

结合星载激光和多光谱影像的城市树种分类

王书凡¹, 刘春¹, 吴杭彬¹, 李巍岳²

(1. 同济大学 测绘与地理信息学院, 上海 200092; 2. 上海师范大学 环境与地理科学学院, 上海 200234)

摘要: 城市树木种类是影响城市森林固碳能力和维持生态系统稳定的重要因素, 但城市树木空间分布广泛、所处环境复杂, 目前缺少适用的树种分类模型, 因此尝试将星载激光引入树种分类。综合考虑植被冠层结构、水平光谱与空间环境特征, 并通过特征空间分析定量度量各参数贡献以构建最优特征集合, 最后利用支持向量机(SVM)算法建立结合星载激光与光学影像的城市树种分类模型。上海市内 4 个代表性区域树种分类实验结果表明, 所构建的融合模型准确性较高, Kappa 系数达到 0.82, 总体分类精度为 87.04%。星载激光能够在城市树种分类中发挥重要作用, 其表征的植被三维结构特征与空间环境特征一同对城市树种分类做出了突出贡献。

关键词: 城市树种分类; 星载激光; 光谱影像; 支持向量机(SVM)算法

中图分类号: TP79; X87; P237

文献标志码: A

Urban Tree Species Classification Combining Spaceborne LiDAR and Multispectral Imagery

WANG Shufan¹, LIU Chun¹, WU Hangbin¹, LI Weiyue²

(1. College of Surveying and Geo-Informatics, Tongji University, Shanghai 200092, China; 2. School of Environmental and Geographical Sciences, Shanghai Normal University, Shanghai 200234, China)

Abstract: The urban tree species are an important factor affecting the ability of carbon sequestration by urban forest and the maintenance of ecosystem stability. However, due to the wide spatial distribution and complex environment of urban trees, there is a lack of tree species classification models applicable to cities. In this paper, the spaceborne LiDAR is introduced into tree species classification. Considering the vegetation canopy structure, horizontal spectra and spatial environment characteristics, the optimal feature set is constructed by quantitatively measuring the contribution of each

parameter through feature space analysis. Finally, an urban tree species classification model combining spaceborne LiDAR and optical images is established using support vector machine (SVM) algorithm. Four representative regions in Shanghai are selected for validation, and the results show that the proposed fusion model has a high accuracy with the Kappa coefficient reaching 0.82 and the overall classification accuracy of 87.04%. The spaceborne LiDAR plays an important role in the urban tree species classification, and its retrieved 3D structural variables of vegetation together with spatial environmental characteristics play a major contribution to urban tree species classification.

Keywords: urban tree species classification; spaceborne LiDAR; spectral imagery; support vector machine (SVM) algorithm

城市树种调查是估算城市绿地碳储量和了解植被生态服务价值的前提^[1], 同时还能为城市森林资源管理和可持续发展政策的制定提供支撑^[2], 当前及时准确的城市树种识别已成为迫切的现实需求^[3]。

与传统的野外采集相比, 遥感技术能快速高效地获取植被信息。多光谱影像的光谱反射率反映树木冠层的生化信息, 被运用在全球多个区域的树种分类研究中^[4-6], 但由于光谱缺少对树木结构的探测且存在饱和现象^[7], 因此限制了其在树种分类中的精度。光谱与激光雷达(LiDAR)融合技术被证明能够有效提升树种分类精度^[8]。LiDAR通过主动发射激光脉冲探测植被的垂直结构及林下地形, 从而能够捕捉到不同树种间的结构特征差异。Jones等^[9]采用光谱影像以及光谱融合机载LiDAR高度特征分别构建模型, 对比不同模型绘制加拿大 11 个树种的能力。结果表明, 数据融合

收稿日期: 2022-08-18

基金项目: 国家自然科学基金(42130106); 上海市科委“科技创新行动计划”优秀学术带头人项目(20XD1403800)

第一作者: 王书凡, 博士生, 主要研究方向为星载激光在城市绿地中的应用。E-mail: W_shufan@tongji.edu.cn

通信作者: 刘春, 教授, 博士生导师, 工学博士, 主要研究方向为新型遥感的感知及数据处理。

E-mail: liuchun@tongji.edu.cn



论文
拓展
介绍

后的树种分类精度得到显著提升。Zhang等^[10]从LiDAR衍生的树高模型(CHM)中检测单个树冠,提取光谱与LiDAR高度特征,将整体分类准确度提升至88.9%。虽然当前LiDAR数据的获取多借助地面和机载LiDAR,但是数据覆盖范围小,难以支撑城市这样大范围的树种识别^[11-12]。

近年来快速发展的星载激光可能是一种更好的解决方案,星载激光兼顾了数据分布的广泛性和对垂直结构的探测能力,已被应用于树高反演、生物量估计等多类森林调查研究^[13-14]。相比于小足印光斑只覆盖树木的某部分,大足印激光数据能以更全面的视角反映足印范围内树木的垂直结构乃至空间分布特征^[15],包含更完整的植被自身结构和上下文信息。然而,大直径光斑回波容易受复杂地形条件、冠层结构变化等因素的影响而存在潜在的不确定性^[16]。目前还鲜有星载激光在树种分类中的相关研究,其在城市树种分类中的可用性迫切需要得到验证。

相对于天然林而言,城市树木受分布密度差异性大的影响,同样的树种也可能表现出较大的形状结构差异^[16-17]。在城市森林的高异质性下^[17-18],复杂的城市地表环境还会影响植被的光谱表达,导致“同谱异物,同物异谱”问题^[19]。因此,在城市树种分类中还需要考虑周围环境的影响,如植被所处的城市功能区^[20]以及生态环境与气候条件等。若要精确地表征城市树种间差异,则需结构、光谱和环境多角度协同,但Heinzel等^[21]在使用464个特征进行分类时发现,只引入14个特征时的模型精度最高。过多的特征参数反而模糊对树种的描述,降低关键特征的权重,因此融合多源遥感数据、开展城市树种识别需要找到能够表达树种分化差异的优势特征,构建最优特征参数集合。

面向城市树种分类需求,尝试引入星载激光并与光谱影像相结合,协同结构、光谱与空间环境综合刻画城市环境下的树种差异以实现树木的准确分类。首先,验证星载激光在城市树种分类中的有效性;接着,提取树木的结构、光谱及空间环境特征,分析树种分类中的优势特征以建立最优特征集合;最后,构建结合星载激光与多光谱影像的城市树种分类模型,并以典型城市中的优势树种为例验证模型的准确性。

1 研究区与数据

1.1 研究区概况

选取上海市的4个区域作为研究区,研究区分

别涵盖了城市森林的3类主要形式,包括以人工林为主的大莲湖(见图1a)和张马村研究区(见图1c),以行道树为主的同济大学研究区(见图1b)以及较完整的天然植被群落佘山国家森林公园(见图1d)。大莲湖研究区位于青浦区金泽镇,平均海拔约为11 m,占地面积为1.17 km²,植被资源丰富,优势树种为栎树、香樟、杜英等。张马村研究区位于青浦区朱家角镇,占地面积为0.08 km²,优势树种为香樟与池杉。同济大学研究区位于杨浦区同济大学四平校区,占地面积为0.53 km²,树木主要分布于道路两侧,树冠密度大,优势树种为香樟。佘山国家森林公园位于上海市松江区,是上海市内唯一的天然木本植被群落,占地面积为0.04 km²,绿化覆盖率高达81.20%,动植物种类丰富,优势植被为白栎、毛竹等。

