

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.06.019

# 基于无人机遥感与随机森林的荒漠草原植被分类方法

杨红艳<sup>1</sup> 杜健民<sup>2</sup> 阮培英<sup>3</sup> 朱相兵<sup>2</sup> 刘浩<sup>2</sup> 王圆<sup>2</sup>

(1. 内蒙古工业大学机械工程学院, 呼和浩特 010051; 2. 内蒙古农业大学机电工程学院, 呼和浩特 010018;  
3. 山东理工大学农业工程与食品科学学院, 淄博 255000)

**摘要:** 荒漠草原是草原中最早生的类型,属于草原的极限生态状态,也是气候变化和生态系统演变的预警区。利用无人机高光谱遥感技术快速、准确地提取荒漠草原草地植被类型,对动态监测草原生态安全和合理开发草地畜牧业具有重要意义。以无人机搭载高光谱成像系统采集内蒙古荒漠草原遥感图像,获得具有高空间分辨率和高光谱分辨率的图像;通过光谱连续统去除变换,增强草地植被之间的光谱差异,并构建植被指数;采用分步波段选择法选择荒漠草原植被的特征波段,实现高光谱数据降维;构建融合光谱特征、植被特征、地形特征和纹理特征等24个变量的随机森林分类模型,并与支持向量机(SVM)、K-最近邻(KNN)和最大似然分类(MLC)法进行比较。结果表明,在4种分类方法中随机森林分类算法分类效果最好,总体分类精度达到91.06%,比SVM、KNN和MLC等机器学习算法分别高7.9、15.61、18.33个百分点,Kappa系数达到0.90,比SVM、KNN和MLC算法分别高0.13、0.23和0.26。无人机高光谱低空遥感和随机森林算法的结合为荒漠草原草地植被分类提供了新途径。

**关键词:** 荒漠草原; 植被; 分类; 随机森林; 高光谱遥感; 无人机

中图分类号: TP79 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2021)06-0186-09

OSID:



## Vegetation Classification of Desert Steppe Based on Unmanned Aerial Vehicle Remote Sensing and Random Forest

YANG Hongyan<sup>1</sup> DU Jianmin<sup>2</sup> RUAN Peiying<sup>3</sup> ZHU Xiangbing<sup>2</sup> LIU Hao<sup>2</sup> WANG Yuan<sup>2</sup>

(1. College of Mechanical Engineering, Inner Mongolia University of Technology, Huhhot 010051, China

2. College of Mechanical and Electrical Engineering, Inner Mongolia Agricultural University, Huhhot 010018, China

3. College of Agricultural Engineering and Food Science, Shandong University of Technology, Zibo 255000, China)

**Abstract:** Desert steppe is the most arid type of grassland. As the transition between grassland and desert, desert steppe constitutes the fragile zone of ecological environment, and it is also the early warning area of climate change and ecosystem evolution. Using unmanned aerial vehicle (UAV) hyperspectral remote sensing technology to extract grassland vegetation types more quickly and accurately is of great significance to the monitoring of grassland ecological security and the rational development of grassland animal husbandry. The HEX-6 eight rotor UAV was utilized, on which the Pika XC2 hyperspectral imager (spectral wavelength: 400 ~ 1 000 nm, spectral resolution: 1.3 nm) was mounted to collect remote sensing images of desert steppe in Inner Mongolia, China. The hyperspectral images with a spatial resolution of 2.1 cm were obtained by the UAV flying at a height of 30 m from the ground. Spectral difference was enhanced by spectral continuum removal transformation and vegetation indices were constructed by the spectra after continuum removal transformation. The step by step band selection method was used to select vegetation feature bands for reducing data dimension. A random forest classification model with 24 variables, including spectral features, vegetation features, terrain features and texture features was constructed and compared with support vector machine (SVM), K-nearest neighbor (KNN) and maximum likelihood classification (MLC). The random forest classification algorithm (SBS\_RF) proposed had the best classification effect among the four classification methods. The overall classification accuracy was 91.06%, which was 7.9, 15.61 and 18.33 percentage points

收稿日期: 2021-01-29 修回日期: 2021-04-05

基金项目: 国家自然科学基金项目(31660137)和内蒙古工业大学科学研究项目博士基金项目(BS2020016)

作者简介: 杨红艳(1974—),女,副教授,博士,主要从事无人机遥感与草原退化监测研究,E-mail: hongyanyang@imut.edu.cn

通信作者: 杜健民(1960—),男,教授,博士生导师,主要从事农业资源与环境监测研究,E-mail: nndjwc202@imau.edu.cn

higher than that of SVM, KNN and MLC, respectively. Kappa coefficient was 0.90, which was 0.13, 0.23 and 0.26 higher than that of SVM, KNN and MLC, respectively. The results showed that the combination of UAV hyperspectral remote sensing and SBS\_RF algorithm provided a technical means for rapid investigation of desert grassland vegetation types and quantitative indicators for grassland ecological monitoring and animal husbandry management.

