

低空无人机遥感影像的语义分割与地物分类模型优化研究

吴天鹤

北京邮电大学国际学院, 北京

收稿日期: 2026年4月25日; 录用日期: 2026年5月18日; 发布日期: 2026年5月26日

摘要

随着低空无人机遥感技术的快速发展, 其所获取到的高分辨率影像为开展精细化地物的识别以及分类, 提供了丰富的数据源。然而, 当前基于深度学习来开展的语义分割模型在处理这类影像时, 经常会面临地物边界模糊、类内差异大以及类间相似性高等方面的挑战, 并且大多数研究仅仅把RGB颜色信息当作信息来使用, 由于没有充分挖掘影像多维光谱特性, 导致模型在复杂场景当中的分类精准度以及鲁棒性方面是有提高空间的。为此, 本研究把重点聚焦在有效开展RGB空间信息以及多光谱特征的融合工作, 对面向低空无人机遥感影像的语义分割以及地物分类模型进行优化, 搭建双分支特征提取网络, 分别去处理RGB图像以及特定变换后的光谱信息, 设计跨模态特征开展交互与融合, 来实现空间细节和光谱判别特征的互补增强。实验结果显示, 所提出的融合模型在建筑、植被、道路、水体等多个典型地物类别分类精度方面, 明显优于仅仅运用RGB信息的基准模型, 尤其在区分光谱特征相似但空间纹理不同的地物方面表现突出, 有效改善了分割边界的连续性与分类结果的同质性。本研究不仅为无人机遥感影像的自动化解译提供了一种精度更高、适应性更强的技术方案, 而且通过探索多源信息融合机制, 对推动精准农业、城市测绘、环境监测等领域的智能化应用具有重要的实践参考价值。

关键词

低空无人机遥感, 语义分割, 地物分类, RGB-光谱融合, 模型优化

Research on Model Optimization for Semantic Segmentation and Land Cover Classification of Low-Altitude UAV Remote Sensing Images

Tianhe Wu

International School of Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing

Abstract

With the rapid development of low-altitude unmanned aerial vehicle (UAV) remote sensing technology, the high-resolution images obtained provide abundant data sources for the identification and classification of refined land cover features. However, current deep learning-based semantic segmentation models often face challenges such as blurred land cover boundaries, large intra-class variations, and high inter-class similarity when processing such images. Moreover, most studies only employ RGB color information as input, and the insufficient exploitation of multi-dimensional spectral characteristics of images leaves room for improvement in classification accuracy and robustness of the models in complex scenarios. To address these issues, this study focuses on the effective fusion of RGB spatial information and multi-spectral features, and optimizes semantic segmentation and land cover classification models for low-altitude UAV remote sensing images. A dual-branch feature extraction network is constructed to process RGB images and spectrally transformed information separately, and a cross-modal feature interaction and fusion module is designed to achieve complementary enhancement of spatial details and spectral discriminative features. Experimental results demonstrate that the proposed fusion model significantly outperforms baseline models using only RGB information in classification accuracy for multiple typical land cover categories including buildings, vegetation, roads, and water bodies. It exhibits outstanding performance especially in distinguishing land cover features with similar spectral characteristics but different spatial textures, effectively improving the continuity of segmentation boundaries and the homogeneity of classification results. This study not only provides a technical solution with higher accuracy and stronger adaptability for the automated interpretation of UAV remote sensing images, but also offers important practical reference for promoting intelligent applications in precision agriculture, urban mapping, environmental monitoring and other fields by exploring multi-source information fusion mechanisms.

