

基于 UAV 与 Sentinel-2 多源遥感数据融合的草甸植被分类与覆盖度反演研究

陈彦卓

西藏大学

DOI:10.32629/eeep.v9i6.3240

[摘要] 草甸生态系统是一种很重要的生态类型,其关乎对区域生态平衡与草地资源管理。本文针对单一遥感数据源在空间分辨率与信息表达能力方面的局限性,提出一种基于无人机与Sentinel-2多源遥感数据融合的草甸植被分类与覆盖度反演方法。本文的方法分别利用卷积神经网络提取UAV高分辨率影像与Sentinel-2多光谱影像特征,并通过加权融合策略实现跨尺度信息整合,在此基础上构建分类与回归联合模型,实现草甸植被类型识别与植被覆盖度(FVC)估算。实验结果表明,该方法在总体分类精度、F1-score及FVC估算精度方面均优于单一数据源方法与特征拼接方法。

[关键词] UAV; Sentinel-2; 草甸植被; 多源遥感; 卷积神经网络; 植被覆盖度(FVC)

中图分类号: S155.2+92 文献标识码: A

Grassland Vegetation Classification and Fractional Vegetation Cover Inversion Based on UAV and Sentinel-2 Multi-Source Remote Sensing Data Fusion

Yanzhuo Chen

Tibet University

[Abstract] Meadow ecosystems are a very important type of ecosystem, as they relate to regional ecological balance and grassland resource management. This paper addresses the limitations of a single remote sensing data source in terms of spatial resolution and information representation, and proposes a method for classifying meadow vegetation and retrieving coverage based on the fusion of UAV and Sentinel-2 multi-source remote sensing data. The method uses convolutional neural networks to extract features from high-resolution UAV images and Sentinel-2 multispectral images, and integrates cross-scale information through a weighted fusion strategy. On this basis, a joint classification and regression model is built to identify meadow vegetation types and estimate vegetation coverage (FVC). Experimental results show that this method outperforms single data source methods and feature concatenation methods in overall classification accuracy, F1-score, and FVC estimation accuracy.

[Key words] UAV; Sentinel-2; meadow vegetation; multi-source remote sensing; convolutional neural network; fractional vegetation cover (FVC)

1 引言

草甸生态系统在维持生物多样性、调节区域气候以及水土保持方面具有重要作用^[1]。随着遥感技术的发展,基于遥感影像的草地生态监测逐渐成为研究热点。然而,传统地面调查方法存在成本高、效率低、空间覆盖范围有限等问题,难以满足大尺度动态监测需求。无人机遥感具有高空间分辨率优势,能够获取地表精细结构信息; Sentinel-2卫星遥感具有多光谱与大范围覆盖能力,但空间分辨率相对较低^[2-4]。单一数据源难以同时满足精细结构识别与区域尺度分析需求,因此多源遥感数据融合成

为提升草地监测精度的重要方向^[5]。基于此,本文提出一种UAV与Sentinel-2多源遥感数据融合方法,用于草甸植被分类与覆盖度反演研究。

2 数据与方法

2.1 数据来源

本文采用UAV高分辨率影像与Sentinel-2多光谱影像构建多源草甸数据集。UAV影像为RGB可见光影像,通过航拍获取草地高分辨率数据。对原始影像进行裁剪,生成256×256像素图像块,并进行人工标注,类别包括:草甸、草原、裸地、退化草地,数

数据集按照7:2:1划分为训练集、验证集与测试集。Sentinel-2数据来源于ESA开放数据平台,选取以下波段: B2(蓝)、B3(绿)、B4(红)、B8(近红外)。

通过下公式计算归一化植被指数:

$$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red}$$

对于另一个植被覆盖度计算,本文采用像元二分模型:

$$FVC = \frac{NDVI - NDVI_{min}}{NDVI_{max} - NDVI_{min}}$$

2.2方法总体框架

随着研究的发现,草甸生态系统具有地物类型复杂、空间分布不均以及季节变化明显等特点,单一遥感数据源难以同时满足精细化识别和区域尺度监测需求。为解决这一问题,本文利用UAV与Sentinel-2数据在空间信息和光谱信息上的互补优势,构建多源遥感数据融合模型,实现草甸植被分类与植被覆盖度(FVC)反演。

