

基于 DJI 精灵 4 多光谱版无人机的红树林精细分类

王青青¹, 朱俊利², 任广波^{1,2}, 刘善伟¹, 许明明¹

(1 中国石油大学(华东) 青岛 266580;

2 山东鲁邦地理信息工程有限公司 济南 250102;

3 自然资源部第一海洋研究所 青岛 266061)

摘要: 本文基于 DJI(大疆)精灵 4 多光谱版无人机能够同时获取地表可见光照片和多光谱影像的特点, 提出了使用摄影测量技术构建冠层高度模型(CHM)的方法, 并结合多光谱影像应用于红树林分类。将上述方法应用于广东省湛江红树林国家级自然保护区高桥镇研究区, 结果表明: 基于无人机摄影测量技术构建的红树林 CHM 与多光谱影像结合后能够大幅提高红树林的分类精度, 可替代传统的机载激光雷达数据; DJI 精灵 4 多光谱版无人机数据获取效率高, 能够实现高精度的红树林分类, 在红树林监测业务工作中具有推广应用价值。

关键词: 无人机; 多光谱; 冠层高度模型; 红树林分类

中图分类号: P237; V279+2 文献标志码: A 文章编号: 2095-1000(2023)03-0123-08

DOI: 10.12347/j.ycyk.20221205001

引用格式: 王青青, 朱俊利, 任广波, 等. 基于 DJI 精灵 4 多光谱版无人机的红树林精细分类[J]. 遥测遥控, 2023, 44(3): 123-130.

Fine classification of mangroves based on DJI Phantom 4 multispectral drone

WANG Qingqing¹, ZHU Junli², REN Guangbo^{1,2}, LIU Shanwei¹, XU Mingming¹

(1. China University of Petroleum (East China), Qingdao 266580, China;

2. Shandong LuBang Geographic Information Engineering Corporation, Jinan 250102, China;

3. First Institute of Oceanography, Ministry of Natural Resources, Qingdao 266061, China)

Abstract: Based on the characteristic that DJI Phantom 4 multispectral version can obtain surface optical photos and multispectral images simultaneously, this paper introduces a method, using photogrammetry technology to construct a canopy height model (CHM), and combines multispectral images to apply mangrove classification. The above method was applied to the research area of Gaoqiao Town, Zhanjiang Mangrove National Nature Reserve, Guangdong Province. The results show that the combination of mangrove and its CHM constructed based on UAV photogrammetry technology and multispectral imagery can greatly improve the classification accuracy of mangrove, which can replace the traditional airborne lidar data greatly; the DJI Phantom 4 multispectral version has high data acquisition efficiency, and can achieve high-precision mangrove classification, and has a very good application prospects in mangrove monitoring field.

Keywords: Unmanned aerial vehicle; Multispectral; Canopy height model; Mangrove classification

Citation: WANG Qingqing, ZHU Junli, REN Guangbo, et al. Fine classification of mangroves based on DJI Phantom 4 multispectral drone[J]. Journal of Telemetry, Tracking and Command, 2023, 44(3): 123-130.

