

刘凯, 龚辉, 曹晶晶, 朱远辉. 2019. 基于多类型无人机数据的红树林遥感分类对比. 热带地理, 39(4): 492-501.

Liu Kai, Gong Hui, Cao Jingjing and Zhu Yuanhui. 2019. Comparison of Mangrove Remote Sensing Classification Based on Multi-type UAV Data. *Tropical Geography*, 39(4): 492-501.

基于多类型无人机数据的红树林遥感分类对比

刘凯¹, 龚辉¹, 曹晶晶¹, 朱远辉²

(1. 中山大学 地理科学与规划学院//广东省公共安全与灾害工程技术研究中心//广东省城市化与地理环境空间模拟重点实验室, 广州 510275;
2. 广州大学 地理科学学院 公共安全地理信息分析中心, 广州 510006)

摘要: 使用固定翼无人机、消费级旋翼无人机和专业级旋翼无人机获取广东珠海淇澳岛红树林保护区多类型无人机遥感影像, 使用基于面向对象分类的 K -最近邻与随机森林分类器对研究区影像进行红树林树种精细分类和对比分析, 并探讨了不同类型无人机平台在红树林资源调查应用中的优缺点。结果表明: 1) 固定翼无人机、消费级旋翼无人机和专业级旋翼无人机数据使用 K -最近邻法的分类精度分别为: 73.8%、72.8%和 79.7%; 使用随机森林法的分类精度分别为: 81.1%、84.8%和 89.3%。3 种平台类型的无人机数据均适用于红树林精细分类研究, 对于无人机红树林遥感数据, 随机森林的分类方法优于 K -最近邻方法。2) 以拍摄面积与用时之比估算采集效率, 固定翼无人机、消费级旋翼无人机和专业级旋翼无人机分别为 0.036、0.013 和 0.003 km²/min。固定翼无人机的采集效率具有明显优势。3) 固定翼无人机适合大范围红树林数据采集, 要求较高; 消费级旋翼无人机适于获取小范围精细数据, 成本低且易学易用; 专业级旋翼无人机适合搭载质量稍大的如成像光谱仪、LiDAR 等专业传感器获取多源数据。最后给出了无人机在红树林遥感研究中的注意事项和建议。

关键词: 无人机; 遥感; 红树林; 随机森林分类; K -最近邻法; 面向对象分类

中图分类号: S757.2; P237

文献标志码: A

文章编号: 1001-5221(2019)04-0492-10

DOI: 10.13284/j.cnki.rddl.003150

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



红树林生长于热带、亚热带海岸及河流入海口, 适应高盐、缺氧的潮间带环境 (Romañach et al., 2018)。红树林湿地及其他生物构成了独特的红树林湿地生态系统, 能防止海岸侵蚀 (Marois et al., 2015), 净化水质, 提供生活物资和旅游资源, 对当地自然生态与人文生态具有重要意义。自20世纪以来, 由于经济社会快速发展与气候变化, 大片红树林消失, 红树林生态系统遭到严重破坏 (Valiela et al., 2001; Alongi, 2015), 亟需开展红树林生态遥感监测研究, 以为红树林生态保护和资源管理提供决策参考。

红树林资源调查通常使用卫星遥感数据。而中国红树林成片面积小, 分布零散, 单位长度海岸线分布的红树林比例极低, 需使用较多卫星影像数据才能进行一定区域范围的红树林监测; 并且, 受卫星重访周期的制约, 云层对卫星光学和红外通道的影响, 卫星遥感数据获取受限, 时间分辨率也

较低。近年来, 无人机作为一种新型遥感平台, 携带方便, 起降灵活, 不受地面环境限制, 能获取一定范围地物影像, 调查效率较高。无人机影像的空间分辨率可达到厘米级别, 也能弥补卫星遥感空间分辨率的短板 (洪宇 等, 2008), 且不受云层的影响, 能够保证数据质量。另外, 无人机系统的发展也较为成熟, 数据采集成本低于卫星遥感与航空遥感 (李祥 等, 2017)。总之, 无人机平台的灵活、快速和低成本等特点使其在森林资源调查 (李亚东 等, 2017; 贾慧 等, 2018)、大气环境监测 (杨海军 等, 2015)、生态监测 (郭庆华 等, 2016; 孙中宇 等, 2017; 胡健波 等, 2018) 等方面得到了广泛应用。

已有无人机按照结构可分为固定翼无人机、多旋翼无人机、单旋翼无人机及特殊构型无人机 (唐露新 等, 2018)。基于各类型无人机平台获取的遥感数据在精细分类研究中受到越来越多的关注。如

收稿日期: 2019-05-09; 修回日期: 2019-06-20

基金项目: 广东省自然科学基金项目 (2016A030313261、2016A030313188); 海洋公益性行业科研专项经费项目 (201505012)

作者简介: 刘凯 (1979—), 男, 黑龙江伊春人, 副教授, 博士, 主要从事环境遥感研究, (E-mail) liuk6@mail.sysu.edu.cn。

Akar (2018) 使用固定翼无人机获取遥感影像并进行精细地物分类, 取得了较好的分类结果; Fraser 等 (2019) 评估了固定翼无人机在新英格兰林地分类中的适用性, 其中, 面向对象的分类精度达到了 85.71%。Wu 等 (2019) 使用消费级无人机数据对珠江口内伶仃岛的入侵植物进行了识别分类, 总体分类精度达到 95.57%; Bohler 等 (2018) 使用消费级无人机对瑞士高原农作物进行精细分类, 基于面向对象的随机森林分类方法取得了 94.6% 的分类精度。杨龙等 (2016) 使用专业级六旋翼无人机识别了广东鹤山亚热带森林冠层物种, 获得的无人机影像能清晰地反映出各种植被冠层特征; Tuominen 等 (2018) 使用专业级六旋翼无人机搭载高光谱传感器获取了芬兰东南部林区影像, 对林地内 26 个树种进行了精细分类, 最高分类精度达到 82.3%。这些研究充分证明了多类型无人机在地物精细分类有较好的应用效果。近年来, 也有研究将使用无人机平台获取的遥感数据应用于红树林研究 (冯家莉 等, 2015; Zhu et al., 2019), 但总体上成果较少。因此, 为了进一步推广无人机在红树林遥感领域的应用, 总结无人机红树林遥感数据采集和应用过程中的问题和注意事项, 有必要开展多类型无人机数据对红树林物种精细分类实验和对比工作。

本文拟使用固定翼、消费级旋翼和专业级旋翼 3 种无人机平台, 分别获取珠海淇澳岛红树林保护区影像数据, 进行红树林树种分类。通过分析不同无人机平台在红树林遥感中的应用案例, 对比并总结多类型无人机的特点, 并基于已有的研究经验, 提出红树林遥感中无人机平台的应用建议, 以期为红树林遥感监测提供技术参考和决策支持。

