

机载高光谱与LiDAR单木树种分类精度的影响因素分析

英文, 庞勇, 李增元, 孔丹, 梁晓军

1. 中国林业科学研究院资源信息研究所, 北京 100091;
2. 国家林业和草原局 林业遥感与信息技术重点实验室, 北京 100091

摘要: 精确的单木树种信息对于森林资源监测、经营管理、生态系统评估和生物多样性研究至关重要。基于机载高光谱和激光雷达LiDAR (Light Detection and Ranging) 数据的结合, 为森林树种分类带来了新的机遇。虽然近年来已有许多基于高光谱和LiDAR数据的小范围树种分类研究, 但在实际更大范围的森林场景中, 由于树种类型多样和林龄结构复杂, 对影响机载高光谱与LiDAR数据分类精度的因素及其定量研究仍然不足。因此, 为了提高实际应用中较大范围人工林树种精细分类的精度, 设计4种分类策略 (未经过二向性反射分布函数BRDF (Bidirectional Reflectance Distribution Function) 校正的多航带影像衍生的植被指数; 经过BRDF校正后的多航带影像衍生的植被指数; BRDF校正影像衍生的植被指数+树高特征; BRDF校正影像衍生的植被指数+树高特征+单木冠层信息), 并以塞罕坝机械林场为例, 着重对比分析该4种分类策略对机载多航带影像光谱一致性校正处理、树高特征引入以及单木冠层信息对人工林树种精细分类精度的影响。研究表明 (1) 基于单木分割信息的树种分类可有效地减少同一树冠内多像元对应多树种的分类错误, 对树种分类精度提升贡献十分显著 (10.74%); (2) 通过对机载影像进行辐射一致性校正, 虽然降低了多航带影像间由于太阳—观测几何造成的同一树种光谱反射的差异, 但对树种分类精度的提升有限 (3.48%); (3) 在不同树种具有相似的垂直结构, 或者同一树种分布在多个林龄阶段的地区, 冠层高度CHM (Canopy Height Model) 对树种分类精度的提升贡献几乎可忽略 (0.67%)。综上所述, 虽然结合机载高光谱和LiDAR数据的树种精细分类在较大范围人工林中表现出良好的应用价值和潜力, 但仍需对众多影响因素进行深入分析与优化, 以便为更有效地开展森林资源高效监测、管理和其他林业遥感应用奠定科学基础。

关键词: 树种分类, 机载高光谱数据, BRDF校正, LiDAR数据, 单木分割, 随机森林, 植被指数, 塞罕坝机械林场

中图分类号: TP701/P2

引用格式: 英文, 庞勇, 李增元, 孔丹, 梁晓军. 2025. 机载高光谱与LiDAR单木树种分类精度的影响因素分析. 遥感学报, 29(10): 2916-2932

Jia W, Pang Y, Li Z Y, Kong D and Liang X J. 2025. Analysis of factors influencing tree species classification accuracy using Airborne Hyperspectral and LiDAR data. National Remote Sensing Bulletin, 29(10): 2916-2932 [DOI: 10.11834/jrs.20244240]

1 引言

精确的单木树种信息及其空间分布对于森林资源监测 (李增元和陈尔学, 2021)、森林经营管理 (Fassnacht等, 2016; Shi等, 2020; 张会儒等, 2020)、生态系统评估 (Tiemann和Ring, 2022) 以及生物多样性研究 (李茜等, 2023) 具有重要

意义。相较于传统的野外调查获取森林单木树种信息, 遥感技术的发展为大区域森林树种识别分类带来新的契机 (李增元和陈尔学, 2021; Pu, 2021)。利用遥感技术进行树木分类主要采用多光谱数据、高光谱数据、激光雷达LiDAR (Light Detection and Ranging) 数据、SAR数据以及相互组合的数据 (Zhao等, 2020)。机载高光谱数据由

收稿日期: 2024-06-14; 预印本: 2024-09-23

基金项目: 国家自然科学基金(编号:42101403); 国家重点研发计划(编号:2023YFF1303900, 2020YFE0200800)

第一作者简介: 英文, 研究方向为机载高光谱数据处理、树种分类、森林定量遥感、森林灾害遥感。E-mail: jiawen@ifrit.ac.cn

通信作者简介: 庞勇, 研究方向为林业遥感机理模型、激光雷达信号处理及林业应用、森林碳汇计量、森林变化监测。E-mail: pangy@ifrit.ac.cn

于其具有较高的空间分辨率并能提供丰富的光谱信息, 可提供反映森林冠层的空间特征、反射率及表征生理状况的多种植被指数, 常用于森林树种分类应用中 (Jia 和 Pang, 2023)。机载 LiDAR 数据可提供森林的垂直结构信息, 与高光谱数据结合进行单木树种精细分类在理论上更具有优势 (Michałowska 和 Rapiński, 2021)。

近年来, 利用机载高光谱数据和 LiDAR 衍生产品在小范围试验区 (<100 km², 甚至更小) 进行树种精细分类的研究日益丰富, 并在多源数据融合 (倪宏宇等, 2023; Qin 等, 2022; Zhao 等, 2020)、特征提取 (Tian 等, 2020) 以及分类算法优化 (Mäyrä 等, 2021; Shen 和 Cao, 2017) 等方面取得了一系列进展。这些研究通常关注方法比较和新技术应用, 对评估特定遥感数据在树种分类中的潜力具有重要意义。然而, 关于这些方法在更大范围森林树种分类中的实际应用及其影响因素的定量分析研究仍然较为不足 (Fassnacht 等, 2016)。主要原因在于大范围森林区域的机载数据获取与处理难度较大, 同时有限的地面调查样本也制约了树种分类精度影响因素的定量分析。相比之下, 人工林因其相对均匀的结构、较为简单的物种组成及丰富的地面调查数据, 为此类分析提供了更可控的研究环境。因此, 在人工林中进行树种分类因素影响的定量分析具有较高的可行性, 可为更复杂的森林地区树种分类方法的扩展和优化提供有力支持。结合实际情况, 本研究从数据层面和应用场景层面重点探讨基于机载高光谱与 LiDAR 数据的人工林树种分类精度的影响因素。首先, 分析多航带高光谱数据辐射一致性校正对树种分类精度的影响 (Jia 等, 2024; Modzelewska 等, 2020; Colgan 等, 2012); 其次, 评估融合高光谱数据与冠层高度模型 CHM (Canopy Height Model) 在大量人工林树种分类中的贡献 (Tian 等, 2020; Ghosh 等, 2014); 最后, 探讨同一树冠像元误分为多个树种对分类精度的影响 (Quan 等, 2023; Zhao 等, 2020)。虽然这 3 方面影响树种分类精度的因素表面上不在同一层面, 但在实际大面积森林树种精细制图中是关键因素, 也是处理环节上递进影响和关联的因素。

(1) 针对影响因素 1: 与面积较小的研究区相比, 较大范围林区的机载数据采集往往需要历时多次飞行任务。对于 LiDAR 数据而言, 多次采集带

来的变化因素影响较小, 但对于宽视场角推扫的高光谱影像而言, 冠层光谱反射率会随着采集时间的太阳—观测几何的不同而变化, 呈现出二向反射分布函数效应 BRDF effects (Bidirectional Reflectance Distribution Function effects)。Colgan 等 (2012) 指出, BRDF 效应会导致单条航带影像的辐射亮度梯度显著变化, 从而使得森林冠层表现出复杂的“同树异谱”和“同谱异树”现象。在对较大范围人工林进行树种分类时, 虽然 Wietecha 等 (2019) 和 Modzelewska 等 (2020) 意识到 BRDF 效应可能会影响树种分类精度, 但仍只是简单地将单条航带或相邻多条航带分别进行树种分类, 再将各航带的分类结果拼接, 未对 BRDF 效应对树种分类的具体影响程度进行定量分析。目前, 仅有 Jia 等 (2024) 在黑龙江孟家岗林场开展了 BRDF 效应影响多航带机载高光谱数据的树种分类精度进行了定量分析。研究结果表明, 当训练样本具有足够代表性时, BRDF 效应校正能够将树种分类的总体精度提升约 3%。然而, 这一研究仅在特定区域内进行, 结果的普遍性仍需在其他地区进行重复实验验证。为了更为客观全面地评估 BRDF 效应在不同区域人工林分类影响, 有必要在更广泛的地理范围内开展类似的研究。这不仅能够验证现有结论的适用性, 还能为较大范围森林分类中机载高光谱数据的处理方法提供更加坚实的科学依据。

(2) 针对影响因素 2: 基于高光谱数据与 LiDAR 垂直结构信息互补的组合特征进行树种分类的方法已十分普遍 (Ma 等, 2024; Qin 等, 2022; Plakman 等, 2020; Sothe 等, 2019)。在小范围森林区域中, Quan 等 (2023) 利用机载高光谱和 LiDAR 数据对天然次生林进行树种分类, 发现与单独使用 LiDAR (60.0%) 和高光谱 (64.8%) 数据相比, 结合高光谱和 LiDAR 数据 (75.7%) 获得了最佳的分类精度。类似地, Alonzo 等 (2014) 在位于加利福尼亚州圣巴巴拉的城市森林中, 将 LiDAR 数据添加到高光谱数据特征中, 分类总体精度提高了 4.2%。Jones 等 (2010) 利用融合高光谱和激光雷达数据对加拿大西南部沿海温带森林的 11 种树种进行像素级分类, 发现与使用单一数据集相比, 生产者的准确率提高了 5.1%—11.6%。Yang 等 (2019) 和 Tian 等 (2020) 指出, 总体而言, 高光谱特征在树种分类中的贡献大于 LiDAR 特征, 在高光谱特征中添加冠层高度模型 (CHM) 特征对树种分类

精度的提升具有一定的贡献,但这种贡献的大小依赖于研究区内森林垂直结构的复杂性(Zhong等, 2022; Fassnacht等, 2016)。当树种间存在明显的冠层高度差异时,CHM信息对区分树种的贡献较大。然而,随着研究区内森林垂直结构复杂度的增加,CHM对树种分类的区分能力会逐渐降低(Shen和Cao, 2017)。在较大范围人工林的树种分类研究中,情况更为复杂。虽然同一小班内的主要树种通常具有相对一致的树高,但由于研究区内存在多龄组的同一树种,导致不同小班之间出现大量相同树高却对应不同树种的情况。因此,进一步的探讨和定量评估融合高光谱植被指数和CHM在提高较大范围人工林树种分类精度中的贡献显得尤为重要(Yang等, 2019)。这将有助于更好地理解CHM特征在复杂人工林环境中的实际应用价值,并为优化大规模树种分类方法提供依据。

(3) 针对影响因素3: 高分辨率机载数据对应的单木冠层内往往包含多个像元,因此展现出树冠内部的光谱特征较为复杂。尽管多数像元能够反映该树种的光谱信息,但仍有部分冠层边缘或局部像元容易被错误地分类为其他树种(Bunting和Lucas, 2006)。目前的研究尝试结合LiDAR数据或高分辨率影像的分割信息(Wagner等, 2018),提取了分割单木的冠层平均光谱信息进行树种分类。Sicard等(2023)和Tian等(2020)采用影像分割方式提取树冠信息,然后基于分割对象开展树种分类。Zhao等(2020)首先基于CHM数据进行了单木分割,然后提取分割单木的冠层平均光谱信息进行树种分类,在东北天然林0.9 km²的研究区内成功实现了单木级别的5类树种分类。为了削弱树冠边缘混合像元以及阴影树冠像元的影响,Zhong等(2022)以及Shen和Cao(2017)在提取单木冠层信息时采用了阈值的方式仅提取光照树冠的像元光谱平均值作为该冠层的光谱信息参与树种分类。然而,由于冠层平均光谱信息反映了光照差异的平均值,直接平均处理不同光照条件下的树冠与阴影区域,可能会削弱不同树种间的光谱可分性(Wei等, 2024; Korpela等, 2011; Clark等, 2005)。即使只提取光照冠层像元的光谱信息,也仍然受到多航带影像中的BRDF效应影响。另一种方法是基于单木冠层约束下的最大占比树种方法,对冠层内所有被分类的像元进行占比概

