵活调整阈值。

5 结论与讨论

5.1 结论

利用机载激光雷达数据生成的 CHM 和由高光谱影像生成的树种类别图进行了多尺度分割及与优化方法、过分割与合并方法的小班自动区划研究，并对两种自动区划小班使用最终测量精度准则、重叠率和可解释性方差指标和参考小班（人工区划小班数据、屏幕勾绘小班数据和作业小班数据）对照进行了精度验证，研究结果表明：

（1）多尺度分割与优化的小班自动区划方法充分利用了机载激光雷达数据包含的森林结构信息和高光谱树种类别信息。其中过分割结果更贴合林分边界树冠的边缘，但包含过多面积过小的小班，欠分割结果更符合人工区划小班的面积和数量，但其对林分边界的拟合不如过分割结果。将两种空间尺度的分割结果融合优化使最终结果既保留了欠分割结果的大块林分区域，又根据过分割结果的边界进行了修正，更加符合林分边界树冠的边缘。

（2）过分割与合并的小班自动区划方法也分利用了树高、林分密度、郁闭度等林分结构信息和高精度树种信息，并且进一步提高了小班区划的自动性。过分割与合并方法更加灵活，能够根据不同尺度的小班区划需求选取阈值，自动区划出合理的小班。本文中针对人工区划小班和作业小班使用了不同的阈值，都产生了与区划目标小班相对应的小班区划结果。两个合并准则中的阈值也可以根据区划的目的，根据不同林区的特点而调整。过分割与合并方法相比与其他基于图像处理的自动区划方法更多的考虑了小班区划规程，可用于改善现实中的小班区划。

（3）本文建立了以林业工作中常用的人工区划小班、DOM 屏幕勾绘小班以及主伐作业小班作为对照，以最终测量精度准则、重叠率和可解释性方差作为精度验证指标的小班区划评价体系。从实际用途出发，定量评价了自动区划小班与参考小班的形状、面积、位置、边界、内部同质性和外部异质性等多方面的相符性。定性分析显示，自动区划的小班界线比人工区划更符合真实的林分边界情况。定量分析显示，多尺度分割与优化方法自动区划的小班与人工区划小班、DOM 屏幕勾绘小班、主伐作业小班重叠率大于 85%的

比例分别为 43%, 34%, 42%; 过分割与合并方法自动区划的小班与这三种参考小班的重叠率值大于 85%的比例分别为 22%、41%、59%。对于冠层平均高度可解释性方差, 多尺度分割与优化方法自动区划的小班为 81.81%, 比人工区划小班的提高了 1.77%。过分割与合并方法自动区划的小班为 87.40%, 比人工区划小班的提高了 4.36%。两种方法自动区划的小班的平均树高和平均胸径可解释性方差都与人工区划小班相近, 均为 97%、98%。结果表明两种自动区划方法都区划出了合理的小班边界, 其结果在小班形状、面积等指标上与人工区划小班类似。根据可解释性方差精度, 两种方法自动区划的小班在内部均质性和外部异质性上都高于人工区划的小班。

(4) 多尺度分割与优化方法区划的小班和三种参考小班的重叠率相近, 过分割与合并方法区划的小班和主伐作业小班、DOM 屏幕勾绘小班最接近。因此当需要区划二类调查小班时可以采用多尺度分割与优化方法方法区划更均衡的小班; 当需要区划作业小班或者由于森林参数反演等工作的更符合实地情况, 内部一致性高的小班时, 可采用过分割与合并方法。

(5) 与其他小班区划研究相比, 本文的自动区划方法不需要计算大量的特征, 并且在一个完整林场的尺度上实现了高精度的结果。其他自动区划研究中没有与林业工作实际应用的小班进行对比, 有的分割结果虽然绝对精度较高, 但图斑较破碎, 面积过小, 与人工小班差异较大。而本文建立的评价体系定量的计算了使用遥感数据自动区划的小班与三种参考小班的相符性, 并分析了其不同的原因, 以及自动区划小班的优势和不足, 有利于后续对小班自动区划的进一步研究。