2.3特征提取方法

2.3.1 UAV特征提取。设UAV输入为 X_{uav} ,则特征提取过程为:

$$F_{uav} = CNN(X_{uav})$$

其中,CNN用于提取植被纹理、形态及空间结构特征。

2.3.2 Sentinel-2特征提取。设Sentinel输入为 X_{sat} ,则:

$$F_{sat} = CNN(X_{sat})$$

2.4多源特征融合方法

本文在这一方面采用加权融合策略:

$$F = 0.5(F_{uav} + F_{sat})$$

其原因是该方法能够有效降低单一数据源噪声、提高特征稳定性。

2.5分类与回归模型

2.5.1植被分类模型。在输出草甸植被类型方面,采用Softmax分类器:

$$y = \text{Softmax}(WF + b)$$

2.5.2 FVC回归模型。在估算植被覆盖度方面,采用全连接回归模型:

$$FVC = W_r F + b_r$$

2.6损失函数

在这方面,采用多任务联合损失函数:

$$L = L_{cls} + \lambda L_{reg}$$

其中, L_{cls} : 交叉熵损失, L_{reg} 均方误差损失 $\lambda = 0.5$

3 实验设计与结果分析

3.1实验设置

实验基于PyTorch实现,GPU环境为RTX 4060。学习率设为

0.001,优化器采用Adam。并采用动态学习率调整策略,当验证集损失连续若干轮不下降时降低学习率,以提高模型收敛稳定性。为了避免模型训练过程中出现过拟合现象,本文在训练阶段采用数据增强方法,包括随机旋转、水平翻转、随机裁剪等操作,提高模型对不同空间分布特征的学习能力。

3.2数据集划分与实验设置

本文构建的多源遥感数据集由UAV影像、Sentinel-2影像以及对应标签组成。

其中,UAV影像主要提供草甸区域的高空间分辨率纹理信息,Sentinel-2影像提供多光谱信息。

进一步,本文将数据集按照:70%作为训练集;20%作为验证集;10%作为测试集。其中训练集用于模型参数学习,验证集用于调整模型超参数,测试集用于评价最终模型性能。为了保证实验结果可靠性,所有实验均重复进行3次,并取平均结果作为最终评价指标。

3.3评价指标

3.3.1分类评价指标。针对草甸植被分类任务,本文采用总体精度(Overall Accuracy, OA)、F1-score以及Kappa系数作为评价指标。

(1)总体精度OA。总体精度表示预测正确样本数量占总测试样本数量的比例:

$$OA = \frac{N_{correct}}{N}$$

其中: $N_{correct}$ 表示分类正确样本数量; N 表示测试样本总数量。

(2)F1-score。F1-score综合考虑模型精确率(Precision)和召回率(Recall):

$$F1 = \frac{2PR}{P+R}$$

F1-score越高,说明模型对于不同类别具有更好的识别能力。

(3)Kappa系数。Kappa用于评价分类结果与随机分类结果之间的一致性:

$$Kappa = \frac{P_o - P_e}{1 - P_e}$$

其中, P_o 表示实际分类准确率; P_e 表示随机情况下期望准确率。

3.3.2 FVC估算评价指标。对于植被覆盖度估算任务,采用:均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)、决定系数(R^2)进行评价。

(1)RMSE。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

RMSE越小表示模型预测误差越低。

(2)MAE。

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

(3) 决定系数 R^2 。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2}$$

R^2 越接近1, 表示模型预测结果与真实值一致性越高。

3.4 对比实验设计

为了验证本文方法的有效性, 设置以下4种实验方法:

3.4.1 UAV-only CNN。仅输入无人机RGB影像, 通过CNN提取空间特征并完成分类和FVC估算。

该方法能够充分利用高分辨率信息, 但缺少光谱维度信息。

3.4.2 Sentinel-only CNN。仅利用Sentinel-2多光谱影像进行训练。该方法具有较好的区域适应能力, 但由于空间分辨率限制, 对于细粒度草甸结构识别能力有限。

3.4.3 Concat Fusion。采用传统特征拼接方法:

$$F = [F_{uav}; F_{sat}]$$

将两种数据特征直接连接后输入预测网络。该方法能够保留更多信息, 但可能产生特征冗余。

3.4.4 本文方法。采用UAV与Sentinel-2平均融合策略:

$$F = 0.5F_{uav} + 0.5F_{sat}$$

通过融合空间结构信息与光谱信息, 提高模型综合性能。

3.5 草甸植被分类结果分析

不同方法在测试集上的分类结果如下表所示。

表1 不同方法草甸植被分类结果对比

方法	OA/%	F1-score	Kappa
UAV-only CNN	86.2	0.842	0.81
Sentinel-only CNN	83.5	0.815	0.78
Concat Fusion	88.7	0.867	0.84
本文方法	91.3	0.893	0.88