1 研究区与无人机遥感系统

1.1 研究区与分类系统

以广东珠海淇澳岛红树林自然保护区为研究区。淇澳岛位于珠海市东北, 珠江口西岸, 面积约 24 km²。岛上属亚热带季风气候, 雨热充足。该区域红树林也是珠海市红树林保存最为完整的一片林分, 主要红树物种有秋茄 (*Kandelia candel*)、桐花树 (*Aegiceras corniculatum*)、老鼠簕 (*Acanthus ilicifolius*)、卤蕨 (*Acrostichum aureum*) 以及人工引种的海桑 (*Sonneratia caseolaris*)、无瓣海桑等 (*Sonneratia apetala*)。其中, 秋茄为淇澳岛本土物种, 靠近围垦大堤外侧分布, 无瓣海桑为人工恢复树种, 生长快速, 主要分布于大围湾中、低潮区域

(王震 等, 2017)。

根据数据范围内的优势种分布, 主要将影像分为非植被 (包括木栈道与水体)、阴影、卤蕨、无瓣海桑、桐花树、秋茄、老鼠簕、芦苇 (*Phragmites australis*)、银叶树 (*Heritiera littoralis*)。其中消费级旋翼无人机影像中不包括银叶树, 且海漆 (*Excoecaria agallocha*) 与黄槿 (*Hibiscus tiliaceus*) 2 类红树植物占比较多, 因此消费级无人机数据的分类系统中删除银叶树类别, 增加海漆、黄槿 2 个类别。

1.2 无人机遥感系统与数据采集

1.2.1 无人机遥感系统 无人机遥感系统从功能上分为无人机平台、无人机载荷、地面控制系统与遥感数据处理系统 (孙刚 等, 2018)。无人机平台是主体结构, 完成飞行以及载重功能, 无人机载荷为各种遥感传感器, 地面控制系统负责前期规划航线、收发指令以及监测无人机飞行状态。

固定翼无人机航程远, 但起降要求高, 体积大; 单旋翼无人机结构复杂, 维护成本较高。多旋翼无人机起降要求低, 飞行灵活 (杨力龙, 2017), 适合执行多种任务。其中固定翼无人机、专业级旋翼无人机和消费级旋翼无人机的特点如下:

1) 用于遥感的固定翼无人机翼展多 > 2 m, 遥感设备放于机舱内, 机腹开口使传感器镜头露出, 机舱容量是传感器的限制因素 (图 1-a)。固定翼无人机使用内燃机或电动机作为动力, 通过跑道或弹射架起飞, 部分机型也能通过手抛起飞, 续航时间与里程是其优势。航线规划、自动起降和数据传输等均由地面站控制完成。

2) 消费级旋翼无人机为适应非专业的消费者, 操作入门简单, 未接触过无人机的研究者也能进行操作获取数据 (图 1-b)。其机体高度集成, 但无法更换传感器, 因此只能获取单一数据类型。消费级旋翼无人机便于野外携带, 可单人操作, 对起降场地要求较低, 数据采集灵活高效。

3) 专业级旋翼无人机平台结构简单, 由 4、6 或 8 个旋翼提供升力, 依靠旋翼转速变化完成机体的升降移动 (图 1-c)。多旋翼无人机使用垂直起降方式, 不受场地限制。专业级旋翼无人机具有较大的载重, 能挂载 LiDAR、高光谱和热红外等传感器, 获取多个种类的数据。专业级旋翼无人机的操作需要经过专业培训, 且受到国家无人机低空飞行政策的管控。

1.2.2 无人机影像采集 固定翼无人机影像, 使用双电机泡沫机体的固定翼无人机平台采集。其飞行控制系统、导航系统与通信系统安装于机舱前端,



图 1 本文使用的多类型无人机 (a. 固定翼无人机; b. 消费级旋翼无人机; c. 专业级旋翼无人机)
Fig.1 Multi-type UAVs used in this paper (a. fixed-wing UAV; b. consumer rotorcraft UAV; c. professional rotorcraft UAV)

后部放置的传感器为SONY NEX-5T相机。飞行控制系统与相机快门连接,控制相机等距拍照,并同时记录拍摄点的GPS坐标。通过在地面站中设定航线,再上传至飞行控制系统中,实现无人机自动飞行。起飞前选择空旷开阔的起降场地,固定翼无人机影像于2015-09-11 T 10:30—12:00拍摄,飞行高度400 m,一个架次完成采集,飞行时长约10 min。

消费级旋翼无人机影像,使用DJI精灵4消费级四旋翼无人机作为平台采集。其机身紧凑,内部封装了一套集成化的动力、飞控、导航系统,机身与载荷(相机)集成一体,减轻了整体重量。该无人机使用锂聚合物电池为动力,地面控制系统仅由一台遥控器与移动终端组成,通过配套的软件可以快速进行航线规划、自动飞行与手动拍照功能。无人机拍照时将GPS信息写入照片EXIF数据,便于内业处理工作中坐标与航片的匹配。整套无人机系统放置于长宽高分别为37.8 cm×32.1 cm×21.5 cm的小型泡沫手提箱中,既保护设备也便于野外携带。数据采集时间为2017-11-11 T10:00—12:00,飞行期间天气晴朗。由于测区较大,分为3块子区域飞行,每块子区域航向重叠率为80%,旁向重叠率为75%,飞行高度100 m,飞行速度9 m/s,每块区域平均飞行时长25 min。

专业级旋翼无人机影像,使用大型八旋翼无人机,挂载高光谱传感器获取。该无人机由8个旋翼提供动力,载重>3 kg,装有主副2套飞行控制系统与导航系统,使飞行稳定性与导航精度有所增加,顶部配备降落伞,在失去动力时自动弹开,提高了系统安全性。无人机云台上可灵活安装多种传感器,如小型LiDAR、多光谱相机和高光谱相机等。传感器使用德国Cubert UHD185高光谱相机,该相机能采集波长450~998 nm范围内的138个波段的高光谱影像,光谱采样间隔4 nm,数据的空间分辨率可随飞行高度自由调整。高光谱影像拍摄、传输和存储

由一台微型主机控制,与传感器一同安装于云台上。数据的采集在能见度较高的晴天完成,拍摄时间为2016-11-15 T 10:00—12:30,飞行高度80 m,飞行时长约20 min。3种无人机平台搭载的传感器参数见表1,研究区3种无人机遥感影像见图2。

表 1 3 种无人机平台的传感器参数
Fig.1 Parameters of sensors from three UAV platforms

参数	固定翼无人机	消费级旋翼无人机	专业级旋翼无人机
焦距/mm	15.5	8.8	23
像素数/pix	1.6×10^7	2.0×10^7	10^6
像素大小/ μm	4.764	2.412	6.450
光谱类型	RGB	RGB	高光谱

2 数据与方法

针对采集的3种类型无人机数据,采用以面向对象遥感分类方法为基础,对比K-最近邻与随机森林分类器对红树林物种分类的效果,技术路线见图3。

2.1 无人机数据预处理

数据采集完成后,将无人机影像与对应坐标导入航空摄影测量软件进行处理,处理步骤包括特征点提取、特征点匹配、空三解算、正射校正、匀色拼接等,最后得到研究区的数字正射影像(Digital Orthophoto Map, DOM)与数字表面模型(Digital Surface Model, DSM)。