**Key words:** desert steppe; vegetation; classification; random forest; hyperspectral remote sensing; unmanned aerial vehicle

## 0 引言

作为草原与荒漠之间的过渡,荒漠草原构成了生态环境的脆弱地带<sup>[1-2]</sup>。在内蒙古自治区,荒漠草原主要分布在中西部,是内蒙古草原的重要组成部分<sup>[2-3]</sup>。由于气候变化、放牧超载及矿床开采等原因,近30年来草原面积逐渐减小,其生产力逐渐下降,其中荒漠草原减产最为突出,荒漠化加剧显著<sup>[4]</sup>。因此,亟需采用先进、快速的技术和方法对荒漠草原进行持续有效的监测,从而为荒漠草原的保护和管理提供科学依据。

遥感技术适用于大面积的环境生态监测,利用卫星多光谱遥感图像可实现土地覆盖的分类<sup>[5-6]</sup>,但由于图像空间分辨率和光谱分辨率的限制,卫星多光谱遥感技术难以区分不同的草地植被。高光谱图像的光谱分辨率达到纳米级,几乎连续的窄带光谱提供了区分同类物质的光谱细节,可显著提高植被物种的分类效果<sup>[7-9]</sup>。基于地面平台的高光谱遥感监测能精确识别草地物种,但监测范围小,难以揭示草原区域的植被分布状况<sup>[10]</sup>。无人机(Unmanned aerial vehicle, UAV)搭载高光谱成像仪的遥感监测技术兼具较大监测范围和高空间、高光谱分辨率的优点,在区域性草地植被分类应用中具有优势<sup>[11-13]</sup>。

大体上基于高光谱遥感的草原信息提取和分类可以分为无监督分类和有监督分类,如K-means均值算法、最大似然分类(Maximum likelihood classification, MLC)法、支持向量机(Support vector machine, SVM)、K-最近邻(K-nearest neighbor, KNN)算法、人工神经网络(Artificial neural network, ANN)等方法,这些方法各有优势。研究发现,仅利用光谱信息或图像空间信息的分类效果噪声大、鲁棒性差、分类精度较低。无论是无监督还是有监督分类,提高分类性能的关键是提取高光谱图像的分类特征<sup>[5]</sup>。

随机森林(Random forest, RF)是一种新兴的、高度灵活的机器学习算法,具有运行速度快、需要的参数数量少、可处理大量输入数据、可评估分类特征的重要性、分类精度高等优点,近几年在遥感图像分

类和定量遥感反演中取得了较好的应用效果<sup>[14-15]</sup>,一些学者对此进行了相关研究<sup>[5,16-17]</sup>。近几年RF算法在农作物、山区和城市等类型的分类中已获得较广泛的应用,但是在结合高光谱图像对草原植被分类研究中尚不多见,尤其是在荒漠草原生态系统中的应用鲜见报道。

本文以无人机为平台,搭载高光谱成像系统,低空飞行采集内蒙古荒漠草原遥感图像,通过波段选择获得代表荒漠草原植被光谱特性的特征波段;将传统光谱指数经光谱变换、增强特征点差异后,建立植被指数;利用特征波段、植被指数、研究区坡度、坡向和图像灰度共生矩阵等构建内蒙古荒漠草原的光谱、植被、地形和纹理4种分类特征,建立RF分类模型,并与MLC、KNN、SVM等分类方法进行比较。本文旨在探索RF方法和无人机高光谱遥感数据在荒漠草原草地植被分类中应用的可行性,寻求最佳分类方案,以期为荒漠草原生态系统的动态监测提供有效的监测手段。

## 1 研究区与数据采集

### 1.1 研究区概况

本研究区位于内蒙古高原中部,隶属于内蒙古自治区乌兰察布市四子王旗,地理坐标为(41°47'15"N, 111°53'12"E),海拔1450 m。研究区属于中温带大陆性气候,冬季较长且寒冷干燥;夏季短促而炎热,日照充足,多年平均气温为3.4℃,年降水量约为200 mm<sup>[18]</sup>。研究区草地类型为短花针茅荒漠草原,草层植被具有低矮、稀疏的特征,平均高度仅为8 cm,覆盖度仅为12%~25%。草地植物种类较贫乏,主要由20多种植物物种组成,建群种为短花针茅,优势种为冷蒿、无芒隐子草,主要伴生种包括猪毛菜、栉叶蒿、刺藜、阿尔泰狗娃花、华北驼绒藜、小叶锦鸡儿和羊草等<sup>[18-20]</sup>。研究区位置及其无人机航拍RGB镶嵌图像如图1所示。

### 1.2 无人机高光谱图像采集系统

本研究使用济南赛尔无人机科技有限公司的HEX-6型八旋翼无人机。该机的最大起飞重量为392 N,载重147 N的飞行续航时间为25 min。配有北斗和GPS双定位系统,采用工业级三余度飞行控

