

DOI:10.19650/j.cnki.cjsi.J2614847

基于无人机多光谱测量的滩涂区域特征提取方法

郭润泽, 孙 备, 孙晓永, 党昭洋, 钱翰翔
(国防科技大学智能科学学院 长沙 410073)

摘 要: 滩涂区域作为海陆交互的关键过渡带, 具有极高的生态研究价值, 然而其高湿度、强反射、地形复杂等环境特性导致传统遥感手段难以实现高频次、高精度、非侵入性的精细化探测。无人机 (UAV) 多光谱遥感技术的快速发展为滩涂区域实时监测提供了新的技术途径, 但现有方法在辐射定标精度、通道一致性及光谱特征稳定性等方面仍存在不足, 制约了滩涂地物分类的准确性与时效性。针对上述问题, 构建了面向滩涂复杂环境的无人机多光谱一体化探测系统, 设计了室内光谱标定、室外灰板校正与全局仿射对齐的联合数据处理方法, 有效抑制了高湿度与强反射引起的辐射失真, 消除了多通道间的几何与光谱差异, 显著提升了光谱特征的稳定性与可区分性。在此基础上, 建立了基于归一化植被指数 (NDVI)、归一化水体指数 (NDWI)、归一化红边-近红外指数 (NRNI) 组合决策的快速分类规则, 通过多指数协同阈值判决实现滩涂地物的精准识别。实验在典型滩涂区域开展飞行验证, 结果表明该方法可有效凸显海岸水际、海滩树林、滩头沙石三类地物的光谱差异, 以 $NDVI > 0.4$ 、 $NDVI \in [0, 0.2] \cap NDWI < -0.1$ 、 $NDWI > -0.1 \cap NRNI > -0.1$ 为决策阈值, 总体分类精度达 96.7%, Kappa 系数为 94.5%, 单样本运行时间仅 0.001 s, 实现了亚米级分辨率的滩涂区域实时监测, 满足生态研究的精细化需求。

关键词: 无人机; 多光谱测量; 辐射定标; 光谱指数组合; 滩涂地物分类

中图分类号: TP391.4 TH865 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Mudflat region feature extraction method based on UAV multispectral measurements

Guo Runze, Sun Bei, Sun Xiaoyong, Dang Zhaoyang, Qian Hanxiang

(College of Intelligence Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: As a critical transition zone between land and sea, tidal flat areas hold immense ecological research value. However, environmental characteristics such as high humidity, strong reflectivity, and complex topography make it difficult for traditional remote sensing methods to achieve high-frequency, high-precision, and non-invasive detailed monitoring. The rapid development of unmanned aerial vehicle (UAV) multispectral remote sensing technology has provided a new technical approach for real-time monitoring of tidal flat areas. Nonetheless, existing methods still have shortcomings in terms of radiometric calibration accuracy, channel consistency, and spectral feature stability, which limit the accuracy and efficiency of tidal flat land cover classification. To address these issues, this study developed an integrated UAV multispectral detection system tailored to the complex tidal flat environment. A combined data processing method was designed, incorporating indoor spectral calibration, outdoor gray-card correction, and global affine registration. This scheme effectively mitigates radiometric distortions caused by high humidity and strong reflectivity, eliminates geometric and spectral discrepancies across channels, and significantly enhances the stability and distinguishability of spectral features. Based on this, rapid classification rules were established using a combination of the normalized difference vegetation index (NDVI), normalized difference water index (NDWI), and normalized difference water index normalized red-edge near-infrared index (NRNI). Precise identification of intertidal land features was achieved through multi-index collaborative threshold decision-making. Field validation was conducted in a typical tidal flat area. The experimental results indicate that this method can effectively highlight spectral differences among intertidal land features. By using the thresholds $NDVI > 0.4$, $NDVI \in [0, 0.2] \cap NDWI < -0.1$, $NDWI > -0.1 \cap NRNI > -0.1$, enabling precise classification of three types of coastal features: the water's edge, beach forests, and foreshore gravel. The overall accuracy reached

96.7%, with a Kappa coefficient of 94.5%. With a processing time of 0.001 seconds per sample, the method enables real-time monitoring of intertidal zones at sub-meter resolution, meeting the detailed requirements of ecological research.

Keywords: UAV; multispectral measurements; radiometric calibration; spectral index combination; mudflat features classification

0 引言

滩涂区域作为海陆交互的关键过渡带,兼具生态脆弱性与环境动态性双重特征,其精细化监测对湿地保护、海岸带管理及生态环境评估具有重要意义^[1]。然而,传统监测方法中,人工地面调查存在可及性差、破坏性强、时空覆盖不足等局限,难以适应滩涂区域的复杂地形与动态变化;卫星遥感虽能提供宏观尺度数据,但受限于较低的时空分辨率与较长的重访周期,无法捕捉滩涂区域的快速环境变化^[2]。无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)多光谱测量凭借部署灵活、成本可控、分辨率高(亚米级)等优势,填补了传统监测方法的技术空白,可实现复杂地形下的快速响应与应急监测^[3-4],成为滩涂区域精细化探测的常见技术手段。

近年来,随着多光谱传感器和智能飞行控制系统的成熟,无人机多光谱测量得以广泛应用^[5-9]。多光谱遥感采用多通道成像,各通道视场存在差异,导致特征区域不一致、色偏、鬼影及图像时空分辨率降低等问题^[10-13]。因此,要进行配准和辐射校正。郑佳怡等^[14]改进加速稳健特征(speeded up robust features, SURF)算法显著提升了配准的时间效率,但对多通道图像的视差校正效果有限。刘扬等^[15]通过多级亮度标定和经验线性法校正了多波段响应不均问题,但在室外环境下仍缺乏稳定性。崔珍珍等^[16]利用多级靶标设计了可用于外场试验的绝对辐射定标方法,降低了不同方法用于试验定标的不确定性。吴旋等^[17]建模辐射响应模型提出了多光源组合的实验室辐射定标方法,消除了不同通道叠加带来的影响,确保了光谱辐射精度。吕峥等^[18]使用经验模态分解和小波软阈值方法进行实时的光谱校正处理,为物理量测量提供了可靠的信息。上述方法的局限性在于:尚未建立室内标定与室外校正的闭环体系,且未有效解决多通道空间偏移所致的重影问题。

此外,相邻光谱通道具有较强的相关性 & 较高的冗余度,滩涂地物特征提取的核心是挖掘有效的光谱特征与模型^[19-21]。现有研究主要关注基于光谱指数的方法。冯春等^[22]通过归一化预处理和方差分析得到水体微生物的原始光谱特征值。王尔美等^[23]选取不同植被指数,并构建光谱指标阈值准备提取了玉米种植面积。魏永康等^[24]利用植被指数对多光谱图像进行主成分变换融合,从而筛选了差异性较大的纹理特征,有效提取了作物的参数。因此,有效运用光谱指数和特征波段间的运算,可

放大或凸显不同地物之间的光谱特性差异或不同因素间的相关性,进而实现地物分类或回归等应用^[25-26]。然而,单一指数难以捕捉滩涂地物的复杂光谱特性,易受环境因素干扰导致分类精度下降。目前,将无人机多光谱用于滩涂特征提取的研究尚不多见。

滩涂区域的高湿度、高盐度沉积及动态水际边界,导致传统遥感方法面临光谱信号饱和、辐射传输不稳定、地物边界模糊三大挑战,现有研究尚未形成针对性解决方案。基于此,本研究以广东省湛江市坡头区典型滩涂为对象,构建面向滩涂复杂环境的无人机多光谱精准探测技术体系,核心贡献包括:1) 建立“地物光谱仪粗筛-多光谱相机细测”的两级波段优化机制,针对滩涂水际、沙石、植被的光谱可分性筛选敏感波段,解决通用多光谱相机波段与滩涂地物特性不匹配问题;2) 提出室内-室外联合定标和全局仿射对齐的一体化数据处理方法,通过光谱标定平台与现场灰板校正的闭环控制,消除滩涂强反射引起的辐射饱和及多通道视差,确保亚米级分辨率下的光谱保真度;3) 构建基于多指数组合决策的滩涂地物快速分类规则,利用归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)、归一化水体指数(normalized difference water index, NDWI)、归一化红边-近红外指数(normalized red-edge near-infrared index, NRNI)的互补特性建立分层判别阈值,实现 0.001 s 样本的实时分类,满足无人机平台机载处理的时效性需求。

1 无人机多光谱系统设计

1.1 机载多光谱数据采集系统设计

滩涂区域水际动态、天气条件及日照变化引起的辐射散射、反射波动,给成像系统引入诸多不确定性噪声。然而,滩涂背景的光谱数据较为匮乏,成熟的自动化数据采集系统尚未建立。基于此,如图 1 所示,本文构建基于“手持地物光谱仪+无人机多光谱相机”的滩涂目标光谱数据采集系统,获取低空遥感数据。

地物光谱仪采用莱森光学有限公司的 iSpecField-HH 手持式地物光谱仪对滩涂地物进行粗筛选,而后针对敏感波段进行多光谱相机选型,并搭载至大疆 M300 RTK 无人机上进行细测量。iSpecField-HH 地物光谱仪信噪比高,其光谱范围为 200 ~ 900 nm,且积分时间最短可达 50 μ s,测试动态范围广,可覆盖地物探测所需的常规波段。