2.2 面向对象的红树林树种分类

高分辨率的无人机影像包含丰富的地物类型信息,有利于对物种混杂的红树林地区进行精细化分类。高分辨率影像反映了地物纹理细节,同时也存在地物阴影的干扰,基于像素分类的方法无法利用其中的纹理信息,也容易产生“椒盐噪声”,错分率较高(Yu et al., 2006)。面向对象方法将同质且相邻的像元合并为一个对象,影像被分割为差异性较大的多个对象,将对象作为分类的基本单元,不仅能利用空间纹理信息,也避免了“椒盐噪声”的

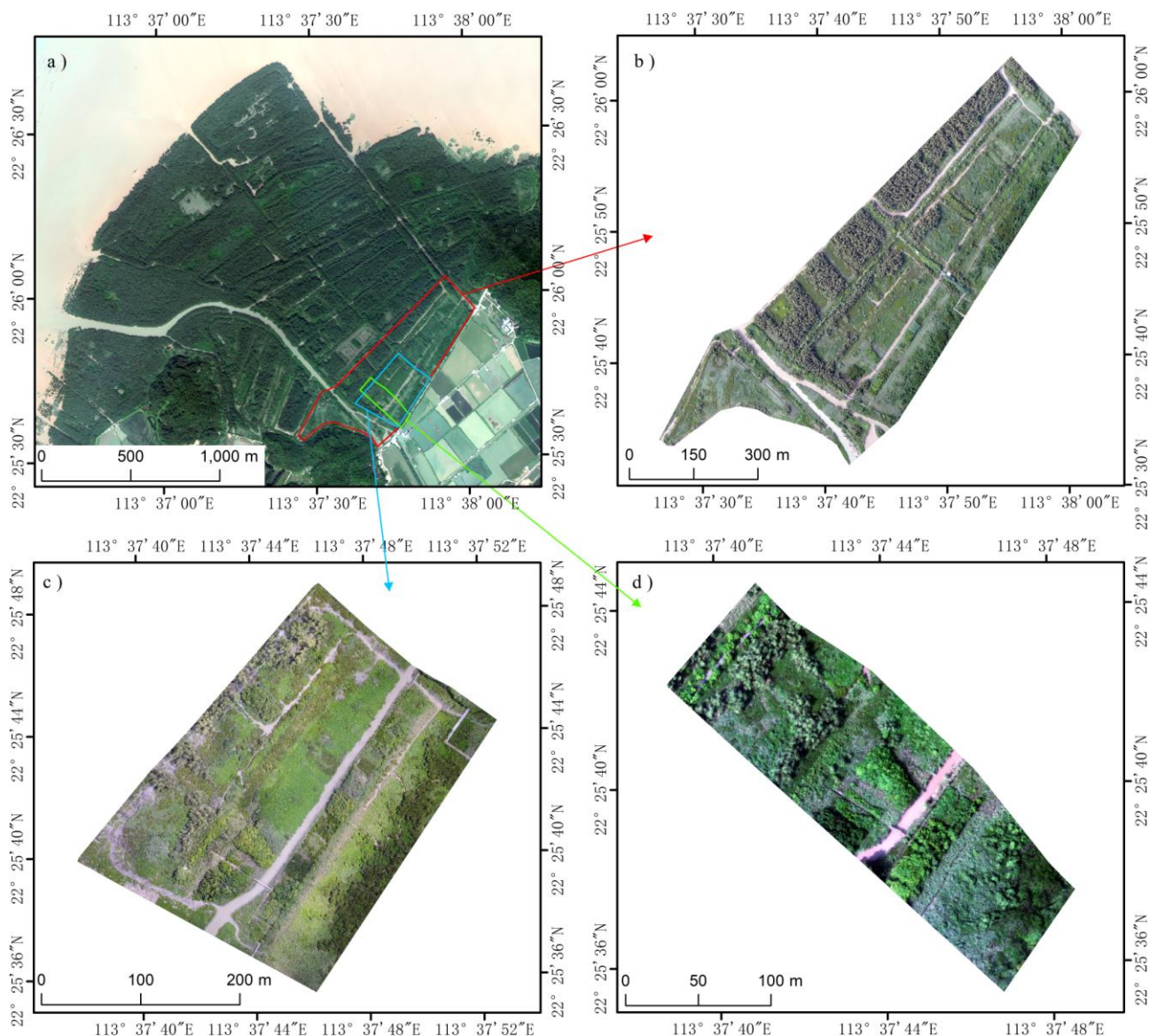


图2 研究区(a)及多类型无人机(b. 消费级旋翼无人机; c. 固定翼无人机; d. 专业级旋翼无人机)影像

Fig.2 The study area(a) and images from multi-type UAVs (b. fixed-wing UAV; c. consumer rotorcraft UAV; d. professional rotorcraft UAV)

产生。

2.2.1 影像分割 影像分割是面向对象分类的基础,分割算法将影像分为多个对象单元,特征提取、分类器分类等方法均基于对象操作,分割的准确度影响分类精度。分割算法中,分割尺度、形状和紧致度是较为重要的参数。根据影像分辨率,地物集聚程度等因素,经过多次实验判断,确定最优参数。

2.2.2 特征提取 在影像分割的基础上提取对象的光谱、纹理与高度特征参与分类。对于固定翼无人机与消费级旋翼无人机获取的可见光的三波段数据,提取3个波段,加上亮度与最大偏差作为光谱特征;对于专业级旋翼无人机获取的高光谱数据,使

用分类回归树(Classification and Regression Tree, CART)算法,选择样本分离度较大波段作为光谱特征。纹理特征使用灰度共生矩阵(Gray Level Co-Occurrence Matrix, GLCM),包括同质性、熵、对比度、差异性、角二阶矩、自相关、均值和标准差,对数据的红、绿、蓝3个波段提取这8种纹理特征,共得到24个纹理特征。从无人机影像中提取的DSM信息,也反映了不同树种的相对高差,融合DSM与DOM数据能有效地提高分类精度(Liu et al., 2015),因此也添加DSM数据作为高度特征(表2)。

