引文格式：王德传. 利用U-Net神经网络的多光谱图像草地特征提取[J]. 地理空间信息, 2024, 22(8): 41-44. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2024.08.009

利用U-Net神经网络的多光谱图像草地特征提取

王德传[1]
（1. 中煤浙江测绘地理信息有限公司，浙江 杭州 310021）

摘　要：针对多光谱图像目标物特征提取中波段信息融合、计算数据量大、上下文语义信息易混淆等问题，提出了一种融合U-Net神经网络的特征分析方法进行多光谱图像草地识别。首先对图像进行预处理，通过几何校正、辐射校正和图像配准等消除各种不良干扰；然后利用主成分分析法和相关性分析法实现特征波段选择；最后搭建U-Net神经网络进行草地特征提取，辨识出样本图像中的草地范围。仿真实验表明，该方法具有较高的特征辨识和提取精度，具有一定的可行性。

关键词：多光谱图像；草地特征提取；U-Net神经网络；语义信息辨识
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2024）08-0041-04

Grass Feature Extraction for Multi-spectral Images Based on U-Net Neural Network

WANG Dechuan[1]
(1. China Coal Zhejiang Surveying and Mapping Geo-information Co., Ltd., Hangzhou 310021, China)

Abstract: In this paper, we proposed a feature analysis method incorporating U-Net neural network for grass recognition in multi-spectral images, which addressed the problems of fusion of waveband information, large amount of computational data and easy confusion of contextual semantic information in feature extraction of UAV multi-spectral images. Firstly, we preprocessed the images, and eliminated undesirable interferences through HO correction, radiation correction and image alignment. Then, we used principal component analysis and correlation analysis to select the feature bands. Finally, we built a U-Net neural network to extract grass features and identify the extent of grass in the sample images. The simulation experiments show that the method has high feature recognition and extraction accuracy and is feasible.

Key words: multi-spectral image, grass feature extraction, U-Net neural network, semantic information recognition

草地资源具有调节气候、牧养奶源生物、维护生态平衡等多种作用，是我国实施生态安全保护、促进社会和生态环境协调发展的重要战略支撑[1]。开展草地特征识别、监测草地面积变化、统计草地资源覆盖率，是规划与环保部门的重要任务，也是制定城市发展战略、打造宜居社区的重要依据[2]。

传统上，获取草地面积变化的方法主要依靠工作人员实地流动调查，不仅费时、费力，统计结果往往不精确[3-4]。近年来，基于搭载在空天飞行器上的成像传感器获得观测区域图像并进行特征识别与数据统计，成为了一种新的获取草地资源变化情况的重要方法[5]。利用无人机对目标区域进行巡航飞行并实时获取高分辨率图像，具有成本低廉、航线可自由规划、辨识效果不受云层等环境噪声干扰等优点[6]。因此，利用无人机获取草地资源的多光谱图像，更适应于在城镇地区执行草地面积在线统计与规划任务。

对于无人机获得的多光谱图像，如何辨识出其中的目标物特征并准确进行识别，具有一定的难度。一方面，多光谱图像中各个波段之间存在相互融合，目标物与周围环境往往难以分割，提取目标物特征相对复杂；另一方面，多光谱图像中存在的数据量较大、包含的上下文语义信息较多，在有限时间内快速定位目标物并进行特征提取，需要计算方法具有较快的实时响应速度[7]。为了解决这些难题，国内外学者开展了相关研究，并取得了大量成果[8-10]。

在草地特征变化监测过程中，基于遥测图像信息开展像素级语义分割工作，从而实现复杂环境中的草地识别目标，是开展草地面积普查、判断草地退化原因并预测未来变化趋势的基础[11]。本文选取我国西藏地区某特定区域作为研究对象，利用专业级无人机对其进行扫描成像并获得多光谱图像，之后在对图像进行预处理后搭建了U-Net神经网络作为特征提取的关键，从而辨识出草地特征，为草地面积变化监测提供基础数据。

1　研究地域概况

选择西藏自治区当雄县某草原作为研究区。当雄

收稿日期：2023-04-18。
作者简介：王德传（1973—），本科，高级工程师，研究方向为工程测绘、工程勘察与图像特征分析，E-mail：517442296@qq.com。