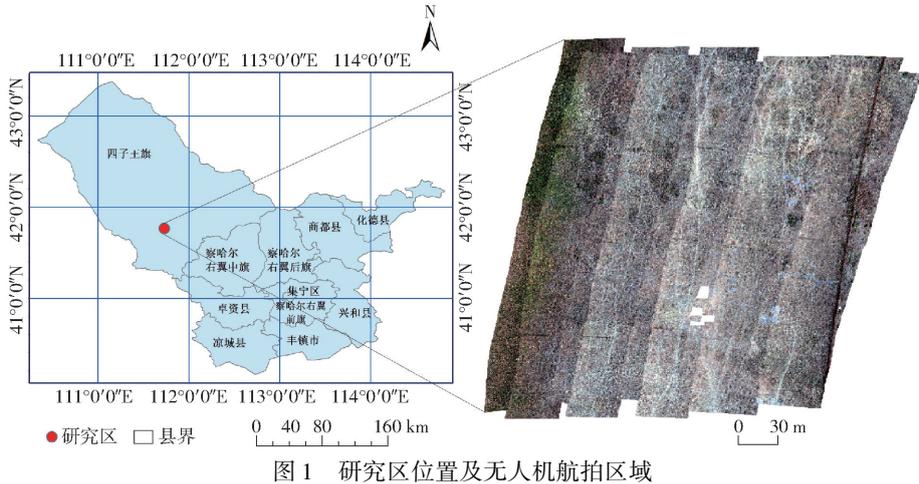


图1 研究区位置及无人机航拍区域

Fig.1 Location of study area and UAV aerial photography area

制系统,用于精确定位和高可靠性安全飞行。

使用美国 Resonon 公司的 Pika XC2 型高光谱成像仪,其光谱波长范围为 400 ~ 1 000 nm,有 894 个光谱通道,光谱分辨率达到 1.3 nm,空间通道数为 1 600。配有施耐德 17 mm 焦距镜头,横向视场角为 30.8°,瞬时视场角为 0.71 mrad。光谱仪质量为 2.2 kg,用于控制图像采集和存储的微型计算机质量为 0.5 kg, GPS 及惯性测量单元系统质量为 0.08 kg。

为了补偿无人机飞行中倾斜、震动等对成像的影响,确保在图像采集过程中光谱仪镜头始终垂直向下,采用大疆如影 Ronin - MX 型三轴增稳云台(深圳大疆科技有限公司)将 Pika XC2 型高光谱成像仪安装到 HEX - 6 型无人机上,云台质量为 2.3 kg。

### 1.3 数据采集及野外实测

根据研究区的气候特点和植被的生长周期,试验在 2018 年 6 月 22—27 日进行。无人机图像采集选择在晴朗无云、风速小于 3 级的条件下进行,时间在 10:00—14:00 之间,以保证采集的图像在近似统一的光照条件下获得。每个飞行架次前后通过标准参考白板测取正确的曝光值。图像采集过程中,无人机按预先规划好的航线飞行,旁向重叠率设为 55%。Pika XC2 型高光谱仪以线性推扫方式获取图像,其原始光谱通道数为 894,因波段过多形成庞大的数据量,综合考虑图像采集效率和光谱分辨率,将光谱通道合并为 231 个,保证地物特征识别的光谱分辨率仍为纳米级,采样间隔为 2.6 nm,单幅图像为 2 017 像素 × 1 600 像素。无人机飞行高度距地面 30 m,获取的遥感图像空间分辨率为 2.1 cm。

为了获得研究区草原植被分布的真实情况数据,在无人机飞行数据采集的同时进行野外实测。在飞行区内设置 1 m × 1 m 的样方,样方内保留单一

草地植物物种,人工去除其它类型植物物种。野外实测的物种为荒漠草原建群种短花针茅,优势种冷蒿和伴生种刺藜、小叶锦鸡儿、华北驼绒藜(其它物种较为稀少或过于低矮,没有列入调查范围)。每个物种各设置 8 个样方,记录样方内物种名称、平均高度和覆盖度,用相机拍摄植被冠层图像。另外,在样方旁标记并利用 GPS 测量样方的地理坐标,以便于在图像上定位。

### 1.4 数据预处理

数据预处理包括去除扭曲变形图像、辐射校正、滤波降噪、几何校正。通过人工目视检查去除因阵风引起的扭曲变形图像。使用 Spectron Pro 软件中的辐射转换工具及地面铺设的灰阶靶标的 DN 值(遥感影像像元亮度值)、定标文件进行图像辐射校正,消除数据获取过程产生的辐射失真或畸变,得到地物真实的反射率数据。在 ENVI 5.5 中采用 Savitzky Golay 滤波法进行图像降噪。在 Spectron Pro 软件中输入地面高程、高光谱仪镜头横向视场角以及俯仰、横滚和偏航偏移指标和图像空间分辨率等,利用 GPS 和 IMU(惯性测量单元)等信息对高光谱图像进行粗几何校正。在高光谱数据采集的同期使用大疆精灵 3 专业版无人机在同一地区按航线飞行拍摄,得到空间分辨率约为 1.4 cm 的 RGB 图像,利用 Agisoft PhotoScan Professional 软件通过添加图像、对齐图像、生成密集点云、生成网格、生成纹理、构建数字高程模型(Digital elevation model, DEM)、构建数字正射影像(Digital orthophoto map, DOM)等步骤,生成 DEM 和 DOM 文件。在 ArcGIS 10.2 中,利用 DOM 文件将粗几何校正的数据文件进行精几何校正。在 Spectron Pro 软件中进行图像镶嵌,在 ArcGIS 10.2 中使用掩膜函数和邻域统计函数处理飞行条带噪声,再经裁剪等处理,最终得到待分类图像,其幅宽为 83.5 m,面积为 14 345.3 m<sup>2</sup>。

在大量地面调查的基础上,利用 ArcGIS 10.2 在无人机高光谱图像上样方内选择和生成样本。考虑到样本均衡性,样本数量按照各草地物种的面积占比所设置,共选择了 36 740 个像元作为样本数据(短花针茅 13 580 个、冷蒿 8 540 个、刺藜 5 420 个、小叶锦鸡儿 2 410 个、华北驼绒藜 2 150 个、裸土 4 640 个)。