(6) 自动区划结果经过适当的后处理后可用于森林资源调查规划, 可以节省人工区划的时间, 减少主观性, 提高区划的精度。利用航空遥感数据进行的自动区划, 可以更好地应用于高精度森林参数提取等工作, 符合小班区划精细化、森林测量精准化的发展趋势。

5.2 讨论

本文采用多尺度分割及优化方法、过分割与合并方法, 综合利用 CHM 数据和基于高光谱影像的树种类别图完成了孟家岗林场研究区全林场的小班自动区划, 定性分析结果显示在全林场区划出了合理的边界, 并且自动区划小班边界相对于人工区划的小班边界

更符合林分边界的树冠边缘，更能够精确地反映地面小班的真实情况。这是由于地面上不同的小班在理论上应该具有不同的林分平均高、林分密度、郁闭度等，由 ALS 数据计算获得的 CHM 数据真实地反映了林分结构中的树高、林分密度、郁闭度等因子，和真实小班区划需要的因子相同，因此采用 CHM 数据分割出的小班边界与真实情况相符。而采用人工目视解译的方法进行小班区划时通常基于多光谱影像，难以细致、准确地观察到林分边界处的林分高度、密度等林分结构的细微区别，并且有时云、阴影的遮挡和影像质量问题也会有影响，人工小班在实地勾绘过程中，由于纸质工作手图的比例尺有限、勾绘过程中的边界定位可能存在的误差等，勾绘的小班边界存在一定的误差^[18]，这些情况下人工区划出的小班边界可能与真实林分边界不完全相符。因此 CHM 自动区划结果应用于小班区划能够提高边界区划精度，减少主观性。同时，本文将空间分辨率为 1 m 的 CHM 数据下采样至 5 m 的空间分辨率，并采用最小方差均值滤波，取领域点的均值代表同质区域的数值，使过分割没有分割到树冠尺度，而是分割到了林分尺度，减少了合并计算量、提高了合并效率和精度，更好地划分了不同的小班。

最终测量精度评价中，多尺度分割及与优化方法自动区划小班的形状、面积特征更接近人工区划小班，过分割与合并方法自动区划小班的形状、面积特征则更接近 DOM 屏幕勾绘小班。两种自动区划方法中与参考小班的重叠率最高的为 DOM 屏幕勾绘小班。形状、面积特征评价结果可以看出，过分割与合并方法自动区划的小班旨在对内部均质性的区域划分为小班，其普遍面积较小且其内部一致性高的特点与主伐作业小班更相符。多尺度分割方法旨在区划区域整体上和人工区划小班相符且其边界优化后更加细致贴合实际林分边缘树冠边界。从两种自动区划方法的重叠率精度可以看出，自动区划结果更符合内部一致性高且面积较小的实际区划小班。

近年来，林业管理越来越多的引入机载影像、机载激光雷达等高精度的数据作为辅助，并向着精细经营管理的方向前进。因此对小班的区划也要提高其精度，当采用高精度遥感数据对小班因子进行反演时，若采用人工区划的小班，其边界与高精度数据显示的林分真实边界有较多不符，这样反演的小班蓄积量、生物量等信息反而得不到高精度数据应有的高精度结果，这样不仅浪费了小班区划的人力物力，也未能充分发挥高精度数据的潜力。因此，未来的小班区划需要朝着匹配高精度数据的林分分割方向努力。针对自动区划数据有一些与人工实地经营作业不吻合的问题，一方面可以通过加入地形、

树种等信息，使自动区划的结果更符合生产实际的需求；一方面更多的利用遥感数据，利用有人机、无人机等工具来进行测量，对一些人力难以到达的区域进行林分因子估测，有望获取更加精确的数据。