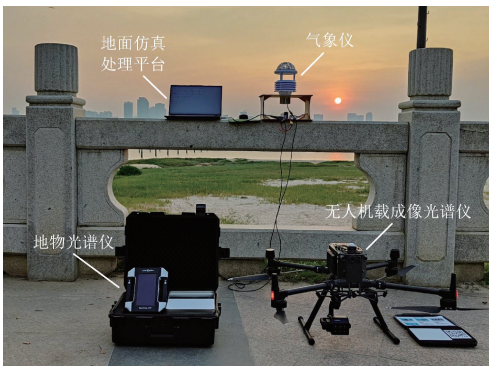


图 1 机载多光谱数据采集系统

Fig. 1 Airborne multispectral data acquisition system

1.2 波段筛选

首先,使用 iSpecField-HH 地物光谱仪完成滩涂地物光谱数据采集。测量时,选择无云、风力 $\leq 2\text{ m/s}$ 的天气条件,将光谱仪探头垂直对准目标地物表面(距离约 0.5 m),避免阴影遮挡。每种地物在不同区域重复测量 30 次,去除异常值后取平均值作为最终光谱数据。测量范围覆盖 $200\sim 900\text{ nm}$,采样间隔 1 nm ,积分时间设置为 $50\text{ }\mu\text{s}$ 。图 2 为地物光谱仪采集的滩涂海域 3 类主要成分(海滩树林、滩头沙石和海岸水际)在 $200\sim 900\text{ nm}$ 的光谱反射率测量均值。

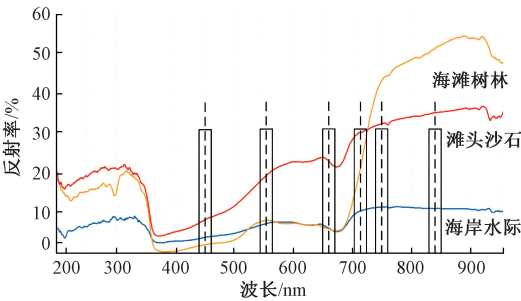


图 2 敏感波段分析

Fig. 2 Analysis of sensitive band

由图 2 可知,海滩树林在 555 和 840 nm 处存在 2 个吸收峰;滩头沙石和海岸水际的吸收系数曲线较为规则,变化较小,在 750 和 840 nm 处差异较为明显。基于地物光谱响应机制与探测需求,同时为涵盖蓝光、绿光、红光、近红外等不同波段信息,本文选取 450、555、660、720、750 和 840 nm 这 6 个波段进行研究,波段中心的光谱特性在图 2 中被矩形框所标注。表 1 为不同波段的属性和测量优势,450 nm 的蓝光波段对水体的穿透力最大,用于判别水深,研究浅海水下地形等;555 nm 的绿光波段对健康茂盛植物反射敏感,可识别植物类别和评价植物生产力;660、720 和 750 nm 的红波波段可用于区分植物类型、覆盖度、判断植物生长状况等,对裸露地表、植被、岩性、

地层、构造、地貌、水文等特征均可提供丰富的植物信息;840 nm 的近红外波段,多用于植物的识别、分类,也可用于勾绘水体边界,识别与水有关的地质构造、地貌等。

表 1 不同通道及其优势

Table 1 Different channels and their advantages

波段/nm	属性	探测优势
450	短波 蓝光	蓝色波段位于水体衰减系数最小的部位,对水体的穿透力最大,用于判别水深,研究浅海水下地形、水体浑浊度等,进行水系及浅海水域制图。
555	绿光	绿色位于绿色植物的反射峰附近,对健康茂盛植物反射敏感,可以识别植物类别和评价植物生产力,对水体具有一定的穿透力,可反映水下地形、沙洲、沿岸沙坝等特征。
660	红光	红光位于叶绿素的主要吸收带,可用于区分植物类型、覆盖度、判断植物生长状况等,此外该波段对裸露地表、植被、岩性、地层、构造、地貌、水文等特征均可提供丰富的植物信息
720	红边 1	
750	红边 2	
840	近红外	近红外波段位于植物的高反射区,反映了大量的植物信息,多用于植物的识别、分类,同时它也位于水体的强吸收区,用于勾绘水体边界,识别与水有关的地质构造、地貌等。

若剔除某一波段,计算剩余五波段对 3 类地物的费舍尔比率(类间方差与类内方差的比值),评估信息损失。所有样本的费舍尔比率为 2.847,剔除 450、555、660、720、750 和 840 nm 的费舍尔比率分别为 2.756、2.801、2.234、2.456、2.798 和 2.312。结果显示,剔除 660、720 和 840 nm 任意波段均导致费舍尔比率显著下降,证实这三波段为核心特征波段。此外,450 和 555 nm 承担水体指数计算功能,750 nm 则保持六波段配置的完整性。

如图 3 所示,大疆无人机挂载青岛长光禹辰公司的 MS600 Pro 多光谱相机,硬件接口实现机载电源管理和数据传输一体化,并借助开发套件完成云台控制,使多光谱相机与无人机平台无缝对接^[27]。MS600 Pro 多光谱相机主要由主机、环境光传感器、标定灰板、存储介质、线缆等部分组成,多光谱相机共包含 450、555、660、720、750 和 840 nm 这 6 个波段,具备进行 6 通道图像数据采集、预处理、转换、传输和存储功能,可以全面兼容大疆 M300 无人机的图/数传链路,在实时获取无人机的状态、姿态、时间等信息的同时,还可以在飞行过程中完成数据采集。

本章针对滩涂区域水际动态变化、地表强反射、沉积物异质性导致的探测难题,构建了机载多光谱采集系统。与通用农业或城市遥感应用不同,本系统通过手持地物

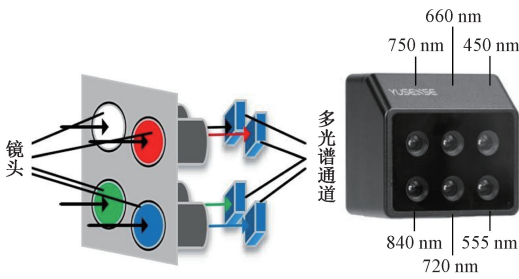


图 3 6 通道多光谱相机

Fig. 3 6-channel multispectral camera

光谱仪的预筛选机制,实现了从 200~900 nm 宽谱探测到 6 个敏感波段的精准聚焦,确保无人机载荷与滩涂地物光谱特性的适配。该设计为后续辐射定标与特征提取提供了硬件基础,体现了面向滩涂特殊环境的系统针对性。

2 光谱数据辐射定标和通道对齐

2.1 辐射定标

辐射定标是将多光谱数据的像素值转换为标准化的辐射度量,例如辐射亮度或辐射通量,这是确保数据反映了地表辐射特性的关键步骤^[28]。为消除传感器系统和数据获取过程中引入的辐射度量误差,确保数据的准确性和可重复性,本试验通过多光谱相机的标定和多波段反射率数据的辐射定标来完成,首先,搭建光谱标定平台,不断调整卤素灯光照强度,以实现光谱相机的标定;然后,采用 6 个波段的标准灰板作为定标基准值,计算得到相机的相对光谱响应度,实现对各通道辐射响应随波长变化的定量化描述。

1) 室内相机标定

多光谱相机外参标定的装置如图 4 所示,主要设备包括:单色仪及配套光源、平行光管、位移台、光谱辐射度计、光谱标定软件、光谱相机等。

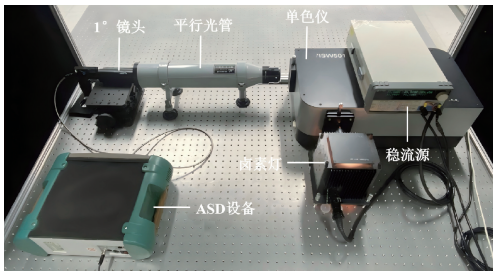


图 4 相机标定步骤

Fig. 4 Steps of camera calibration

直的光束入射至多光谱相机镜头,保证仪器水平放置。确认单色仪入射狭缝 1 mm,出射狭缝 0.3 mm 对应出光带宽 1 nm;

(2) 电脑连接单色仪串口线后打开单色仪开关;

(3) 连接单色仪后确认当前光栅为 2 号光栅;

(4) 打开卤素灯,光源调整至约 210 W;

(5) 多光谱相机供电,并调试卤素灯光照强度,改变相机增益与积分时间,进行拍照测试;

(6) 使不同通道响应值不超过 5.5 W,最低不小于 1 W,以 3~5 W 为最佳;

(7) 若响应值超阈值,则减小积分时间或降低卤素灯亮度,反之亦然。调整后重复上述步骤,直到将所有通道响应值调整至阈值以内,确认调整后的参数为数据采集时标准参数。

2) 室外灰板校正多光谱相机接收的能量包含了由太阳位置、大气条件等外部环境引起的失真,因此,传感器接收到的电磁波能量与目标本身辐射的能量不一致,需要在图像使用前进行辐射定标。辐射定标的核心是建立传感器数字化(digital number, DN)值与地表反射率 ρ 之间的定量关系。本研究采用简化处理的经验线性法,假设图像 DN 值与反射率间存在线性关系:

$$\rho_{\lambda} = g_{\lambda} \cdot DN_{\lambda} + b_{\lambda} \quad (1)$$

式中: ρ_{λ} 为波段 λ 的地表反射率; DN_{λ} 为波段 λ 的图像数字化值; g_{λ} 为波段 λ 的增益系数,反映 DN 值到反射率的转换比例; b_{λ} 为波段 λ 的偏移系数,可以通过 b_{λ} 消除传感器暗电流及系统本底噪声;下标 λ 为波长标识,本研究取 450、555、660、720、750 和 840 nm。测量地表反射率,然后将参数输入辐射传输模型,计算得到传感器各通道入瞳处的表观辐亮度,同时在图像上提取定标场地的平均 DN 值,将表观辐亮度分别与图像的平均 DN 值比较得到相应的各通道的辐射定标系数。由于该方法所需的参量都是同步观测时获取的,只要保证其测量精度,定标结果具有很高的精度。定标流程如图 5 所示。