2.2.3 K-最近邻分类 K-最近邻(K-Nearest Neighbor, KNN)算法的思想较为简单,首先计算待

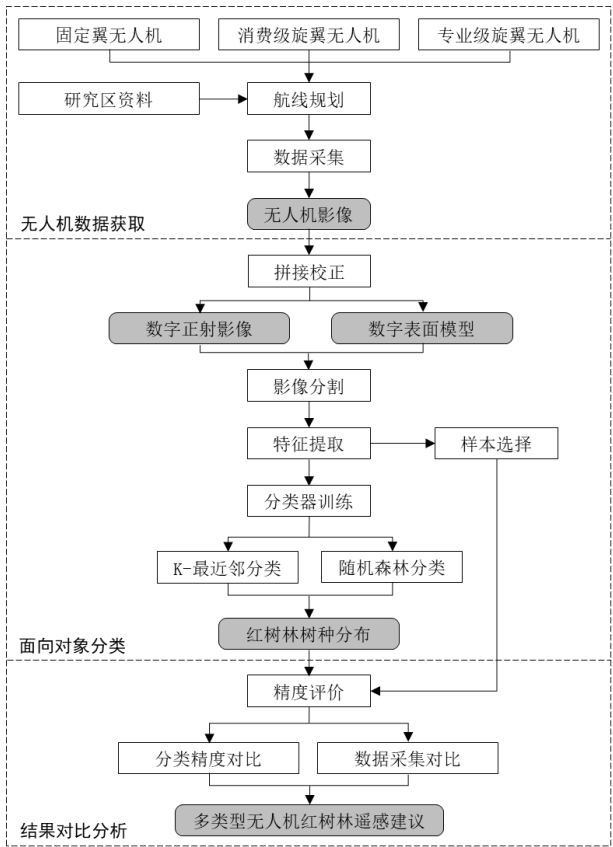


图 3 技术路线

Fig.3 Flowchart of this paper

表 2 本文使用的分类特征

Tab.2 Features used for classification in this paper

分类特征	固定翼	消费级旋翼	专业级旋翼
数据类型	可见光		高光谱
光谱特征	b1、b2、b3、亮度、最大偏差		b1-2、b8-10、b14、b17-19、b23-24、b26、b28-29、b48、b52、b56-57、b62-64、b68-70、b72、b75、b79-80、b82-83、b91、b107、亮度、最大偏差
纹理特征	b1、b2、b3 计算的 GLCM：同 b8、b25、b50 计算的质性、熵、对比度、差异性、GLCM：同质性、熵、对角二阶矩、自相关、均值、标比度、差异性、角二阶矩、准差		自相关、均值、标准差
高度特征	DSM		DSM

分类对象到训练样本的相似度（距离），找到相似度最高的 K 个样本，根据这 K 个样本中多数所属的类别决定待分类对象的类别， K 值的选取对分类结果有较大影响（Thomas et al., 1967）。 K -最近邻是一种“懒惰学习”方法，训练时只记录训练样本的特征值，在预测阶段进行运算。同时 K -最近邻作为一种非参数方法，适用于非正态分布的数据，广泛应

用于遥感影像分类中。

2.2.4 随机森林分类 随机森林（Random Forest, RF）是一种集成学习方法，以决策树分类器为基础（Breiman, 2001）。对于单棵决策树，从样本集中随机抽取样本，并随机抽取部分特征，以此构建决策树。重复随机抽样的建树方法，由多颗决策树组成随机森林。影像对象的分类结果由全体决策树的分类结果投票决定，对象将被分到得票数最多的一类。随机森林在稳定性和运算速度上都有较好的表现，其分类精度与模型中决策树的数目相关。

2.3 精度评价

为对比不同平台无人机数据分类结果，结合实地调查数据与目视判别法，选取验证样本评价 K -最近邻与随机森林分类结果精度，以总体分类精度与Kappa系数作为指标评价分类精度。

3 结果与讨论

3.1 无人机遥感精细分类结果

3.1.1 固定翼无人机数据分类结果 固定翼无人机数据使用Pix4d软件进行预处理，得到红树林保护区的DOM与DSM，空间分辨率0.12 m，总面积0.36 km²。使用影像的R、G、B三个波段与DSM参与分割，经多次分割试验，确定最优分割参数为尺度50，形状指数0.3，紧凑度指数0.5。在实际调研点与目视解译基础上选择训练与验证样本，提取光谱特征、纹理特征、高度特征，分别训练 K -最近邻与随机森林分类器，最终分类结果见图4。其中，西北部条带为大片无瓣海桑人工林，东南部条带以秋茄为主，中部条带为老鼠簕、桐花树、卤蕨、芦苇、银叶树等植物混生，西南角以芦苇、卤蕨与老鼠簕为主。2种分类方法的结果均与实际地物大致符合，其差异主要存在于中部老鼠簕与桐花树的混生带。使用验证样本评价二者分类精度和Kappa系数： K -最近邻分类精度为73.8%，Kappa系数0.697；随机森林分类精度为81.1%，Kappa系数0.782。

3.1.2 消费级旋翼无人机数据分类结果 消费级旋翼无人机影像使用Pix4d软件进行拼接处理，得到DOM与DSM，影像面积0.959 km²，空间分辨率0.03 m。参与影像分割的数据包括R、G、B三个波段和DSM，经过多次分割试验与评价，确定分割尺度为90，形状指数为0.3，紧凑度指数为0.7，在该尺度上能较好地将各种不同纹理、形状的地物分割开。消费级无人机影像精细分类结果见图5。

2种分类方法均能体现实物物种分布情况：秋茄

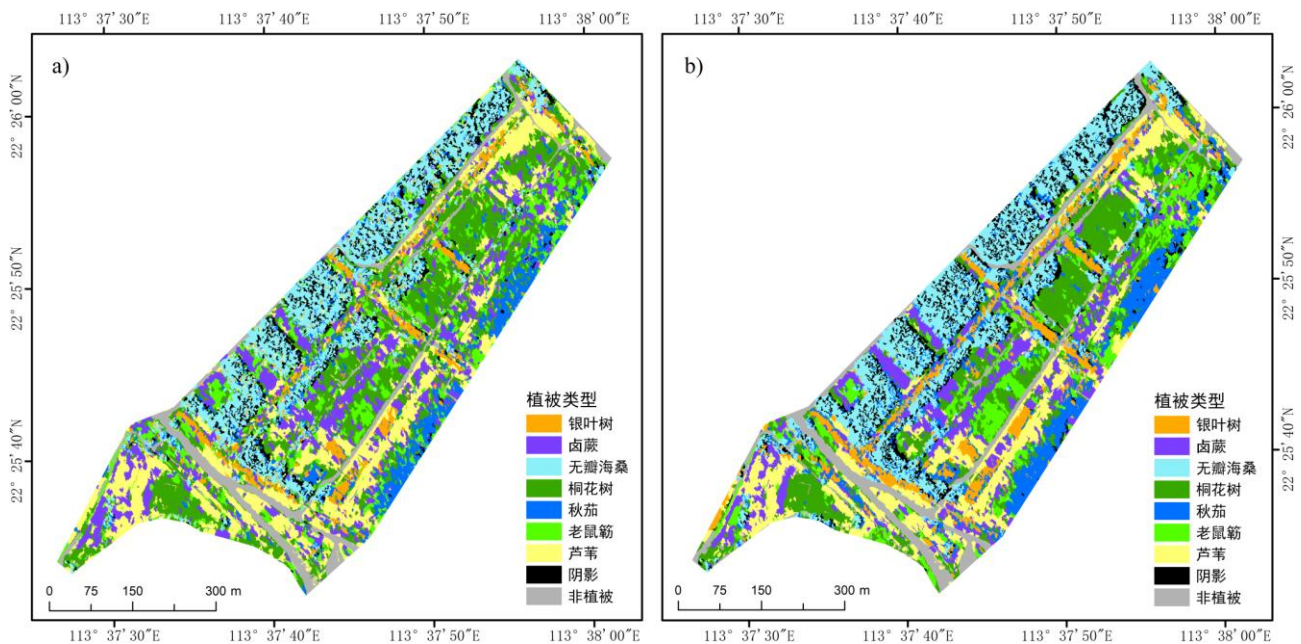


图4 固定翼无人机影像分类结果 (a. K-最近邻; b. 随机森林)