引 言

红树林是国际湿地保护和生物多样性保护的重要对象^[1], 其处于海洋与陆地生态系统之间, 结构较为简单, 但极易遭受破坏, 且很难恢复^[2,3]。

多样的红树物种构成在维护海岸生态平衡方面发挥着重要的作用^[4], 因此准确地获取红树林群落空间分布信息, 可为湿地保护和生态修复工作提供决策依据。

由于红树林一般生长在难以进入的淤泥质滩

涂区域, 实地踏勘方法耗时长且效率低下, 难以快速获取大范围的调查数据, 而遥感技术因其具有观测范围大、受地面限制少等优点, 成为了弥补野外调查缺陷的最佳手段, 在过去几十年中已广泛应用于植被的相关研究。自 1979 年 Lorenzo 等^[5]首次将遥感技术应用于红树林研究后, 国内外学者采用了多种方法进行红树林遥感监测, 主要有目视解译^[6]、监督与非监督分类^[7]、植被指数^[8]、高度特征^[9]、纹理特征^[10]、面向对象分类^[11]等方法。相关研究表明: 部分红树种类间具有相似的光谱反射特性^[12], 不同种类间光谱相差细微, 仅采用光谱信息分类容易发生错分现象^[13]。在进行红树林物种的精确分类与制图时^[14], 由于物种多样性和冠层结构的影响, 即便使用高光谱分辨率与高空间分辨率的遥感数据, 也很难区分不同树种^[15]。机载激光雷达(Light Detection And Ranging, LiDAR)数据可获取复杂场景下不同树种的三维结构信息, 其可生成冠层高度模型(Canopy Height Model, CHM)。CHM 能够反映树种冠层高度信息^[16], 有助于更好地地区分光谱特征相似但高度不同的树种。高度特征与光谱特征结合后可显著提高树种分类精度, 现已开始应用于红树林研究之中^[17]。但因 LiDAR 数据获取费用较高, 目前还未广泛应用于树种研究。近年来, 无人机摄影测量技术蓬勃发展, 通过获取的高空间分辨率地表照片, 解析计算出精细的地表高程信息, 其空间分辨率更高、成本低等特点可成为激光雷达的重要补充手段。

本文采用 DJI 精灵 4 多光谱版无人机同步获取地表可见光照片和多光谱影像, 基于摄影测量技术, 利用地表可见光照片重建研究区数字表面模型, 进一步得到红树林冠层高度模型, 然后将高度特征和多光谱影像进行组合, 使用梯度提升树(Gradient Boosting Decision Tree, GBDT)算法对红树林进行高精度的树种分类。

1 设备与方法

1.1 设备

本文采用的 DJI 精灵 4 多光谱版无人机配备一体式多光谱成像系统, 集成 1 个常规可见光数据彩色传感器和 5 个多光谱成像单色传感器, 其中 5 个多光谱成像波段分别为: 蓝(B)(450±16) nm、绿(G)(560±16) nm、红(R)(650±16) nm、红边(RE)(730±16) nm、近红外(NIR)(840±26) nm。顶部配备

有光强传感器, 可捕捉太阳辐照度信息并记录于影像文件中, 在进行数据后期处理时, 可用于对影像进行光照校正, 从而排除外界环境中光照对数据的影响。该设备成本低廉, 操作简单, 单次飞行即可同步获取地表可见光照片与多光谱影像。在飞行前, 需准备 2~3 块已知反射率的标定板, 在无人机多光谱镜头拍摄标定板后方可进行大范围数据采集。

1.2 研究方法

无人机获取数据后, 经过预处理得到多光谱影像与数字表面模型(Digital Surface Model, DSM), 进一步构建 CHM, 并与多光谱影像进行特征组合, 使用梯度提升树算法对红树林进行树种分类, 总体技术路线如图 1 所示。

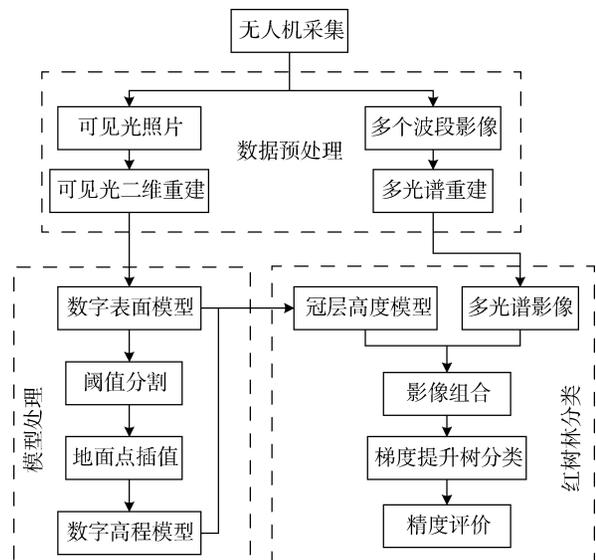


图 1 技术路线

Fig.1 Flow chart of the approach employed in the study

1.2.1 数据预处理

首先对无人机拍摄获取的地表可见光照片进行可见光重建得到 DSM, 然后对拍摄获取的多个波段影像进行多光谱重建得到多光谱影像。

① 可见光二维重建

在摄影测量软件中, 基于无人机位置和姿态数据对地表可见光照片进行空中三角测量, 生成稀疏点云; 利用多视影像密集匹配技术, 识别同名点, 建立区域的密集点云^[18], 进行可见光二维重建, 得到 DSM。