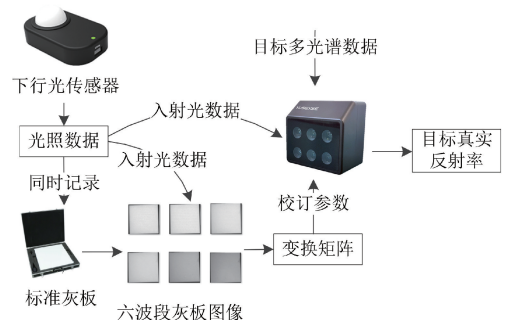


图 5 灰板校正流程

Fig. 5 Process of gray board calibration

标定流程具体为:

(1) 搭建光谱标定平台,调整光路,使经平行光管准

通过下行光照传感器对环境光进行实时采集,结合

当前时间段传感器采集标准灰板(已知反射率)的反射光强度实现,450、555、660、720、750 和 840 nm 这 6 个波段的标准反射率均为 0.61。

3) 定标系数获取与计算流程

增益系数 g_λ 和偏移系数 b_λ 通过室内标准光源标定与室外同步灰板测量的联合方式获取,确保实验室精度与外场适用性的统一。首先,利用 2.1 节所述光谱标定平台,通过单色仪输出窄带单色光,扫描 6 个波段的光谱响应范围。以 450 nm 波段为例,调整卤素灯强度使传感器响应值处于线性区间,记录标准光谱辐亮度计测量的人瞳辐亮度 L_λ 与相机 DN 值的对应关系。通过最小二乘法拟合得到:

$$DN_\lambda = k_\lambda \cdot L_\lambda + d_\lambda \tag{2}$$

其中, k_λ 为辐射响应度; d_λ 为暗电流偏移。由于经验线性法直接建立 DN 与反射率关系,需通过灰板转换消除辐亮度中间变量。其次,无人机飞行前,在测区平坦区域放置标准灰板,同步采集灰板图像与地物光谱仪实测数据。提取灰板图像的均值 $DN_{ref,\lambda}$,结合地物光谱仪测量的灰板实际反射率 $\rho_{ref,\lambda}$,建立方程组:

$$\begin{cases} \rho_{ref,\lambda} = g_\lambda \cdot DN_{ref,\lambda} + b_\lambda \\ 0 = g_\lambda \cdot DN_{dark,\lambda} + b_\lambda \end{cases} \tag{3}$$

其中, $DN_{dark,\lambda}$ 为镜头盖遮挡测量的暗电流 DN 值(本研究取 50 fps 平均)。联立求解得:

$$g_\lambda = \frac{\rho_{ref,\lambda}}{DN_{ref,\lambda} - DN_{dark,\lambda}} \tag{4}$$

$$b_\lambda = -g_\lambda \cdot DN_{dark,\lambda} \tag{5}$$

4) 定标系数获取与计算流程

辐射定标的不确定度直接影响后续地物分类精度,本研究从定标过程各环节识别误差源并量化其贡献,表 2 展示了各误差源的产生环节、影响机制和控制措施。

表 2 各误差源来源和机制

Table 2 Sources and mechanisms for each error

误差源	产生环节	影响机制	控制措施
光源稳定性误差	室内标定	卤素灯色温漂移导致辐亮度变化	标定前预热 30 min, 每 30 min 复测标准灯
灰板标定误差	室外标定	出厂标定不确定度及表面老化	年度送检,现场验证,备用灰板
大气散射误差	室外成像	气溶胶散射改变下行辐照度	选择能见度>10 km、风速<3 m/s 天气
传感器非线性误差	信号转换	DN 值饱和或低于噪声等效功率	控制积分时间
光谱响应误差	波段定位	滤光片中心波长偏移	单色仪扫描验证

依据 JJF 1059.1—2012《测量不确定度评定与表示》^[29],采用 B 类评定方法计算反射率合成标准不确定度。以 450 nm 波段为例,灰板反射率标定不确定度 $u(\rho_{ref})$ 为 0.011 5, DN 值测量重复性不确定度 $u(DN_{ref})$ 为 0.41,暗电流测量不确定 $u(DN_{dark})$ 为 0.45。由式(4)传播律计算增益系数相对不确定度,其计算方式如式(6)所示,结果为 2.8%。

$$\frac{u(g)}{g} = \sqrt{\left(\frac{u(\rho_{ref})}{\rho_{ref}}\right)^2 + \left(\frac{\sqrt{u^2(DN_{ref}) + u^2(DN_{dark})}}{DN_{ref} - DN_{dark}}\right)^2} \tag{6}$$

反射率测量合成不确定度的计算公式如式(7)所示,结果为 0.006 3。

$$u_c(\rho) = \sqrt{(DN \cdot u(g))^2 + (g \cdot u(DN))^2 + u^2(b)} \tag{7}$$

取包含因子为 2(置信概率 95%),扩展不确定度为 0.012 6。因此,本研究辐射定标精度为反射率 ± 0.013 ,满足滩涂地物分类对光谱精度的需求。

2.2 光谱通道对齐

本试验采用 6 通道的多光谱相机实现光谱数据的获取,由于各通道传感器安装在不同空间位置,采集到的图像之间存在视差,图 6 所示为多光谱相机拍摄的滩涂石柱图像,图 6(a)~(c)分别为 450、555 和 660 nm 的图像,图 6(d)为三通道图像未经对齐直接拼接后的结果,从图中可以看出,不同通道的图像存在较明显的视差,直接拼接会导致重影,目标信息无法完全匹配。

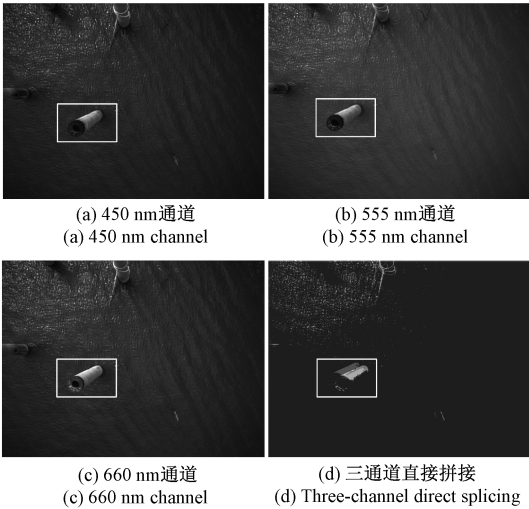


图 6 多通道图像的视差

Fig. 6 Parallax of multi-channel images

1) 全局仿射变换模型

为避免配准过程中相似度计算出现的局部极值情

况,本文将通道图像划分为若干矩形块,采用全局仿射变换模型进行配准,变换参数由各通道图像的偏移量计算得到。记待配准图像和参照图像中某组对应点的像素坐标分别为 $(x,y)^T$ 和 $(u,v)^T$,则两者之间关系如式(8)所示。

$$\begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix} = P \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} \tag{8}$$

其中,变化参数矩阵 P 具有的形式为:

$$P = \begin{pmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} \\ p_{21} & p_{22} & p_{23} \end{pmatrix} \tag{9}$$

对于待配准图像中的图像块 i ,其偏移量记为 $(\Delta x_i, \Delta y_i)^T$ 。如图像块中心的坐标记为 $(x_i, y_i)^T$,那么在参考图像中的实际坐标 $(u_i, v_i)^T$,可由式(10)计算得到。

$$\begin{cases} u_i = x_i + \Delta x_i \\ v_i = y_i + \Delta y_i \end{cases} \tag{10}$$

由此从图像块中得到了匹配点对。对于待配准的其余图像,其变换参数通过最小化各匹配点对的偏移获取,构建矩阵 X 为:

$$X = \begin{pmatrix} x_1 & y_1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n & y_n & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & x_1 & y_1 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & x_n & y_n & 1 \end{pmatrix} \tag{11}$$

根据参考点可构建向量 u, p 为:

$$u = (u_1, \cdots, u_n, v_1, \cdots, v_n)^T \tag{12}$$

$$p = (p_{11}, p_{12}, p_{13}, p_{21}, p_{22}, p_{23})^T \tag{13}$$

由此,根据最小二乘法可以得到全局变换参数。

$$p = X^T u (X^T X + \alpha I)^{-1} \tag{14}$$

式中: α 用来实现误差平方和参数取值异常间的平衡,设置为 0.001; I 为单位矩阵。在得到全局变换参数后,向待配准图像施加,即可实现不同通道图像的对齐。

2) 与经典算法的对比实验

为验证全局仿射变换模型的优越性,选取尺度不变特征变换 (scale invariant feature transform, SIFT)、SURF 两种经典配准算法进行对比,测试数据为湛江滩涂区域 10 组不同光照条件下的多光谱图像。以均方根误差 (root mean square error, RMSE) 为评价指标,结果如表 3 所示。全局仿射变换模型的 RMSE 为 0.32 pixels,显著低于 SIFT (0.85 pixels) 与 SURF (0.67 pixels),表明全局仿射变换方法在对齐精度上具有优势,能有效消除多通道视差。