5.3 目前存在的问题与展望

（1）多尺度分割及与优化小班区划方法中使用树种矢量图作为 CHM 多尺度分割的辅助数据，树种矢量图是固定的，在对 CHM 分割时不同树种的界线不变。在一部分区域，当区划时小班的边界更注重林分结构而树种为次要条件时，对这部分区域的区划依然会以树种边界为主，其结果会和人工区划小班有较大区别。因此之后的研究中需要进一步探究树种因子在小班区划中怎样更灵活的应用。

（2）过分割与合并方法中阈值的确定方法，目前是通过分割对象和人工区划小班范围的对照，并统计人工小班范围内分割对象的小班区划相关因子的值来决定阈值。进一步研究工作中可以探究自适应获取阈值的方法。同时，过分割与合并的小班自动区划方法目前只在孟家岗林场试验区进行了试验，下一步可以在具有不同森林条件的林区进行多次试验。

（3）本文自动小班区划所采用的树种信息中只有 5 类树种，其中阔叶林全部分为了阔叶树这一类，在进一步研究中可以通过添加更多的阔叶树信息，或者对每一种阔叶树进行精细分类，这样可以期待改善这部分阔叶林区域的自动区划效果。

参考文献

- [1] Koivuniemi J, Korhonen K T: Inventory by compartments, Forest Inventory[M]. Dordrecht: Springer, 2006, 271~278.
- [2] Koch B, Straub C, Dees M, et al. Airborne laser data for stand delineation and information extraction[J]. International Journal of Remote Sensing, 2009, 30(4): 935~963.
- [3] 国家林业和草原局调查规划设计院. 森林资源规划设计调查技术规程: GB/T 26424—2010[S]. 北京: 中国标准出版社, 2011: 1~22.
- [4] Haara A, Haarala M. Tree species classification using semi-automatic delineation of trees on aerial images[J]. Scandinavian Journal of Forest Research, 2002, 17(6): 556~565.
- [5] Kangas A, Maltamo M. Forest inventory: methodology and applications[M]. Springer Science & Business Media, 2006.
- [6] Leckie D G, Gougeon F A, Walsworth N, et al. Stand delineation and composition estimation using semi-automated individual tree crown analysis[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 85(3): 355~369.
- [7] Dechesne C, Mallet C, Le Bris A, et al. Semantic segmentation of forest stands of pure species combining airborne lidar data and very high resolution multispectral imagery[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2017, 126: 129~145.
- [8] Torabzadeh H, Morsdorf F, Schaepman M E. Fusion of imaging spectroscopy and airborne laser scanning data for characterization of forest ecosystems: A review[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2014, 97: 25~35.
- [9] White J C, Coops N C, Wulder M A, et al. Remote Sensing Technologies for Enhancing Forest Inventories: A Review[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2016, 42(5): 619~641.
- [10] 李增元, 刘清旺, 庞勇. 激光雷达森林参数反演研究进展[J]. 遥感学报, 2016, 20(05): 1138~1150.
- [11] 李军玲, 庞勇, 李增元等. 机载 AISA Eagle II 高光谱数据在温带天然林树种分类中的应用[J]. 东北林业大学学报, 2019, 47(05): 72~76.
- [12] 熊泽彬. 森林资源二类调查中小班区划方法研究[J]. 林业资源管理, 2002(05): 24~26.
- [13] 谷万祥, 葛林, 刘思. 森林资源规划设计调查中小班区划方法探讨[J]. 吉林林业科技, 2005(05):

45~47.