率分析(Jia和Pang, 2023; Patel和Swaminarayan, 2023),这种方法既能避免同一冠层出现多个树种的逻辑错误,又能充分保留像元的全部光谱信息。然而,这一方法尚未在较大范围森林树种分类中得到实际验证,仍需进一步研究评估其在大范围应用中的有效性。

尽管针对以上3个树种分类影响因素的独立研究已经取得了一些进展,但在同一个试验区将它们结合起来进行综合分析的研究尚属空白。因此,为了提高实际应用中较大范围人工林树种精细分类的精度,本研究以塞罕坝机械林场为试验区,设计4种分类策略:(1) 未经过BRDF校正的多航带影像衍生的植被指数;(2) 经过BRDF校正后的多航带影像衍生的植被指数;(3) BRDF校正影像衍生的植被指数+树高特征;(4) BRDF校正影像衍生的植被指数+树高特征+单木冠层信息,开展基于机载高光谱与LiDAR数据的人工林树种分类。本文探讨与分析针对光谱数据的辐射异质性、针对光谱和树高特征的贡献,以及针对同一树冠像元误分引入单木分割信息这3个方面对树种精度的影响,以期为更有效地开展森林资源监测、管理及其他林业遥感应用奠定科学基础。

2 研究区和数据

2.1 研究区介绍

塞罕坝机械林场位于河北省围场满族蒙古族自治县北部,处于内蒙古高原南缘和冀北山地交接处,平均海拔1500 m(图1)。属寒温带大陆性季风气候,春秋短而冬季长,植被生长季集中在6—8月,年平均气温约为-1.4 °C,年均降雨量约453.6 mm。试验区位于塞罕坝机械林场的核心区域,主要树种包括落叶松(*Larix olgensis*)、樟子松(*Pinus sylvestris* L. var. *mongolica* Litv.)、云杉(*Picea asperata* Mast)以及白桦(*Betula platyphylla* Suk.)等(庞勇等, 2021; 杨会娟等, 2016)。

2.2 机载遥感数据

机载高光谱数据和LiDAR数据于2018年9月5日—9月16日进行采集(图1),由Chinese Academy of Forestry's LiDAR, CCD, and Hyperspectral (CAF-LiCHy)观测系统同步获取(Pang等, 2016; 庞勇等, 2021),覆盖面积约225.6 km²。CAF-LiCHy

观测系统集成成了3个传感器: 奥地利 Riegl 全波形激光扫描仪 LMS-Q680i、芬兰 Specim AisaEAGLE II 高光谱传感器以及德国 IGI DigiCAM-60 CCD 相机, 具备同时获取森林冠层树高、光谱以及高分辨率影像等信息的能力。

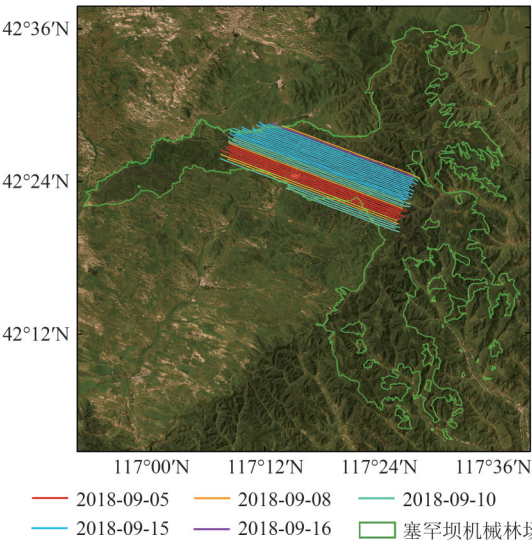


图1 塞罕坝机械林场航飞测区及其对应日期采集航线
Fig. 1 The distribution of the aerial survey area in the Saihanba mechanized forest farm and its corresponding date collection flightlines

本研究采集的机载高光谱数据光谱范围为400—990 nm, 具有64个波段, 对应的光谱分辨率约为9.2 nm。首先利用CaligeoPRO软件对原始高光谱数据进行辐射定标和几何校正, 再基于MODTRAN5模型的ATCOR4 (ATmospheric CORrection 4) 软件进行大气校正, 最终输出2 m空间分辨率的反射率影像 (英文 等, 2016)。LiDAR数据的平均点云密度约为10 pts/m², 通过LAStools软件 (Isenburg, 2012) 对原始点云进行分块、去噪以及分类处理, 最终得到0.5 m空间分辨率的数字高程模型DEM (Digital Elevation Model)、数字表面模型DSM (Digital Surface Model) 以及CHM产品。数字正射影像DOM (Digital Orthophoto Map) 的空间分辨率为0.18 m。

2.3 地面调查数据

2018年6—9月期间, 通过地面调查采集330个树种样点数据和30个样地调查数据 (20 m×30 m, 调查内容包括树种、树高、胸径、冠幅和枝下

高)。同时, 收集了2019年塞罕坝机械林场调查更新的林相图数据, 包含小班号、小班边界、优势树种、林龄、龄组等信息。图2展示了塞罕坝机械林场航飞测区林龄组及地面调查位置分布。由于研究区内主要的阔叶树种为白桦, 而其他阔叶树种仅有极少量的柞树混交, 因此在本文的树种分类体系具体为: 落叶松、樟子松、云杉、阔叶树。

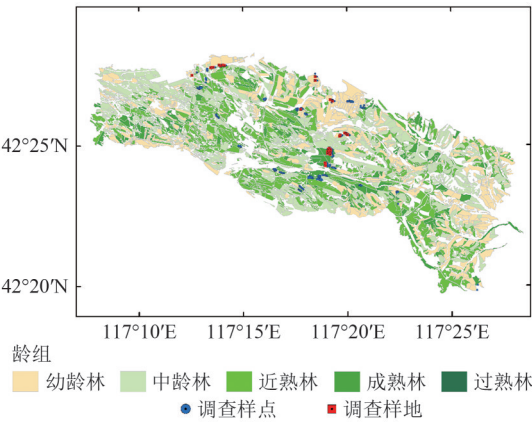


图2 塞罕坝机械林场航飞测区林龄组及地面调查位置分布图

Fig. 2 Distribution map of forest age groups and ground survey locations in the aerial survey area of Saihanba mechanized forest farm

3 研究方法

本研究开展基于机载高光谱与LiDAR数据的人工林树种分类精度影响因素分析, 总体流程见图3。首先, 对机载多航带高光谱影像进行了BRDF校正; 其次, 利用标记分水岭算法对CHM数据进行单木分割, 获取每棵树木的冠层边界信息; 再次, 基于高光谱数据提取植被指数和CHM数据, 利用随机森林分类进行树种分类; 最后, 基于单木冠层约束信息对分类结果进行后处理。为了对各个影响因素进行定量比较, 本研究开展了如下4种分类策略: (1) 未经过BRDF校正的多航带影像衍生的植被指数 (UnBRDF VIs), (2) 经过BRDF校正后的多航带影像衍生的植被指数 (BRDF VIs), (3) BRDF校正影像衍生的植被指数+树高特征 (BRDF VIs+CHM), (4) BRDF校正影像衍生的植被指数+树高特征+单木冠层信息 (BRDF VIs+CHM+Sege)。

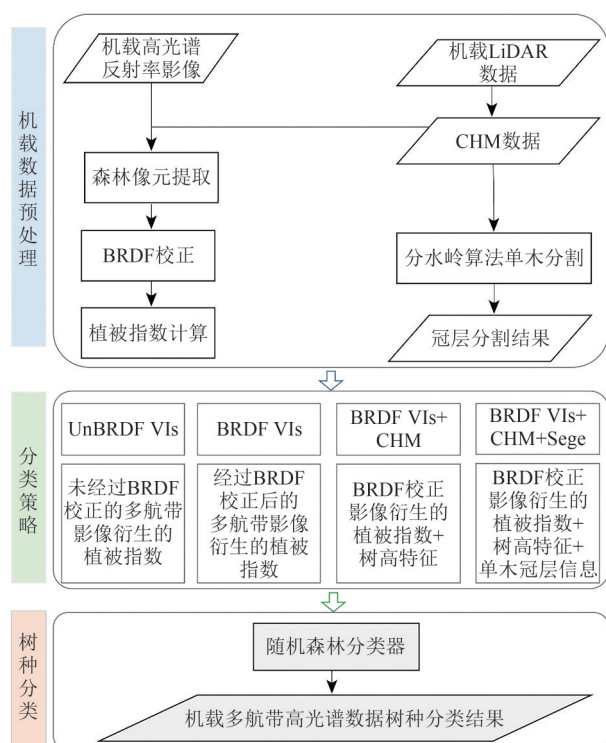


图3 机载多航带高光谱数据树种分类技术流程图

Fig. 3 The methodological workflow for tree species classification using multi-flightline airborne hyperspectral imagery

3.1 森林像元提取及样本选取

为了更准确地对森林地区进行树种分类，采

用了CHM和植被指数的组合处理方法，将机载高光谱影像中的非森林像元进行剔除。本研究选用修正型归一化差异植被指数 mNDVI (modified Normalized Difference Vegetation Index, Sims 和 Gamon, 2002) 提供关于植被覆盖程度和生长状况的信息，有助于识别植被和非植被区域。再结合CHM提供的植被垂直结构信息，可以进一步区分植被区域中的森林和非森林地，以此来确定森林区域像元 (Jia 等, 2024; Jia 和 Pang, 2023)，具体计算公式如下：

$$mNDVI = \frac{(\rho_{750} - \rho_{705})}{(\rho_{750} + \rho_{705} - 2 \times \rho_{445})}$$

式中，mNDVI ≥ 0.30 且 CHM ≥ 2 m 为本研究参与计算森林区域的设定条件； ρ_{750} 、 ρ_{705} 和 ρ_{445} 分别为波长为 750 nm、705 nm 和 445 nm 处的反射率。

本文针对塞罕坝机械林场飞行区落叶松、樟子松、云杉以及阔叶树 4 个优势树种进行分类，结合地面调查数据、林相图和高分辨率 CCD 影像对树种进行目视解译，生成对应的训练样本和验证样本 (图 4)。为了保证分类模型中树种训练样本的均衡性，每个树种随机选取 6000 个像元，共 24000 个像元。为了更准确地评估单木树种分类精度，选取了 6600 棵单木作为验证样本，包括 1985 棵落叶松，1865 棵樟子松，1250 棵云杉以及 1500 棵阔叶树，共 57332 个像元。