1.2 现场数据获取与预处理

研究中使用的树种真值包括两部分:佘山国家森林公园的实地数据来自于国家林业和草原科学数据中心所公布的2017年上海市森林植被乔木样地调查数据,包括1237棵树木的类别、高度、胸径等信息;其余3个研究区的数据由研究人员于2020年实地调查获取,以30 m×30 m的正方形样地为单位,调查内容涵盖了物种组成、结构属性和健康状况等一系列信息。根据调查结果,所设立的各样地内树种如表1所示。

2 研究方法

根据星载激光回波特性和空间环境多种观测角度,提出了一种结合星载激光与光学影像的城市树种分类框架,如图2所示。

2.1 星载激光波形数据处理

GEDI(global ecosystem dynamics investigation)是监测森林三维结构的全波形星载激光测高系统,能够记录发射脉冲随时间传播返回的所有反向散射信号。本文选用2019—2020年GEDI的L1B级别产品作为原始波形,并从中筛选符合Quality flags=1的高质量足印参与实验。

对于大足印激光而言,复杂的冠层结构和地形起伏都会影响特征检索的准确性^[15]。这是由于激光在经过枝叶交错的森林冠层时会形成难以被识别的弱波与重叠波,而当激光到达地面时,地形起伏(如佘山)会导致地面回波发生展宽。因此,采用改进的严格高斯分解算法分解回波并构建物理几何模型以校正波形^[22]。波形高度参数的地形校正函数为

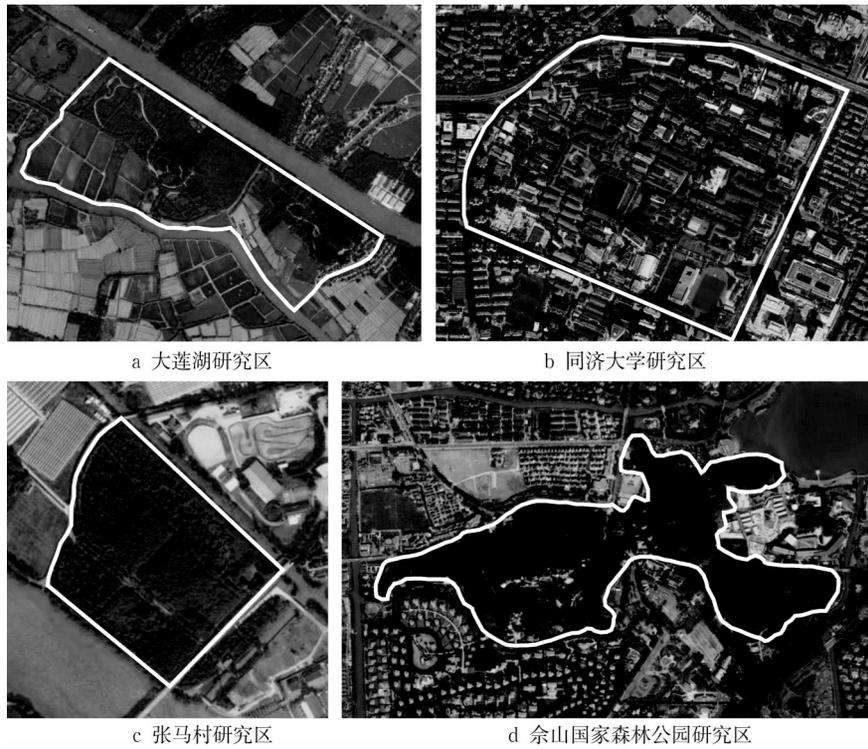


图1 研究区地理位置

Fig.1 Location of the study area

表1 各样地的主要树种

Tab.1 Major tree species in each sample site

地点	树种
大莲湖样地	香樟、栎树、杜英
同济大学样地	香樟
张马村样地	香樟、池杉
佘山国家森林公园样地	毛竹、白栎

$$H_m = H_{Ex} - \alpha \tan \theta + \epsilon \quad (1)$$

式中: H_m 为校正后高度; H_{Ex} 为波形长度; θ 为坡度; α, ϵ 分别为位置系数和修正常数, 通过线性回归确定。

GEDI的L1B级别产品存在约10 m^[23]的平均定位误差, 在城市绿地中误差会严重影响分类准确性^[24]。根据从回波中提取的地面高程与参考数字高程模型(DEM)间的一致性对足印位置进行二次地理定位^[25], 考虑原始位置及足印周围8个方向分别移动5、10 m的共计17个可能位置。图3为研究区内激光足印在各校正位置上的高程一致性评价结果, 最终在0°偏移10 m位置处的均方根误差($e_{RMSE}=0.91$ m)与平均绝对误差($e_{MAE}=0.67$ m)均最小, 因此将此处作为激光足印的二次地理校正位置。

2.2 树种关联特征提取

找到描述树木重要分化差异特征是树种分类的关键问题。本研究从结构、光谱、环境3个角度将城市植被的显著特征细分为5类, $V_{tree} = \{V_v, V_d, V_s,$

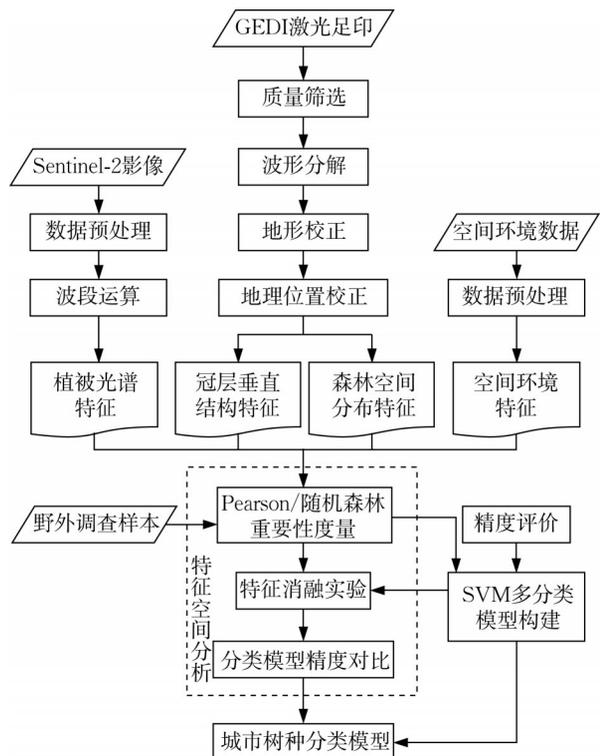


图2 城市树种分类框架

Fig.2 Framework of urban tree species classification

$V_t, V_e\}$, 星载激光回波表征冠层垂直结构(V_v)与空间分布特征(V_d), 光学影像计算得到光谱特征(V_s)与纹理特征(V_t)以及其他辅助数据的空间环境