## 2 研究方法

### 2.1 研究思路

图像完成各项预处理后,首先利用样方内数据建立分类特征,包括光谱特征、植被特征、纹理特征和地形特征等;其次利用分类特征构建随机森林算法并对样方内数据进行分类和精度评价;然后比较不同方法对样方数据的分类效果;最后将随机森林算法应用至整个图像中进行分类。图 2 为研究思路的具体技术流程。

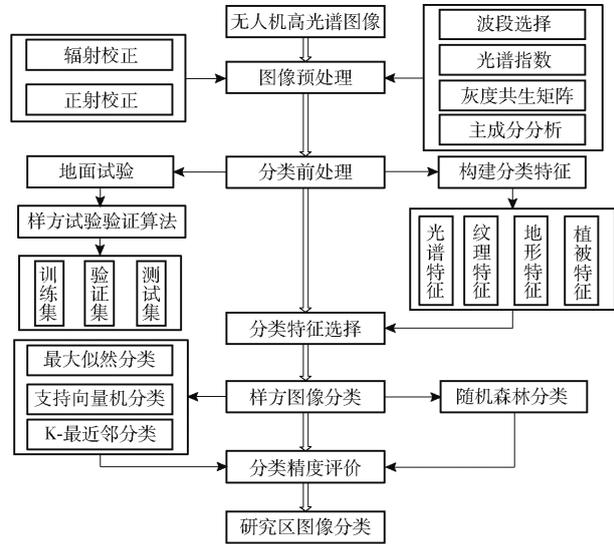


图 2 技术路线流程图

Fig. 2 Flow chart of technical route

### 2.2 分类特征

#### 2.2.1 光谱特征

若把 231 个波段的高光谱数据全部输入分类器,将形成海量数据,再加上训练样本有限,易产生计算量剧增、维数灾难等问题。波段选择可去除相关性强的冗余波段,挖掘光谱特征并保留波段的原始物理信息,是解决数据维度高、数据量大的有效方法<sup>[8,21]</sup>。最优索引因子(Optimal index factor, OIF)和自适应波段选择(Adaptive band selection, ABS)等传统波段选择法采用单一评价准则,难以同时满足信息量大、相关性小、对不同类地物的光谱反射差异大的要求<sup>[22]</sup>。本文采用分步波段选择法(Step by step band selection, SBS)进行数据降维和特征提取,具体步骤如下:

(1)以草地植被反射率光谱曲线的波峰、波谷为基准,将原始波段粗分为 7 个子集。

(2)在子集内,按照光谱反射率曲线的变化程度初选波段个数,曲线斜率较小处相邻波段间相关性较大,应设置较少波段;反之,在曲线斜率较大处相邻波段间相关性小,则需设置较多波段,如图 3 所示。

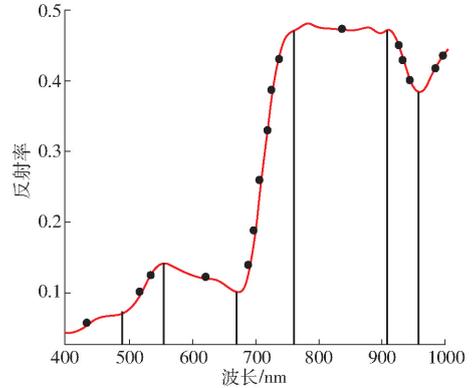


图 3 波段子集及子集内波段个数示意图

Fig. 3 Band subset and number of bands in subset

(3)按照信息量确定子集内的波段,信息量大的波段其标准差更大,因此按波段反射率的标准差递减排序,选择前 16 个波段作为代表波段。计算代表波段的相关系数,去掉相关性大的波段,保留波段间相关系数小于等于 0.3 的 10 个代表波段。

(4)在选出的 10 个代表波段中,以任意 7 个波段为一组,计算 120 组波段组合的 OIF 值,并用 120 组波段组合分别合成多光谱图像,计算图像内各类地物的 Jeffreys - Matusita (JM) 距离。

(5)选择 OIF 值最大且 JM 距离大于等于 1.8 的波段组合作为特征波段。

分步波段选择在确保波段相关性小、信息量大的基础上兼顾了地物可分性,所选择波段能够代表荒漠草原草地植被的光谱特征,技术流程如图 4 所示。

#### 2.2.2 植被特征

植被指数常用于土地覆盖类型的分类中,当直接用于植被间分类时区分度较小<sup>[23]</sup>。连续统去除变换可有效增强地物光谱的吸收和反射特征,极大地增加植被之间的光谱差异<sup>[24-28]</sup>。以短花针茅、冷蒿和刺藜为例,经连续统去除变换后,3 种植物的反射率曲线在可见光范围的微弱差异得到放大,如在 501.2、556.9、682.1 nm 波长处。以波长 681.9 nm 为例,短花针茅和冷蒿的反射率差值从 0.05 增大到 0.16,刺藜和冷蒿的反射率差值从 0.12 增大到 0.30,刺藜和短花针茅的反射率差值从 0.17 增大到