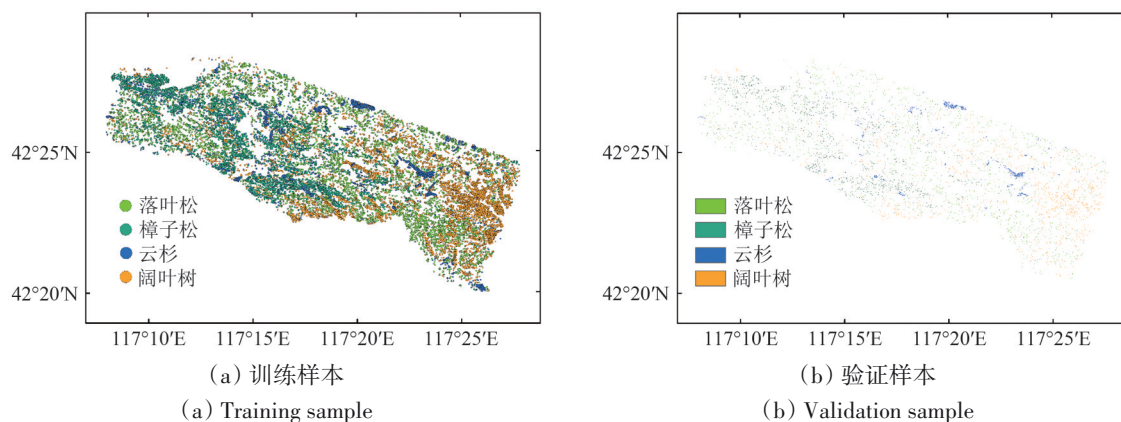


图4 树种类型样本的空间分布

Fig. 4 The spatial distribution of tree species type samples

3.2 BRDF校正模型

为了削弱多次飞行航空高光谱影像的BRDF效应，本研究采用针对机载高光谱数据开发的核驱动BRDF校正模型 (Jia 等, 2024, 2020)，该模型表达式为各向同性散射核、体散射核和几何光学

核的加权求和的线性组合形式 (Schaaf 等, 2002; Roujean 等, 1992)。针对提取的森林像元，将其对应的 mNDVI 按照 0.025 的间隔进行分层 (bin)。在假设每一层 mNDVI_{bin} 中的像元有着相似的结构和生理状况的前提下，随机抽取一定数量的像元

用于构建多角度数据集参与该层的BRDF建模。若某个 $mNDVI_{bin}$ 中随机选取的像元数量不足设定指标, 则认为其构建的多角度数据集不足以支撑该层BRDF模型的构建, 则会将该层像元合并至下一层相邻的 bin 中。本研究采用参数设定与 Jia 等 (2024, 2020) 一致, 即每个 bin 的像元数量设定为 35000 个, LTR (Li-Transit-Reciprocal) 核被选用作几何散射核, 采用热点修正的 RTM (Ross-Thick-Maignan) 核则作为体积散射核 (Sun 等, 2017; Maignan 等, 2004), 最终得到的 BRDF 模型表达为

$$\rho(\theta_v, \theta_s, \Delta\phi, mNDVI_{bin}, \lambda) = f_{iso}(mNDVI_{bin}, \lambda) + f_{vol}(mNDVI_{bin}, \lambda)k_{vol}(\theta_v, \theta_s, \Delta\phi) + f_{geo}(mNDVI_{bin}, \lambda)k_{geo}(\theta_v, \theta_s, \Delta\phi)$$

式中, θ_v 、 θ_s 和 $\Delta\phi$ 分别表示观测方位角、太阳天顶角和太阳方向与观测方向之间的相对方位角; $mNDVI_{bin}$ 表示每个分层 bin 的 $mNDVI_{704.50}$, λ 代表波长; k_{vol} 和 k_{geo} 分别为体散射核与几何光学核; f_{iso} , f_{vol} 和 f_{geo} 分别为各向同性散射、体散射与几何光学散射对应的权重系数; $\rho(\theta_v, \theta_s, \Delta\phi, mNDVI_{bin}, \lambda)$ 为某一层 $mNDVI_{bin}$ 内 λ 波长对应的二向反射分布函数 BRDF (本文简化表达为反射率)。

利用 BRDF 模型对多航带高光谱影像各波段方向反射率进行归一化处理, 使得不同角度的方向性反射率均归一化到指定太阳—观测几何的反射率值 (本研究选取 2018 年 9 月 10 日, 当地时间 11:00 时太阳位置, 太阳天顶角为 40.2° , 太阳方位角为 153.2° , 天底方向观测)。

3.3 单木分割

标记控制的分水岭分割算法 (Marker-controlled Watershed Segmentation) 作为一种经典的图像分割技术, 能够有效地将图像中的不同区域进行分割。

在应用于 CHM 上时, 该算法可实现对个体树冠的准确分割。首先对空间分辨率 0.5 m 的 CHM 进行无效值填充, 并对其进行滤波以平滑化 (Zhao 等, 2013)。然后, 采用 Marker-controlled Watershed Segmentation 算法对塞罕坝机械林场飞行区的高于 2 m 的 CHM 数据开展单木分割 (Zhao 等, 2020, 2014)。该算法首先将栅格图像中 CHM 像元的灰度值映射为相应的高度, 并进行灰度值反转。反转后的 CHM 图像中存在一些局部极小值点, 这些点代表着个体树冠的位置区域。在分水岭变换过程中, 算法利用图像的梯度信息模拟水流从高处向低处流动的自然过程, 从而清晰地将图像中的不同区域, 类似于地形中的山谷, 分隔开来形成精确的边界。通过在图像的低梯度区域“注水”, 并逐渐让水扩散至整个区域, 分水岭算法能有效地标出每个区域的界限, 实现研究区的单木分割 (Kwak 等, 2007)。

3.4 基于单木冠层约束的树种分类

随机森林分类算法是一种非参数的机器学习方法, 在处理高维数据 (Qi, 2012; Jia 等, 2024) 以及减少过拟合现象 (Fassnacht 等, 2016; Shi 等, 2018) 方面具有显著优势, 常被用于基于机载高光谱数据的树种分类 (Michałowska 和 Rapiński, 2021)。本研究针对可见光—近红外波段的高光谱数据, 选取反映森林的生理和光谱特性的 30 个常用的植被指数详见表 1 (Jia 和 Pang, 2023; Furniss 等, 2022)。同时, 为了保持与植被指数特征的空间分辨率一致, 对 CHM 数据进行空间重采样至 2 m, 将其作为反映森林垂直信息的遥感特征。本研究采用了 Python 中的 Random Forest 分类器 (sklearn.ensemble), 利用了 500 棵决策树逐像元进行树种分类, 基于像元的树种分类结果记作 C_{pixel} 。

表 1 植被指数
Table 1 Vegetation indices

植被指数	缩写	公式
花青素反射指数 1 Anthocyanin Reflectance Index 1	ARI1	$\left(\frac{1}{\rho_{550}}\right) - \left(\frac{1}{\rho_{700}}\right)$
花青素反射指数 2 Anthocyanin Reflectance Index 2	ARI2	$\rho_{800} \left(\frac{1}{\rho_{550}}\right) - \left(\frac{1}{\rho_{700}}\right)$
大气阻抗植被指数 Atmospherically Resistant Vegetation Index	ARVI	$\frac{\rho_{800} - (\rho_{650} - (\rho_{450} - \rho_{680}))}{\rho_{800} + (\rho_{650} - (\rho_{450} - \rho_{680}))}$
蓝波段比值指数 Blue Ratio	BR	$\left(\frac{\rho_{663}}{\rho_{481}}\right) \left(\frac{\rho_{457}}{\rho_{481}}\right) \left(\frac{\rho_{772}}{\rho_{481}}\right) \left(\frac{\rho_{831}}{\rho_{481}}\right)$

续表

植被指数	缩写	公式
类胡萝卜素反射指数 1 Carotenoid Reflectance Index 1	CRI1	$\left(\frac{1}{\rho_{510}}\right) - \left(\frac{1}{\rho_{550}}\right)$
类胡萝卜素反射指数 2 Carotenoid Reflectance Index 2	CRI2	$\left(\frac{1}{\rho_{510}}\right) - \left(\frac{1}{\rho_{700}}\right)$
差值植被指数 Difference Vegetation Index	DVI	$(2\rho_{974} - \rho_{750}) - (\rho_{648} - \rho_{546})$
差值指数 Difference Index	DI	$\rho_{772} - \rho_{663}$
增强植被指数 Enhanced Vegetation Index	EVI	$2.5\left(\frac{\rho_{867} - \rho_{648}}{\rho_{867} + (6\rho_{648}) - (7.5\rho_{466}) + 1}\right)$
绿色大气阻抗植被指数 Green Atmospherically Resistant Vegetation Index	GARVI	$\frac{\rho_{800} - (\rho_{650} - (\rho_{450} - \rho_{680}))}{\rho_{800} + (\rho_{650} - (\rho_{450} - \rho_{680}))}$
绿光归一化植被指数 Green Normalized Difference Vegetation Index	GNDVI	$\frac{\rho_{560} - \rho_{665}}{\rho_{560} + \rho_{665}}$
绿波段比值指数 Green Ratio	GR	$\frac{\rho_{546}}{\rho_{663}}$
归一化绿红差异指数 Green-Red Difference Index	GRDI	$\frac{\rho_{550} - \rho_{750}}{\rho_{750} + \rho_{550}}$
核归一化差异植被指数 Kernel Normalized Difference Vegetation Index	kNDVI	$\tanh\left(\frac{\rho_{\text{NIR}} - \rho_{\text{red}}}{\rho_{\text{NIR}} + \rho_{\text{red}}}\right)^2$
修正型叶绿素吸收比率指数 Modified Chlorophyll Absorption Ratio Index	mCARI	$\left((\rho_{700} - \rho_{670}) - 0.2(\rho_{700} - \rho_{550})\right)\left(\frac{\rho_{700}}{\rho_{670}}\right)$
改进型修正叶绿素吸收比率指数 Modified Chlorophyll Absorption Ratio Index-Improved	mCARIi	$\frac{1.5(2.5(\rho_{800} - \rho_{670}) - 2.5(\rho_{670} - \rho_{550}))}{\sqrt{(2\rho_{800} + 1)^2 - (6\rho_{800} - 5\sqrt{\rho_{670}} - 0.5)}}$
修正型植被简单比值指数 Modified Simple Ratio Index	mSR	$\frac{\rho_{750} - \rho_{445}}{\rho_{705} + \rho_{445}}$
修正型植被归一化差异植被指数 Modified Normalized Difference Vegetation Index	mNDVI	$\frac{\rho_{750} - \rho_{705}}{\rho_{750} + \rho_{705} - 2\rho_{445}}$
修正型三角植被指数 Modified Triangular Vegetation Index	mTVI	$1.2(1.2(\rho_{800} - \rho_{550}) - 2(\rho_{670} - \rho_{550}))$
归一化红边差异指数 Normalized Difference Red-Edge Index	NDREI	$\frac{\rho_{\text{NIR}} - \rho_{\text{Re}}}{\rho_{\text{NIR}} + \rho_{\text{Re}}}$
红边归一化差异植被指数(705 nm) Red Edge Normalized Difference Vegetation Index (705 nm)	NDVI ₇₀₅	$\frac{\rho_{750} - \rho_{705}}{\rho_{750} + \rho_{705}}$
优化土壤调整植被指数 Optimized Soil Adjusted Vegetation Index	OSAVI	$\frac{(1 + 0.16)(\rho_{800} - \rho_{670})}{\rho_{800} + \rho_{670} + 0.16}$
光化学反射指数 Photochemical Reflectance Index	PRI	$\frac{\rho_{531} - \rho_{570}}{\rho_{531} + \rho_{570}}$
植物衰老反射指数 Plant Senescence Reflectance Index	PSRI	$\frac{\rho_{680} - \rho_{500}}{\rho_{750}}$
比率植被指数 Ratio Vegetation Index	RVI	$\frac{\rho_{800}}{\rho_{680}}$
结构不敏感色素指数 Structure Insensitive Pigment Index	SIPI	$\frac{\rho_{800} - \rho_{445}}{\rho_{800} - \rho_{680}}$
简单比率指数 Simple Ratio Index	SRI	$\frac{\rho_{\text{NIR}}}{\rho_{\text{Red}}}$
三角植被指数 Triangular Vegetation Index	TVI	$\frac{120(\rho_{750} - \rho_{550}) - 200(\rho_{670} - \rho_{650})}{2}$
红边指数 Vogelmann Red-Edge Index	VOG	$\frac{\rho_{740}}{\rho_{720}}$
水体指数 Water Band Index	WBI	$\frac{\rho_{900}}{\rho_{970}}$