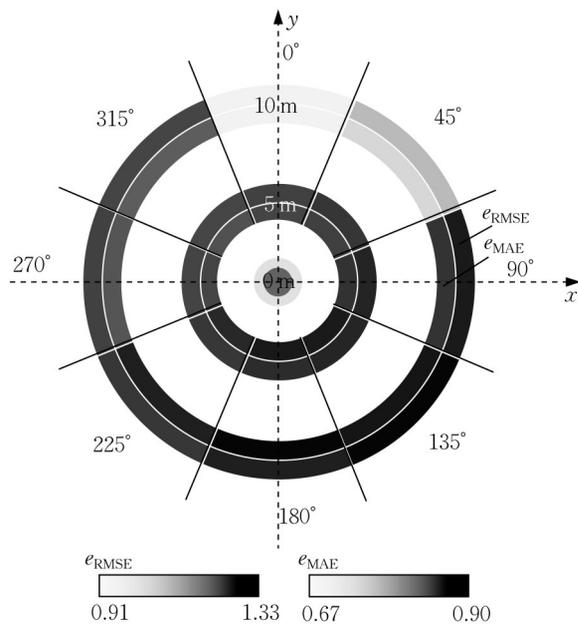


图3 GEDI足印在各校正位置上的精度评估

Fig.3 Accuracy assessment of GEDI footprints in each correction location

特征(V_c)。

2.2.1 星载激光特征参数提取

全波形星载激光雷达回波完整地记录了森林冠层在第1个到最后1个脉冲之间的多次返回信号,从而详细地反映树种间垂直结构剖面的差异。大足印激光对覆盖范围内的空间配置敏感^[15],能够反映冠层空间布局间的差异,但在目前的森林调查中较少被考虑。因此,为了充分探索星载激光在城市树种分类中的性能,需同时考虑激光回波中的冠层垂直结构特征和森林空间分布特征。

提取的多项冠层垂直结构参数(见图4)包括冠层高度相关特征 PeakLeg、PeakDEM、CanopyLeg、Extent, 中值能量高度(HOME)反映冠层的垂直排列与开放程度,垂直分布比值(VDR)反映冠层纵向分布的均匀程度。由于回波中的每个子波各自对应激光经过不同高度植被时的响应,因此子波振幅(PeakAmp)、波形能量(PeakEnergy)、峰值高程(PeakEle)也与目标树种的激光反射率、几何形状等有着密切的关联^[26]。

在构建的森林空间分布特征中,前倾角(FSA)与前倾斜率(FS)不仅描述了树木的空间变化程度,还反映了冠层密度与表面粗糙程度^[27];波形前沿距离(WFD)同样与植被冠层粗糙度有关^[28];冠层覆盖度(CC)被定义为冠层能量与总波形能量的比值,代表树种分布的聚集程度^[29];子波宽度(PeakFWHM)

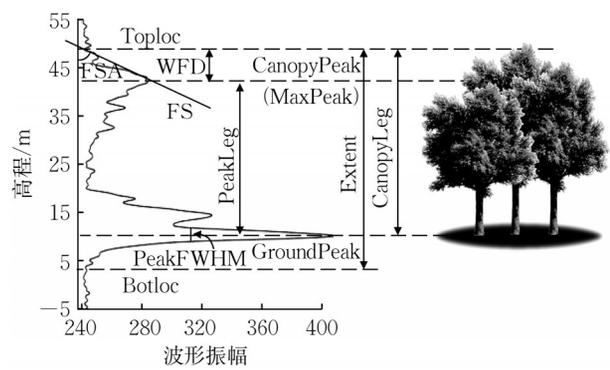


图4 GEDI数据中提取的树木垂直结构特征示意图

Fig.4 Illustration of tree vertical structure metrics extracted from GEDI data

能够反映冠层郁闭度^[30]。星载激光回波中提取的具体特征如表2所示。

表2 植被垂直结构特征

Tab.2 Vegetation vertical structure variables

特征类别	特征名	描述
冠层垂直结构特征	Toploc_Ele	波形起点高程
	Toploc_Amp	波形起点振幅
	Botloc_Ele	波形终点高程
	Botloc_Amp	波形终点振幅
	CanopyPeak_Ele	第1个子波高程
	CanopyPeak_Amp	第1个子波振幅
	GroundPeak_Ele	最后1个子波高程
	GroundPeak_Amp	最后1个子波振幅
	MaxPeak_Ele	除地面波形外振幅最大子波的高程
	MaxPeak_Amp	除地面波形外振幅最大子波的振幅
	PeakEleX	第X个分解得到子波的高程
	PeakAmpX	第X个分解得到子波的振幅
	PeakEnergyX	第X个分解得到子波的能量
	PeakLeg	第1个分解子波与最后1个子波间距离
	PeakDEM	第1个分解子波与参考DEM间距离
	CanopyLeg	波形起点与最后1个子波间距离
森林空间分布特征	Extent	波形起点与波形终点间距离
	HOME	中值能量高度,波形质心与最后1个子波间距离
	VDR	垂直分布比值
	PeakNum	从波形中分解得到子波的数量
	FS	前倾斜率,经过波形起点与第1个分解子波峰值的直线斜率
	FSA	前倾角,直线与x轴间的角度
	WFD	波形前沿距离,波形起点与第1个分解子波峰值间的距离
CC	冠层覆盖度,冠层能量与总波形能量的比值	
	PeakFWHMx	第X个分解得到的子波半波宽

2.2.2 光学特征参数提取

选用2020年8月植被茂盛期的Sentinel-2 L2A级数据作为多光谱影像,Sentinel-2影像具有13个波段,可提供最高10 m空间分辨率的大气校正后数据。为了保证分辨率的一致性,将所有波段都采样

至10 m,并经过波段融合、区域裁剪预处理步骤。

光谱特征中,不但波段信息能够反映不同物种叶片对光谱的吸收与反射强度间的差异^[31],多项植被指数包括叶绿素含量^[32]、叶片水分含量^[33]、植被土壤条件^[34]等还被证明能够表征不同树种枝叶的分化差异。纹理特征通过对影像内部灰度变换的量化反映目标间的同质现象,表征树冠水平结构与形态^[35]。因此,本研究采用灰度共生矩阵(GLCM),计算像元3×3移动窗口内的8项灰度统计量作为纹理特征。植被光谱特征如表3所示。

2.2.3 空间环境特征

树种在城市中的分布格局是自然与社会条件相互作用下的时空组织形态,不但城市树木种类受到自然与人为因素的选择,树木的形态结构在遥感数据中的响应同样也受到生态过程影响,因此引入对城市森林空间环境条件的考虑(见表4)。地形数据是由ALOS PALSAR传感器获取的12.5 m分辨率DEM数据,将其采样至与多光谱影像相同的10 m分辨率。除了与树种分布密切相关的气温、降水等气象数据^[36]之外,空气质量指数(AQI)也被证明会影响多种城市树木的性状表达^[37]。从国家气象科学数据中心获取2020年上海及周边区域共19个站点的夏季平均气温、平均降水量及年平均空气指数数据,由于站点分布离散且随机,符合插值要求,因此借助克里金插值法得到覆盖整个上海市的结果。植被的空间地理位置数据以GEDI足印的经纬度表示,城市功能区数据来自于上海市城市总体规划(2017—2035年)。