Keywords

Low-Altitude UAV Remote Sensing, Semantic Segmentation, Land Cover Classification, RGB-Spectral Fusion, Model Optimization

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

低空无人机平台可以获取超高空间分辨率以及高时间分辨率的影像，在精细农业监测、城市精细管理以及生态环境评估等场景中，已经成为传统卫星与载人机载遥感的重要补充。超低飞行高度带来了影像特性，也就是尺度细节非常丰富、视角较为灵活，但同时也引入了严峻的问题，如阴影遮蔽、几何畸变以及背景杂波，致使地物光谱混叠现象严重目标边界比较模糊，传统基于规则或者浅层特征来开展的分类方法难以满足精细化、自动化解译方面的需求。深度学习语义分割模型在自然场景当中表现优良，但是如果直接将其迁移到低空无人机遥感场景，就容易受到类内光谱差异、类间光谱相似以及尺度变化剧烈等因素的影响，出现小目标漏检、异物同谱与同物异谱等现象，制约了分类精度与空间连续性的进一步提升[1]。

单一 RGB 影像主要利用纹理、形状与色彩信息,对植被健康状况、土壤湿度差异等内部生理与理化属性敏感度有限,而多光谱数据在特定波段对叶绿素、水分与生物量变化更为敏感,有利于区分光谱特征相近的地物类型。将 RGB 空间细节以及多光谱光谱信息进行融合,有望强化边界细节以及物理属性表征,提高复杂背景下的地物类别可分性,并且提高模型在不同光照、季节以及传感条件当中的鲁棒性,所以构建面向低空无人机遥感场景的 RGB-光谱融合语义分割与地物分类优化模型具有重要的理论价值以及应用前景。

近年来,基于深度学习的遥感影像多模态数据融合方法取得显著进展。Said Y.等提出 MHF-Net,利用分层融合策略实现高光谱与 LiDAR 数据的联合分类[2]; Wassan 等设计多模态融合 Transformer,通过交叉注意力机制实现 RGB 与多光谱影像的语义分割[3]; 贾智强提出 SPDF-Net,将光谱-空间特征分解用于遥感影像分类。在无人机遥感领域[4], Paheding 构建双分支 CNN-RNN 网络,探索时序光谱信息融合[5]; Nagaraj 引入图卷积网络实现多模态特征的高阶交互[6]。然而,现有方法多集中于单一融合策略,对空间细节与光谱判别特征的自适应互补增强关注不足,且跨模态注意力机制的设计缺乏针对低空影像特性的优化。

与上述 SOTA 模型相比,本文创新点在于:(1) 构建双分支异构骨干网络,分别适配 RGB 与多光谱数据特性;(2) 设计空间-通道两级交互的跨模态融合模块,实现边界增强与光谱判别特征协同放大;(3) 引入残差跨模态变换层,稳定融合特征分布,提升训练稳定性。本文方法在保持高分辨率空间细节的同时,充分挖掘多光谱的物理判别能力,在复杂城郊场景中实现优于现有融合方法的语义分割精度。

2. 低空无人机遥感影像特性与多源信息融合理论基础

2.1. 低空无人机遥感影像的数据特性

低空无人机遥感影像拥有厘米级甚至亚厘米级的空间分辨率,能够开展对地物边界以及纹理细节的精细刻画工作,从而让道路裂缝、植被缝隙、小型构筑物等微小目标在像元尺度上清晰地呈现出来,高频纹理以及复杂空间结构极大程度上提高了语义分割和地物分类的区分度。平台飞行的高度较低,姿态灵活,可以获取多视角、多尺度以及不同俯仰角度的影像序列。同一地物在不同视角下,它的面积形态、阴影范围以及和背景的混杂程度差异非常显著,带来了丰富的几何以及视差方面的信息,同时也引入了诸如遮挡、畸变和尺度变化等因素,这就对特征的稳定性以及模型的鲁棒性提出了更高的要求。影像获取的周期非常短,重复频率很高,并且时序连续性比较强,可以在短时间之内多次覆盖目标区域,从而为地物状态变化监测以及动态场景分割提供数据方面的基础。

2.2. 语义分割与地物分类模型基本原理

语义分割和地物分类模型以像素级标注为学习目标,通过深度卷积神经网络或者编码-解码结构来实现端到端的特征提取以及类别预测。在典型 FCN 架构当中,编码端通过开展多层卷积以及池化工作,不断扩大感受野,从而获取地物从局部纹理到整体形状的多尺度表征;解码端会通过反卷积或者上采样来逐步进行空间分辨率的恢复,并且把浅层特征结合起来补充边界细节,进而输出和输入尺寸相一致的像素级分类结果。U-Net 以及它的变体在这个基础上开展引入对称跳跃连接的操作,把高层语义和低层细节进行级联,这样有利于在复杂背景当中保持道路边缘、建筑轮廓、植被斑块等目标的完整性以及连通性。针对低空无人机影像存在的尺度变化剧烈以及纹理细碎这些问题,DeepLab 系列通过空洞卷积和多尺度空洞空间金字塔池化增强对不同大小目标的感受野覆盖能力,使模型在不显著增加参数的情况下兼顾细粒度纹理与大范围场景结构[7]。