- [14] 李卫正. 基于遥感影像分割的小班界线提取研究[D]. 南京林业大学博士学位论文, 2009.
- [15] 吴春争, 冯益明, 舒清态等. 基于高空间分辨率影像的林业小班遥感区划系统设计与实现[J]. 浙江农林大学学报, 2011, 28 (01): 40~45.
- [16] 张良龙, 冯益明, 贾建华等. 基于 SPOT-5 遥感影像的小班区划探讨[J]. 浙江林学院学报, 2010, 27 (02): 299~303.
- [17] 李春干, 代华兵, 谭必增等. 基于 SPOT5 图像分割的森林小班边界自动提取[J]. 林业科学研究, 2010, 23 (01): 53~58.
- [18] 何柏华, 李春干. 基于 DEM 与 SPOT5 的小班边界自动提取[J]. 南京林业大学学报 (自然科学版), 2010, 34 (05): 47~50.
- [19] 余国斌. 基于遥感影像的森林资源智能区划技术研究[D]. 中南林业科技大学硕士学位论文, 2013.
- [20] 王璐. 高空间分辨率影像小班区划技术研究[D]. 西安科技大学硕士学位论文, 2014.
- [21] 黄万里. 基于高分卫星数据多尺度图像分割方法的天山森林小班边界提取研究[D]. 福建师范大学博士学位论文, 2015.
- [22] 田鹏. 基于 TM 遥感影像分割的小班界限提取[D]. 东北林业大学硕士学位论文, 2017.
- [23] 毛学刚, 姚瑶, 陈树新等. 基于易康软件的 QuickBird 遥感影像林分类型识别——以福建省将乐林场为例[J]. 南京林业大学学报 (自然科学版), 2019, 43 (01): 127~134.
- [24] 毛学刚, 竹亮, 刘怡彤等. 高空间分辨率影像与 SAR 数据协同特征面向对象林分类型识别[J]. 林业科学, 2019, 55 (09): 92~102.
- [25] 毛学刚, 魏晶昱. 基于多源遥感数据的面向对象林分类型识别[J]. 应用生态学报, 2017, 28 (11): 3711~3719.
- [26] 张晓莉, 赵鹏祥, 高凌寒. 基于 ArboLiDAR 的林分自动分割研究与应用[J]. 中南林业科技大学学报, 2017, 37 (11): 76~83.
- [27] Jia W, Sun Y, Pukkala T, et al. Improved Cellular Automaton for Stand Delineation[J]. Forests, 2020, 11(1): 37.
- [28] Wulder M A, White J C, Hay G J, et al. Towards automated segmentation of forest inventory polygons on high spatial resolution satellite imagery[J]. Forestry Chronicle, 2008, 84(2): 221~230.
- [29] Mora B, Wulder M A, White J C. Segment-constrained regression tree estimation of forest stand height

- from very high spatial resolution panchromatic imagery over a boreal environment[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(11): 2474~2484.
- [30] Hernando A, Tiede D, Albrecht F, et al. Spatial and thematic assessment of object-based forest stand delineation using an OFA-matrix[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2012, 19: 214~225.
- [31] Van Coillie F M B, Verbeke L P C, De Wulf R R. Semi-automated forest stand delineation using wavelet based segmentation of very high resolution optical imagery, *Object-Based Image Analysis*[M]. Berlin, Heidelberg: Springer, 2008: 237-256.
- [32] 刘博, 于洋, 姜朔. 激光雷达探测及三维成像研究进展[J]. *光电工程*, 2019, 46 (07): 21~33.
- [33] Wagner W, Ullrich A, Ducic V, et al. Gaussian decomposition and calibration of a novel small-footprint full-waveform digitising airborne laser scanner[J]. *ISPRS journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2006, 60(2): 100~112.
- [34] 庞勇, 李增元, 陈尔学等. 激光雷达技术及其在林业上的应用[J]. *林业科学*, 2005 (03): 129~136.
- [35] Mustonen J, Packalen P, Kangas A. Automatic segmentation of forest stands using a canopy height model and aerial photography[J]. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 2008, 23(6): 534~545.
- [36] Sullivan A A, Mcgaughey R J, Andersen H-E, et al. Object-Oriented Classification of Forest Structure from Light Detection and Ranging Data for Stand Mapping[J]. *Western Journal of Applied Forestry*, 2009, 24(4): 198~204.
- [37] Eysn L, Hollaus M, Schadauer K, et al. Forest Delineation Based on Airborne LiDAR Data[J]. *Remote Sensing*, 2012, 4(3): 762~783.
- [38] Wu Z, Heikkinen V, Hauta-Kasari M, et al. Forest stand delineation using a hybrid segmentation approach based on airborne laser scanning data[C]. *Scandinavian Conference on Image Analysis*, 2013: 95~106.
- [39] Wu Z, Heikkinen V, Hauta-Kasari M, et al. ALS data based forest stand delineation with a coarse-to-fine segmentation approach[C]. *2014-7th International Congress on Image and Signal Processing*, 2014: 547~552.
- [40] Vauhkonen J, Tokola T, Packalén P, et al. Identification of Scandinavian commercial species of individual trees from airborne laser scanning data using alpha shape metrics[J]. *Forest Science*, 2009, 55(1): 37~47.
- [41] Tokola T, Vauhkonen J, Leppänen V, et al. Applied 3D texture features in ALS based tree species