2.3 城市树种分类模型构建

由于星载激光足印点分布具有离散的特性,可用样本数量受到限制,因此选用在小样本数据中准确性优异的支持向量机(SVM)算法进行模型构建。SVM算法通过在高维特征空间中寻找能够使得类内间隔最小、类间间隔最大的超平面实现分类。该算法适用于高维数据特征学习并具有较强的鲁棒性,目前已经在树种分类领域得到了广泛的应用^[38]。通过调用R语言中的e1071包构建SVM模型。对

表3 植被光谱特征

Tab.3 Vegetation spectral variables

特征类别	特征名	描述
光谱特征	归一化植被指数(NDVI)	$\frac{B_8 - B_4}{B_8 + B_4}$
	归一化湿度指数(NHI)	$\frac{B_{11} - B_3}{B_{11} + B_3}$
	优化土壤调节植被指数(OSAVI)	$\frac{B_8 - B_4}{B_8 + B_4 + I}$
	叶绿素指数(CGI)	$\frac{B_8}{B_3 + B_{RE1}}$
	绿色指数(GI)	$\frac{B_3}{B_4}$
	水分压力指数(MSI)	$\frac{B_{11}}{B_8}$
	光谱波段	$B_1 \sim B_{12}$
	红边归一化植被指数(reNDVI)	$\frac{B_8 - B_{RE1}}{B_8 + B_{RE1}}$
	增强植被指数(EVI)	$2.5 \frac{B_8 - B_4}{B_8 + 6B_4 - 7.5B_2 + 1}$
	比率植被指数(RVI)	$\frac{B_8}{B_4}$
	全球环境监测指数(GEMI)	$\eta - 0.25\eta^2 - \frac{B_4 - 0.125}{1 - B_4}$ $\eta = \frac{2(B_8^2 - B_4^2) + 1.5B_8 + 0.5B_4}{B_8 + B_4 + 0.5}$
	叶绿素含量指数(LCCI)	$\frac{B_{RE3}}{B_{RE1}}$
	归一化差异红边指数(NDRESWIR)	$\frac{B_{RE2} - B_{12}}{B_{RE2} + B_{12}}$
	纹理特征	均值、方差、对比度、均质性、相异性、熵、角二阶矩、相关性

注: $B_1 \sim B_{12}$ 分别代表 Band01~Band12 光谱值; $B_{RE1} = B_4 - B_5$; $B_{RE2} = B_4 - B_6$; $B_{RE3} = B_4 - B_7$; $I = 0.16$ 。

于SVM算法的核函数,分别尝试以线性函数、多项式函数、径向基函数和Sigmoid函数为核函数并设置多次五折交叉验证实验对比模型精度。五折交叉验证实验是将数据集随机划分为5个子集,每次确定1个子集作为测试集评估精度,其余子集作为训练集在当前超参数下训练模型,迭代此过程5次,取5次模型精度的平均值作为模型性能指标。这种方法能够降低数据错误引起的误差,提升准确率。最终,以线性函数为核函数时交叉验证的结果最佳,因此将其作为SVM算法的核函数。

表4 空间环境特征

Tab.4 Spatial environment variables

特征名	描述	特征名	描述
DEM_mean、DEM_mar	激光足印范围内地表高程均值、众数	Latitude	足印纬度
Slope_mean	平均地形坡度	Longitude	足印经度
Aspect_mean	平均地形坡向	Rainfall_mean	夏季平均降雨量
FVC	植被覆盖率	Temperature_mean	夏季平均温度
UFA	城市功能区	AQI_mean	年均空气质量指数

由于 GEDI 系统运行时间短,研究区内真实 GEDI 光斑数据量较少,因此为了增大构建模型的可信度,以机载激光数据模拟 GEDI 光斑的方式进行数据增广。通过 GEDI 激光模拟器^[39]在研究区内模拟回波数据,限制模拟光斑分布在 GEDI 实际运行轨迹之外的区域,避免与真实光斑位置相交。在模拟光斑中以五折交叉验证法(80% 训练集,20% 验证集)训练并验证城市树种分类模型。最终,将训练好的模型运用到真实 GEDI 足印中验证,并将真实星载激光数据中模型精度作为本文模型准确性的评判标准。换句话说,真实的 GEDI 数据只用作对分类模型的验证,而不参与模型的训练过程。

2.4 特征空间分析

从结构、光谱与空间环境角度提取了多类城市树种相关参数,从而构建特征空间。在对树种间差异的描述中,特征维度过高反而可能由于信息冗余而导致分类精度下降^[38]。因此,为了深入了解各特征参数对树种识别的影响与贡献,筛选出能够识别城市树种间关键分化差异的优势特征,建立最优特征合集。从以下 3 个方面对特征空间内的特征因子进行全面分析:

(1) 特征因子重要性度量。分别采用 Pearson 相关系数与随机森林重要性算法定量衡量所有特征对树种分类所做的贡献。Pearson 相关系数被广泛用于评估自变量与因变量间的线性相关程度,但由于树木特征与类别间的映射关系复杂,因此同时引入随机森林重要性算法学习特征与树种间的非线性关系。取 2 种方法重要性排名前 20 特征的并集作为城市树种分类的最优特征合集。

(2) 特征消融实验。通过将单一特征不引入模型构建过程的方式,计算该特征引入前后模型精度评价指标的变化,以定量衡量该特征对模型的贡献。以真实的激光数据为验证集、本文构建的城市树种分类模型为对照,通过特征消融实验对比各类特征对树种识别结果的影响。

(3) 基于不同类别数据的分类模型精度对比。为了综合评估星载激光、多光谱影像数据以及结合两者数据的方法在树种分类中的有效性,构建基于星载激光、多光谱影像的树种分类模型,并在真实激光数据集上与本文融合模型的精度进行对比。2 类模型分别只考虑星载与空间环境特征以及光学与空间环境特征,其他条件一致。

2.5 精度评价指标

采用混淆矩阵检验城市树种分类模型的精度,

混淆矩阵的具体分类精度指标包括生产者精度 (PA)、用户精度 (UA)、总体分类精度 (OA) 和 Kappa 系数。

3 实验结果与讨论

3.1 特征因子重要性分析

图 5 展示了 Pearson 相关系数与随机森林重要性排序前 20 的特征。在 Pearson 相关系数中,星载激光提取的多种结构参数 CanopyPeak_Ele、MaxPeak_Ele、PeakEle2、FSA 等都表现出与树种间最强的相关性,并且在前 20 的特征集合中占比最大。随机森林重要性结果呈现出与 Pearson 相关系数类似的现象,多项结构参数 Botloc_Ele、WFD、FSA 等在平均下降准确性 (MeanDecreaseAccuracy) 和平均下降基尼指数 (MeanDecreaseGini) 2 项指标中都处于前列。Slope_mean、Temperature_mean、AQI_mean 为代表的空间环境特征也显示出在树种区分中的关键作用。光谱特征中,Band02_mean 和 GEMI、NHI 的重要性最高。