在开展地物分类任务当中,语义分割模型会借助对特征图高维表示开展聚类以及判别工作,把不同

地物类型在特征空间的间隔拉开，抑制阴影、视角以及光照差异所导致的类内差异，借助上下文信息来开展地物空间共现关系的建模工作，像建筑以及道路、农田以及水体邻接模式等，提高分类决策全局一致性以及语义合理性。

2.3. RGB 与多光谱信息融合的机理与优势

RGB 以及多光谱信息进行融合，本质上是把可见光通道所具有的丰富的空间纹理、形状、结构信息，和窄带光谱所反映的物质组成、生理状态差异进行互补，增强特征空间方面的类间可分性。低空无人机影像的分辨率较高，纹理细节也很丰富，如果仅仅依靠 RGB 信息，同物异谱以及异物同谱的现象就会比较明显，像阴影下的建筑和道路容易被误分为水体，高反射裸地以及部分建筑屋顶的颜色分布情况是相似的。多光谱通道在红边、近红外波段对植被叶绿素含量、水分状况及土壤背景具有更强敏感性，可在光谱维度上拉开农田、草地、林地与裸地等地物的响应曲线差异，卷积网络在学习联合输入的多通道影像特征的时候，浅层卷积核会侧重于边缘、纹理以及局部几何形态，高层特征则会同时综合多光谱反射率模式和空间上下文，将“长得像”的区域按照“本质属性”重新归类，以实现复杂光照、阴影以及背景干扰这些方面下的地物分类稳健性和精度的提升[8]。

在语义分割场景当中，多尺度卷积以及注意力机制会把 RGB 和多光谱特征开展加权聚合工作，这样可以自适应地突出对当前类别最具判别力的光谱维度或者空间结构。比如，对水体短波以及纹理平滑特性进行增强，将植被红边与近红外反射突变进行突出，通过跨通道相关性去开展抑制噪声波段贡献的工作，让融合之后的特征表示能够保持边界细节在把类别间的间隔拉大以及小目标识别，其效果均优于单一模态输入。

3. 融合 RGB 与光谱信息的语义分割模型构建

3.1. 双分支特征提取网络设计

为充分借助低空无人机所获取的 RGB 以及多光谱遥感信息，本研究开展了双分支并行特征提取网络结构的构建。RGB 分支运用卷积神经网络来当作主体编码 - 解码框架，经过逐层卷积、批归一化以及非线性激活去提取纹理、边缘、形状等方面的细节特征，在编码阶段通过步长卷积以及最大池化来扩张多尺度感受野，解码阶段通过上采样以及跳跃连接来进行空间分辨率的恢复，从而减弱下采样所造成的位置信息损失。多光谱分支选用 EfficientNet-B0 作为主干网络，针对波段数多、光谱响应差异大的特性，采用浅且宽的卷积结构，引入一维以及二维卷积组合的光谱 - 空间联合建模方式，对植被进行强调水体、裸地等地物光谱差异的敏感性，并通过通道注意力机制(SENNet 模块)自适应调整各波段权重，减少冗余光谱信息的干扰。两个分支会保持各自的特征提取优势，借助同步尺度设计以及共享输出分辨率，为后续的跨模态特征交互以及融合模块提供结构对齐、语义层级一致的特征表示，从而为低空场景当中复杂地物边界的精细分割以及混合地物斑块的准确分类来奠定基础[9]。