县位于西藏自治区中部、藏南与藏北交接地带，地理坐标为90°45′~91°31′E、29°31′~31°04′N，属于高原大陆性气候，冬季寒冷、干燥，夏季温暖、湿润，年降水量丰沛（481 mm）、日照时间充裕（2 881 h）。该地遍布多种类型的天然草场，草地覆盖率达60%。该地草地资源主要以亚高山草株为主，属于低矮灌木类型，系我国西南草甸的典型代表。当雄县的草地资源基本样貌如图1所示。



a 类型1 b 类型2 c 类型3 d 类型4

图1 研究区草地资源基本样貌

2 数据获取与处理

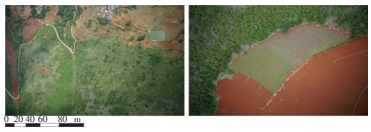
2.1 数据来源

本研究所采用的数据由大疆精灵4 Pro V2.0型四旋翼无人机搭载1英寸多光谱CMSO成像传感器获取，设备基本参数如表1所示。

表1 数据获取设备相关参数

类型	参数名称	参数值
无人机	起飞重量	1 500 kg
	对角线轴距	380 mm
	地面采样距离	飞行器相对于建图区域的飞行高度/m 18.9 cm/pixel
成像传感器	像素	2 000万
	镜头	FOV 84° 8.8/24 mm
	分辨率	1 920×1 080 24/25/30 p @50 Mbps

本研究数据采集工作在2022年7月份进行。当月，当雄县阳光明媚、气候宜人，无明显风沙、扬尘，适合无人机飞行以及对地图像采集。所获得图像涵盖图2a中的所有波段，均位于可见光波段，空间分辨率均为0.02 m。选择其中的120帧草地、林木、湖泊、草甸土、房屋混杂的多光谱图像作为研究样本，如图2b所示，从中进行草地特征的辨识。



a 波段图像 b 光谱图像

图2 研究区草地特征样本示例

2.2 数据预处理

为了便于对样本图像中的草地特征进行更准确的提取，对所获得的多光谱图像进行预处理。预处理工作主要包括几何校正、辐射校正和图像配准。其中，几何校正的目标在于消除成像过程中伴生的各种随机和非随机畸变误差（包括平面误差和高程误差），使图像快速平面化；辐射校正用于消除图像数据获取过程中因为成像传感器带来的各种噪声畸变，使图像光谱特性响应单一、稳定；图像配准用于实现多帧图像向同一个坐标系中汇集，便于后续进行特征提取。

几何校正的关键步骤包括：①选择合适的基准平面图；②选择预设地面控制点中的70%作为基准点，另外30%作为检测点；③建立图像像元坐标与地面控制点之间的几何映射关系，利用空间插值方法补全非线性间隔；④计算图像像元亮度值，利用亮度插值方法填充缺失亮度，实现亮度补齐；⑤对比基准点和检查点的均方根误差（root mean square error，RMSE），进行精度评价。

辐射校正的关键步骤包括：①利用便携式地物光谱仪扫描特征目标点，获取目标地物的纯净反射光谱值；②基于图像像元亮度值计算每一波段处的增益和偏移量，建立图像像元亮度与反射率之间的线性回归耦合模型；③确定特征目标点所在区域与图像像元的空间对应模型；④分别计算线性回归耦合模型与空间对应模型拟合优度，利用显著性检验判断校正精度。

图像配准的关键步骤包括[12-13]：①选择经过校正之后的一帧亮度和对比度较高的光谱图像作为基准图像，将其他图像作为待配准图像；②利用阈值化处理方法确定所有图像的有效区域；③对基准图像进行网格化划分，提取具有整体最佳匹配特性的至少4个最佳子块；④将最佳图像子块分别与每一帧待配准图像进行双尺度亚像素级立体匹配，得到与每一待配准图像对应的4对匹配点；⑤利用滑动窗口方法计算所有图像的直方图信息熵，通过显著性度量判断匹配效果。

经过预处理之后，分波段计算图像基准点与检测点的RMSE值，并计算显著性检验结果，如表2所示。

将各波段图像基准点与检测点的RMSE值与《CH/Z 3003-2010低空数字航空摄影测量业内规范》中的规定进行比较，可以发现所有波段内的RMSE值均小于规定的阈值（在较平坦区域以1∶500比例尺成图的数字正射影像图中，平面误差应小于0.5 m且高程误差小于0.4 m）；将各波段的显著性检验结果与$P<0.05$、$R^2<0.9$这一标准进行比较，可以发现各波段的显著性检验均符合要求。

3 研究方法

3.1 技术流程

对预处理后的多光谱图像，首先进行特征波段选择，采用主成分分析法对各波段的贡献度进行

表2　图像预处理效果评价

编号	RMSE值/m	*P*值	R^2	参数值
1	平面误差0.15 高程误差0.35	0.035	0.735	[0.172 6, 0.348 5]
2	平面误差0.23 高程误差0.31	0.028	0.729	[0.184 3, 0.309 6]
3	平面误差0.13 高程误差0.32	0.031	0.638	[0.158 8, 0.372 1]
4	平面误差0.12 高程误差0.39	0.027	0.632	[0.187 2, 0.276 5]
5	平面误差0.14 高程误差0.41	0.047	0.692	[0.176 6, 0.329 8]
6	平面误差0.13 高程误差0.29	0.038	0.681	[0.169 9, 0.376 5]
7	平面误差0.11 高程误差0.28	0.025	0.714	[0.149 0, 0.410 8]
8	平面误差0.14 高程误差0.31	0.037	0.590	[0.138 9, 0.387 3]
9	平面误差0.11 高程误差0.42	0.027	0.721	[0.109 9, 0.319 0]
10	平面误差0.14 高程误差0.37	0.029	0.671	[0.119 2, 0.408 1]