② 多光谱重建

利用标定板定标数据对单波段多光谱影像进行辐射校正, 并进行多光谱重建, 得到多波段组合的整幅多光谱影像。

1.2.2 冠层高度模型建立方法

CHM是描述植被与地面之间绝对高度的一种高度特征^[19], 是红树林特征性状的直观表现, 通常采用DSM与数字高程模型(Digital Elevation Model, DEM)相减生成。

本文采用阈值分割方法对DSM中地面点与非地面点进行分割, 将小于分割阈值的点划分为地面点, 剩余点划分为非地面点, 然后对分割得到的地面点进行插值, 生成与DSM空间分辨率一致的DEM^[20], 最后将DSM与DEM进行栅格相减后得到CHM。

1.2.3 梯度提升树分类

近年来, 机器学习被广泛地应用于红树林分类中^[21], 而采用单一分类器进行分类时具有一定局限性。集成学习在保留多个分类器的多样性前提下, 可联合多个模型分类器, 提高分类结果的准确率。梯度提升树算法是一种采用Boosting(提升)策略的有监督集成学习算法^[22], 通过学习多个弱分类器并进行线性组合来提升分类性能, 被认为是集成学习方法中性能最好的算法之一, 本文采用梯度提升树算法进行红树林树种分类。

该算法的基本思想是利用损失函数的负梯度在当前模型的值作为提升树模型残差的近似值, 以CART(Classification And Regression Tree, 分类回归树)为弱学习器, 通过改变训练样本的权重, 训练多个弱分类器来提升分类性能, 各分类器间进行线性组合, 每个弱分类器对上一次的拟合残差进行训练, 纠正之前的误差, 这样就保证每一轮迭代的输出值都接近真值^[23], 可加速收敛得到最优解。GBDT可灵活处理各种数据、有效提高预测精度。一般算法步骤如下:

① 模型训练样本输入

$$\{D=\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\}\} \quad (1)$$

② 模型初始化

$$f_0(x)=\arg \min_c \sum_{i=1}^m L(y_i, c) \quad (2)$$

其中, L 是损失函数, c 为样本 y 的均值, $i=1, 2, \dots, m$ 。

③ 计算模型负梯度

$$r_{it}=\left(\frac{\partial L(y_i, f(x_i))}{\partial f(x_i)}\right) f(x)=f_{t-1}(x) \quad (3)$$

其中 $t=1, 2, \dots, T, T$ 是最大迭代次数。

④ 损失函数极小化

$$c_{it}=\arg \min_c \sum_{x_i \in R_{jt}} L(y_i, f_{t-1}(x)+c) \quad (4)$$

式中: R_{jt} 为拟合得到的第 t 棵回归树所对应的叶子节点集合, 其中 $j=1, 2, \dots, J, J$ 为叶子节点的数量。

⑤ 利用前向分布算法更新强学习器

$$f_t(x)=f_{t-1}(x)+\sum_{j=1}^J c_{jt}(x \in R_{jt}) \quad (5)$$

其中, $f_t(x)$ 为第 t 步的模型, $f_{t-1}(x)$ 为当前模型。

⑥ 构建GBDT分类模型

$$f(x)=f_T(x)=f_0(x)+\sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^J c_{jt}(x \in R_{jt}) \quad (6)$$

2 实验与结果

2.1 数据获取与解译标志建立

本文选取位于广东省湛江红树林国家级自然保护区的高桥镇的典型样地(图2)作为研究区, 该保护区是我国大陆沿海地区最大的红树林自然保护区, 保护区内红树种类丰富, 有真红树与半红树植物 15 科 24 种, 主要的伴生植物 14 科 21 种^[24]。研究人员于 2020 年 11 月 30 日开展现场踏勘和无人机数据获取工作, 当天少云、风力较小、潮位低。无人机飞行高度设置为 100 m, 多光谱影像空间分辨率约为 5 cm, 航向重叠度设为 75%, 旁向重叠度设为 50%, 共获取有效影像 809 张, 经过数据预处理, 得到研究区的 DSM 和多光谱影像。