- segmentation[C]. ISPRS Conference, Georgia, 2008.
- [42] Tiede D, Blaschke T, Heurich M. Object-based semi automatic mapping of forest stands with Laser scanner and Multi-spectral data[J]. International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2004, 36(Part 8): W2.
- [43] Diedershausen O, Koch B, Weinacker H. Automatic segmentation and characterisation of forest stand parameters using airborne lidar data, multispectral and fogis data[J]. International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2004, 36(Part 8): W2.
- [44] Leppänen V, Tokola T, Maltamo M, et al. Automatic delineation of forest stands from lidar data[J]. GEOBIA, 2008: 05~08.
- [45] Pukkala T. Optimized cellular automaton for stand delineation[J]. Journal of Forestry Research, 2019, 30(1): 107~119.
- [46] Pukkala T. Using ALS raster data in forest planning[J]. Journal of Forestry Research, 2019, 30(5): 1581~1593.
- [47] Pukkala T. Delineating forest stands from grid data[J]. Forest Ecosystems, 2020, 7(1): 1~14.
- [48] 杜培军, 夏俊士, 薛朝辉等. 高光谱遥感影像分类研究进展[J]. 遥感学报, 2016, 20(02): 236~256.
- [49] Chang C I. Hyperspectral imaging: techniques for spectral detection and classification[M]. Boston: Springer Science & Business Media, 2003.
- [50] 吴见, 彭道黎. 高光谱遥感林业信息提取技术研究进展[J]. 光谱学与光谱分析, 2011, 31(09): 2305~2312.
- [51] Wing B M, Boston K, Ritchie M W. A Technique for Implementing Group Selection Treatments with Multiple Objectives Using an Airborne Lidar-Derived Stem Map in a Heuristic Environment[J]. Forest Science, 2019, 65(2): 211~222.
- [52] Dalponte M, Bruzzone L, Gianelle D. Tree species classification in the Southern Alps based on the fusion of very high geometrical resolution multispectral/hyperspectral images and LiDAR data[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 123: 258~270.
- [53] Dian Y, Li Z, Pang Y. Spectral and texture features combined for forest tree species classification with airborne hyperspectral imagery[J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2015, 43(1): 101~107.

- [54] Féret J-B, Asner G P. Tree species discrimination in tropical forests using airborne imaging spectroscopy[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2012, 51(1): 73~84.
- [55] 李军玲, 庞勇, 李增元等. 云阴影区机载高光谱影像森林树种分类[J]. 林业科学研究, 2019, 32 (05): 136~141.
- [56] Pang Y, Li Z, Ju H, et al. LiCHy: The CAF's LiDAR, CCD and hyperspectral integrated airborne observation system[J]. Remote Sensing, 2016, 8(5): 398.
- [57] 夏永杰, 庞勇, 刘鲁霞等. 高精度 DEM 支持下的多时期航片杉木人工林树高生长监测[J]. 林业科学, 2019, 55 (04): 108~121.
- [58] 朱虹. 数字图像处理基础与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2013.
- [59] Cheng H D, Jiang X H, Sun Y, et al. Color image segmentation: advances and prospects[J]. Pattern recognition, 2001, 34(12): 2259~2281.
- [60] 刘建华, 毛政元. 高空间分辨率遥感影像分割方法研究综述[J]. 遥感信息, 2009 (06): 95~101.
- [61] Drăguț L, Csillik O, Eisank C, et al. Automated parameterisation for multi-scale image segmentation on multiple layers[J]. ISPRS Journal of photogrammetry and Remote Sensing, 2014, 88: 119~127.
- [62] 李春干, 张连华. 林地斑块勾绘的空间定位精度评价方法[J]. 林业资源管理, 2014 (02): 126~129.