表 3 配准算法的对比结果

Table 3 Comparison of different algorithms

方法	RMSE	准确率/%
SIFT	0.85	93.4
SURF	0.67	95.8
全局仿射变换	0.32	96.7

图 7 为在湛江滩涂区域拍摄多光谱图像的辐射定标和对齐结果。

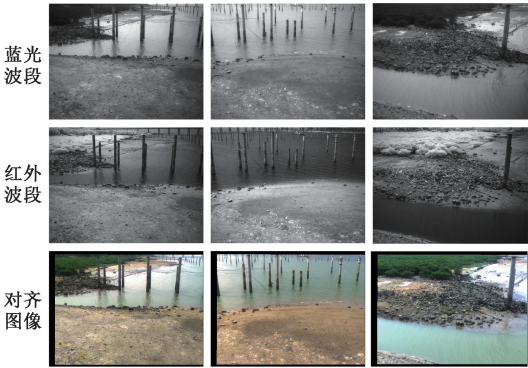


图 7 多通道图像对齐结果

Fig. 7 Results of multi-channel image alignment

从上至下,依次是蓝光波段、红外波段和对齐图像。蓝光波段和红外波段的图像 DN 值分布集中,像素间灰度值的差异小,对于特征信息的表达不充分。蓝色波段无法区分草地和砂石,红外波段不能很好地表征颜色特征。而对齐后的图像较好地展示了多光谱图像融合后的效果,水际、浅滩、砂石、草地清晰可见,且较容易被区分。对比对齐前后图像的几何位置,450 nm 波段相对于 840 nm 基准存在像素的平移偏移与 2.8° 的微小旋转,这一系统误差源于多光谱相机分光棱镜的光程差异。对齐后图像通过双线性插值重采样,在保持光谱保真度的同时实现了几何一致性,偏移量降至 0.3 pixels 以下,满足亚米级分辨率下的精细分类需求。

2.3 与现有方法的对比分析

现有无人机多光谱处理研究多针对农业植被监测或城市地物分类,其技术流程难以直接迁移至滩涂场景。农业应用通常假设地表反射稳定,采用简单线性校正;城市应用关注建筑指数,依赖中红外波段;而滩涂区域的高湿度导致光谱散射复杂、水际边界动态变化,需同时解决辐射失真与通道失配问题。本研究的室内外联合定标-全局仿射对齐一体化流程,首次将实验室级光谱精度与外场实时处理能力结合,填补了滩涂复杂环境下多光谱高精度探测的技术空白。

3 基于指数计算的光谱特征提取

本试验结合从无人机多光谱图像中提取的光谱特征,对滩涂背景及目标的光学特性进行反演,利用 NDVI、NDWI 和 NRNI 得到光谱反演指数。

3.1 归一化植被指数

由于浓密植被的红光反射通常很小,将比值植被指数经非线性归一化处理得到 NDVI。因此,NDVI 为近红外(near infrared, NIR)与红光波段(red, R)数值差和这两个波段数值之和的比值,其定义为:

$$NDVI = (DN_{NIR} - DN_R)/(DN_{NIR} + DN_R) \tag{15}$$

选择 NDVI 作为观测滩涂区域的指标原因为:1)NDVI 可以部分消除与太阳高度角、卫星观测角、地形、云/阴影和大气条件有关的辐照度条件变化等的影响,同时归一化处理也使 NDVI 对单波段的影响从 10%~30%降到的 0%~6%;2)NDVI 是植被生长状态及植被覆盖度的最佳指示因子,研究表明 NDVI 与植被覆盖量、绿色生物量等植被参数有关,可以有效监测滩涂区域的生态环境变化;3)一般而言,植被覆盖地段的 NDVI 为正值,岩石、裸土等地物在近红外波段与红光波段有相似的反作用,其 NDVI 值近于 0,云、水、雪在红光波段具有更强的反射作用,其 NDVI 值为负,几种典型的滩涂地物在

NDVI 图像上差异显著,表 4 记录了 6 个波段的光谱值。

表 4 3 种滩涂地物光谱值
Table 4 Spectral values of three types of mudflats

波长/nm	海岸水际	海滩树林	滩头沙石
450	0.071 4	0.022 5	0.068 3
555	0.122 4	0.062 7	0.082 1
660	0.148 0	0.025 4	0.076 2
720	0.162 3	0.129 2	0.064 8
750	0.172 3	0.247 2	0.073 2
840	0.180 4	0.296 0	0.066 0

图 8 为海岸水际、海滩树林和滩头沙石的可视化图像和 3 种不同指数反演图,如图 8(a)所示,海岸水际、海滩树林和沙石的光谱特性趋势和数值均存在较大差异,例如海岸水际的光谱特性曲线整体呈上升趋势,数值在 0.05~0.20;海滩树林的光谱特性曲线前 3 个波段变化缓慢,后 3 个波段上升趋势明显,数值在 0.02~0.30;滩头沙石的光谱特性曲线整体趋势较为平稳,数值在 0.06~0.08,变化不大。在 NDVI 指数图中,海岸水际的泥滩、树林和沙石等区域,均和水体呈现出较大的差异。经过指数计算后,水体呈深黑色;海岸水际为深灰色;海滩树林、草林为白色,与水体区分明显,得到有效的突出。

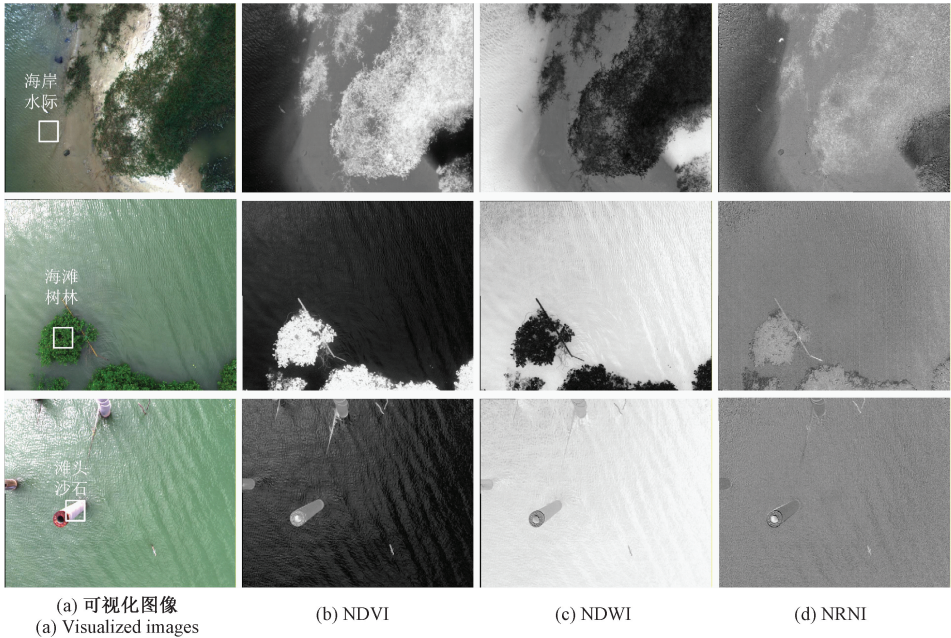


图 8 3 种指数反演结果
Fig. 8 Results of three types of index inversion

3.2 归一化水体指数

NDWI 是基于绿光波段(green, G)与近红外波段的

归一化比值指数,NDWI 依据水体信息在绿光波段的发射特性及近红外波段的吸收特性,最大限度地抑制植被

信息,突出水体特征。然而,建筑物和土壤易与水体混淆,且受冰雪、薄云影响较大。因此,NDWI 主要用于划分水体和植被,尤其是水体表面和岸上植物等,NDWI 定义如式(16)所示。

$$NDWI = (DN_G - DN_{NIR}) / (DN_G + DN_{NIR}) \quad (16)$$

从绿光波段到近红外波段,水体的反射率明显减小,并在近红外波段处达到最小值,因此,利用 NDWI 可以分离水体和岸滩。不考虑混合物的情况下,若 NDWI 为正值,可判断目标为水体,若为负值,则目标为非水体,即区分水体的理论阈值为 0。但实际情况下,受大气和裸露地物的影响,阈值往往不为 0,需要根据所在环境灰度值的差异,不断修正以确定阈值。此外,植被在近红外波段的反射率一般最强,因为通过绿光波段与近红外波段的差值可以最大程度抑制植被的信息,从而达到突出滩涂区域水体信息的目的。

3.3 归一化红边-近红外指数

标准归一化建筑指数(normalized difference built-up index, NDBI)依赖中红外波段与近红外波段的差异反映建筑用地信息。然而,MS600 Pro 相机未配置中红外波段,且滩涂场景以自然地表为主,建筑用地非主要关注目标。针对这一传感器约束与场景特性,本文设计 NRNI,