为了提高机载高光谱影像的树种分类精度,研究基于Softmax算法开展单木冠层约束下的树种占比分析。Softmax函数将向量映射到另一个向量,输出向量的元素值代表了一个概率分布,使得每个类别都有一个对应的概率值,且所有类别的概率之和为1。本文首先基于单木分割结果提取单个树冠,然后根据单木分割冠层的约束范围内的像元计算各树种类型基于Softmax的占比概率(Zhao

等, 2023)。接着,为该冠层约束范围内的所有像元赋予占比最大的树种类型属性,即此冠层最大可能是该树种类型。通过重复这一操作,直至遍历完所有单木分割冠层,可以得到基于单木冠层约束下的树种分类结果(C_{crown}),从而解决了同一冠层对应像元包含多个树种类型的问题,流程详见图5。利用混淆矩阵、总体精度、用户精度、生产者精度、Kappa系数来评价分类结果的精度。

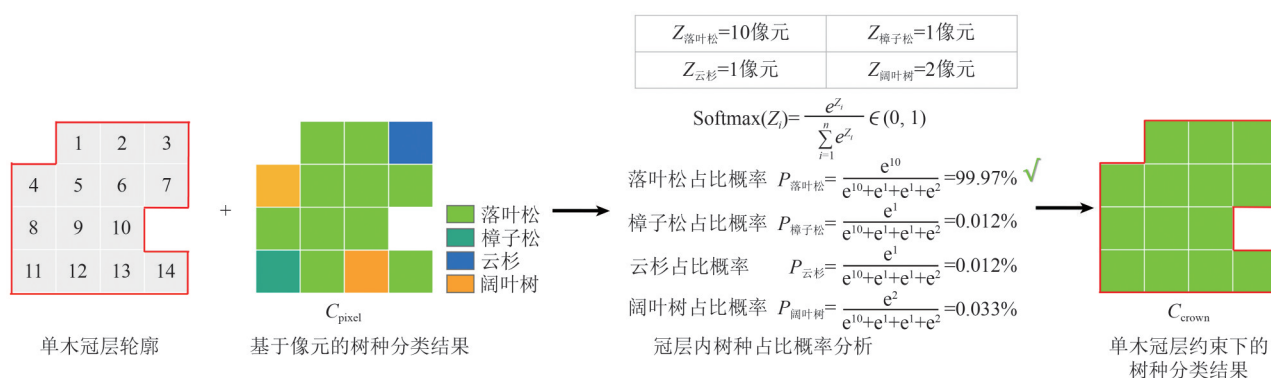


图5 基于Softmax的单木冠层树种分类结果示意

Fig. 5 Illustration of tree species classification results based on Softmax algorithm for individual tree crowns

4 结果与分析

4.1 机载多航带影像BRDF校正对比

图6为塞罕坝机械林场飞行区机载多航带高光谱影像及航带重叠区反射率BRDF校正前后的对比图。对比发现,本研究采用的BRDF校正方法能够有效削弱研究区多航带机载高光谱数据航带间的辐射差异,在相邻航带重叠区的影像BRDF效应(航带间的伪影现象)的校正尤为明显,提高了研究区机载多航带高光谱影像的辐射一致性。通过对比BRDF校正前后的相邻航带重叠区位置A的前向观测(Fordward-looking)和后向观测(Backward-looking)反射率可以看出:未经BRDF校正的影像中,后向观测的落叶松冠层可见光到近红外波段反射率明显地高于前向观测的反射率(图6(c)),而BRDF校正后的影像中后向观测的落叶松冠层反射率与前向观测反射率较为一致(图6(d))。

4.2 特征重要性分析

图7对比展示了采用策略2(BRDF VIs)和策略3(BRDF VIs+CHM)进行随机森林树种分类时的特征重要度排序。可见策略2和策略3的整体特征重要度排序基本一致,排名前10的特征亦相同,

包括BR、RVI、mNDVI、TVI、DVI、PRI、GRDI、ARI1、GR和CRI1。在塞罕坝机械林场的试验区域内,树木高度特征(即CHM)在树种分类的31个特征重要性评估中排名第15位,居于中等位置,并未发挥出区分树种的显著作用。本研究人工林中不同树种的种植区域普遍存在多个林龄阶段,涵盖幼龄、中龄以及成熟阶段(图2),这种林龄的多样性导致即便是同一树种,其垂直结构也展现出复杂性,进而降低了树高作为特征在大范围人工林树种分类中的区分能力。

4.3 单木冠层约束下的树种分类结果

图8展示了塞罕坝机械林场飞行区基于CHM数据的单木分割结果。共分割出了8046388棵树木。为了更细节地展示单木分割的效果,并直观地比较对比单木分割信息前后的分类结果,机载高光谱影像、叠加了单木分割信息的0.5 m空间分辨率CHM图像,以及基于策略3和策略4得到的树种分类结果,详见图9。对比图9(a)和(b)可见标记分水岭方法在实现单木冠层的分割方面的有效性。由图9(a)可见2 m空间分辨率的机载高光谱影像中,同一单木的阴影树冠和光照树冠在冠层内部形成的复杂光照环境。这种光照环境的

复杂性导致了在分类策略3 (BRDF VIs+CHM) 中, 基于像元的树种分类结果常常出现同一冠层对应多个树种的情况 (图9 (c))。然而, 策略4 (BRDF

VIs+CHM+Sege) 在单木冠层的约束下, 通过基于Softmax 的树种占比分析处理后, 显著提高了冠内树种类别的一致性 (图9 (d))。

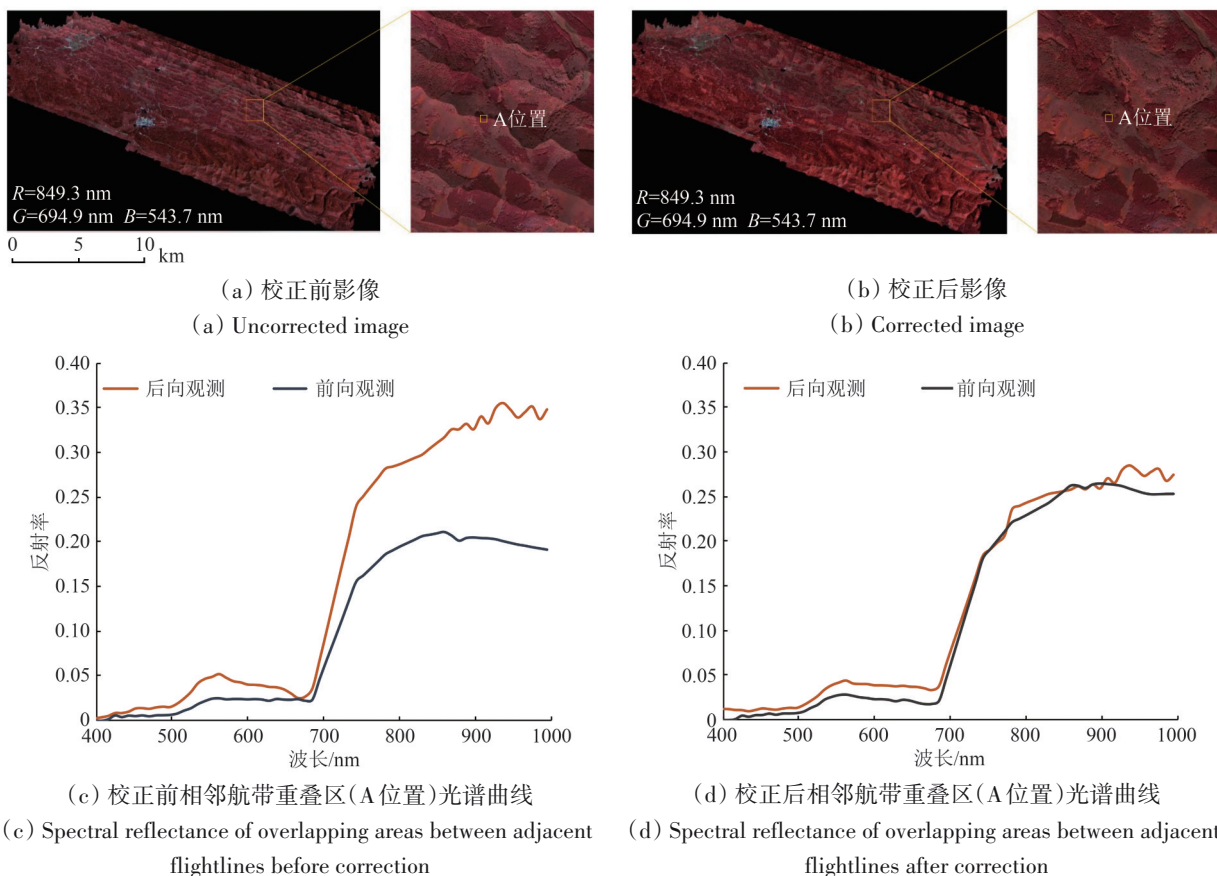
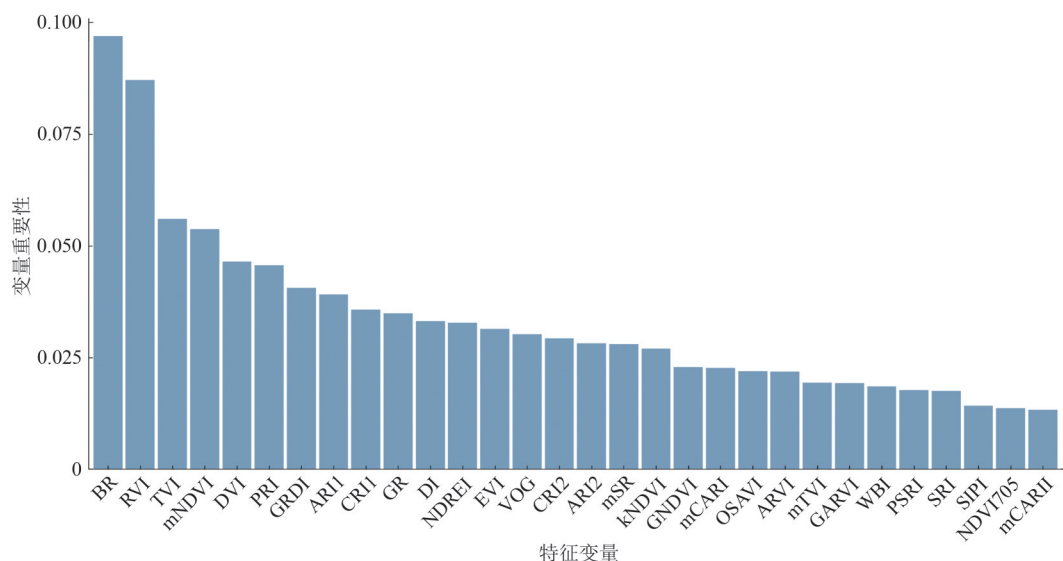