由于佘山国家森林公园中的植被群落在野外调查的样地内部以树种交错的混交林形式存在,因此以毛竹白栎混交林、栎树、香樟和池杉 4 种植被为分类的目标树种。为了直观展示各类特征在树种区分中的性能,分别选择结构、光谱和空间环境 3 类特征集中重要性最高的 CanopyPeak_Ele、Slope_mean、GEMI 绘制特征值随树种的变化(见图 6)。可见,CanopyPeak_Ele 在树种间的可分离性较为明显,这是由于 4 种植被在冠顶高度上存在差异。Slope_mean 能够将毛竹白栎混交林与其他树种进行区分,这与毛竹白栎混交林分布于山区有关,其余 3 种植被的坡度分布区间则较为接近。4 种植被的 GEMI 值混淆现象比较明显。由此可以看出,星载激光数据中提取的垂直结构参数在区分 4 种树木类型时更加有效。

3.2 城市树种分类结果

筛选相关性和重要性排序前 20 特征的并集,共 30 个特征,作为最优特征集参与树种分类模型构建。研究区中可用于训练与验证的模拟光斑共有 131 个,用于精度验证的真实 GEDI 光斑共有 54 个(见表 5)。

在模拟光斑验证数据集(见表 6)和真实 GEDI 光斑验证数据集(见表 7)的分类结果中,毛竹白栎混交林的分类精度都是最好的,所有样本均被准确分

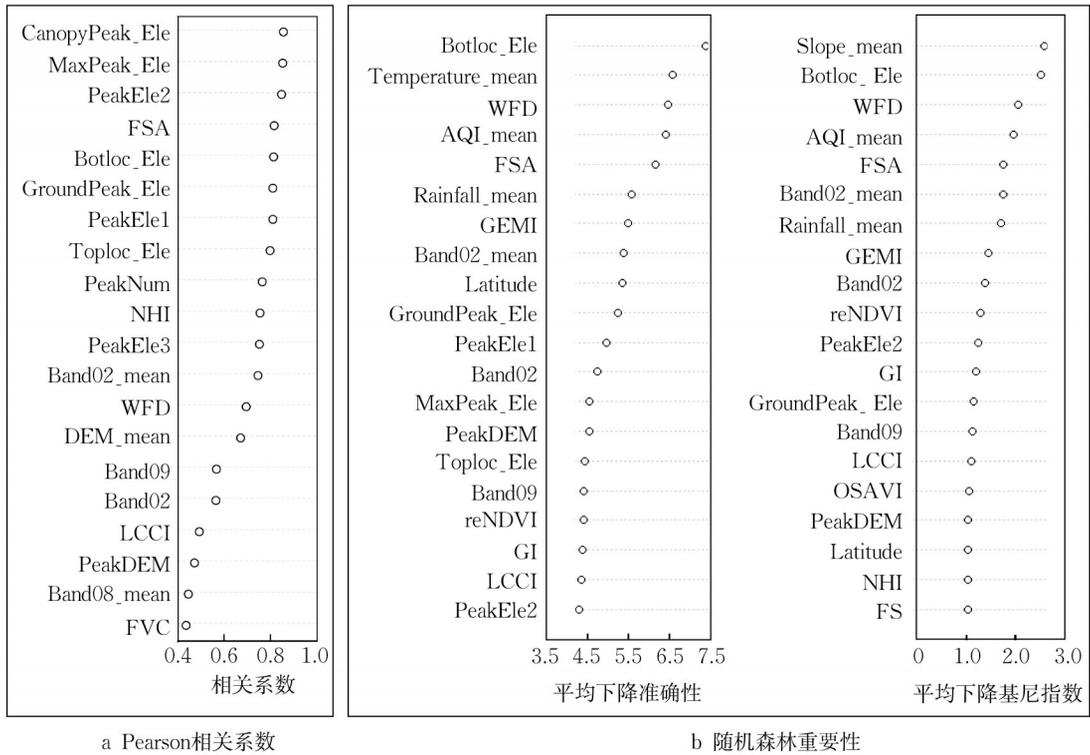


图 5 特征重要性度量

Fig.5 Feature importance measurement

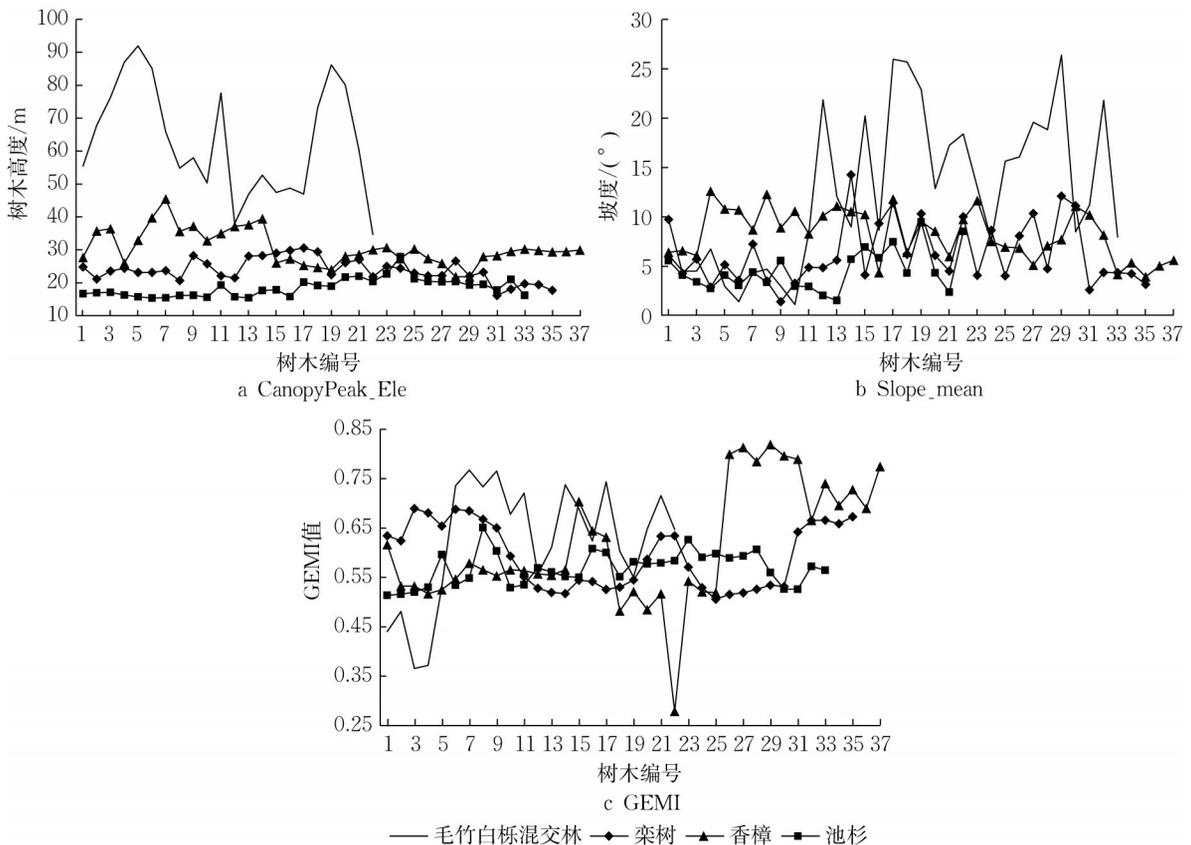


图 6 树种间特征值比较

Fig.6 Comparison of metric values between tree species

表 5 数据样本
Tab.5 Data sample

树种	研究区	真实 GEDI 光斑数	模拟 GEDI 光斑数
香樟	大连湖	6	15
	张马村	7	12
	同济大学	3	8
栎树	大连湖	10	35
池杉	张马村	6	33
毛竹和白栎	余山国家森林公园	22	28
合计		54	131