Fig.4 Classification result of image from fixed-wing UAV (a. KNN; b. RF)

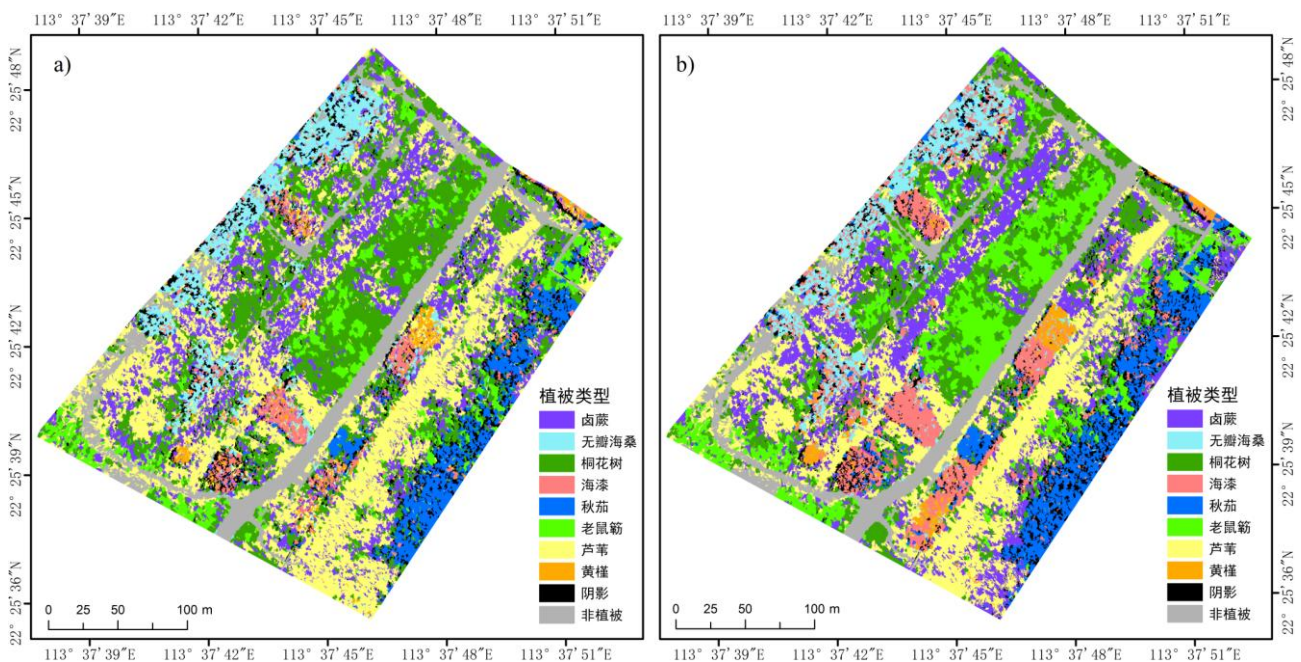


图5 消费级旋翼无人机影像分类结果 (a. K-最近邻; b. 随机森林)

Fig.5 Classification result of image from consumer rotorcraft UAV (a. KNN; b. RF)

主要分布在分类区东南沿线,往西北方向为芦苇、卤蕨与老鼠簕混生带,无瓣海桑主要分布在西北侧。与固定翼无人机数据类似,二者差异主要体现在中部的老鼠簕与桐花树混生带。使用验证样本评价2种方法的分类精度与Kappa系数:K-最近邻分类精度为72.8%,Kappa系数为0.682,随机森林的分类精度为84.8%,Kappa系数为0.822。

3.1.3 专业级旋翼无人机数据分类结果 高光谱影像拼接使用AgiSoft Photoscan软件进行拼接校正,预处理完成后生成DOM与DSM,影像覆盖面积0.03 km²,地面分辨率为0.02 m。高光谱数据包含了丰富的光谱信息,较高的分辨率也带来大量纹理信息,有利于红树林树种分类精度的提高。经多次实验对比,符合红树林群落分布的最佳分割尺度为100。通

过分类与回归树(Classification And Regression Tree, CART)算法,选择32个类间差异较大的波段作为光谱特征。提取可见光波段中第8、25、50波段的灰度共生矩阵作为纹理特征。提取样本的光谱、纹理与高度特征进行K-最近邻与随机森林分类器训练,最终分类结果见图6所示。

2种分类方法所得结果在总体上一致:西北角为银叶树与无瓣海桑、中部为芦苇与银叶树、东南角为卤蕨与秋茄。但K-最近邻的分类结果较随机森林更为破碎分散。精度评价结果显示:K-最近邻分类精度为79.7%, Kappa系数为0.770;随机森林分类精度为89.3%, Kappa系数为0.879。