利用红边波段(red edge, RE)与近红外波段的组合区分裸土/沙石与植被覆盖区域,NRNI 的数值越大,表示裸土/沙石的比例越高。其计算公式如式(17)所示。

$$NRNI = (DN_{RE} - DN_{NIR}) / (DN_{RE} + DN_{NIR}) \quad (17)$$

式中:RE 表示中红外波段的反射率。NRNI 的数值分布在[-1,1],其高值区分布在建筑物密度较高的区域,地物以建筑物和硬化路面为主;中值区分布在山区,地物类型以树林、草林为主;低值区分布在平原地区、水域附近。因此,NRINI 可用于区分岸边建筑物与滩涂背景。如图 8(d)所示,在 NRNI 指数反演指数图中,整体背景较暗,呈灰色,海岸水际的泥滩、三角锥等区域,和周边呈现出较大的差异。反演后,水体呈深灰色;海岸水际、三角锥颜色稍暗;海滩树林、草林为浅灰色,得到有效的突出。需要特别说明的是,NRNI 并非 NDBI 的简单波段替代,而是针对传感器约束与场景需求的重新设计。NDBI 利用中红外与近红外波段差异识别人工建筑,而 NRNI 利用红边和近红外波段差异识别自然地表中的裸土/沙石。

3.4 基于指数计算的分类阈值法

表 5 记录了水际、树林、沙石等 3 种地物的光谱值。从表 5 中可以看出,高斯加权平均方法降低地物空间随机分布的噪声影响,光谱值的分布较为集中。

表 5 3 种滩涂地物光谱值
Table 5 Spectral values of three kinds of mudflat features

波长/nm	海岸水际 3 次测量结果	海滩树林 3 次测量结果	滩头沙石 3 次测量结果
450	0.084 0/0.073 8/0.073 7	0.031 6/0.053 2/0.035 0	0.115 6/0.214 9/0.118 6
555	0.155 0/0.137 3/0.140 4	0.072 8/0.102 1/0.076 5	0.138 6/0.267 0/0.141 4
660	0.187 8/0.170 2/0.172 7	0.055 4/0.095 0/0.061 6	0.127 6/0.256 2/0.131 7
720	0.218 8/0.196 2/0.203 8	0.165 7/0.194 8/0.167 3	0.111 5/0.237 5/0.114 1
750	0.224 1/0.202 6/0.199 5	0.307 2/0.295 2/0.286 2	0.120 4/0.234 7/0.122 5
840	0.239 1/0.212 9/0.207 3	0.347 3/0.324 6/0.325 2	0.112 5/0.210 6/0.114 3

其中,海岸水际的光谱范围较窄,无明显峰值或谷值,整体呈现中等偏低反射率特征;海滩树林的光谱范围较宽,尤其在 720、750 和 840 nm 波段其反射率显著升高(最高达 0.35),呈现“高-低-高”的波动趋势;滩头沙石的光谱范围居中,在 450~660 nm 波段反射率相对稳定(0.11~0.26),但在 720~840 nm 波段反射率明显下降(0.11~0.23),呈现“高-低”的趋势。在蓝光-绿光波段,海滩树林反射率显著低于滩头沙石,在近红外波段,海滩树林反射率显著高于滩头沙石,但 3 类地物的精细区分仍需结合光谱指数运算。

表 6 计算了 3 种滩涂地物的 NDVI、NDWI 和 NRNI。由表 6 可知,海岸水际为潮间带沙质滩涂,其 NDVI 的绝对值小于 0.2,几乎无显著植被覆盖,NDWI 为负值,表明水分含量中等偏低,NRNI 接近 0,表明水际中裸土与建筑占比

中等;海滩树林为沙质植被,其 NDVI 显著高于其他两类,植被覆盖密集且健康,其 NDWI 和 NRNI 均为负值且绝对值较高,说明了其水分、裸土等含量偏低;滩头沙石为潮间带裸露沙石,其 NDVI 多为负值,几乎无植物覆盖,NDWI 和 NRNI 的绝对值较低。因此,海岸水际的特征是低植被、中等偏低水分和中等裸土;海滩树林的特征是高植被、极低水分、无裸土;滩头沙石的特征是无植被、少量水分、纯沙石表面。

海岸水际实质为水体和沙土的混合物,多表现为泥滩,因此,可借助 NDWI 和 NRNI 进行区分。海滩树林主要表现为草地、树林等植被,而 NDVI 又是植被生长状态和覆盖度的最佳指数,所以可直接使用 NDVI 进行区分。沙石的构成主要为岩石或裸土,而滩头沙石通常会有少量水分,因此需借助 NDWI 和 NRNI。图 9~11 分别为 3 种滩涂地物在 3 种指数上的分布直方图。

表 6 滩涂地物的指数反演值

Table 6 Index inversion value of tidal flat land features

指数	海岸水际 3 次测量结果	海滩树林 3 次测量结果	滩头沙石 3 次测量结果
NDVI	0.120 00/0.111 48/0.090 91	0.724 80/0.547 09/0.681 47	-0.062 63/-0.097 63/-0.070 91
NDWI	-0.213 28/-0.215 80/-0.192 41	-0.653 53/-0.521 32/-0.619 22	0.103 83/0.118 11/0.105 87
NRNI	-0.044 17/-0.040 88/-0.008 39	-0.353 96/-0.249 92/-0.320 52	-0.004 71/0.059 95/-0.000 74

对于 NDVI, 树林的主峰位于 0.55~0.70, 水际在 -0.6~0.2 近均匀分布, 而沙石在 -0.2~0.3 连续分布。对于 NDWI, 树林为强负值, 水际的主峰位于 -0.2 附近, 沙石均值约为 -0.02。对于 NRNI, 树林的均值约为 -0.28, 水际的均值约为 -0.01, 沙石的主峰位于 0.15~0.35。相较于 NDVI 和 NDWI, NRNI 有效填补了裸土/沙石与混合像元的判别维度, 三者形成互补: NDVI 识别植被, NDWI 识别水体, NRNI 识别裸土/沙石。这种组合策略避免了单一指数在滩涂复杂地物中的混淆, 如海岸水际与滩头沙石在 NDVI 上均呈低值, 但 NRNI 可将二者分离。综上, 基于指数组合可构建分类决策规则如下: 当地物的 NDVI > 0.4 时, 判定为海滩树林; 当 $NDVI \in [0, 0.2]$, $NDWI < -0.1$ 时, 判定为海岸水际; 当 $NDWI > -0.1$, $NRNI > -0.1$ 时, 判定为滩头沙石。

4 结果与讨论

4.1 实验区概况

如图 12 所示, 研究区地点为湛江市坡头区, 位于广东省西南部的雷州半岛上, 东濒南海, 南临琼州海峡, 地理坐标大致在北纬 21°18'32", 东经 110°39'68" 附近。湛江市是广东省唯一位于热带气候区的城市, 属于热带季风气候, 与广东省大部分地区的亚热带季风气候不同, 气温较高, 与海南省北部地区的气候较为接近。其年平均降水量为 1 619 mm, 年平均日照时长为 1 941 h。本研究所选滩涂区域位于湛江市奥林匹克中心广场西侧, 拍摄季节为 10 月份, 包括不同环境背景、光照条件, 同时无人机悬停在不同高度。对不同场景下的滩涂区域目标光谱数据采集, 数据包含海岸水际、滩头沙石、海滩树林等多种滩涂背景。

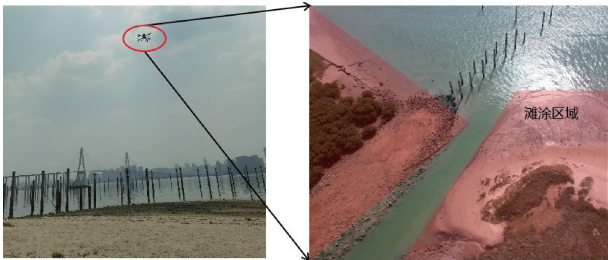


图 12 无人机视角下滩涂区域

Fig. 12 Mudflat area from the perspective of UAV

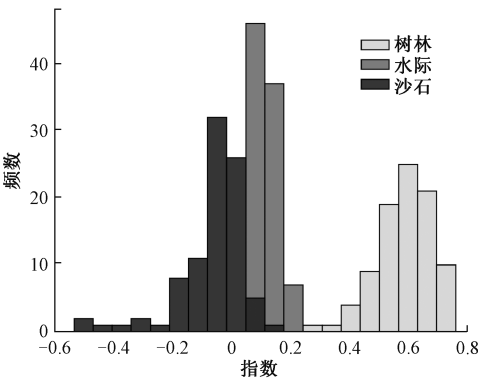


图 9 NDVI 直方图
Fig. 9 NDVI histogram

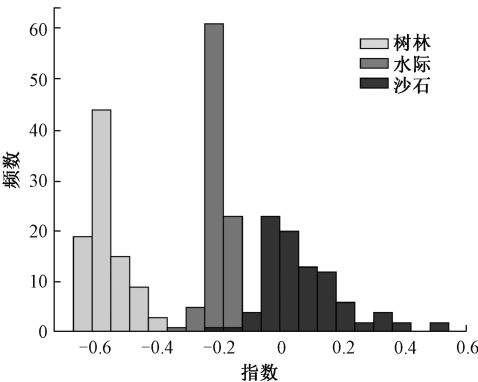


图 10 NDWI 直方图
Fig. 10 NDWI histogram

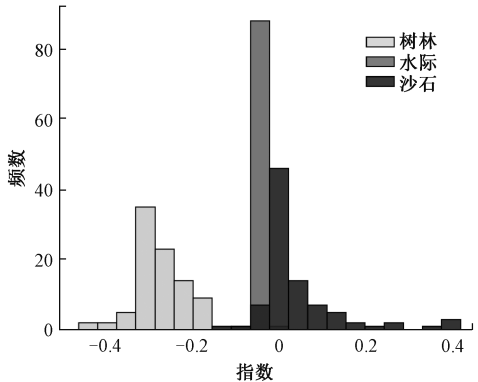


图 11 NRNI 直方图
Fig. 11 NRNI histogram

4.2 滩涂地物光谱特性分析

除地物本身外,光照、大气条件等因素亦引起反射光谱时变。因此,本研究对不同时间段下的滩涂地物光谱特性进行研究。试验记录了多光谱相机的采集时间以及光照、风速、温度等气象参数获取实时气象数据,并通过对齐时间戳将采集到的光谱数据和气象数据相关联。表 7 记录了 09:00、10:30、12:00、13:30、15:00、16:30、17:00、18:00 这 6 个不同时刻的气象数据。由于 17:00 后太阳直射角较小,光照强度弱,多光谱成像效果不佳,本文对 17:00 之后的数据不作研究。