类。栎树的识别精度也较好,生产者精度分别达到 100.00% 和 80.00%。然而,少部分足印在分类香樟与池杉时出现了一定程度的混淆现象。在真实 GEDI 光斑中,两者的生产者精度分别为 75.00% 和 83.33%,似乎与阔叶林和针叶林能够通过树冠形状区分的研究经验相违背^[30]。这可能和研究区中的 2 种树木都以生长密度高的人工林存在形式有关,树木分布紧密、冠层连绵成片,冠层形态差异难以在激光回波中体现,光谱数据也出现饱和。整体而言,本文分类模型在真实光斑验证集中的 Kappa 系数达到 0.82,总体分类精度为 87.04%,验证了本文构建的模型在城市树种分类时的高性能。

表 6 模拟光斑验证数据集分类精度评价
Tab.6 Classification accuracy evaluation of simulated GEDI validation dataset

预测类别	参考类别				用户精度/%
	毛竹和白栎	栎树	香樟	池杉	
毛竹和白栎	5	0	0	0	100.00
栎树	0	7	0	0	100.00
香樟	0	0	6	0	100.00
池杉	0	0	1	6	85.71
生产者精度/%	100.00	100.00	85.71	100.00	
Kappa 系数					0.95
总体分类精度/%					96.00

表 7 真实 GEDI 光斑验证数据集分类精度评价
Tab.7 Classification accuracy evaluation of real GEDI validation dataset

预测类别	参考类别				用户精度/%
	毛竹和白栎	栎树	香樟	池杉	
毛竹和白栎	22	0	0	0	100.00
栎树	0	8	0	0	100.00
香樟	0	2	12	1	80.00
池杉	0	0	4	5	55.56
生产者精度/%	100.00	80.00	75.00	83.33	
Kappa					0.82
总体分类精度/%					87.04

3.3 特征消融实验

为了突出各类特征对城市树种分类的影响,设计了特征消融实验以定量描述各特征对分类精度的贡献。在由最优特征集构建的特征空间中,根据特征描述对象的不同,将所有特征合并为 7 类,如图 7 所示。

在与 3.2 节构建模型的实验参数、数据集划分等条件相同的前提下,依次在构建模型的预测变量中循环删去 7 类特征。7 个模型的识别精度以及特征删去前后的模型精度变化如图 8 所示。当不引入冠层垂直结构特征时,模型准确率受到的影响最大(见图 8h 和 8i),总体分类精度由 87.04% 下降至 72.22%,Kappa 系数由 0.82 下降至 0.61;从图 8a 可以看出,栎树、香樟与池杉的分辨能力都受冠层垂直结构特征影响较大,这是由于栎树、香樟与池杉在包括植被高度、冠层形状等表观结构上差距较大,此类特征能够反映这些分化差距。星载激光中提取的森林空间分布特征删去后总体分类精度和 Kappa 系数的下降值仅次于冠层垂直结构特征,分别下降了 9.26% 和 0.14。由此可以看出,星载激光中提取的冠层垂直结构和水平分布特征都对分类结果做出了突出贡献。地理特征和气象特征的考虑与否也对模型精度产生了较大影响,总体分类精度和 Kappa 系