研究区内主要有人工种植的 4 种红树类型: 无瓣海桑、红海榄、白骨壤和木榄。其中白骨壤为

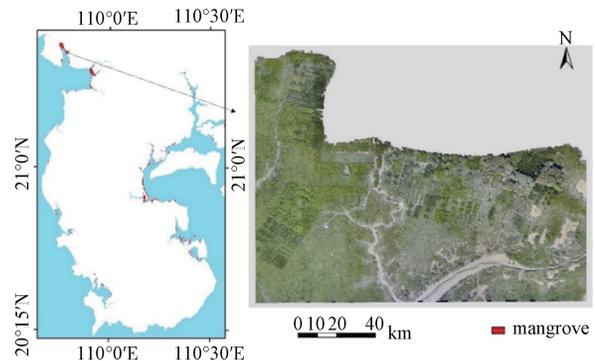


图2 研究区位置

Fig. 2 Location of the study area

该地先锋物种^[25], 分布范围较广、面积最大; 红海榄与木榄外观较为相似, 存在部分混生现象。研究区内共有 5 种地物类型, 包含 4 种红树类型与裸地。根据现场踏勘结果, 建立无人机多光谱影像解译标志集, 解译标志如表 1 所示。

表 1 解译标志

Table 1 UAV interpretation characteristic of mangrove

树种	UAV 图像	特征
白骨壤		浅绿色, 纹理较粗糙, 集中连片分布
红海榄		深绿色, 呈团状集中连片分布
裸地		浅灰色, 颜色均匀
木榄		嫩绿色, 颜色不均匀
无瓣海桑		浅绿色, 表面粗糙, 高可达 16 m

2.2 CHM 构建

利用阈值分割方法提取 DSM 中的非地面点, 插值构建与 DSM 空间分辨率一致的 DEM, 如图 3 (a) 所示; DSM 和 DEM 经过栅格减法计算后得到 CHM, 如图 3(b) 所示。

2.3 红树林分类结果

基于现场踏勘数据与无人机多光谱影像, 每类地物类型选取 500 个均匀分布的感兴趣区作为模型训练的数据集, 共选取 25 000 个样本^[26], 其中随机选取 70% 的各类地物样本作为训练样本数据集, 选取剩余的 30% 作为验证样本数据集。除采用

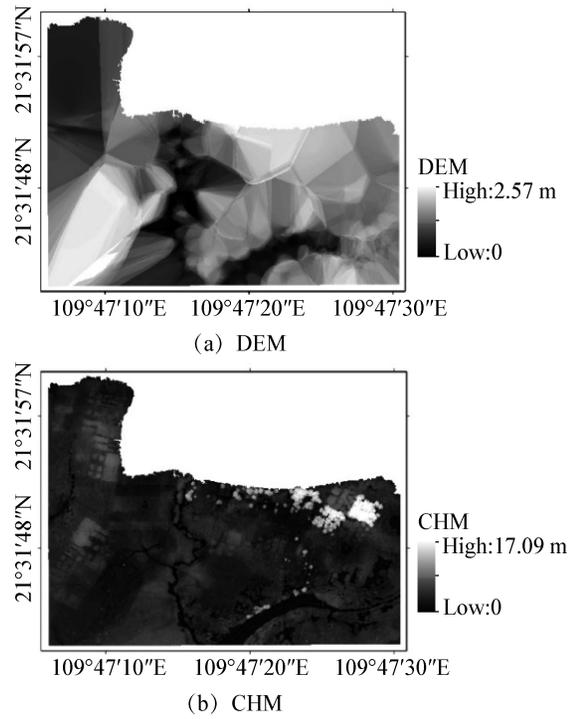


图 3 模型结果图

Fig. 3 Results of the model

GBDT 算法外, 本文还选用了 K-最近邻(K-Nearest Neighbor, KNN)、随机森林(Random Forest, RF)、决策树(Decision Tree, DT)算法^[27,28]进行对比实验, 相关算法的主要参数设置如表 2 所示, 红树林分类结果如图 4 所示, 左侧为仅采用多光谱影像的分类结果, 右侧为多光谱影像与 CHM 结合后的分类结果。从上到下分类算法依次为: KNN (a, b), DT (c, d), RF (e, f), GBDT (g, h)。