表 7 不同时刻的气象数据

Table 7 Meteorological data at different times					
时刻	光照/ lux	风速/ ($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	温度/ $^{\circ}\text{C}$	湿度/ %RH	气压/ kPa
09:00	41 669	0.9	29.1	59.6	101.8
10:30	55 927	0.9	29.5	57.1	101.8
12:00	49 397	0.5	31.8	51.2	101.7
13:30	61 231	0.8	33.8	46.2	101.6
15:00	64 891	0.4	33.1	46.1	101.4
16:30	33 039	0.2	33.0	47.6	101.4
17:00	16 527	0.1	32.0	51.0	101.4
18:00	1 667	0.5	29.1	57.8	101.5

图 13 所示是无人机载多光谱相机采集的海滩树林区域的光谱曲线,分别记录了 09:00、10:30、12:00、13:30、15:00 和 16:30,采样时间间隔 1 小时 30 分。可以看出,无论是上午、中午或是下午,海滩树林的光谱特性曲线均保持一致,波谷出现在波段 3,在波段 4、5、6 呈现明显的上升趋势;但是在数值上,09:00,光谱值最高达到 0.25,10:30,最高值达到 0.54,12:00,最高值达到 0.50。

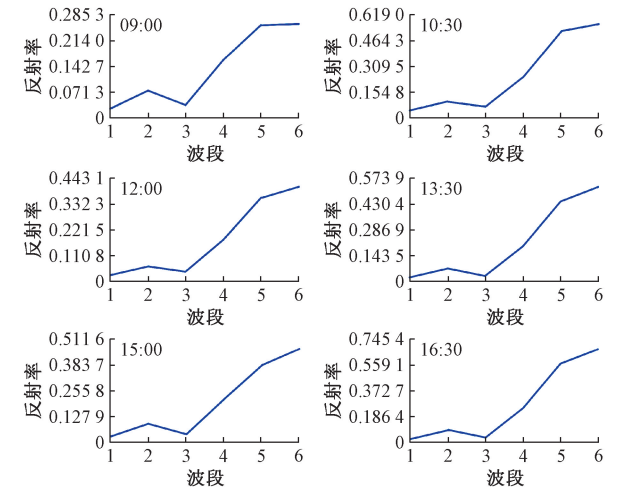


图 13 海滩树林区域不同时刻光谱特性
Fig. 13 Spectral characteristics of beach forest area at different times

图 14 所示是无人机载多光谱相机采集的海岸水际区域的光谱曲线。可以看出,无论是上午、中午或是下午,海岸水际区域的光谱特性曲线均保持一致,从波段 1 至波段 6 呈现明显的上升趋势;但是在数值上,中午 12 时的光谱值普遍高于其他时刻的光谱值,波段 4 的光谱值约为 0.42,16:30 时,光谱值最低,波段 4 的光谱值约为 0.16。

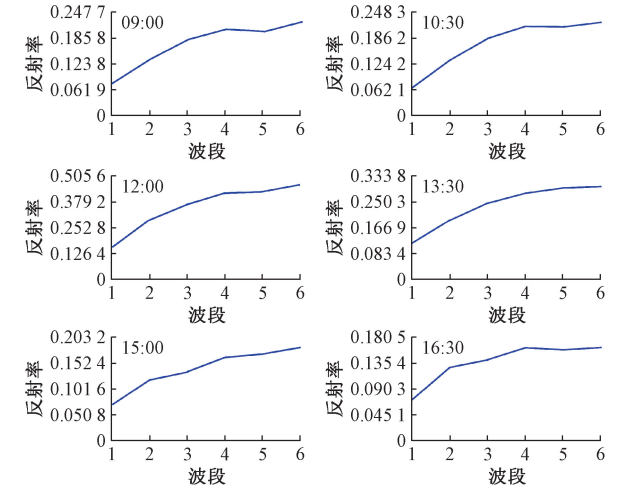


图 14 海岸水际不同时刻光谱特性
Fig. 14 Spectral characteristics of coastal water at different times

图 15 所示是无人机载多光谱相机采集的滩头沙石区域的光谱曲线。不同时刻,滩涂沙石的光谱特性略有区别,但整体呈上升趋势。此外,滩头沙石区域的光谱值在不同时刻下差异并不显著,且均在波段 4、波段 5 出现峰值。

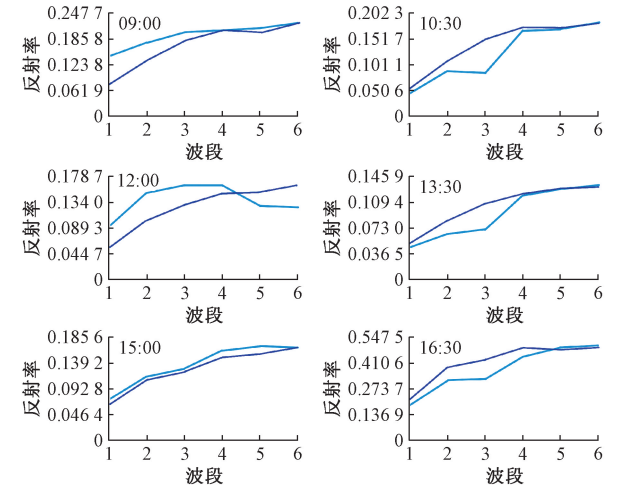


图 15 滩涂沙石不同时刻光谱特性
Fig. 15 Spectral characteristics of beach sand and stone at different times

由于本文的辐射定标方法已对光照、大气等条件引起的失真进行了校正,所以不同时刻下气象数据的变化

对光谱特性趋势没有太大影响,这说明在本文的测量环境下气象条件的变化不会改变滩涂区域的光谱变化趋势。具体到滩涂地物的光谱值上,海滩树林和海岸水际的光谱值受气象条件的影响较大,一般来说,在中午,光照条件较好的情况下,光谱值较高,而滩涂沙石的光谱值受气象条件的影响不大。

4.3 算法预测结果

为验证算法的有效性,本研究在不同季节(8月、11月)、不同时刻(09:30至17:30)采集3种滩涂地物的光谱数据,通过辐射定标和多谱通道对齐,得到归一化的6波段光谱数据。针对海滩树林、海岸水际和滩涂沙石等3种典型滩涂地物,设计了区域截取工具,框选10×10的像素框,计算像素框内6个通道的像素值的高斯平均值,为最终的光谱值,以减小随机误差对目标光谱特性的影响。3种地物的测试样本均为900。计算地物的NDVI、NDWI和NRNI。随后,利用分类决策规则,预测滩涂地物的类别,表8展示了预测混淆矩阵和精度评价。

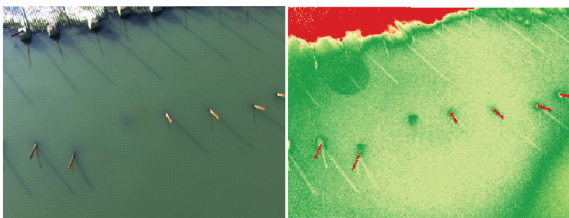
表 8 测试混淆矩阵与精度评价

Table 8 Accuracy of sample recognition			
真实类别	海岸水际	海滩树林	滩头沙石
预测为水际	862	0	0
预测为树林	38	883	33
预测为沙石	0	17	867
合计	900	900	900
精度	95.8%	98.1%	96.3%

由表8可以看出,水际、树林和沙石的识别准确率分别达到95.8%、98.1%和96.3%,总体的分类准确率为96.7%,Kappa系数为94.5%,说明本方法对滩涂地物分类时表现出较高的一致性。水际样本中38个误判为树林,树林样本中17个误判为沙石,沙石样本中33个误判为树林。从整体看,各类别正确分类数都较高,模型对3类滩涂目标有较好分类能力,错误分类主要集中在水际与树林、沙石与水际等类别间的少量混淆,这是由于水际、树林在近红外、红光波段上和沙石、水际在近红外、绿光上的相似性所致。通过对机载多波段数据进行辐射定标、通道对齐和指数计算后,需要处理的数据量大幅减少,避免了数据冗余导致的模型精度下降,借助多指数决策规则也可最大程度体现地物的差异,有助于精准识别不同类别的滩涂目标。