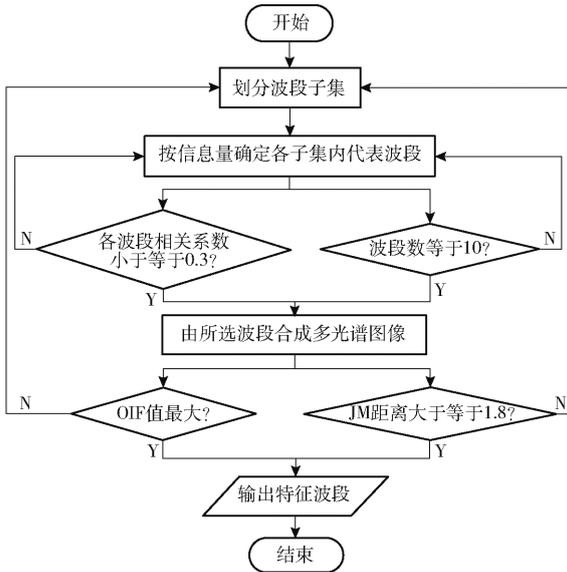


图4 波段选择流程图

Fig. 4 Flow chart of band selection

0.46, 三者的反射率光谱差值平均增加了 0.19, 如图 5 所示。本文将反射率光谱经连续统去除变换后再进行波段运算建立植被指数, 通过对比 20 种常用光谱指数, 选择对研究区植被分类特征贡献大的 8 种指数作为植被特征, 如表 1 所示<sup>[29-36]</sup>。

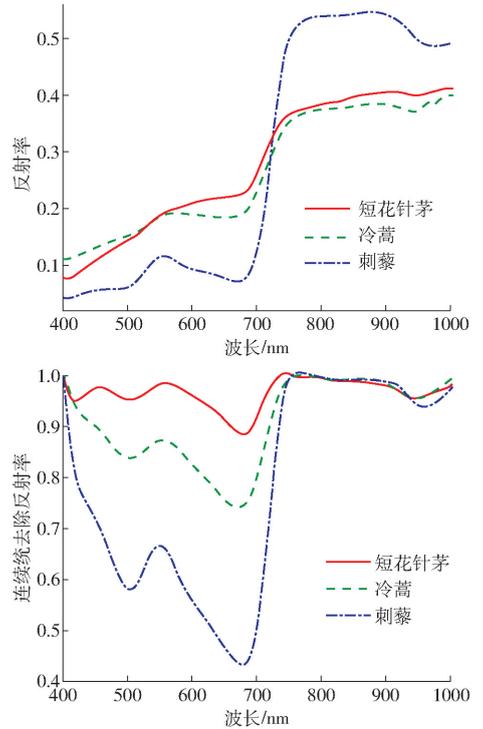


图5 反射率光谱与连续统去除变换光谱对比  
Fig. 5 Comparisons of reflectance spectra and continuum removal transform spectra

表 1 分类特征

Tab. 1 Classification features

特征类型	特征名称	特征符号	计算公式或方法
光谱特征	特征波段	Band1 ~ Band7	435.2, 551.5, 671.4, 725.0, 759.9, 824.6, 949.4 nm
植被特征	优化土壤调节植被指数	OSAVI	$OSAVI = \frac{(1 + 0.16)(R_{800.3} - R_{671.4})}{R_{800.3} + R_{671.4} + 0.16}$
	归一化植被指数	NDVI	$NDVI = \frac{R_{800.3} - R_{671.4}}{R_{800.3} + R_{671.4}}$
	修正花青素反射指数	mARI	$mARI = \frac{R_{800.3}(R_{700.9} - R_{551.5})}{R_{551.5}R_{700.9}}$
	类胡萝卜素反应指数	CRI	$CRI = \frac{1}{R_{509.1}} - \frac{1}{R_{700.9}}$
	增强植被指数	EVI	$EVI = \frac{2.5(R_{857.1} - R_{644.7})}{R_{857.1} + 6R_{644.7} - 7.5R_{469.5} + 1}$
	光化学反应指数	PRI	$PRI = \frac{R_{570.1} - R_{530.3}}{R_{570.1} + R_{530.3}}$
	归一化水指数	NWI	$NWI = \frac{R_{971.2} - R_{900.5}}{R_{971.2} + R_{900.5}}$
	绿光归一化植被指数	GNDVI	$GNDVI = \frac{R_{749.2} - R_{551.5}}{R_{749.2} + R_{551.5}}$
纹理特征	灰度共生矩阵	GLCM	同质性、相关性、二阶矩、均值、熵
	灰度差向量	GLDV	
地形特征	坡向	Aspect	ArcGIS 10.2 中对无人机 DEM 和高光谱数据进行地形分析
	坡度	Slope	
	数字高程模型	DEM	

注: R 为光谱反射率, R<sub>971.2</sub> 为 971.2 nm 处的光谱反射率, 其余类同。

2.2.3 纹理特征

图像的纹理信息能够反映图像中同质现象的视觉特征, 通过像素及其周围空间邻域的灰度分布来

表现。本文采用统计型纹理特征灰度共生矩阵 (Gray level co-occurrence matrix, GLCM) 和灰度差向量 (Gray level difference vector, GLDV) 来提高图