3.2. 跨模态特征交互与融合模块

跨模态特征交互与融合模块基于双分支网络所输出的对齐特征，引入显式的空间与通道两级交互机制，实现 RGB 空间细节与多光谱光谱响应的互补增强，具体组件设计如下：

(1) 跨模态空间注意力单元

设 RGB 特征图为 $F_{RGB} \in \mathfrak{R}^{C \times H \times W}$ ，多光谱特征图为 $F_{MS} \in \mathfrak{R}^{C \times H \times W}$ 。首先利用多光谱特征生成空间注意力图：

$$A_{spatial} = \sigma(\text{Conv}_{1 \times 1}(F_{MS}))$$

其中 σ 为 Sigmoid 激活函数, $Conv_{1 \times 1}$ 为逐点卷积。将注意力图作用于 RGB 特征:

$$F_{RGB}^{weighted} = F_{RGB} \Theta A_{spatial}$$

同时, 利用 RGB 特征的边界响应约束多光谱特征:

$$F_{MS}^{enhanced} = F_{MS} + Con_{3 \times 3}(Edge(F_{RGB}))$$

(2) 共享门控通道注意力单元

将两个模态特征在通道维度拼接得到 $F_{cat} \in \mathbb{R}^{2C \times H \times W}$, 经全局平均池化后通过共享门控网络生成通道权重:

$$A_{channel} = \sigma(W_2 \cdot \delta(W_1 \cdot Con_{3 \times 3}(Edge(F_{RGB}))))$$

将 $A_{channel}$ 拆分为 $ARGB$ 和 AMS , 分别对两个模态特征进行加权:

$$F_{RGB}^{att} = F_{RGB} \Theta A_{RGB}, F_{MS}^{att} = F_{MS} \Theta A_{MS}$$

(3) 残差跨模态变换层

对加权后的特征进行融合, 引入残差连接以稳定特征分布:

$$F_{fusion} = Con_{3 \times 3}(F_{RGB}^{att} \oplus F_{MS}^{att}) + F_{RGB}^{att} + F_{MS}^{att}$$

(4) 多尺度融合汇聚单元

跨模态特征交互以及融合模块基于双分支网络所输出的对齐特征, 引入了显式的空间以及通道两级交互机制, 实现 RGB 空间细节和多光谱响应的互补增强。如表 1 所示, 在空间方面, 开展构建跨模态注意力单元的工作, 借助多光谱特征来生成与地物类别相关的显著性引导图, 把 RGB 特征进行加权标注, 抑制像阴影、强反射这类伪纹理区域, 借助 RGB 高分辨率边界响应, 来开展对多光谱特征进行边缘约束以及细化插值的工作, 缓解多光谱分支下采样所导致的边界模糊问题。在通道方面运用共享门控的通道注意力结构, 两个模态在通道维度上进行拼接之后, 开展全局池化以及非线性映射工作, 然后按照模态进行拆分并返回, 来实现关键光谱波段以及对应纹理方向的协同放大, 减少冗余通道所产生的对分类判别的干扰。为了避免出现因为简单拼接而导致分布偏移的情况, 在融合阶段会设置残差跨模态变换层, 从而使得融合特征在能够保持原模态判别性的同时, 更加契合后续解码以及分类头的优化目标[10]。

Table 1. Analysis of cross-modal feature interaction and fusion module

表 1. 跨模态特征交互与融合模块分析

模块类型	主要操作	作用对象	预期效果
跨模态空间注意力	光谱引导 RGB 加权、边界回传	空间维特征	提升边界清晰度, 抑制伪纹理
共享门控通道注意力	通道拼接、全局池化与重标定	通道维特征	突出关键波段与对应纹理
残差跨模态变换层	线性变换 + 残差连接	融合后特征	稳定特征分布, 减轻训练不稳定
多尺度融合汇聚单元	不同尺度特征级联与卷积整合	多尺度特征图	强化小目标与复杂斑块的识别能力

3.3. 模型训练策略与优化目标

模型训练阶段将联合损失设计为方法来使用, 对改进地物边界刻画以及类别不均衡问题进行处理。整体以像素级交叉熵为主损失, 开展全局分类精度的约束工作; 叠加 Dice 损失以提升斑块完整性和对细碎目标的敏感性, 并在地物类别样本差异较大的情况下, 引入类别权重或 Focal 思想调节难易样本梯度,