通过对在指定区间的光谱指数值所在的像素区域渲染上色,得到图16。由图16可知,滩涂区域和水体得到了较好的区分,滩涂区域颜色更深,水体区域颜色较浅。值得注意的是,太阳直射所导致的阴阳在图中也会有所体

现。基于该方法,海岸、水际以及典型的滩涂地物都被清晰地区分出来,可为下一步的研究提供足够的数据支撑。



(a) 原图 (b) 渲染图
(a) Original image (b) Rendering image

图 16 光谱特征渲染图

Fig. 16 Spectral feature rendering image

为使算法的实验结果更有说服力,本文将所提算法与其他方法^[30-31]进行定量比较,包括支持向量机(support vector machine, SVM)、随机森林(random forest, RF)、人工神经网络(artificial neural network, ANN)。所有算法均采用已经过光谱通道对齐和辐射定标后的无人机多光谱数据进行验证。表9对比不同算法的准确率、Kappa系数和算法运行时间。本文方法准确率达到96.7%,略高于ANN方法0.3%,分别优于RF、SVM方法2.5%和6.5%,说明本文算法分类的准确率明显优于其他算法。Kappa系数用于衡量分类结果与真实标签的一致性,ANN的Kappa系数(95.6%)显著高于RF(88.3%)和SVM(85.5%),而所提方法的Kappa系数(94.5%)与ANN接近,进一步验证了其分类结果的可靠性,仅在类别均衡性上略差。算法运行时间方面,本文算法对每个样本的运行时间为0.001s,与SVM的运行时间相当,显著优于RF和ANN。上述结果说明,本文算法兼顾精度与效率,既能满足滩涂地物的精确分类需求,又能保证快速的响应时间,适用于无人机低空测量的场景。

表 9 算法的对比结果

Table 9 Comparison of different algorithms			
方法	准确率/%	Kappa 系数/%	运行时间/s
SVM	90.2	85.5	0.001
RF	94.2	88.3	0.015
ANN	96.4	95.6	0.298
所提方法	96.7	94.5	0.001

4.4 跨场景验证

为评估分类规则在复杂环境条件下的泛化能力,设计跨季节迁移验证与日内时刻鲁棒性验证两组实验,严格遵循“训练-测试时空独立”原则,确保验证结果真实反映模型适应性。

以单一季节数据训练分类阈值,直接应用于其他季

节测试集,不进行任何参数微调,量化季节差异导致的性能退化,结果如表 10 所示。

表 10 跨季节迁移验证

Table 10 Accuracy of sample recognition

训练数据	测试数据	样本量	准确率/%	Kappa 系数/%
2024 年 10 月	2024 年 8 月	2 700	94. 5	91. 7
2024 年 10 月	2024 年 11 月	2 700	97. 2	95. 8
2024 年 8 月	2024 年 11 月	2 700	93. 8	90. 7

跨季节迁移验证结果表明,以单一季节数据训练的分类阈值直接应用于其他季节时,模型展现出良好的泛化能力。具体而言,以 2024 年 10 月秋季数据为训练集时,在 8 月夏季测试集上取得 94. 5% 的准确率与 91. 7% 的 Kappa 系数,较训练集性能下降 2. 2 个百分点,这一退化主要源于夏季高温多雨环境下海滩树林叶绿素含量达到年度峰值,导致红边位置向长波方向偏移,部分茂盛植被 NDVI 计算值超出训练集分布范围而被误判。同时在 11 月初冬测试集上则取得 97. 2% 的准确率与 95. 8% 的 Kappa 系数,性能甚至优于训练集,这是因为植被枯萎后 NDVI 分布更为集中,与沙石、水际的区分度反而增大。当采用 8 月夏季数据训练并测试 11 月初冬数据时,准确率降至 93. 8%, Kappa 系数为 90. 7%,成为 3 种组合中的最低值,反映出夏季植被光谱特征的特殊性对模型泛化构成了最大挑战。综合 3 组实验,跨季节平均准确率为 95. 2%,波动范围控制在 $\pm 2. 9\%$,表明分类规则具备基本的季节适应能力。

此外,在单日完整光照周期内(09:00 至 16:30),固定飞行区块与航线,每 1. 5 h 采集一组数据,共 6 个时刻,验证分类规则对太阳高度角与大气散射变化的鲁棒性。表 11 展示了水际、树林、沙石 3 类地物在日内时刻的鲁棒性验证结果。

表 11 日内时刻鲁棒性验证

Table 11 Accuracy of sample recognition

时刻	太阳高度角/(°)	光照强度/ lux	3 类地物准确率/%	总体准确率/%
09:00	35. 2	41 669	94. 2/97. 8/95. 1	95. 7
10:30	52. 7	55 927	96. 1/98. 3/96. 7	97. 0
12:00	67. 5	49 397	95. 3/98. 0/96. 2	96. 5
13:30	58. 3	61 231	96. 8/98. 5/97. 1	97. 5
15:00	45. 6	64 891	97. 2/98. 9/97. 5	97. 9
16:30	28. 4	33 039	93. 5/96. 4/94. 8	94. 9

日内时刻鲁棒性验证结果显示,分类规则在完整光照周期内表现出显著的光照适应性,总体准确率随光照强度变化呈现非单调波动特征,在 15:00 光照强度达到 64 891 lux 时取得最优性能 97. 9%,而在 16:30 光照强度降至 33 039 lux 时出现最大退化至 94. 9%,但全天波动幅度控制在 3 个百分点以内。从太阳高度角与性能的关系来看,35°~60°区间的准确率均维持在 95. 7% 以上,其中 13:30 至 15:00 太阳高度角 45°~60°且光照强度超过 60 000 lux 的时段性能最为稳定,3 类地物准确率均达到 96. 8% 以上。而正午 12:00 太阳高度角最高时准确率反而略有下降(96. 5%),这可能与强光导致的局部过曝及阴影压缩有关。此外,16:30 太阳高度角降至 28. 4°时性能显著退化,主要源于长阴影占比增加及传感器信噪比下降。值得注意的是,尽管原始光谱反射率随光照强度变化呈现高达 26% 的波动,但归一化植被指数 NDVI 因比值结构保持稳定(15:00 与 16:30 均为 0. 842),有效抑制了光照变化的影响,使得三类地物指数的日内变异系数仅为 1. 5%~2. 3%,显著低于原始反射率的 12%~18% 变异水平。这一特性确保了分类阈值在宽光照范围内无需调整即可直接应用,为无人机应急监测提供了灵活的时间窗口。

5 结 论

针对滩涂区域高湿度、强反射、水际动态变化导致的辐射失真、通道视差及光谱特征不稳定问题,本文构建了面向滩涂复杂环境的无人机多光谱精准探测技术体系,通过手持地物光谱仪和无人机多光谱相机的两级采集系统、室内-室外联合定标和全局仿射对齐的一体化处理方法,以及 NDVI、NDWI 和 NRNI 多指数组合决策规则,实现了亚米级分辨率下滩涂地物的实时精准分类。与单一技术改进不同,本研究的创新性体现在针对滩涂特殊环境的系统性解决方案:波段筛选机制适配地物光谱特性,联合定标方法保障复杂光照下的辐射精度,仿射对齐消除多通道视差,指数组合决策满足机载实时处理需求。实验结果表明,该方法对海岸水际、海滩树林、滩头沙石的总体分类准确率达 96. 7%, Kappa 系数为 94. 5%,单样本处理时间 0. 001 s,为滩涂生态环境的精细化监测提供了可靠的技术支撑。未来研究将拓展至多光谱-热红外融合探测,并开发嵌入式实时处理算法,进一步提升无人机平台的自主感知能力。