由表1可知, 单一数据源模型均存在一定限制。其中, UAV-only CNN获得86.2%的总体精度, 高于Sentinel-only CNN的83.5%, 说明高空间分辨率影像对于草甸细粒度分类具有明显优势。

然而, 仅依靠UAV数据仍然无法充分利用植被光谱信息, 因此分类性能受到限制。本文方法进一步提升至91.3%, F1-score达到0.893, Kappa达到0.88, 说明简单融合策略能够有效整合不同尺度遥感信息, 提高模型稳定性。

3.6 FVC估算结果分析

不同方法FVC估算结果如下:

表2 不同方法FVC估算性能比较

方法	RMSE	MAE	R^2
UAV-only CNN	0.112	0.085	0.82
Sentinel-only CNN	0.128	0.097	0.79
Concat Fusion	0.096	0.073	0.86
本文方法	0.081	0.061	0.90

由表2可以看出, 本文方法在FVC估算任务中同样取得最佳性能。UAV-only CNN的RMSE为0.112, 说明空间纹理信息能够辅助植被覆盖度预测, 但由于缺少连续光谱信息, 对植被变化程度描述不足。Sentinel-only CNN的RMSE达到0.128, 虽然具有丰富光谱信息, 但空间尺度较粗, 因此预测误差较大。本文方法进一步降低RMSE至0.081, 同时 R^2 提升至0.90, 说明融合后的特征具有更强的植被状态表达能力。

5 结论与展望

5.1 结论

本文针对草甸生态系统遥感监测过程中单一数据源存在的不足问题, 提出了一种基于UAV与Sentinel-2多源遥感数据融合的草甸植被分类与覆盖度反演方法。通过融合无人机高空空间分辨率影像与Sentinel-2多光谱遥感数据, 实现了空间信息与光谱信息的协同利用。

主要结论如下:

(1) 本文构建了一种UAV-Sentinel-2多源遥感融合框架。该框架方法分别利用CNN网络提取无人机影像空间特征和Sentinel-2影像光谱特征, 并通过特征融合实现多源信息综合表达, 为草甸植被监测提供了一种有效的数据融合方式。

(2) 简单融合策略具有较好的应用价值。相比复杂网络结构, 本文采用的加权融合方法具有模型结构简单、计算成本低以及易于部署等特点, 对于实际草地生态监测场景更加合适。

5.2 展望

虽然本文方法取得了一定研究成果, 但仍有进一步提升空间。未来研究可从引入自适应特征融合机制、融合多时相遥感数据、融合更多辅助数据、扩大数据集规模等展开。UAV与Sentinel-2多源遥感融合技术为草甸生态监测提供了一种新的技术路径。随着人工智能和遥感技术的发展, 该方法将在草地资源管理、生态保护以及环境动态监测等领域发挥更加重要的作用。

(大学生创新创业项目项目编号: 202610694009)。

【参考文献】

- [1] 孙晨辰, 刘佳兴, 赵亮, 等. 不同土地利用方式对高寒草甸生态系统多功能性的影响[J]. 草地学报, 1-18[2026-07-07]. <https://link.cnki.net/urlid/11.3362.S.20260521.1611.002>.
- [2] 曹源. 测绘工程测量中无人机遥感技术的运用[J]. 中华建设, 2026,(7):150-152.
- [3] 陈梦瑶. 基于Sentinel-2卫星遥感的五原县土壤盐渍化反演研究[D]. 内蒙古农业大学, 2025.
- [4] 承达瑜, 陈帅琴, 付春晓, 等. 融合无人机光谱、纹理特征与LAI的冬小麦单产估测方法[J]. 农业机械学报, 2026,57(13):281-293.
- [5] 傅群忠, 贾宇浩, 程斐斐, 等. 多源遥感卫星数据融合与机器学习在作物识别中的研究综述[J]. 物联网学报, 1-28[2026-07-07]. <https://link.cnki.net/urlid/10.1491.tp.20260701.1035.002>.

作者简介:

陈彦卓(2005--), 男, 汉族, 浙江兰溪人, 本科, 主要从事路径规划算法、视觉算法方面的研究工作。