排序，利用相关性分析法滤除低贡献度波段，进行波段融合；其次搭建U-Net神经网络，对波段融合后的图像划分训练集和测试集，开展网络训练，存储训练效果最好的网络参数；最后利用U-Net神经网络进行草地特征提取，辨识出样本图像中的草地范围。

3.2　特征波段选择

对多光谱图像开展特征波段选择，本质上是进行数据降维。多光谱图像包含了大量的场景信息，其中很多信息数据对于进行目标特征提取工作是没有意义或者意义不大的。过多的数据信息增加了网路训练的难度，同时也会降低目标特征提取的准确度。为此，采用主成分分析法实现关键特征信息的提取，然后利用相关性分析方法实现分类特征的重构，最后利用神经网路实现特征提取。

1）主成分分析。不同波段对图像中草地特征信息的贡献程度不同。首先，将多光谱图像中数据信息按照波段编号分别进行处理，计算各个波段数据的方差，并将这些数据命名为原始数据且作为第一主成分；之后，将各波段数据分别进行基于低秩正则化的正交投影变换[14]，计算变换后数据与原始数据的协方差，按照协方差数值的大小确定其他主成分，选择协方差数值最小的波段数据作为第二主成分，依次类推；最后，根据本文的计算需求，确定前3个主成分的贡献值为最大。

2）相关性分析。利用主成分分析法确定的与各个波段之间存在较大贡献值的相关波段，相互之间存在一定的相关性，需要利用相关性分析方法计算相互之间的密切程度。一般通过统计相关波段间的相关性系数来衡量波段间的冗余程度。相关性系数代表了波段间像元灰度值的重叠度，其值越大说明波段间数据重叠度越高，冗余信息越多。经过相关性分析，可以剔除冗余的波段数据，为利用神经网络进行特征提取奠定基础。

3.3　搭建U-Net神经网络

U-Net神经网络基本结构如图3所示。该型神经网络属于全卷积神经网络的结构范畴，主要由搜索路径（contracting path）和扩展路径（expanding path）两部分组成。利用搜索路径，可以实现图像中关键上下文信息的定位。之后，利用扩展路径进行上下文信息筛选，从而确定关键信息。

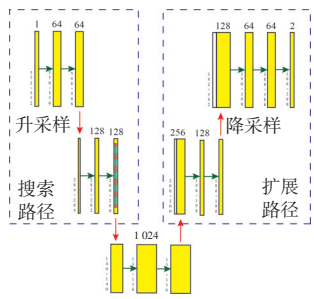


图3　U-Net神经网络基本结构

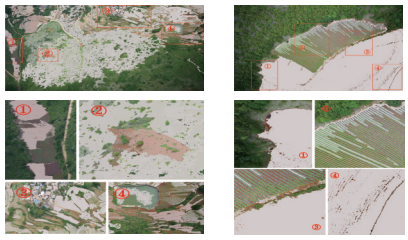
由图3可以看出，用于多光谱图像目标特征提取任务的U-Net神经网络，取消了编码（encode）层和解码（decode）层，在搜索路径上增加了升采样（up-sampling）过程，用于Sigmoid激活函数提取像素点的局部信息；在扩展路径上增加了降采样（down-sampling）过程，利用Relu激活函数实现关键特征信息的提取，利用跳跃连接减少端到端的训练参数。

3.4　草地特征提取

对人工选定的影像范围重合度较高的120帧多光谱图像，选择其中100帧，按照7∶3的比例划分训练集和验证集（训练集70%，验证集30%）。U-Net神经网络的输入是3×3×3×1的多光谱样本，输出为含有草地特征的3×3×3平面图像。利用U-Net神经网络开展10次训练，每次训练迭代600次，总计迭代6 000次，利用训练好的模型对研究区域多光谱图像中的草地特征进行提取。