由图 4 可以看出: 研究区内红树空间分布较为集中, 其中白骨壤分布最为广泛, 几乎遍布整个研究区, 无瓣海桑集中分布在研究区右上部, 木

表 2 主要算法参数设置

Table 2 The range of model parameters

分类方法	参数名称	参数设置
GBDT	回归树组成数量	300
	最大深度	5
	学习率	0.12
	最小子树划分个数	2
KNN	最近邻个数	8
DT	最大深度	10
	决策树组成数量	300
RF	最大深度	15
	最大特征数量	7

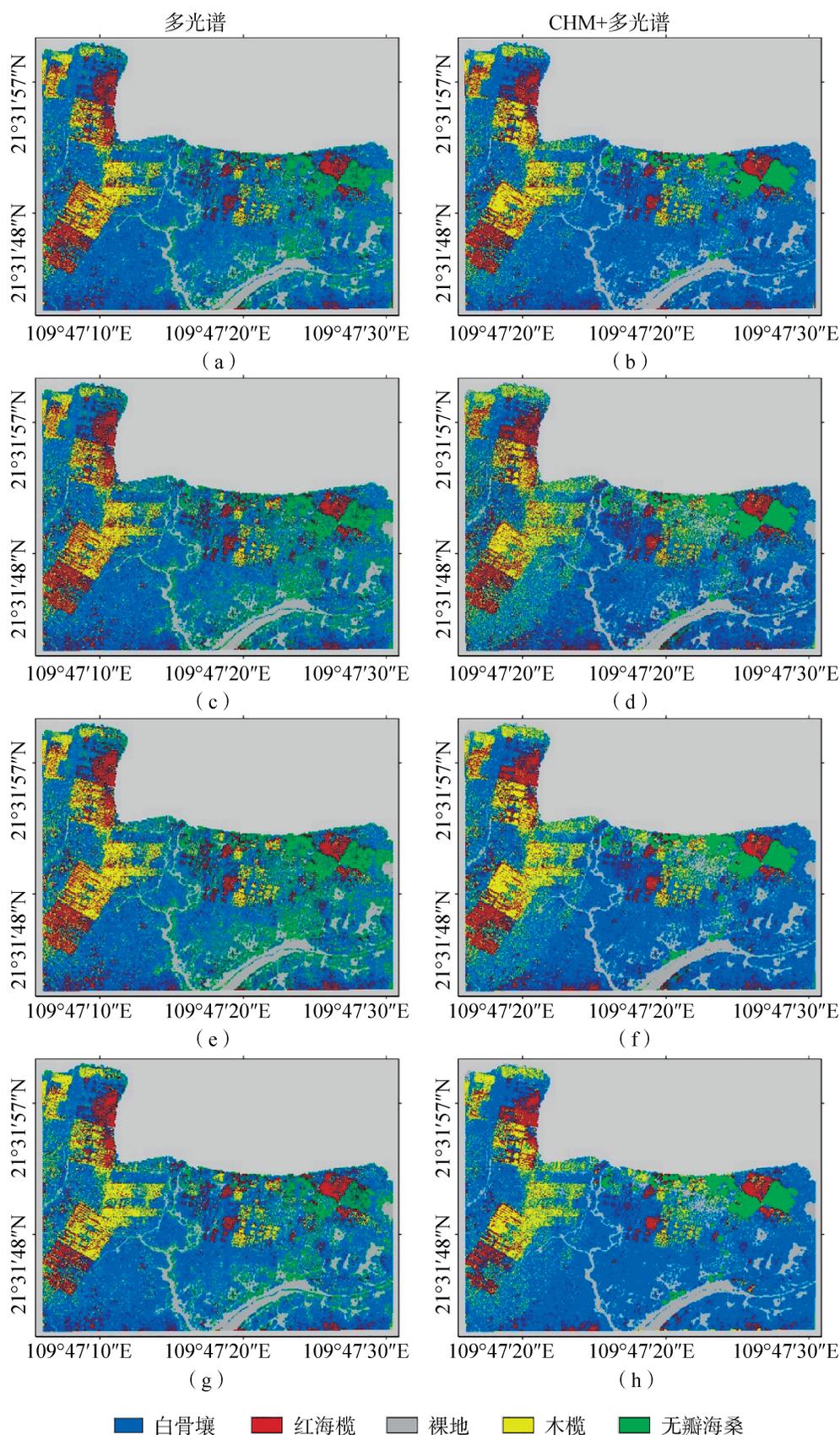


图 4 红树林分类图

Fig. 4 Results of mangrove classification

榄与红海榄分布在研究区左部。本文选用混淆矩阵方法评价各种算法的分类精度, 评价指标分别为 Kappa 系数、总体分类精度 (Overall Accuracy, OA), 精度评定结果如表 3 所示。

表 3 红树林精度评定表
Table 3 Classification accuracy evaluation of mangrove

分类方法		KNN (%)	DT (%)	RF (%)	GBDT (%)
白骨壤	多光谱	86.42	81.43	79.38	86.79
	多光谱+CHM	90.23	79.06	87.38	92.64
红海榄	多光谱	48.71	49.26	50.83	47.48
	多光谱+CHM	59.12	55.29	63.76	55.54
潮滩	多光谱	97.55	97.23	97.42	96.03
	多光谱+CHM	98.95	99.07	99.38	99.47
木榄	多光谱	52.26	52.36	57.32	57.92
	多光谱+CHM	68.15	64.27	72.58	69.02
无瓣海桑	多光谱	50.47	50.83	58.45	41.51
	多光谱+CHM	96.45	97.03	98.46	97.20