避免大面积的背景与植被产生对小面积道路、水体的“吞噬”效应。针对道路、河流、林带等细长或者条带状的目标，添加了边界感知项，借助语义边界梯度一致性的约束，来引导解码端开展强化跨尺度特征轮廓连续性的工作，减轻断裂和粘连，将优化器选用为 AdamW 来开展收敛速度以及正则化效果的平衡工作，同时配合多阶段学习率衰减以及冷启动预热策略，从而让跨模态融合模块和解码头在训练前期能够稳定更新，中后期会逐步把关注点聚焦在难分地物类别判别边界方面，来实现整体 mIoU 以及关键地物类别精度的同步提升。

4. 实验设计与结果分析

4.1. 实验数据与预处理

本研究选用某典型城郊复合景观区域的低空无人机遥感影像当作实验数据来使用，飞行高度大概在 80~120 m，空间分辨率比 0.1 m 更优，原始数据包含高分辨率 RGB 影像以及同步搭载的 MicaSense RedEdge-MX 多光谱相机采集的多光谱影像(包含蓝、绿、红、红边、近红外五个波段)。研究区域把建筑物、道路、农田、裸地、水体、林地以及低矮灌丛等地物类型囊括在内，拥有地物类型多样、空间结构复杂、光照条件变化显著的特性，能够比较好地反映出低空无人机遥感在精细地物识别方面所具有的应用场景。地物类别标注借助把人工精细解译和现场调查相结合的方式来完成，选用多边形矢量标注并且 raster 化到像素级标签，以此来为后续语义分割以及地物分类模型训练提供高质量样本[11]。

影像预处理包含有辐射定标、大气校正、几何校正、正射校正、影像镶嵌以及裁剪等方面的环节，用来消除传感器噪声、视角畸变以及光照差异所带来的对分类结果的影响，针对 RGB 以及多光谱数据开展精确配准工作，通过特征点匹配以及亚像素级几何校正来实现多源数据的空间一致。为了缓解样本不均衡以及过拟合，会对训练样本开展随机裁剪、旋转、翻转、光照扰动、色彩抖动以及混合噪声注入等增强策略的实施，来控制增强后各地物类别样本的占比，让模型在复杂纹理以及多尺度目标的条件之下，具备更强的鲁棒性以及泛化能力。

4.2. 实验设置与评价指标

实验环境：Ubuntu 系统，PyTorch 深度学习框架，NVIDIA Tesla V100 GPU (32 GB 显存)。对比基线模型及超参数设置如表 2 所示：

Table 2. Comparison of baseline models and hyperparameter settings

表 2. 对比基线模型及超参数设置

模型	主干网络	优化器	初始学习率	批大小	训练轮数
FCN	ResNet-50	AdamW	1e-3	16	200
U-Net	自定义编码器	AdamW	1e-3	16	200
DeepLabv3+	ResNet-50	AdamW	1e-3	16	200
本文模型	ResNet-50 + EfficientNet-B0	AdamW	1e-3	12	200

评价指标方面，选用像素精度(PA)、平均像素精度(mPA)、平均交并比(mIoU)以及 F1-score 来开展对语义分割效果的定量分析工作，同时还统计各地物类别的 IoU 以及 F1，检验模型对于少样本类别以及细碎地物开展识别的能力。为去衡量地物分类的整体性能以及类别混淆情况，构建基于像素级预测结果的混淆矩阵，开展总体分类精度(OA)与 Kappa 系数的计算工作，对比在相同训练策略以及数据划分条件下不同模型的指标差异，突出双分支跨模态融合网络在开展边界保持、类别分离度以及多尺度目标表达等

方面工作时所具备的优势[12]。

4.3. 结果分析与讨论

为验证各融合组件的有效性，如表 3 所示，设计以下消融实验：

Table 3. Validation of the effectiveness of each fusion component

表 3. 验证各融合组件的有效性

实验编号	RGB 分支	MS 分支	空间注意力	通道注意力	残差变换层	mIoU (%)
A	√	×	×	×	×	72.4
B	√	√	×	×	×	76.1
C	√	√	√	×	×	78.3
D	√	√	×	√	×	78.0
E	√	√	√	√	×	79.2
F (本文)	√	√	√	√	√	80.1