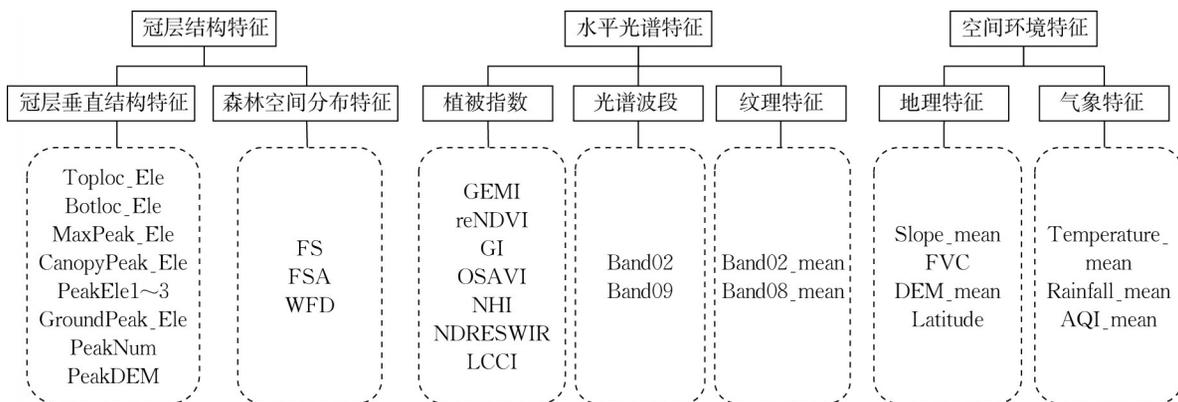


图 7 特征类别示意图

Fig.7 Schematic diagram of characteristic categories

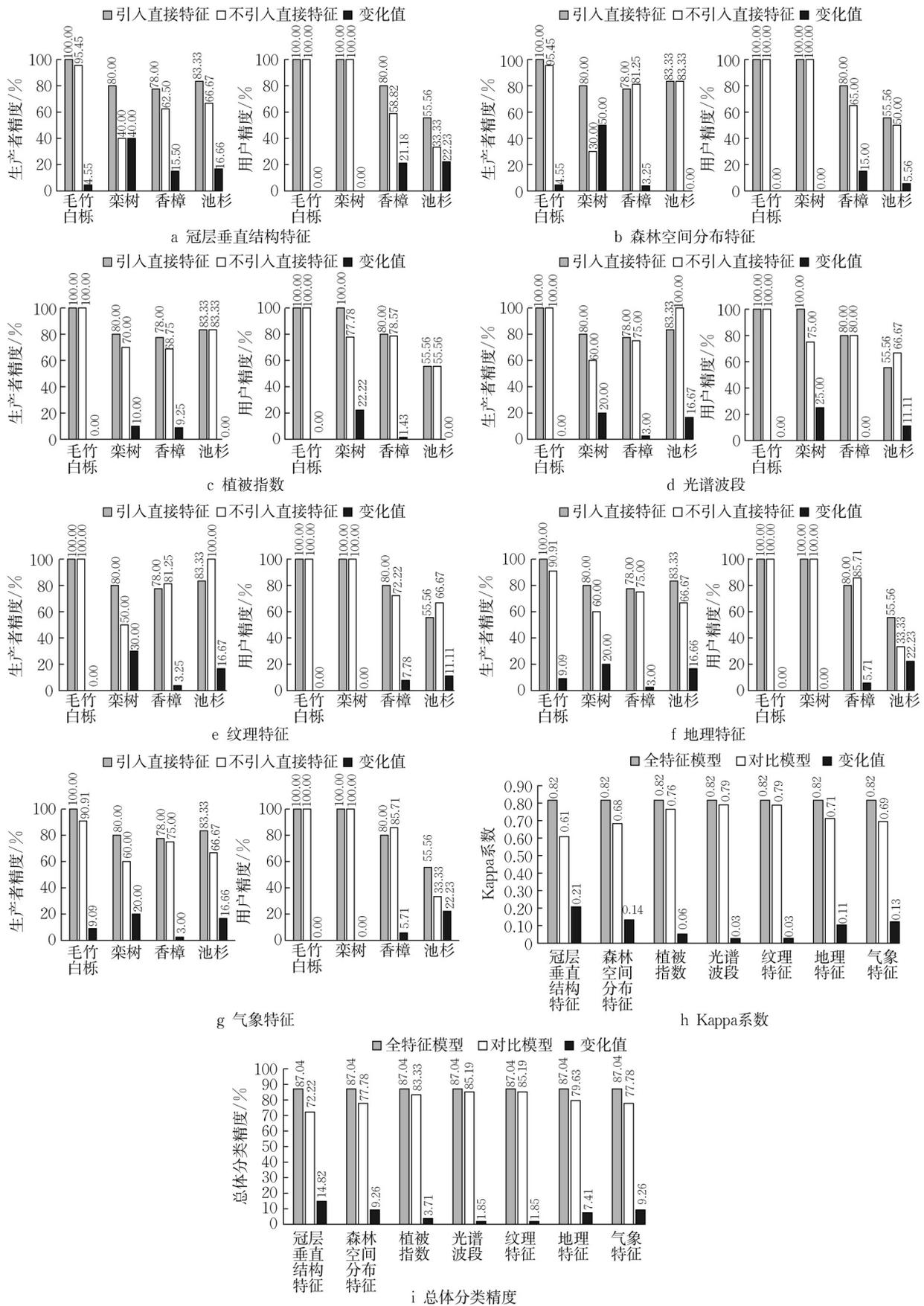


图 8 特征消融实验结果

Fig.8 Results of characteristic ablation experiment

数明显下降了7.41%、0.11和9.26%、0.13,这表明复杂空间环境对城市树种的选择与改造工作不能忽视。相较而言,不引入光谱影像的植被指数、光谱波段以及纹理特征导致的模型精度下降幅度较小。

3.4 分类模型精度对比

如表8所示,在利用不同数据所构建的模型中,基于光谱影像的树种分类模型总体分类精度最低,栎树和香樟的准确分类样本只占20.00%和62.50%。相对而言,利用星载激光构建的模型的准

确性更高,栎树的分类精度明显提升,总体分类精度达到了81.48%,Kappa系数为0.74,这也从模型角度证明了星载激光在城市森林树种分类中的有效性。虽然基于星载激光的分类模型已经显示出了较高的树种区分能力,但是本文提出的结合星载激光与光谱影像的城市树种识别模型则提供了更好的结果,总体分类精度进一步提升至87.04%,Kappa系数也达到了0.82,这表明从多角度多源地考虑植被特征能够更有效地描述城市树种间的差异信息。

表8 树种分类模型精度对比

Tab.8 Comparison of accuracy between tree species classification models

分类模型	树种	生产者精度/%	用户精度/%	Kappa系数	总体分类精度/%
光谱影像	毛竹和白栎	100.00	100.00	0.63	74.07
	栎树	20.00	40.00		
	香樟	62.50	62.50		
	池杉	100.00	54.55		
星载激光	毛竹和白栎	100.00	100.00	0.74	81.48
	栎树	60.00	66.67		
	香樟	62.50	83.33		
	池杉	100.00	54.55		
本文模型	毛竹和白栎	100.00	100.00	0.82	87.04
	栎树	80.00	100.00		
	香樟	78.00	80.00		
	池杉	83.33	55.56		

4 结论

(1) 星载激光数据能够为城市树种分类提供有价值的信息。从激光回波中提取的冠层垂直结构与水平分布特征都在特征空间分析实验中表现出了显著优势,证明了星载激光在城市树种分类中的有效性。

(2) 在从结构、光谱和空间环境角度提取的多类特征中,星载激光的冠层垂直结构特征(如Botloc_Ele、CanopyPeak_Ele)、空间分布特征(如FSA)以及城市空间环境特征(如Rainfall_mean、Slope_mean)对模型精度的提升做出了主要贡献,这表明三维结构与空间环境在城市树种分类任务中不容忽视。

(3) 本文构建的模型在城市树种分类实验中表现出了高准确性,总体精度达到87.04%,Kappa系数为0.82。对比单一数据源的分类模型,融合多源遥感数据的模型显著提升了树种的识别精度。

作者贡献声明:

王书凡:方法提出,数据处理,论文撰写。

刘春:概念提出,论文质量控制与修改,语言润色。

吴杭彬:方法验证,论文质量控制与修改。

李巍岳:数据整理,论文质量控制与修改。

参考文献:

- [1] LÜTTGE U, BUCKERIDGE M. Trees: structure and function and the challenges of urbanization[J]. *Trees*, 2023, 37(1): 9.
- [2] STOBART M, JOHNSTON M. A survey of urban tree management in New Zealand [J]. *Arboriculture and Urban Forestry*, 2012, 38: 247.
- [3] JENSEN R R, HARDIN P J, HARDIN A J. Classification of urban tree species using hyperspectral imagery [J]. *Geocarto International*, 2012, 27(5): 443.
- [4] FASSNACHT F E, LATIFI H, STERENĆZAK K, *et al.* Review of studies on tree species classification from remotely sensed data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 186: 64.
- [5] THOMPSON S D, NELSON T A, WHITE J C, *et al.* Mapping dominant tree species over large forested areas using Landsat best-available-pixel image composites [J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2015, 41(3): 203.
- [6] XI Y, TIAN J, JIANG H, *et al.* Mapping tree species in natural and planted forests using Sentinel-2 images [J]. *Remote Sensing Letters*, 2022, 13(6): 544.
- [7] GU Z, CAO S, SANCHEZ-AZOFEIFA G A. Using LiDAR