在读期间的学术研究

一、在读期间参加的科研项目：

1. “十三五”国家重点研发计划“落叶松高效培育技术研究”项目第四课题“多尺度落叶松人工林生长预测”（编号:2017YFD0600404）

主要负责自动小班区划：发展了多尺度分割与优化方法和过分割与合并的方法来自动区划小班。

野外数据采集和数据处理，前往广西、湖北、河北、黑龙江等地林场完成了地基激光雷达数据采集，样地布设及精确定位，样地每木检尺测量等外业工作，并完成了激光雷达数据预处理、定位数据解算等工作。

2. 国家自然科学基金“基于高分辨率遥感数据的森林生物多样性监测”（编号:31570546）

主要负责人工小班区划：对高分辨率航片进行目视解译并创建树种目视解译标志，利用解译结果完成了广西省南宁市高峰林场的小班区划。

3. 面向区域森林可持续监测与管理（Regional Forest Observations for Sustainable Forest Management（编号:2018P1-CAF）

主要负责语义分割小班区划：对高分辨率航片进行标注并进行图像增强等工作，创建了森林图像数据集，并使用该数据集进行语义分割以自动分割出内部一致性高的森林区域。

卫星影像数据收集和预处理：收集 GF-1、2、6 卫星影像数据，并完成了影像预处理工作。

二、在读期间发表论文情况：

[1] 熊昊, 庞勇, 李春干等. 高分辨率航片小班区划与树种判读. 林业资源管理, 2020 (01): 143-150.

[2] 熊昊, 庞勇等. 基于机载激光雷达冠层高度模型的小班区划. 林业科学研究, 已接收.

致 谢

本文由“十三五”国家重点研发计划“落叶松高效培育技术研究”项目第四课题“多尺度落叶松人工林生长预测”资助，特此感谢。

感谢我的导师庞勇研究员的指导和帮助。庞老师经常组织开展学习总结和汇报工作，充分了解学生的学习和研究进展，并及时地交流和指导。在指导学生科研进步的同时，培养了良好的科研习惯。庞老师也乐于给学生提供很多学习和实践的机会，帮助学生进步，非常感谢庞老师。

感谢李增元研究员，李老师对待科研认真严谨，这种科研态度深深地影响着我们。在繁忙的工作中，李老师还会经常了解学生的学习情况，提出宝贵的指导意见。在生活中，李老师对待学生和蔼可亲，关心和帮助学生。感谢遥感室的谭炳香研究员、陈尔学研究员、覃先林研究员、高志海研究员、田昕研究员及遥感室的其他老师们在学习与生活中的指导和帮助。

感谢梁晓军师兄、白羽师姐、林鑫师兄、马振宇师兄、李军玲师姐、蒙诗栋师姐、英文师兄、牛晓栋师兄、杜黎明师姐、陈博伟师兄、卢昊师兄、夏永杰师兄等 CEAL 组的师兄师姐们对我学习上的悉心指导，生活上的关心交流与耐心帮助。感谢遥感室的师兄师姐师弟师妹和同学们对我学习和生活上的帮助。感谢小伙伴们陪我度过这一段难忘的时光。

感谢我的父母，是他们的爱与支持让我顺利地完成研究生阶段的学习。感谢自己的坚持。

感谢在百忙中抽出时间评审我论文的各位老师。

致谢人：熊昊

2021 年 4 月