参考文献

- [1] 郭春海, 张英明, 丁忠明. 无人机机载 LiDAR 在沿海滩涂大比例尺地形测绘中的应用[J]. 测绘通报, 2019(9): 155-158.
- GUO CH H, ZHANG Y M, DING ZH M. Application of UAV airborne LiDAR in large-scale topographic mapping of coastal mudflat [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019(9): 155-158.
- [2] GIANDOMENICO D L, JOSE L P, FEDERICO C, et al. PRISMA imaging for land covers and surface materials composition in urban and rural areas adopting multiple endmember spectral mixture analysis (MESMA) [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2025, 225: 196-220.
- [3] 孙备, 党昭洋, 吴鹏, 等. 多尺度互交叉注意力改进的单无人机对地伪装目标检测定位方法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(6): 54-65.
- SUN B, DANG ZH Y, WU P, et al. Multi scale cross attention improved single drone ground camouflage target detection and localization method[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(6): 54-65.
- [4] 郝晋渊, 张家明, 张少康, 等. 基于改进 YOLO 的无人机入侵检测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(7): 143-151.
- HAO J Y, ZHANG J M, ZHANG SH K, et al. Unmanned aerial vehicle intrusion detection method based on improved YOLO [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(7): 143-151.
- [5] WANG J J, LOU Y, WANG W T, et al. A robust model for diagnosing water stress of winter wheat by combining UAV multispectral and thermal remote sensing [J]. Agricultural Water Management, 2024, 291: 108616.
- [6] 郭润泽, 孙备, 孙晓永, 等. 无人机弱光条件下多模态融合目标检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(1): 338-350.
- GUO R Z, SUN B, SUN X Y, et al. Multi modal fusion target detection method for unmanned aerial vehicles under low light conditions [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(1): 338-350.
- [7] LIU CH, YUAN X H, NI G Q, et al. Utilizing deep transfer learning to discover changes in landscape patterns in urban wetland parks based on multispectral remote sensing[J]. Ecological Informatics, 2024, 83: 102808.
- [8] 黄志海, 邓耀华, 吴光栋. IC 器件表面缺陷多光谱图像特征融合检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(9): 24-33.
- HUANG ZH H, DENG Y H, WU G D. Multi spectral image feature fusion detection method for surface defects of IC devices [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(9): 24-33.
- [9] 涂潮, 刘万军, 赵琳琳, 等. 有限训练样本下的多尺度空洞密集网络高光谱影像分类[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(4): 206-216.
- TU CH, LIU W J, ZHAO L L, et al. Multiscale hollow dense network hyperspectral image classification with limited training samples[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(4): 206-216.
- [10] LIU Q SH, WU Z J, CUI N B, et al. Estimating stomatal conductance of citrus orchard based on UAV multi-modal information in Southwest China[J]. Agricultural Water Management, 2025, 307: 109253.
- [11] 赵德馨, 李对对, 陈继辉, 等. 基于多角度多光谱相机的相对辐射校正方法分析[J]. 航天返回与遥感, 2024, 45(4): 81-90.
- ZHAO D X, LI D D, CHEN J H, et al. Analysis of relative radiometric correction method based on directional multi-spectral camera [J]. Spacecraft Recovery & Remote Sensing, 2024, 45(4): 81-90.
- [12] 吴靖, 张朋朋, 黄峰, 等. NO₂ 双通道光谱成像定量监测技术研究[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(4): 155-162.
- WU J, ZHANG P P, HUANG F, et al. Research on quantitative monitoring technology of NO₂ dual-channel spectral imaging [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(4): 155-162.
- [13] 黄林生, 邵松, 卢宪菊, 等. 基于卷积神经网络的生菜多光谱图像分割与配准[J]. 农业机械学报, 2021, 52(9): 186-194.
- HUANG L SH, SHAO S, LU X J, et al. Segmentation and registration of lettuce multispectral image based on convolutional neural network [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(9): 186-194.
- [14] 郑佳怡, 方俊永, 王潇, 等. 镀膜双镜头多光谱相机的波段配准方法[J]. 中国科学院大学学报, 2022, 39(3): 377-385.

- ZHENG J Y, FANG J Y, WANG X, et al. Band registration method of coated dual lens multispectral camera[J]. Journal of University of Chinese Academy of Sciences, 2022, 39(3): 377-385.
- [15] 刘扬, 方俊永, 刘学, 等. 基于滤光片转轮式多光谱相机的辐射校正[J]. 中国科学院大学学报(中英文), 2024, 41(5): 636-643.
LIU Y, FANG J Y, LIU X, et al. Radiation correction of multi spectral camera based on filter wheel[J]. Journal of University of Chinese Academy of Sciences, 2024, 41(5): 636-643.
- [16] 崔珍珍, 马超, 张浩, 等. 基于多级靶标的航空多光谱相机绝对辐射定标[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(11): 3571-3581.
CUI ZH ZH, MA CH, ZHANG H, et al. Absolute radiometric calibration of airborne multispectral cameras based on multi-level targets [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(11): 3571-3581.
- [17] 吴旋, 杨斌, 李先峰, 等. 空间光谱耦合型多光谱相机的辐射定标[J]. 光学学报, 2024, 44(23): 84-93.
WU X, YANG B, LI X F, et al. Radiometric calibration of spatially coupled multispectral cameras [J]. Acta Optica Sinica, 2024, 44(23): 84-93.
- [18] 吕峥, 庄炜, 吴越, 等. 基于改进 EMD 方法的 FBG 传感网络光谱基线校正研究[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(1): 190-197.
LYU ZH, ZHUANG W, WU Y, et al. Research on spectral baseline correction of FBG sensor network based on the improved EMD method[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(1): 190-197.
- [19] ZHANG Y, HAN W T, ZHANG H H, et al. Evaluating soil moisture content under maize coverage using UAV multimodal data by machine learning algorithms [J]. Journal of Hydrology, 2023, 617: 129086.
- [20] BECCARO L, ALBANO M, TOLOMEI C, et al. Insights into post-emplacement lava flow dynamics at Mt. Etna volcano from 2016 to 2021 by synthetic aperture radar and multispectral satellite data[J]. Frontiers in Earth Science, 2023, 11: 1211450.
- [21] 严玥, 许世豪, 何海星月, 等. 基于波簇区间的挥发性有机气体红外光谱光谱波长选择算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2025, 39(3): 34-43.
YAN Y, XU SH H, HE H X Y, et al. Wavelength selection algorithm for volatile organic gas infrared spectroscopy based on wave cluster interval[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(3): 34-43.
- [22] 冯春, 赵南京, 殷高方, 等. 多波长透射光谱特征提取结合支持向量机的水体细菌识别方法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(9): 2940-2944.
FENG CH, ZHAO N J, YIN G F, et al. Research on the identification method of water bacteria using multi wavelength transmission spectrum feature extraction combined with support vector machine[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41(9): 2940-2944.
- [23] 王尔美, 李卫国, 顾晓鹤, 等. 基于光谱特征分异的玉米种植面积提取 [J]. 江苏农业学报, 2017, 33(4): 822-827.
WANG ER M, LI W G, GU X H, et al. Planting area extraction of maize based on spectral features differentiation [J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences, 2017, 33(4): 822-827.
- [24] 魏永康, 杨天聪, 臧少龙, 等. 基于无人机多光谱影像特征融合的小麦倒伏监测[J]. 中国农业科学, 2023, 56(9): 1670-1685.
WEI Y K, YANG T C, ZANG SH L, et al. Monitoring wheat lodging based on UAV multi-spectral image feature fusion[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2023, 56(9): 1670-1685.
- [25] 章海亮, 王宇, 胡梅, 等. 基于 Sigmoid 函数归一化的多光谱指数特征在油茶林遥感识别和样本迁移研究中的应用[J]. 光谱学与光谱分析, 2025, 45(4): 1159-1167.
ZHANG H L, WANG Y, HU M, et al. Application of multispectral index features normalized by Sigmoid function in remote sensing identification and sample migration of camellia oleifera forest[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2025, 45(4): 1159-1167.
- [26] 孙琳, 毕卫红, 刘桐, 等. 应用机载高光谱与机器学习法的绿藻识别算法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(11): 3637-3643.
SUN L, BI W H, LIU T, et al. Research on green algae identification algorithm using airborne hyperspectral and machine learning methods[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(11): 3637-3643.
- [27] MOHAN M M, TARSHISH R, TUBUL Y, et al.

- Multimodal ensemble of UAV-borne hyperspectral, thermal, and RGB imagery to identify combined nitrogen and water deficiencies in field-grown sesame[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2025, 222: 33-53.
- [28] 李卓, 张朴. 多功能光谱仪定标方法[J]. 兵器装备工程学报, 2024, 45(5): 106-111, 179.
- LI ZH, ZHANG P. Calibration method for multifunctional spectrometer[J]. Journal of Weapon Equipment Engineering, 2024, 45(5): 106-111.
- [29] 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局, 中国国家标准化管理委员会. GB/T 27418—2017 测量不确定度评定与表示方法[S]. 北京: 中国标准出版社, 2018.
- General Administration of Quality Supervision, Inspection and Quarantine—The People's Republic of China, Standardization Administration of China. GB/T 27418—2017 Guide to the evaluation and expression of uncertainty in measurement [S]. Beijing: Standards Press of China, 2018.
- [30] 宋恩泽, 张颖, 邵光成, 等. 基于无人机多光谱遥感的农业园区地物分类研究[J]. 江苏农业学报, 2023, 39(9): 1862-1871.
- SONG EN Z, ZHANG Y, SHAO G CH, et al. Research on land cover classification in agricultural parks based on multispectral remote sensing from unmanned aerial vehicles[J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences, 2023, 39(9): 1862-1871.
- [31] 李岩舟, 何艳洲, 覃锋, 等. 基于卷积神经网络的互

花米草识别研究[J]. 中国农机化学报, 2023, 44(4): 159-166.

LI Y ZH, HE Y ZH, QIN F, et al. Research on spartina alterniflora recognition based on convolutional neural networks [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2023, 44(4): 159-166.

作者简介



郭润泽, 分别在 2018 年、2021 年于国防科技大学获得学士学位、硕士学位, 现为国防科技大学博士研究生, 主要研究方向为智能侦测与对抗。

E-mail: guorunze14@ nudt. edu. cn

Guo Runze received his B. Sc. degree and M. Sc. degree both from National University of Defense Technology in 2018 and 2021, respectively. He is currently a doctoral student at National University of Defense Technology. His main research interest includes intelligent detection and counter-measures.



孙备(通信作者), 于 2018 年获得国防科技大学博士学位, 现为国防科技大学副研究员, 硕士生导师, 主要研究方向为无人平台智能侦测与对抗。

E-mail: sunbei08@ nudt. edu. cn

Sun Bei (Corresponding author) received his Ph. D. degree from National University of Defense Technology in 2018. He is currently an associate researcher and a graduate advisor at National University of Defense Technology. His main research interests include intelligent detection and countermeasure of unmanned platforms.