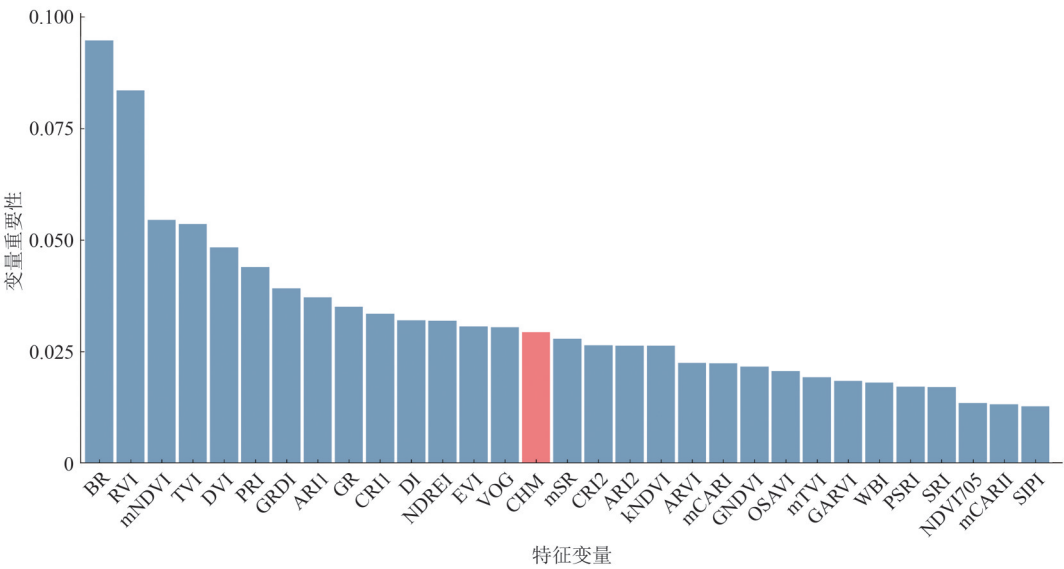
图6 二向反射分布函数校正前后机载多航带高光谱影像及光谱反射率曲线对比

Fig. 6 Comparison between the Bidirectional Reflectance Distribution Function (BRDF) uncorrected and corrected multi-flightline airborne hyperspectral mosaics and spectral reflectance



(a) 策略2 (BRDF VIs)

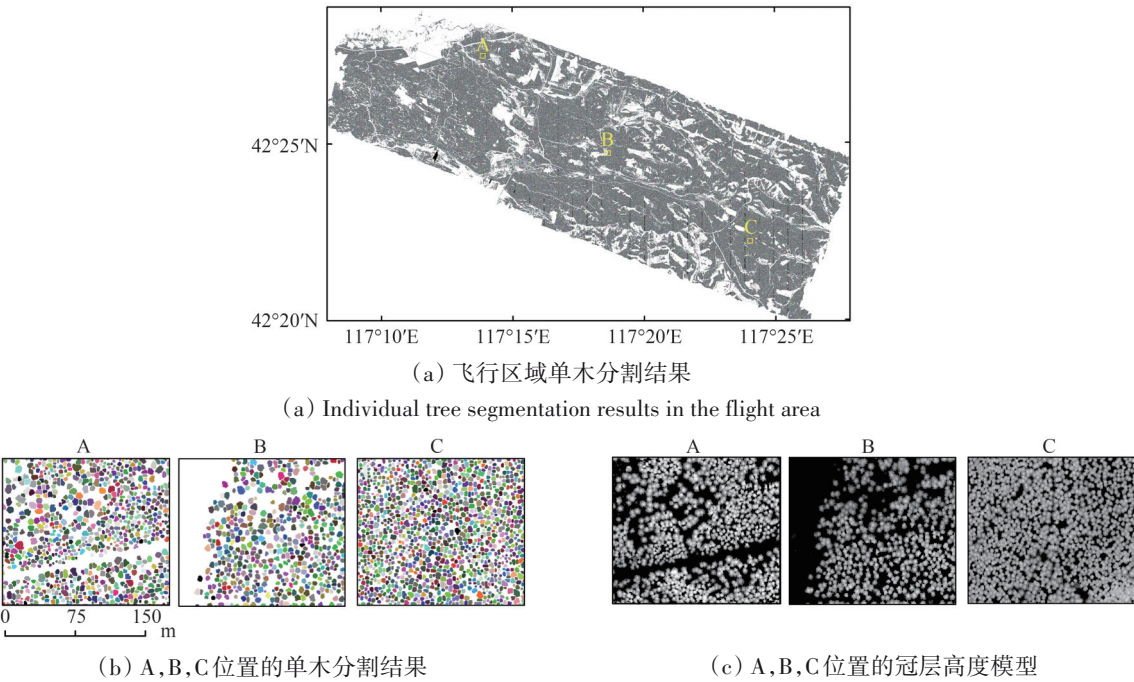
(a) Strategy 2 (BRDF VIs)



*自左向右特征变量重要性依次降低
(b) 策略3 (BRDF VIs+CHM)
(b) Strategy 3 (BRDF VIs+CHM)

图7 分类策略2和策略3的树种分类特征重要性排序对比

Fig. 7 Comparison of feature importance rankings for tree species classification using strategy 2 and strategy 3



(b) Individual tree segmentation results at positions A, B, and C (c) Canopy Height Mode (CHM) at positions A, B, and C

图8 离散颜色渲染的塞罕坝机械林场飞行区基于CHM的单木分割结果

Fig. 8 The individual tree segmentation results in the flight area of the Saihanba mechanized forest farm are displayed using discrete colors

4.4 树种分类精度对比及制图

表2中展示了4种分类策略基于单木样本验证的精度对比，图10则提供了相应的混淆矩阵。从表2可以看出，策略2 (BRDF VIs) 在树种分类的总体精度上比策略1 (UnBRDF VIs) 提升了3.48%，具体表现为从73.96%增加到77.44%。所有树种的

分类精度均有所提高。这种精度提高表明，对机载多航带高光谱数据进行BRDF校正，不仅增强了数据的辐射一致性（如图6所示，减少了光照条件变化对分类结果的影响），而且提高了不同树种间的光谱可分性，从而增强了分类算法区分树种的能力。

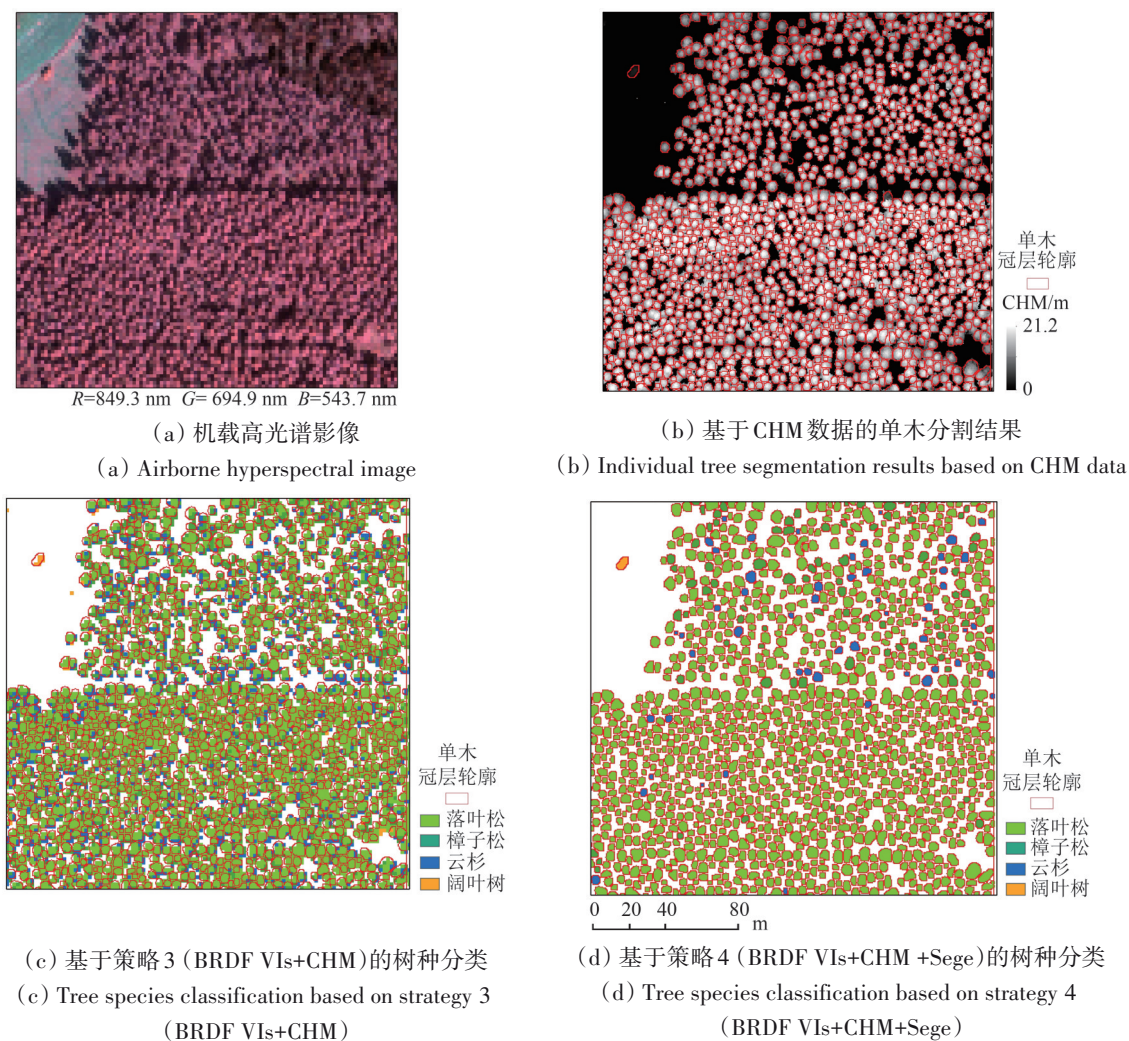


图9 分类策略3和分类策略4的树种分类结果局部对比展示

Fig. 9 Comparison of tree species classification results of strategy 3 and strategy 4

表2 不同分类策略的精度对比						
Table 2 Comparison of accuracy for different classification strategies						
编号	分类策略	树种	生产者精度/%	用户精度/%	总体精度/%	Kappa
1	UnBRDF VIs	落叶松	76.51	74.39	73.96	0.65
		樟子松	70.29	69.30		
		云杉	67.32	75.60		
		阔叶树	79.73	76.44		
2	BRDF VIs	落叶松	79.82	80.88	77.44	0.70
		樟子松	73.12	73.42		
		云杉	68.13	77.54		
		阔叶树	86.81	77.24		
3	BRDF VIs+CHM	落叶松	79.94	82.97	78.11	0.71
		樟子松	73.56	74.03		
		云杉	69.25	77.47		
		阔叶树	87.98	76.97		
4	BRDF VIs+CHM+Sege	落叶松	89.81	93.57	88.85	0.85
		樟子松	86.43	85.00		
		云杉	82.45	88.31		
		阔叶树	94.91	87.58		