- waveform metrics to describe and identify successional stages of tropical dry forests [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2018, 73: 482.
- [8] WANG K, WANG T, LIU X. A review: individual tree species classification using integrated airborne LiDAR and optical imagery with a focus on the urban environment [J]. *Forests*, 2019, 10:1.
- [9] JONES T G, COOPS N C, SHARMA T. Assessing the utility of airborne hyperspectral and LiDAR data for species distribution mapping in the coastal Pacific Northwest, Canada [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(12): 2841.
- [10] ZHANG Z, KAZAKOVA A, MOSKAL L M, *et al.* Object-based tree species classification in urban ecosystems using LiDAR and hyperspectral data[J]. *Forests*, 2016, 7:122.
- [11] COOPS N C, TOMPALSKI P, GOODBODY T R H, *et al.* Modelling lidar-derived estimates of forest attributes over space and time: a review of approaches and future trends[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 260: 112477.
- [12] LI W, NIU Z, SHANG R, *et al.* High-resolution mapping of forest canopy height using machine learning by coupling ICESat-2 LiDAR with Sentinel-1, Sentinel-2 and Landsat-8 data [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2020, 92: 102163.
- [13] REN C, JIANG H, XI Y, *et al.* Quantifying temperate forest diversity by integrating GEDI LiDAR and multi-temporal Sentinel-2 imagery[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15:375.
- [14] QI W, LEE S, HANCOCK S, *et al.* Improved forest height estimation by fusion of simulated GEDI Lidar data and TanDEM-X InSAR data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 221: 621.
- [15] HYDE P, DUBAYAH R, PETERSON B, *et al.* Mapping forest structure for wildlife habitat analysis using waveform lidar: validation of montane ecosystems[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 96(3): 427.
- [16] SILVA C A, SAATCHI S, GARCIA *Met al.* Comparison of small- and large-footprint Lidar characterization of tropical forest aboveground structure and biomass: a case study from central gabon[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2018, 11(10): 3512.
- [17] CETIN Z, YASTIKLI N. The use of machine learning algorithms in urban tree species classification [J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2022, 11:226.
- [18] ZHANG C, QIU F. Mapping individual tree species in an urban forest using airborne Lidar data and hyperspectral imagery [J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2012, 78: 1079.
- [19] 李丹, 柯樱海, 宫辉力, 等. 基于高分辨率遥感影像的城市典型乔木树种分类研究[J]. *地理与地理信息科学*, 2016, 32: 84.
LI Dan, KE Yinghai, GONG Huili, *et al.* Urban tree species classification with machine learning classifier using WorldView-2 imagery[J]. *Geography and Geo-Information Science*, 2016, 32: 84.
- [20] YOU H, HUANG Y, QIN Z, *et al.* Forest tree species classification based on Sentinel-2 images and auxiliary data[J]. *Forests*, 2022, 13:1416.
- [21] HEINZEL J, KOCH B. Investigating multiple data sources for tree species classification in temperate forest and use for single tree delineation [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2012, 18: 101.
- [22] LIU C, WANG S. Estimating tree canopy height in densely forest-covered mountainous areas using GEDI spaceborne full-waveform data [C]// *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. Nice: ISPRS, 2022: 25-32.
- [23] LUTHCKE S, REBOLD T, THOMAS T, *et al.* Algorithm theoretical basis document (ATBD) for GEDI waveform geolocation for L1 and L2 products [EB/OL]. [2022-05-20]. https://lpdaac.usgs.gov/documents/579/GEDI_WFGEO_ATBD_v1.0.pdf. 2020.
- [24] BLOMLEY R, HOVI A, WEINMANN M, *et al.* Tree species classification using within crown localization of waveform LiDAR attributes [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2017, 133: 142.
- [25] QUIROS E, POLO M, FRAGOSO-CAMPON L. GEDI elevation accuracy assessment: a case study of southwest Spain [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2021, 14: 5285.
- [26] 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.
- [27] RANSON K J, SUN G, KOVACS K, *et al.* Landcover attributes from ICESat GLAS data in Central Siberia [C]// 2004 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Piscataway: IEEE, 2004: 753-756.
- [28] HARDING D J, CARABAJAL C C. ICESat waveform measurements of within-footprint topographic relief and vegetation vertical structure[J]. *Geophysical Research Letters*, 2005, 32: L21S10.
- [29] LEE A C, LUCAS R M. A LiDAR-derived canopy density model for tree stem and crown mapping in Australian forests [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2007, 111(4): 493.
- [30] REITBERGER J, KRZYSZEK P, STILLA U. Analysis of full waveform LIDAR data for the classification of deciduous and coniferous trees [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2008, 29(5): 1407.
- [31] PU R. Mapping tree species using advanced remote sensing technologies: a state-of-the-art review and perspective [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2021, 2021: 9812624.
- [32] DATT B. A new reflectance index for remote sensing of chlorophyll content in higher plants: tests using *Eucalyptus* leaves[J]. *Journal of Plant Physiology*, 1999, 154(1): 30.
- [33] ZHANG Z, TANG B H, LI Z L. Retrieval of leaf water content from remotely sensed data using a vegetation index

- model constructed with shortwave infrared reflectances[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2019, 40(5/6): 2313.
- [34] HUETE A R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI) [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1988, 25(3): 295.
- [35] QIN H, ZHOU W, YAO Y, *et al.* Individual tree segmentation and tree species classification in subtropical broadleaf forests using UAV-based LiDAR, hyperspectral, and ultrahigh-resolution RGB data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 280: 113143.
- [36] FENG X, WEN H, HE M, *et al.* Microclimate effects and influential mechanisms of four urban tree species underneath the canopy in hot and humid areas [J]. *Frontiers in Environmental Science*, 2023, 16:1.
- [37] WAGH N, SHUKLA P, TAMBE S, *et al.* Biological monitoring of roadside plants exposed to vehicular pollution in Jalgaon city [J]. *Journal of Environmental Biology*, 2006, 27: 419.
- [38] 苗宇宏,杨敏,吴国俊. 基于高光谱影像多维特征的植被精细分类[J]. *大气与环境光学学报*, 2020, 15: 117.
- MIAO Yuhong, YANG Min, WU Guojun. Sophisticated vegetation classification based on multi-dimensional features of hyperspectral image [J]. *Journal of Atmospheric and Environmental Optics*, 2020, 15: 117.
- [39] HANCOCK S, ARMSTON J, HOFSTON M, *et al.* The GEDI simulator: a large-footprint waveform LiDAR simulator for calibration and validation of spaceborne missions [J]. *Earth and Space Science*, 2019, 6(2): 294.

(上接第934页)

- Learning. [S.1]: JMLR, 2016:1-9.
- [10] GREYDANUS S, KOUL A, DODGE J, *et al.* Visualizing and understanding Atari agents [C]// *Proceedings of the 35th International Conference on Machine Learning*. Stockholm: PMLR, 2018: 1-10.
- [11] IYER R, LI Y, LI H, *et al.* Transparency and explanation in deep reinforcement learning neural networks [C]// *Proceedings of the 2018 AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society*. New Orleans: ACM, 2018:144-150.
- [12] FARES A, GOMAA W. Freeway ramp-metering control based on reinforcement learning [C]// *11th IEEE International Conference on Control & Automation (ICCA)*. Piscataway: IEEE, 2014: 1226-1231.
- [13] YANG H, RAKHA H. Reinforcement learning ramp metering control for weaving sections in a connected vehicle environment [C]// *Transportation Research Board 96th Annual Meeting*. Washington DC: TRB, 2017: 1-20.
- [14] 戴昇宏,李志斌. 基于图像卷积神经网络的匝道控制深度强化学习算法研究[J]. *交通工程*, 2019, 19(4): 1.
- DAI Shenghong, LI Zhibin. Research on ramp metering based on deep reinforcement learning with image convolutional neural network[J]. *Traffic Engineering*, 2019, 19(4): 1.
- [15] LIU Bing, TANG Yu, JI Yuxiong, *et al.* A deep reinforcement learning approach for ramp metering based on traffic video data [J]. *Journal of Advanced Transportation*, 2021, 2021: 6669028.
- [16] 司念文,张文林,屈丹,等. 卷积神经网络表征可视化研究综述[J]. *自动化学报*, 2022, 48(8):31.
- SI Nianwen, ZHANG Wenlin, QU Dan, *et al.* Representation visualization of convolutional neural networks: a survey [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2022, 48(8):31.
- [17] ITTI L, KOCH C, NIEBUR E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20(11): 1254.
- [18] SUN J, ZHAO L, ZHANG H M. The mechanism of early-onset breakdown at Shanghai's expressway on-ramp bottlenecks [J]. *Journal of the Transportation Research Record*, 2014(2421): 64.