像分类精度,通过计算 GLCM 的同质性、相关性、二阶矩、均值和 GLDV 的均值和熵,共计 6 种特征作为随机森林算法的纹理分类特征。

#### 2.2.4 地形特征

地形对草原植被物种分布有一定的影响。本文使用 DEM 数据与高光谱图像数据进行匹配,在 ArcGIS 10.2 中进行地形分析,得到飞行区域的坡度和坡向数据。

综合光谱特征、植被特征、纹理特征和地形特征,本文构建的荒漠草原草地植物的分类特征如表 1 所示。

### 2.3 随机森林算法

随机森林是通过集成学习的思想将多棵决策树集成的一种机器学习算法。森林由很多相互不关联的决策树组成,决策树各自生成分类器模型,独立地学习和作出预测,按决策树分类器的投票决定最终随机森林的分类结果。随机森林中每棵树样本的选择是从原始数据集中随机有放回地采样,进行  $N$  次采样,共生成  $N$  棵不同的、未修剪的决策树。决策树中的每个节点从所有特征中随机选择  $K$  个特征,每次分裂时根据基尼指数进行测试以选择最优特征,最终得到基尼指数降低速度最快的决策树。随机森林算法在样本和特征选取上具有随机性,这两个随机性的引入使得随机森林不容易陷入过拟合,具有很好的抗噪能力。本文  $N$  设置为 1 000,其中约 36.8% 的袋外数据用于进行分类结果的精度评价,特征数  $K$  设为输入特征变量总数的平方根。

## 3 结果与分析

### 3.1 随机森林算法分类结果

对研究区整体进行 RF 分类制图的结果如图 6 所示,将本文提出的基于分步波段选择的随机森林算法记为 SBS\_RF。由人工目视解译对比地面记录可知,SBS\_RF 法分类效果较好,各草地植被物种在研究区的分布符合实际;研究区人为踩出的小路斑块边界分明;地面铺设白布轮廓清晰,形状规则;围栏分布连续、完整。

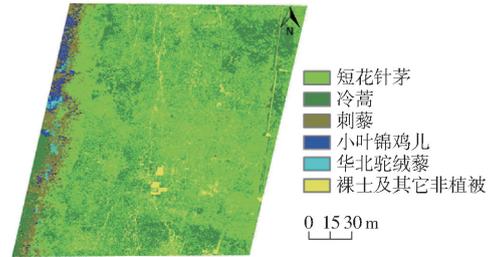


图 6 SBS\_RF 法分类制图结果

Fig. 6 Classification mapping results of SBS\_RF method

将地面调查样方的实测类别作为分类真实值,对 SBS\_RF 方法的分类结果进行精度评价,分类结果混淆矩阵如表 2 所示,OA (总体分类精度) 和 Kappa 系数分别为 91.06% 和 0.90。从混淆矩阵可看出,SBS\_RF 法对短花针茅、冷蒿和裸土的识别精度较高,刺藜、小叶锦鸡儿和华北驼绒藜有部分错分样本。分析其原因,刺藜、小叶锦鸡儿和华北驼绒藜在研究区分布位置相同,大多分布在研究区西侧围栏;小叶锦鸡儿和华北驼绒藜是半灌木植物,在整株

表 2 基于 SBS\_RF 方法的荒漠草原植被分类混淆矩阵

Tab. 2 Confusion matrix of desert steppe vegetation classification based on SBS\_RF method

实测	预测						生产者	精度/%
	短花针茅	冷蒿	刺藜	小叶锦鸡儿	华北驼绒藜	裸土		
短花针茅	2 586	32	8	5	0	85	2 716	95.21
冷蒿	46	1 581	30	11	35	5	1 708	92.56
刺藜	0	55	965	30	34	0	1 084	89.02
小叶锦鸡儿	5	7	22	422	26	0	482	87.55
华北驼绒藜	0	5	16	34	375	0	430	87.21
裸土	48	0	0	0	0	880	928	94.83
分类总和	2 685	1 680	1 041	502	470	970	7 348	
用户精度/%	96.31	94.11	92.70	84.06	79.79	90.72		

形态上较为接近,且大多成片生长;刺藜是一年生草本植物,在形态上较二者小,但其颜色与小叶锦鸡儿非常相近,这可能是 3 者部分错分的原因。短花针茅颜色、形态与其它几种草区别较大,但短花针茅的枯叶与裸土颜色相近,部分枯叶被误分为裸土。冷蒿在形态上与刺藜相近,在颜色上与华北驼绒藜相近,有部分混分现象。

### 3.2 不同波段选择的随机森林算法分类结果对比

为了评估本文提出的波段选择法对随机森林分类结果的影响和作用,基于相同的样本数据,采用主成分分析 (Principal component analysis, PCA) 去除波段之间的相关性、降低原始数据维数 (231 个波段) 并隔离噪声。通过 PCA 分析发现,前 11 个主成分所包含的数据方差已达 95.38%。因此,将前 11

个主成分作为特征波段输入随机森林算法,其它分类特征不变,对研究区进行分类,记为 PCA\_RF。另外采用 OIF 法选择含 7 个波段的组合作为特征波段,输入随机森林算法,其它分类特征不变,对研究区进行分类,记为 OIF\_RF。

表 3 为基于不同波段选择的随机森林分类法精度对比,在特征波段不同,其它分类特征相同的 3 种分类方法中,SBS\_RF 分类结果精度最高,OA 和 Kappa 系数分别为 91.06% 和 0.90,比 PCA\_RF 和 OIF\_RF 方法分别高出 3.74、6.09 个百分点和 0.07、0.10。这说明 SBS 比 PCA 和 OIF 更能有效地提取荒漠草原植被的特征信息,与随机森林算法结合具有很好的适用性。