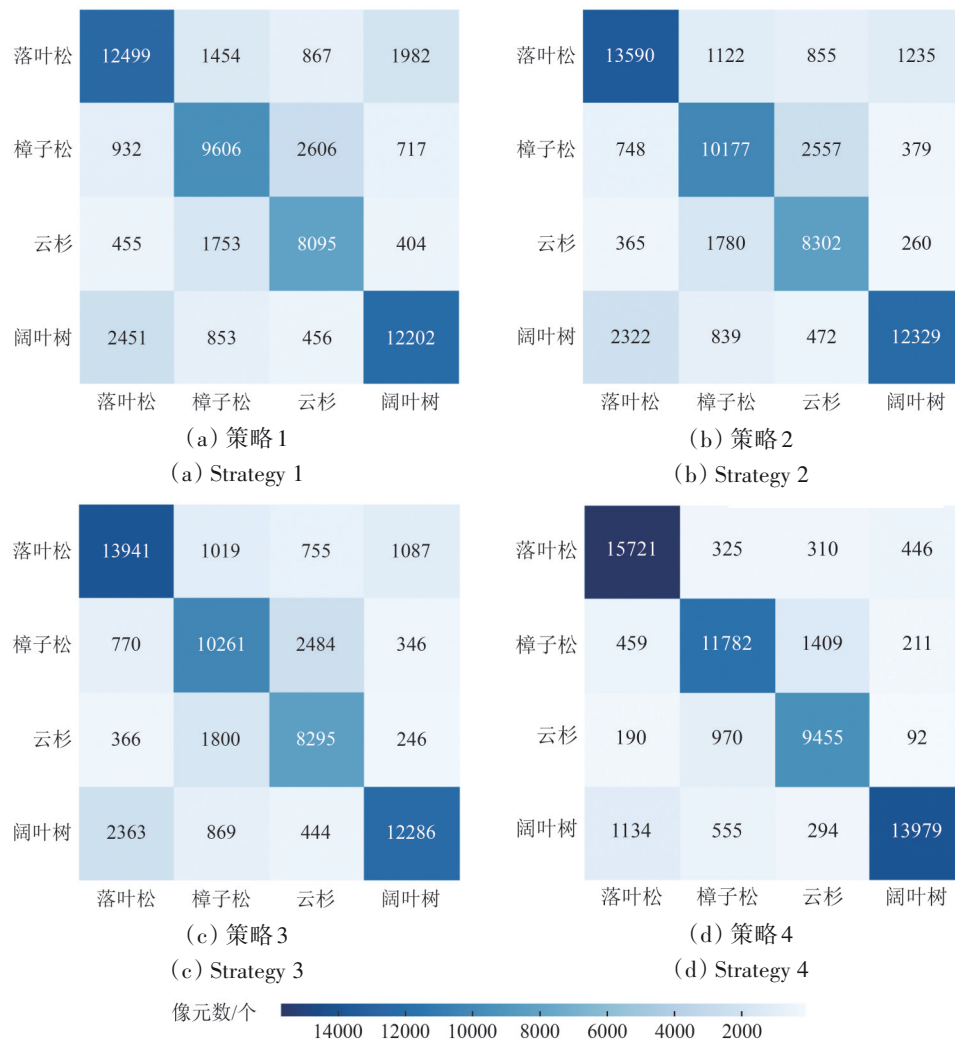


图 10 不同分类策略下混淆矩阵对比

Fig. 10 Confusion matrix for different tree species classification strategies

在对比策略 3 (BRDF VIs+CHM) 和策略 2 (BRDF VIs) 的树种分类总体精度时,发现策略 3 的总体精度仅比策略 2 提升了 0.67% (即从 77.44% 提升到 78.11%)。这一微小的提升表明,将冠层高度模型 (CHM) 数据结合到 BRDF 校正的植被指数中,并没有显著提高树种分类的精度。此外,图 7 所展示的特征重要度分析结果也与此一致,指出在森林结构复杂的区域进行树种分类时,单一的冠层高度信息由于受到同一树种对应多个林龄及树高的影响,其在区分不同树种方面的能力有限,几乎可忽略。

策略 4 (BRDF VIs+CHM+Sege) 在树种分类的总体精度上,相较于策略 3 (BRDF VIs+CHM),实现了显著的 10.74% 提升 (从 88.85% 提升至 78.11%)。

这种提升在所有树种的分类精度上均有所体现。结合该精度对比结果和图 9 (c) 和 (d) 综合分析,发现策略 4 中引入的单木分割冠层信息后对减少同一树冠内多个像元对应多个树种的逻辑错误的改进方面尤为明显,从而显著提升基于高空间分辨率机载数据的树种分类精度。

针对塞罕坝机械林场飞行区的机载多航带影像,策略 4 通过对其进行 BRDF 校正,整合树高特征和单木冠层信息,在树种分类精度上与策略 1 相比显著提升了 14.89%,总体精度从 73.96% 增至 88.85%。因此,本研究最终采用分类策略 4,对塞罕坝机械林场飞行区单木分割后的 8046388 棵树木开展基于单木冠层约束的机载多航带高光谱数据树种分类,其空间分布如图 11 所示。

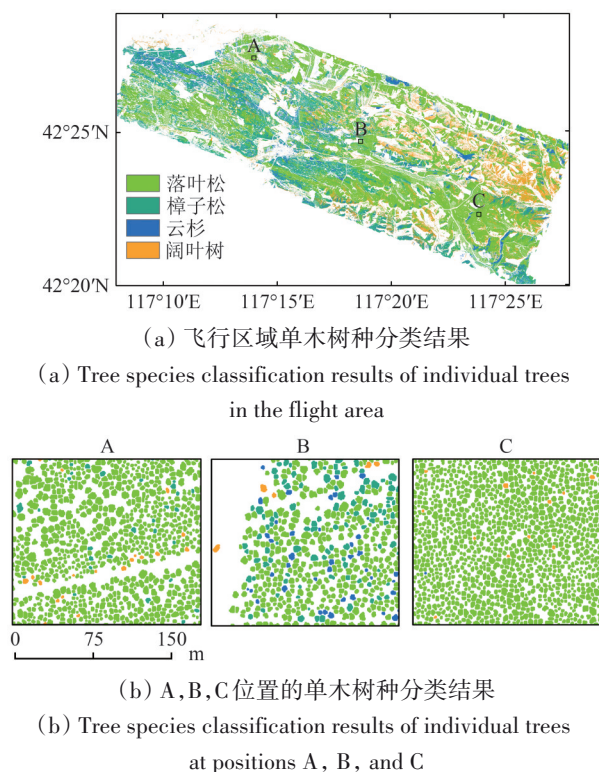


图 11 改 基于分类策略 4 方法 (BRDF VIs+CHM+Sege) 的塞罕坝机械林场航飞测区树种分类结果

Fig. 11 Tree species classification results in the flight area of the Saihanba mechanized forest farm based on classification strategy 4 (BRDF VIs+CHM+Sege)

5 讨论

本研究发现 BRDF 校正后的塞罕坝机械林场机载多航带影像展现了较好的辐射一致性 (图 6), 表明线性核驱动的 BRDF 模型在机载多航带光学影像辐射校正中具有较好的潜力。这与已有的研究结果一致 (Jia 等, 2024, 2020; Queally 等, 2022; Jensen 等, 2018)。在利用机载光学数据进行地物分类的研究中, 普遍认为遥感影像间的 BRDF 效应可能会影响分类精度 (Pu, 2021)。尽管这一观点得到广泛认可, 但对精度提升的具体量化研究仍然不足。Guan 等 (2020) 研究发现, BRDF 校正后的 Landsat 数据在土地覆盖类型分类中的总体精度仅提升了 1.08%。Jia 等 (2024) 首次在较大范围的黑龙江孟家岗林场 (~155 km²) 进行了机载多航带高光谱影像 BRDF 效应对树种分类精度影响的定量分析。研究发现, 当训练样本具有足够的代表性 (空间位置和数量) 时, BRDF 校正可将树种分类的总体精度提升约 3%; 而随着训练样本代表性的降低, 即使整体分类精度有所下降, BRDF 校正

后的影像相比未校正影像在树种分类精度上的提升更为显著 (在极端情况下达到了 11.8%)。本研究的结果与 Jia 等 (2024) 的研究基本一致, 显示在空间位置和数量上具有足够代表性的训练样本的基础上 (图 4 (a)), 利用 BRDF 校正后的机载多航带影像进行树种分类, 精度提升了 3.48%, 进一步定量验证了 BRDF 校正在较大范围人工林中提高树种分类精度的作用。

目前, 基于机载高光谱和 LiDAR 数据的单木尺度树种分类研究正逐渐增多, 许多学者尝试探讨光谱与结构特征对树种分类精度的影响。总体而言, 结合光谱与结构特征确实能够提升树种分类精度, 但两者的具体贡献取决于研究区的森林场景特征。Rina 等 (2023) 的研究表明, 在 Sentinel-2 多光谱特征中添加 CHM 特征能够有效提升落叶松和白桦的分类精度。然而, 在本文的塞罕坝机械林场区中, 图 7 的结果与 Tian 等 (2020) 和 Yang 等 (2019) 的研究一致, 表明高光谱反射率及其衍生的植被指数是树种分类的重要特征, 而树高特征仅在树种之间存在明显高度差异时才具有辨识作用。同时, 表 2 显示, 植被指数特征中添加 CHM 特征 (即策略 3) 仅带来了 0.67% 的精度提升, 这与 Wu 和 Zhang (2019) 的研究一致, 在复杂林分或树高接近的情况下, CHM 特征对树种分类的贡献有限, 甚至可能产生干扰作用。

Fassnacht 等 (2016) 指出, 基于机载高光谱和 LiDAR 数据的单木尺度树种分类相较于基于像元的分类更具优势。以往研究中通常通过提取单木冠层的全部像元 (Zhao 等, 2020) 或光照冠层的平均光谱 (Shi 等, 2018; Shen 和 Cao, 2017) 开展树种分类。但由于多航带 BRDF 效应和森林多样结构导致冠层展示出复杂的光谱特征 (图 9 (a)), 直接进行光谱平均操作容易导致光谱信息的弱化或丢失。本文采用的策略 4 充分利用了像元的全部光谱信息进行分类, 并借鉴了 Majority Analysis 的思想 (Pate 和 Swaminarayan, 2023), 针对每个冠层分割对象而非固定大小的窗口进行分类后处理。表 2 显示, 添加单木冠层分割信息后的分类策略 4 在减少同一树冠内多个像元对应多个树种的逻辑错误方面明显 (总体精度提升 10.74%)。以图 9 (c) 为例, 落叶松树种的树冠阴影区域在光谱反射特征上与云杉相似, 而樟子松冠层部分像元与落叶松光谱相近, 在基于像元分类过程中容易导致它

们被错误地分类,而图9(d)中基于单木的树种分类则有效地降低了这种分类错误。尽管策略4在大范围人工林树种精细分类上显示出应用价值和潜力,但在实际应用中,确保基于像元的树种分类精度以及单木分割精度至关重要。本研究中基于像元分类的精度受到光学影像分辨率、样本代表性,分类方法以及特征数量等影响。单木分割精度受到CHM分辨率、林分郁闭度、冠幅大小等影响(Xu等,2020)。如果分类和分割的精度不足,错误信息可能在聚合过程中被放大,从而降低整体分类的准确性(Zhao等,2020)。