在相同的训练集以及评价指标的情况下，将对比模型和 RGB-多光谱融合网络在城郊典型地物方面的分割结果开展对比。如图 1 所示，融合策略在整体精度以及类别均衡性上所具备的优势十分明显。就全局指标方面而言，所提出的模型当中的 PA、mPA、mIoU 以及 F1-score 要高于单源 RGB 网络，mIoU 平均提高了大约 3%~6%，比引入注意力或者特征金字塔的改进模型还高 1%~3%。各类别结果的显示情况表明，道路、建筑物等规则目标(IoU)的提升幅度较有限，而植被、水体、裸地等这类地物的提升更为显著，主要原因是它们的边界模糊，并且光谱混叠的现象比较严重，多光谱分支在细粒度光谱区分以及阴影区域判别当中，能够提供额外的判别信息，进而有效缓解 RGB 模型容易出现的错分和漏分。混淆矩阵分析显示，所提模型在“低矮植被 - 农田”“裸地 - 建筑施工区”等出现高混淆情况的类别中，处理误判工作的比率有了显著下降，并且 OA 以及 Kappa 系数得以同步提高，这样类别之间的分离程度得到了改善[13]。

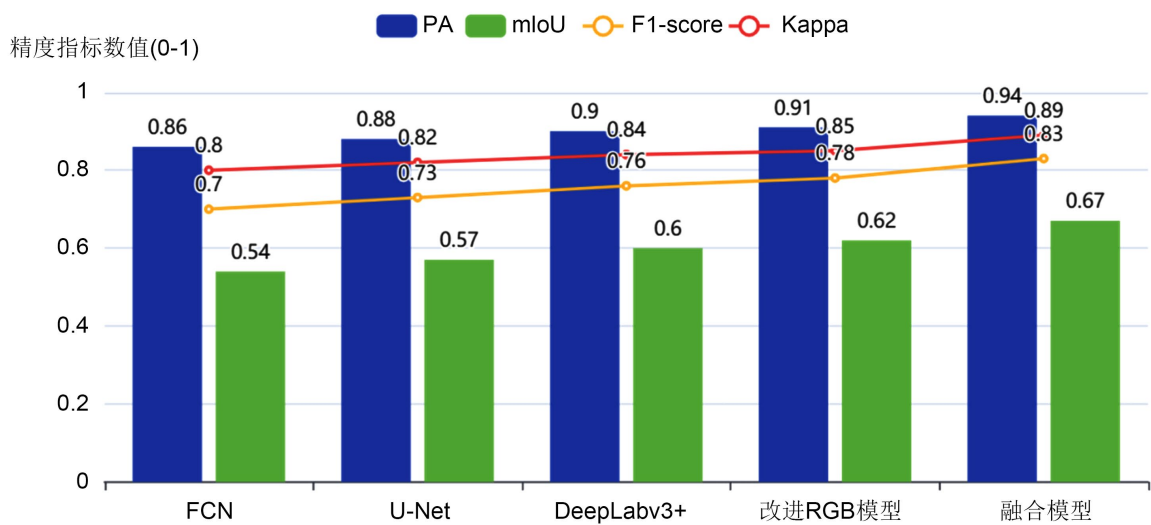


Figure 1. Comparison of semantic segmentation accuracy of different models

图 1. 不同模型语义分割精度对比

从空间形态来比较,各个模型在分割结果的边界连续性以及细节保持方面会有明显的差异,基准 FCN 以及 U-Net 在建筑物边缘常常会出现锯齿以及边界塌陷的情况,DeepLabv3+凭借空洞卷积来提升多尺度感受野。然而在小尺度道路,河渠这类线状目标会有断裂的现象出现。引入跨模态特征的交互,融合模型能够在高分辨率空间纹理以及多光谱反射特征之间开展更稳定对应关系,让建筑轮廓变得更加平滑完整,并且使狭窄道路与河网结构的连续性更好,斑块状植被内部的过度分割情况会得到抑制。通过局部可视化对比,模型能够在阴影区以及强反射区域开展更为一致的类别预测工作,这表明了跨模态融合以及多尺度特征聚合在复杂成像条件当中的鲁棒性会更强。