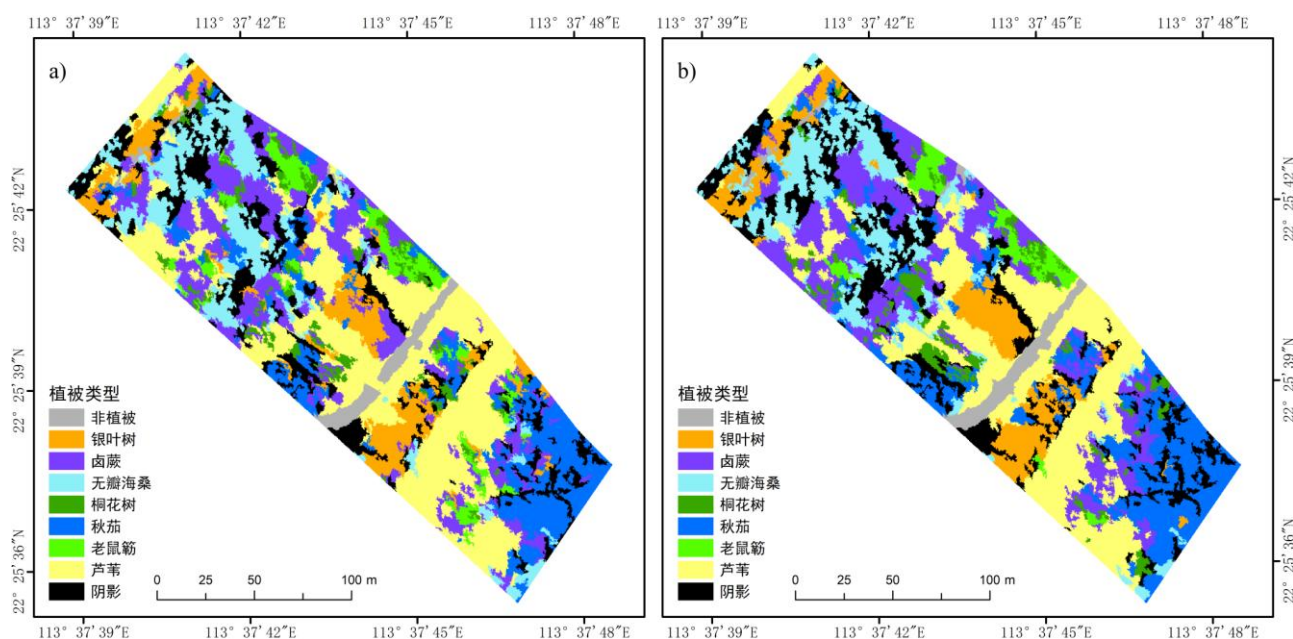


图6 专业级旋翼无人机高光谱影像分类结果(a. K-最近邻; b. 随机森林)

Fig.6 Classification result of image from professional rotorcraft UAV (a. KNN; b. RF)

3.2 讨论

3.2.1 多类型无人机数据分类对比 在固定翼无人机数据与消费级旋翼无人机数据的分类结果中,非植被类型地物与植被的光谱差异较大,分类精度较高;由于潮汐影响,部分靠近水体的植物被淤泥覆盖(芦苇、桐花、老鼠簕)导致错分为非植被。桐花树与老鼠簕的光谱与高度差异较小,且混杂生长,2个物种之间有较多误分。芦苇与卤蕨的光谱、纹理特征较为相似,2个类别之间也有较多误分。秋茄光谱反射较弱,与阴影相似,有部分秋茄被误分为阴影。专业级旋翼无人机采集的高光谱影像面积小,但包含大量地物光谱信息,分类结果精度较高。高光谱影像中,K-最近邻分类结果将部分银叶树错分为卤蕨,将部分非植(水体)被错分为芦苇;由于无瓣海桑与秋茄在纹理与高度特征方面有一定相似,故K-最近邻与随机森林2种分类器均将东南角的部分秋茄错分为无瓣海桑。

由3.1小节分析可知,3种数据使用随机森林算法的分类精度均高于K-最近邻算法,分类效果均优

于K-最近邻算法。总体来说,对于无人机红树林遥感影像,使用随机森林算法能获得更好的树种分类精度。这与已有的基于随机森林进行湿地植被分类研究(崔小芳等,2018;穆亚南等,2018)的结论一致。3种无人机平台获取的数据使用随机森林分类均取得较好的分类精度,都适用于红树林精细分类。

3.2.2 多类型无人机平台效率对比 估算每个无人机平台拍摄面积与用时之比,固定翼无人机为0.036 km²/min,消费级旋翼无人机为0.013 km²/min,专业级旋翼无人机为0.003 km²/min。固定翼无人机因其速度快、飞行高度高,拍摄效率有显著优势。旋翼无人机飞行方式不同,速度与高度不及固定翼无人机,因而采集效率较低。这其中,专业级旋翼无人机所携带的高光谱传感器视场较小,要求飞行速度进一步降低。

固定翼无人机速度快、航程远以及飞行高度高,提高了大面积数据的采集效率,适用于大区域的红树林数据采集(冯家莉等,2015);但固定翼无人

机的机舱容量限制了传感器的体积与类型，获取的数据类型较为单一，同时固定翼无人机对起降场地有一定要求。消费级旋翼无人机体积小，重量轻，便于野外携带，单人即可完成航线规划、自动飞行的任务。只需小块空地即可起降无人机，适合在红树林林区内进行小范围的精细调查。在《民用无人驾驶航空器系统驾驶员管理暂行规定》中，在视距内飞行的微型无人机（本文消费级无人机属于此范畴）无需证照管理，作业弹性较大。但其飞行范围有限，获取的数据类型单一。专业级旋翼无人机在动力、载重等方面均优于消费级旋翼无人机，六旋翼、八旋翼的结构也增加了其稳定性。其最大优势在于挂载传感器类型的多样化，可为红树林精细分类研究提供高质量的数据；但体积、重量大，不便野外运输是其限制（表3）。

表 3 3 种无人机遥感平台优势分布
Tab.3 Advantage distribution of three UAV platforms

无人机平台	单次飞行范围	灵活性	传感器多样性	操作简易度
固定翼	★★★	★	★★	★
消费级多旋翼	★★	★★★★	★	★★★★
专业多旋翼	★	★★	★★★★	★★

注：星数表示优势度，星数越多，该项越占优势。

3.2.3 无人机红树林遥感应用建议 根据已有的经验，提出红树林无人机遥感的几点建议：1) 红树林湿地处于近海及海岸地带，天气多变，常伴有大风。无人机抗风性有限，较强风力会对其稳定性产生影响，造成抖动及偏航，降低数据质量；严重时导致无人机坠毁，造成损失。故无人机数据采集应考虑风力因素，选择在微风天气飞行。2) 无人机的起飞与降落阶段危险性最大，起降场地应选择无人空旷的平地。在无人机自动飞行阶段应有操作人员监视无人机状态，及时应对突发情况。3) 无人机传感器镜头为非量测相机，存在一定的几何误差，需要较高的重叠率，以便于在平差解算时减小误差。为得到几何误差较小的正射拼接影像，一般航向重叠率不低于80%，旁向重叠率不低于70%。4) 无人机飞行高度应至少高于树冠约40 m，过低的飞行高度对地面分辨率的增加贡献不大，反而会增加数据采集的时间与无人机撞击异物的风险。5) 每日涨潮在红树林地表形成水面，航片中的水面会在处理过程给特征点提取和匹配带来误差。故应尽量避免航片中出现水面，选择低潮时段采集数据。6) 尽量选择晴朗无云的天气采集数据，这对于进光量要求较高的光谱传感器尤为重要。采集时段选择在正午能减

少地物阴影的影响，提高分类结果的精度。

4 结论

本文使用固定翼无人机、消费级旋翼无人机和专业级旋翼无人机平台获取珠海淇澳岛红树林保护区影像。基于面向对象分类方法，使用K-最近邻与随机森林2种分类方法进行红树林精细分类对比。得到的主要结论为：1) 固定翼、消费级旋翼与专业级旋翼无人机数据的K-最近邻分类精度分别为73.8%、72.8%、79.7%；随机森林分类精度分别为81.1%、84.8%、89.3%。表明3种无人机平台获取的数据均适用于红树林精细分类；随机森林分类精度在3种数据中均优于K-最近邻，在无人机红树林遥感分类中，可优先考虑随机森林分类方法。2) 固定翼无人机航程远，数据采集范围大，适合获取大面积红树林数据；消费级旋翼无人机于数据采集灵活，便于携带，操作简单，适合采集小范围的精细数据；专业级旋翼无人机能搭载多种传感器，获取高光谱、LiDAR点云等多样化数据。由于无人机平台传感器的差异，固定翼无人机数据与消费级旋翼无人机数据的分类精度接近，专业级旋翼无人机获取的高光谱数据的分类精度较高。3) 无人机在红树林遥感应用中需注意飞行安全与数据采集质量，应结合研究内容与研究区情况制定合理的数据采集计划。多类型无人机为红树林精细分类研究提供了多源、高分辨率遥感数据，适应多种数据需求，可为红树林资源调查、生态保护、合理开发等研究提供多样化信息与参考。

参考文献（References）：

Akar 0. 2018. The Rotation Forest Algorithm and Object-Based Classification Method for Land Use Mapping through UAV Images. *Geocarto International*, 33(5): 538-553.