在基于光学与LiDAR数据开展人工林树种分类研究中,涉及众多影响因素(Pu,2021;Wang等,2018;Fassnacht等,2016)。本文仅针对其中的3个影响因素进行重点分析,并在分类过程中采用了常用的方法。为了更为准确地对开展森林树种分类,未来的研究需要在以下方面进行深入探索和改进:更准确地提取单木冠层信息(Lisiewicz等,2022;Qin等,2022);应用更先进的深度学习算法以提高分类精度(Zhong等,2024);以及增加利用LiDAR数据提取更多三维结构特征(Hakula等,2023)和基于高分辨率影像提取的纹理特征(Jia和Pang,2023)用于树种分类。此外,各个影响因素的贡献可能会因研究区域的不同而有所差异。在人工林和天然林中,这些因素的影响机制和效果可能有所不同。因此,未来的研究应考虑在不同地区开展比较研究,以验证和优化这些因素在不同森林类型中的作用和效果。

6 结 论

本研究基于多航带机载高光谱与LiDAR数据开展人工林树种分类,采用4种分类策略,对比评估光谱一致性校正处理,引入树高特征,以及单木冠层信息3个因素对基于机载高光谱与LiDAR数据的人工林树种分类精度的影响。主要结论如下:

(1) 通过对引入单木分割信息,可有效减少同一树冠内多像元对应多树种的分类错误,从而将树种分类精度从78.11%增加到88.85%,显著提升了10.74%。

(2) 对机载多航带高光谱影像进行辐射一致性校正,虽然减少了因太阳—观测几何变化引起的航带间反射率差异,并提高了同一树种的光谱一致性,减弱了BRDF效应的影响,但在大范围森

林树种分类中,分类精度仅从73.96%提高到77.44%,提升了3.48%,提升效果有限。

(3) 在不同树种均存在多个林龄阶段的情况下,CHM特征相较于光谱特征在区分树种方面的贡献几乎可忽略,其特征重要度在本研究的31个指标中排名第15,导致分类精度仅小幅提升0.67%,从77.44%增加到78.11%。

志 谢 此次野外试验的数据获取得到了北京师范大学、河北农业大学林学院、塞罕坝机械林场、北京大学塞罕坝森林生态定位站、南京大学、中国科学院空天信息创新研究院等高校和科研院所的众多老师和学生的参与和支持,在此表示衷心的感谢!

参考文献(References)

- Alonzo M, Bookhagen B and Roberts D A. 2014. Urban tree species mapping using hyperspectral and lidar data fusion. *Remote Sensing of Environment*, 148: 70-83 [DOI: 10.1016/j.rse.2014.03.018]
- Bunting P and Lucas R. 2006. The delineation of tree crowns in Australian mixed species forests using hyperspectral Compact Airborne Spectrographic Imager (CASI) data. *Remote Sensing of Environment*, 101(2): 230-248 [DOI: 10.1016/j.rse.2005.12.015]
- Clark M L, Roberts D A and Clark D B. 2005. Hyperspectral discrimination of tropical rain forest tree species at leaf to crown scales. *Remote Sensing of Environment*, 96(3/4): 375-398 [DOI: 10.1016/j.rse.2005.03.009]
- Colgan M S, Baldeck C A, Féret J B and Asner G P. 2012. Mapping savanna tree species at ecosystem scales using support vector machine classification and BRDF correction on airborne hyperspectral and LiDAR data. *Remote Sensing*, 4(11): 3462-3480 [DOI: 10.3390/rs4113462]
- Fassnacht F E, Latifi H, Stereńczak K, Modzelewska A, Lefsky M, Waser L T, Straub C and Ghosh A. 2016. Review of studies on tree species classification from remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 186: 64-87 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.08.013]
- Furniss J, Rahimzadeh-Bajgiran P, Gara T W, Daigle J and Costanza K K L. 2022. Mapping ash species across a mixed forest using hyperspectral imagery. *Remote Sensing Letters*, 13(5): 441-451 [DOI: 10.1080/2150704X.2022.2040753]
- Ghosh A, Fassnacht F E, Joshi P K and Koch B. 2014. A framework for mapping tree species combining hyperspectral and LiDAR data: role of selected classifiers and sensor across three spatial scales. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 26: 49-63 [DOI: 10.1016/j.jag.2013.05.017]
- Guan Y W, Zhou Y R, He B B, Liu X Z, Zhang H G and Feng S L. 2020. Improving land cover change detection and classification with BRDF correction and spatial feature extraction using Landsat time series: a case of urbanization in Tianjin, China. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*,

- 13: 4166-4177 [DOI: 10.1109/jstars.2020.3007562]
- Hakula A, Ruoppa L, Lehtomäki M, Yu X W, Kukko A, Kaartinen H, Taher J, Matikainen L, Hyyppä E, Luoma V, Holopainen M, Kan-kare V and Hyyppä J. 2023. Individual tree segmentation and species classification using high-density close-range multispectral laser scanning data. *ISPRS Open Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 9: 100039 [DOI: 10.1016/j.ojphoto.2023.100039]
- Isenburg M. 2012. LAStools-efficient tools for LiDAR processing[EB/OL]. <https://rapidlasso.de/product-overview/>
- Jensen D J, Simard M, Cavanaugh K C and Thompson D R. 2018. Imaging spectroscopy BRDF correction for mapping Louisiana's coastal ecosystems. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(3): 1739-1748 [DOI: 10.1109/tgrs.2017.2767607]
- Jia W and Pang Y. 2023. Tree species classification in an extensive forest area using airborne hyperspectral data under varying light conditions. *Journal of Forestry Research*, 34(5): 1359-1377 [DOI: 10.1007/s11676-022-01593-z]
- Jia W, Pang Y and Tortini R. 2024. The influence of BRDF effects and representativeness of training data on tree species classification using multi-flightline airborne hyperspectral imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 207: 245-263 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2023.11.025]
- Jia W, Pang Y, Tortini R, Schlöpfer D, Li Z Y and Roujean J L. 2020. A kernel-driven BRDF approach to correct airborne hyperspectral imagery over forested areas with rugged topography. *Remote Sensing*, 12(3): 432 [DOI: 10.3390/rs12030432]
- Jia W, Pang Y, Yue C R, Li Z Y, Che T and Ma M G. 2016. The processing of airborne AISA EagleII data in Ejina banner study area. *Remote Sensing Technology and Application*, 31(3): 504-510 (英文, 庞勇, 岳彩荣, 李增元, 车涛, 马明国). 2016. 机载 AISA EagleII 高光谱数据处理——以额济纳旗试验区为例. *遥感技术与应用*, 31(3): 504-510 [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2016.3.0504]
- Jones T G, Coops N C and Sharma T. 2010. Assessing the utility of airborne hyperspectral and LiDAR data for species distribution mapping in the coastal Pacific Northwest, Canada. *Remote Sensing of Environment*, 114(12): 2841-2852 [DOI: 10.1016/j.rse.2010.07.002]
- Korpela I, Heikkinen V, Honkavaara E, Rohrbach F and Tokola T. 2011. Variation and directional anisotropy of reflectance at the crown scale—Implications for tree species classification in digital aerial images. *Remote Sensing of Environment*, 115(8): 2062-2074 [DOI: 10.1016/j.rse.2011.04.008]
- Kwak D A, Lee W K, Lee J H, Biging G S and Gong P. 2007. Detection of individual trees and estimation of tree height using LiDAR data. *Journal of Forest Research*, 12(6): 425-434 [DOI: 10.1007/s10310-007-0041-9]
- Li X, Wang H, Luan J W, Gao B, Wang Y and Liu S R. 2023. Effects of tree species diversity and soil microbial diversity on productivity of plantations. *Acta Ecologica Sinica*, 43(12): 4984-4994 (李茜, 王晖, 栾军伟, 高丙, 王一, 刘世荣). 2023. 树种多样性和土壤微生物多样性对人工林生产力的影响. *生态学报*, 43(12): 4984-4994 [DOI: 10.5846/stxb202203110590]
- Li Z Y and Chen E X. 2021. Development course of forestry remote sensing in China. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(1): 292-301 (李增元, 陈尔学). 2021. 中国林业遥感发展历程. *遥感学报*, 25(1): 292-301 [DOI: 10.11834/jrs.20211016]
- Lisiewicz M, Kamińska A, Kraszewski B and Stereńczak K. 2022. Correcting the results of CHM-based individual tree detection algorithms to improve their accuracy and reliability. *Remote Sensing*, 14(8): 1822 [DOI: 10.3390/rs14081822]
- Ma Y, Zhao Y T, Im J, Zhao Y H and Zhen Z. 2024. A deep-learning-based tree species classification for natural secondary forests using unmanned aerial vehicle hyperspectral images and LiDAR. *Ecological Indicators*, 159: 111608 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2024.111608]
- Maignan F, Bréon F M and Lacaze R. 2004. Bidirectional reflectance of Earth targets: evaluation of analytical models using a large set of spaceborne measurements with emphasis on the Hot Spot. *Remote Sensing of Environment*, 90(2): 210-220 [DOI: 10.1016/j.rse.2003.12.006]
- Mäyrä J, Keski-Saari S, Kivinen S, Tanhuanpää T, Hurskainen P, Kullberg P, Poikolainen L, Viinikka A, Tuominen S, Kumpula T and Vihervaara P. 2021. Tree species classification from airborne hyperspectral and LiDAR data using 3D convolutional neural networks. *Remote Sensing of Environment*, 256: 112322 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112322]
- Michałowska M and Rapiński J. 2021. A review of tree species classification based on airborne LiDAR data and applied classifiers. *Remote Sensing*, 13(3): 353 [DOI: 10.3390/rs13030353]
- Modzelewska A, Fassnacht F E and Stereńczak K. 2020. Tree species identification within an extensive forest area with diverse management regimes using airborne hyperspectral data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 84: 101960 [DOI: 10.1016/j.jag.2019.101960]
- Ni H Y, Li L, Yao W, Li W and Tao R. 2023. Tree species classification combined with hyperspectral and airborne LiDAR. *Laser and Infrared*, 53(2): 313-320 (倪宏宇, 李禄, 姚威, 李伟, 陶然). 2023. 高光谱与机载 LiDAR 结合的树种分类研究. *激光与红外*, 53(2): 313-320
- 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]
- Patel S and Swaminarayan P. 2023. A novel approach for improving post classification accuracy of satellite images by using majority analysis. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Informatics*, 11(2): 431-441 [DOI: 10.52549/ijeei.v11i2.4270]
- Plakman V, Janssen T, Brouwer N and Veraverbeke S. 2020. Mapping species at an individual-tree scale in a temperate forest, using Sentinel-2 images, airborne laser scanning data, and random forest classification. *Remote Sensing*, 12(22): 3710 [DOI: 10.3390/rs12223710]
- Pu R L. 2021. Mapping tree species using advanced remote sensing technologies: a state-of-the-art review and perspective. *Journal of Remote Sensing*, 2021: 9812624 [DOI: 10.34133/2021/9812624]
- Qi Y J. 2012. Random forest for bioinformatics//Zhang C and Ma Y Q, eds. *Ensemble Machine Learning: Methods and Applications*. New York: Springer: 307-323 [DOI: 10.1007/978-1-4419-9326-7_11]
- Qin H M, Zhou W Q, Yao Y and Wang W M. 2022. Individual tree seg-