表 3 基于不同波段选择法的 RF 分类精度比较

Tab.3 Comparison of RF classification accuracy of different band selection methods

分类方法	特征波段数	OA/%	Kappa 系数
SBS_RF	7	91.06	0.90
PCA_RF	11	87.32	0.83
OIF_RF	7	84.97	0.80

用 3 种不同波段选择随机森林分类算法对研究区分类制图,局部放大结果如图 7 所示。3 种分类法整体分类结果相差不大,部分华北驼绒藜、小叶锦鸡儿和刺藜有混分现象,混分情况在 OIF\_RF 分类法中相对较多,在 SBS\_RF 分类法中相对较少;在 OIF\_RF 法中部分冷蒿被误分为裸土。

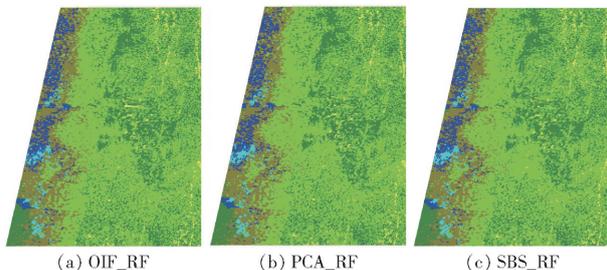


图 7 基于不同波段选择法的 RF 分类结果比较

Fig.7 Comparisons of RF classification results based on different band selection methods

### 3.3 不同分类方法的分类结果对比

为进一步评估 SBS\_RF 法的分类效果和性能,将 SBS\_RF 法与 SVM、MLC、KNN 法进行比较,仍旧使用相同的样本数据和分类特征对研究区草原植被物种进行分类。在 SVM 中,以径向基函数作为核函数,采用网格搜索在正则化参数  $C$  为  $1 \times 10^3$ 、 $5 \times 10^3$ 、 $1 \times 10^4$ 、 $5 \times 10^4$ 、 $1 \times 10^5$  和核函数参数  $\gamma$  为 0.0001、0.0005、0.001、0.005、0.01、0.1 的范围内进行参数优选。对于 KNN 算法的关键参数  $k$ ,在 1~20 范围内采用 10 折交叉验证的结果来确定最

佳  $k$  值。4 种方法的分类精度比较结果如图 8 所示。

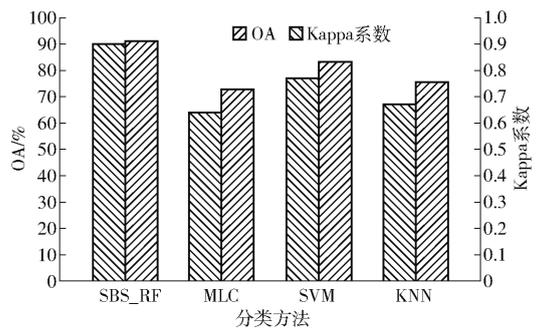


图 8 4 种分类方法的分类精度比较

Fig.8 Classification accuracy comparison of four classification methods

由图 8 可知:4 种分类方法中,SBS\_RF 法分类精度最高,OA 和 Kappa 系数比 SVM、KNN 和 MLC 法分别高 7.9、15.61、18.33 个百分点和 0.13、0.23、0.26。这说明 SBS\_RF 法比 SVM、KNN、MLC 法更能有效地提取荒漠草原植被信息,具有很好的适用性。

## 4 结论

(1) 利用无人机高光谱低空遥感获得了纳米级光谱分辨率、厘米级空间分辨率的遥感图像,建立了一种基于分步波段选择的光谱特征、基于连续统去除的植被特征、纹理特征和地形特征的随机森林分类模型,利用该模型对内蒙古荒漠草原草地植被覆盖信息进行分类,其分类效果 OA 达到 91.06%,Kappa 系数达 0.90,高于 MLC、SVM、KNN 这 3 种分类法。无人机高光谱遥感与随机森林的结合,能够更加快速、准确提取荒漠草原的草地植被类型,在荒漠草原植被分类领域具有较好的适用性和推广性。

(2) 采用分步波段选择法从 231 个波段中选择出 7 个波段,这 7 个波段包含了研究区 5 种主要荒漠草原物种和裸土的主要光谱信息,且 7 个波段之间的相关系数小于 0.3,由这 7 个波段合成的多光谱图像中,6 种分类地物的 JM 距离均大于等于 1.8。分步波段选择与随机森林结合的分类法,不但减小了数据量、提高了工作效率,还保证了较高的分类精度。

(3) 随机森林中的植被指数是先将光谱进行连续统去除变换、而后经波段运算建立的。连续统去除变换运算使研究区荒漠草原草地植被的光谱差异显著增大,以短花针茅、冷蒿和刺藜为例,在波段 681.9 nm 处三者的反射率光谱差值平均增加了 0.19。