Alongi D M. 2015. The Impact of Climate Change on Mangrove Forests. *Current Climate Change Reports*, 1(1): 30-39.

Bohler J, Schaepman M and Kneubuhler M. 2018. Crop Classification in a Heterogeneous Arable Landscape Using Uncalibrated UAV Data. *Remote Sensing*, 10(8): 1282.

Breiman L. 2001. Random Forests. *Machine Learning*, 45(1): 5-32.

崔小芳, 刘正军. 2018. 基于随机森林分类方法和多源遥感数据的湿地植被精细分类. 测绘与空间地理信息, 41(8): 113-116. [Cui Xiaofang and Liu Zhengjun. 2018. Wetland Vegetation Classification Based on Object-Based Classification Method and Multi-Source Remote Sensing Images. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 41(8): 113-116.]

Fraser B T and Congalton R G. 2019. Evaluating the Effectiveness of Unmanned Aerial Systems (UAS) for Collecting Thematic Map

- Accuracy Assessment Reference Data in New England Forests. *Forests*, 10(1): 24.
- 冯家莉, 刘凯, 朱远辉, 李勇, 柳林, 蒙琳. 2015. 无人机遥感在红树林资源调查中的应用. *热带地理*, 35(1): 35-42. [Feng Jiali, Liu Kai, Zhu Yuanhui, Li Yong, Liu Lin and Meng Lin. 2015. Application of Unmanned Aerial Vehicles to Mangrove Resources Monitoring. *Tropical Geography*, 35(1): 35-42.]
- 郭庆华, 吴芳芳, 胡天宇, 陈琳海, 刘瑾, 赵晓倩, 高上, 庞树鑫. 2016. 无人机在生物多样性遥感监测中的应用现状与展望. *生物多样性*, 24(11): 1267-1278. [Guo Qinghua, Wu Fangfang, Hu Tianyu, Chen Linhai, Liu Jin, Zhao Xiaolian, Gao Shang and Pang Shuxin. 2016. Perspectives and Prospects of Unmanned Aerial Vehicle in Remote Sensing Monitoring of Biodiversity. *Biodiversity Science*, 24(11): 1267-1278.]
- 洪宇, 龚建华, 胡社荣, 黄明祥. 2008. 无人机遥感影像获取及后续处理探讨. *遥感技术与应用*, 23(4): 462-466. [Hong Yu, Gong Jianhua, Hu Sherong and Huang Mingxiang. 2008. Discussion on UAV Remote Sensing Image Capture and Disposal. *Remote Sensing Technology and Application*, 23(4): 462-466.]
- 胡健波, 张健. 2018. 无人机遥感在生态学中的应用进展. *生态学报*, 38(1): 20-30. [Hu Jianbo and Zhang Jian. 2018. Unmanned Aerial Vehicle Remote Sensing in Ecology: Advances and Prospects. *Acta Ecologica Sinica*, 38(1): 20-30.]
- 贾慧, 杨柳, 郑景飏. 2018. 无人机遥感技术在森林资源调查中的应用研究进展. *浙江林业科技*, 38(4): 89-97. [Jia Hui, Yang Liu and Zheng Jingbiao. 2018. Advances of UAV Remote Sensing Applied in Forest Resources Investigation. *Journal of Zhejiang Forestry Science and Technology*, 38(4): 89-97.]
- Liu X and Bo Y. 2015. Object-Based Crop Species Classification Based on the Combination of Airborne Hyperspectral Images and LiDAR Data. *Remote Sensing*, 7(1): 922-950.
- 李祥, 郑清文, 戴楚彦, 林文树. 2017. 基于无人机影像的森林信息获取研究进展. *世界林业研究*, 30(4): 41-46. [Li Xiang, Zheng Yuwen, Dai Chuyan and Lin Wenshu. 2017. Research Progress of Forest Information Acquisition Based on Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Image. *World Forestry Research*, 30(4): 41-46.]
- 李亚东, 冯仲科, 明海军, 李长青, 曹明兰. 2017. 无人机航测技术在森林蓄积量估测中的应用. *测绘通报*, (4): 63-66. [Li Yadong, Feng Zhongke, Ming Haijun, Li Changqing and Cao Minglan. 2017. Application of UAV Aerophotographic System in Forest Volume Estimation. *Bulletin of Surveying and Mapping*, (4): 63-66.]
- Marois D E and Mitsch W J. 2015. Coastal Protection from Tsunamis and Cyclones Provided by Mangrove Wetlands-a Review. *International Journal of Biodiversity Science, Ecosystem Services and Management*, 11(1): 71-83.
- 穆亚南, 丁丽霞, 李楠, 陆琳莹, 吴明. 2018. 基于面向对象和随机森林模型的杭州湾滨海湿地植被信息提取. *浙江农林大学学报*, 35(6): 1088-1097. [Mu Yanan, Ding Lixia, Li Nan, Lu Linying and Wu Ming. 2018. Classification of Coastal Wetland Vegetation in Hangzhou Bay with an Object-Oriented, Random Forest Model. *Journal of Zhejiang A & F University*, 35(6): 1088-1097.]
- Romañach S S, DeAngelis D L, Koh H L, Li Y, Teh S Y, Raja B and Zhai L. 2018. Conservation and Restoration of Mangroves: Global Status, Perspectives, and Prognosis. *Ocean and Coastal Management*, 154: 72-82.
- 孙刚, 黄文江, 陈鹏飞, 高帅, 王秀. 2018. 轻小型无人机多光谱遥感技术应用进展. *农业机械学报*, 49(3): 1-17. [Sun Gang, Huang Wenjiang, Chen Pengfei, Gao Shuai and Wang Xiu. 2018. Advances in UAV-based Multispectral Remote Sensing Applications. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 49(3): 1-17.]
- 孙中宇, 陈燕乔, 杨龙, 唐光良, 袁少雄, 林志文. 2017. 轻小型无人机低空遥感及其在生态学中的应用进展. *应用生态学报*, 28(2): 528-536. [Sun Zhongyu, Chen Yanqiao, Yang Long, Tang Guangliang, Yuan Shaoxiong and Lin Zhiwen. 2017. Small Unmanned Aerial Vehicles for Low-Altitude Remote Sensing and Its Application Progress in Ecology. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 28(2): 528-536.]
- Thomas C and Hart P. 1967. Nearest Neighbor Pattern Classification. *Ieee Transactions on Information Theory*, 13(1): 21-27.
- Tuominen S, Näsi R, Honkavaara E, Balazs A, Hakala T, Viljanen N, Pölonen I, Saari H and Ojanen H. 2018. Assessment of Classifiers and Remote Sensing Features of Hyperspectral Imagery and Stereo-Photogrammetric Point Clouds for Recognition of Tree Species in a Forest Area of High Species Diversity. *Remote Sensing*, 10(5): 714.
- 唐露新, 于丽敏, 张宇维. 2018. 民用无人机系统的研究与应用. *机床与液压*, 46(5): 127-133. [Tang Luxin, Yu Limin and Zhang Yuwei. 2018. Application and Research of the Civil UAV System. *Machine Tool & Hydraulics*, 46(5): 127-133.]
- Valiela I, Bowen J L and York J. 2001. Mangrove Forests: One of the World's Threatened Major Tropical Environments. *Bioscience*, 51(10): 807-815.
- Wu Z, Ni M, Hu Z, Wang J, Li Q and Wu G. 2019. Mapping Invasive Plant with UAV-derived 3D Mesh Model in Mountain Area-a Case Study in Shenzhen Coast, China. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 77: 129-139.
- 王震, 陈卫军, 管伟, 廖宝文, 何克宏, 陈蔚, 谢敏. 2017. 珠海市淇澳岛主要红树林群落特征研究. *中南林业科技大学学报*, (4): 86-91. [Wang Zhen, Chen Weijun, Guan Wei, Liao Baowen, He Kehong, Chen Wei and Xie Min. 2017. Study on Zhuhai Qi'ao Island Main Mangrove Community Characteristics. *Journal of Central South University of Forestry & Technology*, (4): 86-91.]
- Yu Q, Gong P, Clinton N, Biging G, Kelly M and Schirokauer D. 2006. Object-Based Detailed Vegetation Classification with Airborne High Spatial Resolution Remote Sensing Imagery. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 72(7): 799-811.
- 杨海军, 黄耀欢. 2015. 化工污染气体无人机遥感监测. *地球信息科学学报*, 17(10): 1269-1274. [Yang Haijun and Huang Yaohuan. 2015. Evaluating Atmospheric Pollution of Chemical Plant Based on Unmanned Aircraft Vehicle(UAV). *Journal of Geo-Information Science*, 17(10): 1269-1274.]
- 杨力龙. 2017. 基于轻小型无人机的航空摄影测量技术在高陡边坡几何