- mentation 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]
- Quan Y, Li M Z, Hao Y S, Liu J Y and Wang B. 2023. Tree species classification in a typical natural secondary forest using UAV-borne LiDAR and hyperspectral data. *GIScience and Remote Sensing*, 60(1): 2171706 [DOI: 10.1080/15481603.2023.2171706]
- Queally N, Ye Z W, Zheng T, Chlus A, Schneider F, Pavlick R P and Townsend P A. 2022. FlexBRDF: a flexible BRDF correction for grouped processing of airborne imaging spectroscopy flightlines. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 127(1): e2021JG006622 [DOI: 10.1029/2021JG006622]
- Rina S, Ying H, Shan Y, Du W L, Liu Y, Li R and Deng D Z. 2023. Application of machine learning to tree species classification using active and passive remote sensing: a case study of the Duraer forestry zone. *Remote Sensing*, 15(10): 2596 [DOI: 10.3390/rs15102596]
- Roujean J L, Leroy M and Deschamps P Y. 1992. A bidirectional reflectance model of the Earth's surface for the correction of remote sensing data. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 97(D18): 20455-20468 [DOI: 10.1029/92JD01411]
- Schaaf C B, Gao F, Strahler A H, Lucht W, Li X W, Tsang T, Strugnell N C, Zhang X Y, Jin Y F, Muller J P, Lewis P, Barnsley M, Hobson P, Disney M, Roberts G, Dunderdale M, Doll C, d'Entremont R P, Hu B X, Liang S L, Privette J L and Roy D. 2002. First operational BRDF, albedo nadir reflectance products from MODIS. *Remote Sensing of Environment*, 83(1/2): 135-148 [DOI: 10.1016/S0034-4257(02)00091-3]
- 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]
- Shi Y F, Skidmore A K, Wang T J, Holzwarth S, Heiden U, Pinnel N, Zhu X and Heurich M. 2018. Tree species classification using plant functional traits from LiDAR and hyperspectral data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 73: 207-219 [DOI: 10.1016/j.jag.2018.06.018]
- Shi Y F, Wang T J, Skidmore A K and Heurich M. 2020. Improving LiDAR-based tree species mapping in Central European mixed forests using multi-temporal digital aerial colour-infrared photographs. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 84: 101970 [DOI: 10.1016/j.jag.2019.101970]
- Sicard P, Coulibaly F, Lameiro M, Araminiene V, De Marco A, Sorrentino B, Anav A, Manzini J, Hoshika Y, Moura B B and Paoletti E. 2023. Object-based classification of urban plant species from very high-resolution satellite imagery. *Urban Forestry and Urban Greening*, 81: 127866 [DOI: 10.1016/j.ufug.2023.127866]
- Sims D A and Gamon J A. 2002. Relationships between leaf pigment content and spectral reflectance across a wide range of species, leaf structures and developmental stages. *Remote Sensing of Environment*, 81(2/3): 337-354 [DOI: 10.1016/S0034-4257(02)00010-X]
- Sothe C, Dalponte M, Almeida C M D, Schimalski M B, Lima C L, Liesenberg V, Miyoshi G T and Tommaselli A M G. 2019. Tree species classification in a highly diverse subtropical forest integrating UAV-based photogrammetric point cloud and hyperspectral data. *Remote Sensing*, 11(11): 1338 [DOI: 10.3390/rs11111338]
- Sun Z Q, Wu D, Lv Y F and Zhao Y S. 2017. Bidirectional polarized reflectance factors of vegetation covers: influence on the BRF models results. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(10): 5687-5701 [DOI: 10.1109/TGRS.2017.2712137]
- Tian X M, Zhang X L and Wu Y S. 2020. Classification of planted forest species in southern China with airborne hyperspectral and LiDAR data. *Journal of Forest Research*, 25(6): 369-378 [DOI: 10.1080/13416979.2020.1786898]
- Tiemann A and Ring I. 2022. Towards ecosystem service assessment: developing biophysical indicators for forest ecosystem services. *Ecological Indicators*, 137: 108704 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2022.108704]
- Wagner F H, Ferreira M P, Sanchez A, Hirye M C M, Zortea M, Gloor E, Phillips O L, De Souza filho C R, Shimabukuro Y E and Aragão L E O C. 2018. Individual tree crown delineation in a highly diverse tropical forest using very high resolution satellite images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 145: 362-377 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2018.09.013]
- Wang K P, Wang T J and Liu X H. 2018. A review: individual tree species classification using integrated airborne LiDAR and optical imagery with a focus on the urban environment. *Forests*, 10(1): 1 [DOI: 10.3390/f10010001]
- Wei S S, Yin T G, Yuan B, Ow G L F, Yusof M L M, Gastellu-Etcheberry J P and Whittle A J. 2024. Estimation of chlorophyll content for urban trees from UAV hyperspectral images. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 126: 103617 [DOI: 10.1016/j.jag.2023.103617]
- Wietecha M, Jelowicki Ł, Mitelsztedt K, Miścicki S and Stereńczak K. 2019. The capability of species-related forest stand characteristics determination with the use of hyperspectral data. *Remote Sensing of Environment*, 231: 111232 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111232]
- Wu Y S and Zhang X L. 2019. Object-based tree species classification using airborne hyperspectral images and LiDAR data. *Forests*, 11(1): 32 [DOI: 10.3390/f11010032]
- Xu Z, Shen X, Cao L, Coops NC, Goodbody TR, Zhong T, Zhao W, Sun Q, Ba S, Zhang Z and Wu X. 2020. Tree species classification using UAS-based digital aerial photogrammetry point clouds and multispectral imageries in subtropical natural forests. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 92, 102173 [DOI: 10.1016/j.jag.2020.102173]
- Yang G, Zhao Y L, Li B X, Ma Y T, Li R R, Jing J B and Dian Y. 2019. Tree species classification by employing multiple features acquired from integrated sensors. *Journal of Sensors*, 2019(1): 3247946 [DOI: 10.1155/2019/3247946]
- Yang H J, Yu B, Che X Y, Yu S T, Fan D D and Huang X R. 2016. Study on scenic beauty of forest interior landscape in Saihanba mechanized forest farm. *Forest Resources Management*, 3: 98-103, 111 (杨会娟, 于泊, 车晓雨, 于士涛, 范冬冬, 黄选瑞. 2016. 塞罕坝机械林场林内景观质量评价研究. *林业资源管理*, (3): 98-103, 111) [DOI: 10.13466/j.cnki.lyzygl.2016.03.018]
- Zhang H R, Lei X D and Li F R. 2020. Research progress and prospects of forest management science in China. *Scientia Silvae Sinicae*, 56(9): 130-142 (张会儒, 雷相东, 李凤日. 2020. 中国森林经理学研究进展与展望. *林业科学*, 56(9): 130-142) [DOI: 10.11707/j.1001-7488.20200915]
- Zhao C H, Qin B A, Feng S, Zhu W X, Sun W W, Li W and Jia X P. 2023. Hyperspectral image classification with multi-attention

- transformer and adaptive superpixel segmentation-based active learning. *IEEE Transactions on Image Processing*, 32: 3606-3621 [DOI: 10.1109/TIP.2023.3287738]
- Zhao D, Pang Y, Li Z Y and Liu L J. 2014. Isolating individual trees in a closed coniferous forest using small footprint LiDAR data. *International Journal of Remote Sensing*, 35(20): 7199-7218 [DOI: 10.1080/01431161.2014.967886]
- Zhao D, Pang Y, Li Z Y and Sun G Q. 2013. Filling invalid values in a LiDAR-derived canopy height model with morphological crown control. *International Journal of Remote Sensing*, 34(13): 4636-4654 [DOI: 10.1080/01431161.2013.779398]
- Zhao D, Pang Y, Liu L J and Li Z Y. 2020. Individual tree classification using airborne LiDAR and hyperspectral data in a natural mixed forest of northeast China. *Forests*, 11(3): 303 [DOI: 10.3390/f11030303]
- Zhong H, Lin W S, Liu H R, Ma N, Liu K K, Cao R Z, Wang T T and Ren Z Z. 2022. Identification of tree species based on the fusion of UAV hyperspectral image and LiDAR data in a coniferous and broad-leaved mixed forest in Northeast China. *Frontiers in Plant Science*, 13: 964769 [DOI: 10.3389/fpls.2022.964769]
- Zhong L H, Dai Z Q, Fang P F, Cao Y and Wang L G. 2024. A review: tree species classification based on remote sensing data and classic deep learning-based methods. *Forests*, 15(5): 852 [DOI: 10.3390/F15050852]

Analysis of factors influencing tree species classification accuracy using Airborne Hyperspectral and LiDAR data

JIA Wen, PANG Yong, LI Zengyuan, KONG Dan, LIANG Xiaojun

1. Institute of Forest Resource Information Techniques, Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China;
2. Key Laboratory of Forestry Remote Sensing and Information System, National Forestry and Grassland Administration, Beijing 100091, China

Abstract: This research aims to examine the key factors influencing the accuracy of tree species classification using airborne hyperspectral data combined with Light Detection And Ranging (LiDAR) data in forest environments. Accurate identification of individual tree species is essential for effective forest resource monitoring, management, ecosystem assessment, and biodiversity conservation. While many small-scale studies have explored tree species classification in forests with diverse species compositions and complex age structures, achieving this over larger areas remains a significant challenge. This study focuses on evaluating the effects of spectral consistency correction, canopy height information, and individual tree canopy segmentation on classification accuracy. Saihanba Mechanical Forest Farm, a large-scale artificial plantation, was selected as the study site to explore these factors.

To assess the effect of different factors on tree species classification accuracy, this research utilized a random forest classification algorithm and developed four distinct classification strategies. The first strategy used vegetation indices derived from multiflightline images without applying Bidirectional Reflectance Distribution Function (BRDF) correction. The second strategy incorporated BRDF correction into the multiflightline images before deriving vegetation indices. The third strategy integrated canopy height information, specifically the Canopy Height Model (CHM), with the BRDF-corrected vegetation indices. The fourth and final strategy combined BRDF-corrected vegetation indices, CHM, and individual tree canopy segmentation data. The classification accuracy of each strategy was systematically compared to quantify the contribution of each factor toward improving tree species classification precision.

Results indicated that individual tree canopy segmentation significantly reduced misclassification errors arising from the mixing of multiple species within a single canopy, leading to a notable 10.74% improvement in classification accuracy. Using the random forest model's feature importance ranking, individual tree segmentation emerged as the most critical factor, followed by BRDF correction, then CHM. Although BRDF correction reduced spectral reflectance variability caused by differing Sun observation geometries across flight strips, it only led to a modest improvement in classification accuracy of 3.48%. The introduction of CHM yielded minimal gains in accuracy, contributing just 0.67%, particularly in areas with uniform vertical forest structures or species spanning multiple age cohorts.

This study demonstrates that integrating airborne hyperspectral data with LiDAR data holds substantial promise for enhancing tree species classification in large-scale artificial plantations. Among the factors analyzed, individual tree segmentation proved to be the most impactful in improving accuracy. By contrast, the relatively minor influence of BRDF correction and canopy height features underscores the need for further refinement and optimization. Overall, the findings emphasize the importance of considering multiple factors in remote sensing workflows to enhance the efficiency and accuracy of forest resource monitoring, management, and other forestry-related applications, especially in expansive forest environments. These insights provide a valuable theoretical foundation and practical recommendations for future forest management and ecological monitoring efforts.

Key words: tree species classification, airborne hyperspectral data, BRDF correction, LiDAR data, individual tree segmentation, random forest, vegetation indices, Saihanba mechanized forest farm

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42101403); National Key Research and Development Program of China (No. 2023YFF1303900, 2020YFE0200800)