Kappa	多光谱	0.624	0.603	0.622	0.622
	多光谱+CHM	0.768	0.695	0.777	0.779
OA (%)	多光谱	72.5	70.7	71.9	72.5
	多光谱+CHM	83.6	77.9	84.1	84.5

通过表 3 可知:

① 冠层高度模型对于提升红树林树种分类精度具有明显效果, 相对于单独使用多光谱影像, 四种方法的总体分类精度均有提高, 分别提高了 11.1%、7.2%、12.2% 和 12%。其中, 无瓣海桑的提升效果最为明显, 提升精度超过 40%, 分类准确率均在 96% 以上。

② GBDT 方法对不同红树种类的判别能力更强, 分类精度最高, 总体分类精度为 84.5%, 优于其他三种常用方法。

2.4 讨论

实验结果表明: 将 CHM 应用于红树林树种分类能够更好地弥补光谱特征的缺陷, 提高分类精度, 同时验证了无人机摄影测量技术构建 CHM 的可行性。

① 四种分类方法的结果均存在不同程度的错分现象, 树种过渡区域的错分现象比较明显。其中, 靠近裸地区域的白骨壤易被错分为无瓣海桑, 错分的原因可能是由于植被间具有相似的光

谱特性, 导致红树林种间光谱区别度不高, 增加了分类难度, 这也与文献[12]中的对红树林光谱特征的描述一致; 红海榄与木榄混生且外观较为相似, 容易出现错分现象, 致使部分红海榄错分为木榄。

② 基于多光谱开展红树林精细分类研究的背景下, CHM 对于高度差别较大的树种分类效果较好。无瓣海桑的分类精度提高最为显著, 白骨壤和木榄的分类效果也有所提高, 主要原因为无瓣海桑与其他树种的高度相差较大, 形成了较为明显的区分, 大大提高了树种的分类精度; 而高度相近的树木区分度较小, 红海榄分布较为分散, 外观与高度均与木榄相近, 易发生错分现象。

3 结束语

基于无人机摄影测量技术构建红树林 CHM 的方法是有效的, CHM 与多光谱影像结合后能够大幅提高红树林的分类精度, 可替代传统的机载激光雷达数据, 但是成本更低、操作更简单。