- 信息勘察中的应用研究. 成都: 西南交通大学. [Yang Lilong. 2017. Application of Aerial Photogrammetry Based on Light and Small Unmanned Aerial Vehicle in Geometric Information Survey of High and Steep Slope. Chengdu: Southwest Jiaotong University.]
- 杨龙, 孙中宇, 唐光良, 林志文, 陈燕乔, 黎喻, 李勇. 2016. 基于微型无人机遥感的亚热带林冠物种识别. 热带地理, 36 (5) : 833-839. [Yang Long, Sun Zhongyu, Tang Guangliang, Lin Zhiwen, Chen Yanqiao, Li Yu and Li Yong. 2016. Identifying Canopy Species of Subtropical Forest by Lightweight Unmanned Aerial Vehicle Remote Sensing. *Tropical Geography*, 36(5): 833-839.]
- Zhu X, Hou Y, Weng Q and Chen Luzhen. 2019. Integrating UAV Optical Imagery and LiDAR Data for Assessing the Spatial Relationship between Mangrove and Inundation Across a Subtropical Estuarine Wetland. *Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 149: 146-156.

Comparison of Mangrove Remote Sensing Classification Based on Multi-type UAV Data

Liu Kai¹, Gong Hui¹, Cao Jingjing¹ and Zhu Yuanhui²

(1. School of Geography and Planning, Sun Yat-sen University//Provincial Engineering Research Center for Public Security and Disaster//

Guangdong Key Laboratory for Urbanization and Geo Simulation, Guangzhou 510275, China; 2. Center of Geo Informatics for Public

Security, College of Geographical Science, Guangzhou University, Guangzhou 510006, China)

Abstract: Mangroves have important ecological functions. Where damage to mangroves is severe, remote sensing can be used to monitor the situation and provide information to support mangrove protection and resource management. Remote sensing using Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) is flexible, low cost, and has higher spatial and temporal resolution than does satellite data. It has been successfully applied to a variety of research questions, including habitat classification. To popularize the application of UAVs in mangrove remote sensing, and summarize the data acquisition problems faced in this approach, it is necessary to compare and analyze the classification results of mangrove data from multi-type UAV surveys. In this study, fixed-wing UAVs, consumer rotorcraft UAVs, and professional rotorcraft UAVs are used to acquire images of Qi'ao Island Mangrove Reserve in Zhuhai, Guangdong Province. Using the object-oriented classification method, K-nearest neighbor, and random forest classifier, we classified mangrove species in the study area and compared the results from different UAVs. The classification accuracy of fixed-wing UAVs, consumer rotorcraft UAVs, and professional rotorcraft UAVs using the K-nearest neighbor method was 73.8%, 72.8%, and 79.7%, respectively, and that of the random forest method was 81.1%, 84.8%, and 89.3%, respectively. All three UAV types provided data that was suitable for mangrove classification. Random forest classification results were better than those of K-nearest neighbor classification; so, for UAV mangrove remote sensing data, priority should be given to the random forest method. Data acquisition efficiency was estimated by calculating the ratio of imaging area to acquisition time. Fixed-wing UAV, consumer rotorcraft UAV, and professional rotorcraft UAV collected data at 0.036, 0.013, and 0.003 km²/min, respectively. The fixed-wing UAV collected data much more rapidly than did the other UAVs, making it suitable for large-scale mangrove data acquisition. The professional rotorcraft UAV had the lowest data acquisition efficiency, but is low cost and easy to learn and use, making it suitable for the acquisition of small-scale data. Different UAVs had different sensors; the classification accuracy of the fixed-wing and consumer rotorcraft UAV data were similar, while that of the professional rotorcraft UAV was higher. The professional rotorcraft UAV was the most suitable for acquiring multi-source data as it has slightly heavier sensors, which include an imaging spectrometer and LiDAR. In the application of UAVs to mangrove remote sensing, attention should be paid to flight safety and data acquisition quality, and a reasonable data acquisition plan should be made depending on the research content and area under study. In this paper, we suggest approaches for the effective application of UAVs to mangrove remote sensing research.

Key words: UAV; remote sensing; mangrove; random forest classification; K-nearest neighbor method; object-oriented classification