5. 结语

本研究针对低空无人机遥感影像存在的地物边界模糊、类内差异大以及光谱信息运用不充分等问题,提出实现 RGB 空间细节和多光谱特征融合的语义分割与地物分类优化模型。搭建双分支特征提取网络以及跨模态特征交互模块,来实现空间纹理和光谱判别信息的有效互补,大幅提高复杂场景下地物分类的精度以及鲁棒性。实验结果显示,该模型在识别植被、水体、裸地等光谱容易混淆的类别的效果优于传统单源 RGB 模型,能将 mIoU 提高 3%~6%,并且在阴影区域在细小目标以及边界连续性方面展现出更强的稳定性。研究验证了多源信息融合在无人机遥感影像智能解译中的可行性与优越性,为精准农业、城市测绘、环境监测等方面提供更适宜的技术支撑。后续的工作会围绕着开展轻量化模型的设计、进行动态场景的迁移学习以及开展多模态时序数据的联合建模来展开,从而提高模型的实用性以及泛化能力。

参考文献

- [1] 夏雪,刘庆颢.低空小型无人机遥感影像系统的轻量化与智能化协同优化研究[J].桂林航天工业学院学报,2025,30(5):732-745.
- [2] Said, Y., Saidani, O., Algarni, A.D., Algarni, M.H. and Flah, A. (2025) Lightweight Multiscale Information Aggregation Network for Land Cover Land Use Semantic Segmentation from Remote Sensing Images. *Scientific Reports*, **15**, Article No. 30265. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-07908-4>
- [3] Wassan, S., Bilal, A., Alzahrani, A., Almohammadi, K., Alrashidi, M. and Mousavirad, S.J. (2025) A Modified Vision Transformer Framework for Image-Based Land Cover Segmentation in Rural Architectural Design and Planning. *Scientific Reports*, **15**, Article No. 32658. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-19234-w>
- [4] 贾智强.低空无人机遥感技术在公路水土保持监测中的应用[J].工程技术研究,2025,10(22):217-219.
- [5] Paheding, S., Saleem, A., Siddiqui, M.F.H., Rawashdeh, N., Essa, A. and Reyes, A.A. (2024) Advancing Horizons in Remote Sensing: A Comprehensive Survey of Deep Learning Models and Applications in Image Classification and Beyond. *Neural Computing and Applications*, **36**, 16727-16767. <https://doi.org/10.1007/s00521-024-10165-7>
- [6] Nagaraj, R. and Kumar, L.S. (2024) Extraction of Surface Water Bodies Using Optical Remote Sensing Images: A Review. *Earth Science Informatics*, **17**, 893-956. <https://doi.org/10.1007/s12145-023-01196-0>
- [7] 陈佳旺,刘湖江.低空无人机遥感技术在矿山测绘中的运用探讨[J].中国金属通报,2025(9):138-140.
- [8] 聚焦低空无人机遥感应用自然资源部总规划师调研武汉市测绘研究院“城市智眼”建设成果[J].城市勘测,2025(4):8.
- [9] Raptis, E.K., Krestenitis, M., Egglezos, K., Kypris, O., Ioannidis, K., Doitsidis, L., et al. (2023) End-to-End Precision Agriculture UAV-Based Functionalities Tailored to Field Characteristics. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, **107**, Article No. 23. <https://doi.org/10.1007/s10846-022-01761-7>
- [10] 王勇,岑宗羲,何正龙,等.低空无人机遥感技术在公路巡检中的应用进展、挑战和前景[J].资源科学,2025,47(8):1675-1688.
- [11] 王凯波.低空无人机遥感在水利工程测绘中的运用[J].大众标准化,2025(13):145-147.
- [12] 张勤军,陈巧,黄之巍,等.低空无人机遥感技术在岩溶山区高陡边坡危岩体精细化识别中的应用[J].中国地质调查,2025,12(2):120-128.
- [13] 李双,仲召林,董小勇.基于低空无人机遥感的露天煤矿监测研究[J].矿业装备,2025(1):166-168.