DJI 精灵 4 多光谱版无人机能够同时获取地表可见光照片和多光谱影像, 通过实验表明: GBDT 方法可实现较高的分类精度, 且其飞行效率高, 在红树林高精度监测业务工作中具有广泛的推广应用价值。

本文中结合 CHM 虽然显著提高了分类精度, 但是仍存在树种错分现象, 主要原因是不同树种的光谱信息不够丰富, 部分树种之间高度相近, 很难精确区分类别。下一步工作考虑采用波段更丰富的高光谱数据或添加纹理特征, 并尝试采用深度学习算法以实现更加精确的种间分类。

参考文献

- [1] DANIEL M A. Present state and future of the world's mangrove forests[J]. Environmental Conservation, 2002, 29(3): 331-349.
- [2] 李姗姗. 北部湾红树林空间分布信息提取与种类识别遥感研究[D]. 南京: 南京大学, 2012.
- [3] WANG L, SOUSA W P. Distinguishing mangrove species with laboratory measurements of hyperspectral leaf reflectance[J]. International Journal of Remote Sensing, 2009, 30(5): 1267-1281.
- [4] FARID, D G. The use of remote sensing and GIS in the

- sustainable management of tropical coastal ecosystems [J]. *Environment Development & Sustainability*, 2002, 4(2): 93-112.
- [5] LORENZO E N, JESUS B R, JARA R S. Assessment of mangrove forest deterioration in Zamboanga Peninsula, Philippines using Landsat MSS data[C]// *Proceedings of the thirteenth International Symposium on Remote Sensing of Environment*, 1979: 23-27.
- [6] BLASCO F, AIZPURU M, GERS C. Depletion of the mangroves of continental Asia[J]. *Etlands Ecology and Management*, 2001, 9(3): 255-266.
- [7] CORNEJO R H, KOEDAM N, LUNA A R, et al. Remote sensing and ethnobotanical assessment of the mangrove forest changes in the Navachiste-San Ignacio-Macapule Lagoon Complex, Sinaloa, Mexico[J]. *Ecology and Society*, 2005, 10(1): 16.
- [8] LEE T M, YEH H C. Applying remote sensing techniques to monitor shifting wetland vegetation: A case study of Danshui River estuary mangrove communities, Taiwan[J]. *Ecological Engineering*, 2009, 35(4): 487-496.
- [9] CHADWICK J. Integrated LiDAR and IKONOS multi-spectral imagery for mapping mangrove distribution and physical properties[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2011, 32(21): 6765-6781.
- [10] WANG L, SOUSA W P, GONG P. Integration of object-based and pixel-based classification for mapping mangroves with IKONOS imagery[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2004, 25(24): 5655-5668.
- [11] 阮胜权, 王新广, 李勃燃. 基于资源卫星数据面向对象法的红树林提取研究[J]. *测绘与空间地理信息*, 2021, 44(1): 96-98.
RUAN Shengquan, WANG Xinguang, LI Boran. Research on mangrove extraction from ZY-3 data based on the object-oriented method[J]. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 2021, 44(1): 96-98.
- [12] 苏岫, 王祥, 宋德瑞, 等. 基于改进光谱角法的红树林高分遥感分类方法研究[J]. *海洋环境科学*, 2021, 40(4): 639-346.
SU Xiu, WANG Xiang, SONG Derui, et al. Research on high resolution remote sensing mangrove classification method based on improved spectral angle mapper[J]. *Marine Environmental Science*, 2021, 40(4): 639-346.
- [13] 颜梅春. 高分辨率影像的植被分类方法对比研究[J]. *遥感学报*, 2007, 11(2): 235-240.
- YAN Meichun. Research and contrast on several vegetation-classification methods of high-resolution satellite image data[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2007, 11(2): 235-240.
- [14] YIN D, WANG L. Individual mangrove tree measurement using UAV-based LiDAR data: Possibilities and challenges[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 223: 34-49.
- [15] 闻馨, 贾明明, 李晓燕, 等. 基于无人机可见光影像的红树林冠层群落识别[J]. *森林与环境学报*, 2020, 40(5): 486-496.
WEN Xin, JIA Mingming, LI Xiaoyan, et al. Identification of mangrove canopy species based on visible unmanned aerial vehicle images[J]. *Journal of Forest and Environment*, 2020, 40(5): 486-496.
- [16] 徐逸, 甄佳宁, 蒋侠朋, 等. 无人机遥感与XGBoost的红树林物种分类[J]. *遥感学报*, 2021, 25(3): 737-752.
XU Yi, ZHEN Jianing, JIANG Xiapeng, et al. Mangrove species classification with UAV-based remote sensing data and XGBoost[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2021, 25(3): 737-752.
- [17] 吴培强, 任广波, 张程飞, 等. 无人机多光谱和LiDAR的红树林精细识别与生物量估算[J]. *遥感学报*, 2022, 26(6): 1169-1181.
WU Peiqiang, REN Guangbo, ZHANG Chengfei, et al. Fine identification and biomass estimation of mangroves based on UAV multispectral and LiDAR[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2022, 26(6): 1169-1181.
- [18] 陈寒. DSM植被滤波生成DEM方法研究[D]. 南京: 南京师范大学, 2020.
- [19] 刘江俊, 高海力, 方陆明, 等. 基于无人机影像的树顶点和树高提取及其影响因素分析[J]. *林业资源管理*, 2019(4): 107-116.
LIU Jiangjun, GAO Haili, FANG Luming, et al. Tree vertex and height extraction based on UAV imagery and analysis on its influencing factors[J]. *Forest Resources Management*, 2019(4): 107-116.
- [20] 李晨, 李佳, 王明果, 等. 无人机RGB影像中人工林单木位置的提取[J]. *林业科技开发*, 2021, 6(2): 141-147.
LI Chen, LI Jia, WANG Mingguo, et al. Individual tree position extraction of an artificial forest area in UAV RGB image[J]. *Journal of Forestry Engineering*, 2021, 6