4　实验结果及分析

利用训练好的U-Net神经网络，对无人机采集的多光谱图像进行草地特征提取，选择其中目视提取效果较高的图像作为示例，结果如图4所示。



a 提取效果 b 展示效果

图4 多光谱图像草地特征提取结果

由图4a可以看出，利用本文提出的融合U-Net神经网络的特征分析方法，对无人机采集的多光谱图像进行特征提取，基本可以辨识出草地特征。图4b中，对草地特征用绿色标识，对其他类型物体特征利用灰色标识。另外，从每幅图中，可以看出，U-Net神经网络也有特征分辨混淆的地方，选择特征辨识精度不高的四处点位进行单独标记（编号为①~④），可以看出存在特征误识别的现象，也就是将非草地特征识别为草地特征进行了保留。

为了表征本文所提方法的识别准确率，定义错分百分比 Q 作为评价指标：

$$Q=\frac{N_a-N_c}{N_a}\times 100\% \quad (1)$$

式中，N_c 为草地特征提取正确的像元数；N_a 为单帧图像的总像元数。

分别计算图4中各帧图像的错分百分比，结果如表3所示。

表3 草地特征辨识效果评价

图名	编号	Q 值/%
4a		7.439
	①	9.170
	②	6.633
	③	7.472
	④	7.629
4b		5.176
	①	6.282
	②	6.361
	③	5.788
	④	6.547

从表3的数据中可以看出，虽然存在一定的错分现象，但是总体看来本文提出的方法具有相对较高的特征识别率，整体错分百分比不超过8%，特征辨识精度不高的四处点位最大错分百分比不超过10%，能够满足多光谱图像特征识别的使用要求。另外，比较图4a和图4b的错分百分比，可以发现后者的错分百分比整体较低，主要是因为图4b中各种地貌之间的特征区别相对较大，虽然会因为地貌混杂引起神经网络对特征辨识出现混淆，但是整体错分水平依然较低。

5 结 语

本文为了从无人机低空摄影中获取的多光谱图像中实现草地特征识别这一目标，对原始图像进行几何校正、辐射校正和图像配准等预处理后，采用主成分分析法对各波段贡献值进行筛选，利用相关性分析法滤除低贡献度波段后进行波段融合，搭建U-Net神经网络进行草地特征提取，辨识出样本图像中的草地范围，并对特征辨识结果进行了评价。在未来研究中，可以将如何提升图像配准精度作为一个方向，通过配准方法的改进以及影像重合度的预处理，实现符合不同场景需求的目标特征识别精度。

参考文献

[1] 牛全福,傅键恺,陆铭,等. 基于随机森林的GF-6 WFV和Landsat8 OLI遥感影像分类比较 [J]. 地理空间信息,2022,20(8):49-54

[2] 苏东华. 基于地理国情信息编制自然资源资产负债表技术方法研究 [J]. 地理空间信息,2021,19(4):126-130

[3] 白庆坤,阿拉腾图娅. 2001-2020年蒙古高原草地覆盖度变化对干旱的响应 [J]. 草业科学,2022,39(3):443-454

[4] 郎坤,赵庚星,王文倩,等. 黄河三角洲典型区近10a土地利用动态特征分析 [J]. 地理空间信息,2019,17(5):75-80

[5] 景红霞. 尕海则岔自然保护区地表覆盖遥感监测 [J]. 地理空间信息,2022,20(10):86-89

[6] 马建,刘文昊,靳瑰丽,等. 基于CNN和SVM的无人机多光谱遥感草地植物识别 [J]. 草地学报,2022,30(11):3 165-3 174

[7] 罗想,张荞,黄昶. 多尺度特征融合神经网络的地表覆盖提取 [J]. 地理空间信息,2023,21(2):29-34

[8] 田佳玉,王彬,张志明,等. 光谱多样性在植物多样性监测与评估中的应用 [J]. 植物生态学报,2022,46(10):1 129-1 150

[9] 文飞,莫嘉维,胡宇琦,等. 基于卷积神经网络的荔枝遥感图像花期长势评估方法 [J]. 华南农业大学学报,2023(1):1-18

[10] 白俊龙,王章琼,闫海涛. K-means聚类引导的无人机遥感图像阈值分类方法 [J]. 自然资源遥感,2021,33(3):114-120

[11] 特日格勒,包玉龙,陶赛喜雅拉图,等. 基于无人机高光谱遥感的典型草原打草对植被表型差异分析 [J]. 内蒙古民族大学学报(自然科学版),2022,37(2):124-131

[12] 李孚煜,叶发茂. 基于SIFT的遥感图像配准技术综述 [J]. 国土资源遥感,2016,28(2):14-20

[13] 边继龙,李金凤,罗嗣卿. 基于变分原理的亚像素级立体匹配方法 [J]. 计算机应用研究,2014,31(9):2 846-2 849

[14] 张小乾,谈振,王潇,等. 基于正交投影学习的图像特征提取算法 [J]. 北京邮电大学学报,2022,45(5):85-90