- (2): 141-147.
- [21] MEISAM A. A multiple classifier system to improve mapping complex land covers: A case study of wetland classification using SAR data in Newfoundland, Canada [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2018, 39(21): 7370-7383.
- [22] ZHANG Z, JUNG C. GBDT-MO: gradient-boosted decision trees for multiple outputs[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2020, 32(7): 3156-3167.
- [23] FRIEDMAN J H. Greedy function approximation: A gradient boosting machine[J]. *Annals of Statistics*, 2001, 29(5): 1189-1232.
- [24] 贾明明, 王宗明, 毛德华, 等. 面向可持续发展目标的中国红树林近 50 年变化分析[J]. *科学通报*, 2021, 66(30): 3886-3901.
JIA Mingming, WANG Zongming, MAO Dehua, et al. Spatial-temporal changes of China's mangrove forests over the past 50 years: An analysis towards the sustainable development goals (SDGs)[J]. *Chinese Science Bulletin*, 2021, 66(30): 3886-3901.
- [25] JCA B, KAI L, LI Z, et al. Combining UAV-based hyperspectral and LiDAR data for mangrove species classification using the rotation forest algorithm[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2021, 102(5): 102414.
- [26] DIAN Y, PANG Y, DONG Y, et al. Urban tree species mapping using airborne LiDAR and hyperspectral data [J]. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 2016, 44(4): 595-603.
- [27] POURSHAMSI M, POTTIER E, BALZTER H, et al. Tropical forest canopy height estimation from combined polarimetric SAR and LiDAR using machine-learning [J]. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 2021, 172(2): 79-94.
- [28] HTA B, RL B, AH B, et al. Tree species classification in a temperate mixed forest using a combination of imaging spectroscopy and airborne laser scanning[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2019, 279(9): 107744.

[作者简介]

王青青 1997 年生, 硕士研究生, 主要研究方向为红树林湿地遥感监测研究。

朱俊利 1982 年生, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为摄影测量与遥感。

任广波 1983 年生, 博士, 副研究员, 主要研究方向为海岸带高分辨率遥感监测技术与应用研究。

刘善伟 1982 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为海洋遥感与 GIS 应用研究。

许明明 1990 年生, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为高光谱遥感图像处理与应用研究。

(本文编辑: 傅 杰)