(4) 充分利用植被的纹理信息、生长区域的地形信息,有助于提高草地植被的分类精度。

## 参 考 文 献

- [1] 中华人民共和国农业部畜牧兽医司. 中国草地资源[M]. 北京:中国科学技术出版社, 1996: 205-217.
- [2] 韩芳, 刘朋涛, 牛建明, 等. 50 a来内蒙古荒漠草原气候干燥度的空间分布及其演变特征[J]. 干旱区研究, 2013, 30(3): 449-456.  
HAN Fang, LIU Pengtao, NIU Jianming, et al. Spatial distribution and evolution of climatic aridity in desert steppe in Inner Mongolia in recent 50 years[J]. Arid Zone Research, 2013, 30(3): 449-456. (in Chinese)
- [3] 赛胜宝. 内蒙古北部荒漠草原带的严重荒漠化及其治理[J]. 干旱区资源与环境, 2001(4): 34-39.  
SAI Shengbao. Serious desertification of desert steppe zone and its control in northern Inner Mongolia[J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2001(4): 34-39. (in Chinese)
- [4] 王伟, 刘钟龄, 郝敦元, 等. 内蒙古草原退化群落恢复演替的研究 II. 恢复演替时间进程的分析[J]. 植物生态学报, 1996, 20(5): 460-471.  
WANG Wei, LIU Zhongling, HAO Dunyuan, et al. Research on the restoring succession of the degenerated grassland in Inner Mongolia. II. Analysis of the restoring processes[J]. Acta Phytocologica Sinica, 1996, 20(5): 460-471. (in Chinese)
- [5] 侯蒙京, 殷建鹏, 葛静, 等. 基于随机森林的高寒湿地地区土地覆盖遥感分类方法[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(7): 220-227.  
HOU Mengjing, YIN Jianpeng, GE Jing, et al. Land cover remote sensing classification method of alpine wetland region based on random forest algorithm[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(7): 220-227. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20200725&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20200725&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.07.025. (in Chinese)
- [6] 柴华彬, 严超, 邹友峰, 等. 利用 PSP Net 实现湖北省遥感影像土地覆盖分类[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版), <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1676.tn.20201030.1719.003.html>.
- [7] ISHIDA T, KURIHARA J, VIRAY F A, et al. A novel approach for vegetation classification using UAV-based hyperspectral imaging[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 144(2): 80-85.
- [8] 童庆禧, 张兵, 郑芬兰. 高光谱遥感——原理、技术与应用[M]. 北京:高等教育出版社, 2006.
- [9] 陈艳拢, 王晓岚, 李恩, 等. CEM的波段选择方法研究及应用[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(12): 3778-3783.  
CHEN Yanlong, WANG Xiaolan, LI En, et al. Research and application of band selection method based on CEM[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(12): 3778-3783. (in Chinese)
- [10] LOPATIN J, FASSNACHT F E, KATTENBORN T, et al. Mapping plant species in mixed grassland communities using close range imaging spectroscopy[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 201: 12-23.
- [11] 李风贤. 无人机技术在草原生态遥感监测中的应用与探讨[J]. 测绘通报, 2017(7): 99-102.  
LI Fengxian. Application and discussion of UAV technology in ecological remote sensing monitoring of grassland[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2017(7): 99-102. (in Chinese)
- [12] 吴赵丽. 基于无人机遥感影像的芨芨草群落植被盖度图像分割方法对比研究[D]. 合肥:安徽大学, 2018.  
WU Zhaoli. Comparison of segmentation methods for *Achnatherum splendens* community using UVA remote sensing images[D]. Hefei: Anhui University, 2018. (in Chinese)
- [13] WIJESINGHA J, ASTOR T, SCHULZE-BRÜNINGHOFF D, et al. Predicting forage quality of grasslands using UAV-borne imaging spectroscopy[J]. Remote Sensing, 2020, 12(1): 126.
- [14] 李健丽, 董莹莹, 师越, 等. 基于随机森林模型的小麦白粉病遥感监测方法[J]. 植物保护学报, 2018, 45(2): 395-396.  
LI Jianli, DONG Yingying, SHI Yue, et al. Remote sensing monitoring of wheat powdery mildew based on random forest model[J]. Journal of Plant Protection, 2018, 45(2): 395-396. (in Chinese)
- [15] GUO L, CHEHATA N, MALLETT C, et al. Relevance of airborne lidar and multispectral image data for urban scene classification using random forests [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2011, 66(1): 56-66.
- [16] MELVILLE B, LUCIEER A, ARYAL J, et al. Classification of lowland native grassland communities using hyperspectral unmanned aircraft system (UAS) imagery in the Tasmanian midlands[J]. Drones, 2019, 3(1): 5.
- [17] CRABBE R A, LAMB D W, EDWARDS C. Discriminating between C3, C4, and mixed C3/C4 pasture grasses of a grazed landscape using multi-temporal Sentinel-1a data[J]. Remote Sensing, 2019, 11(3): 253.
- [18] 王忠武. 载畜率对短花针茅荒漠草原生态系统稳定性的影响[D]. 呼和浩特:内蒙古农业大学, 2009.  
WANG Zhongwu. Effect of stocking rate on ecosystem stability of *Stipa breviflora* desert steppe[D]. Huhhot: Inner Mongolia Agricultural University, 2009. (in Chinese)
- [19] 潘占磊, 王忠武, 韩国栋, 等. 短花针茅荒漠草原甲烷通量对增温和施氮的响应[J]. 生态环境学报, 2016, 25(2): 209-216.  
PAN Zhanlei, WANG Zhongwu, HAN Guodong, et al. Responses of methane fluxes on warming and nitrogen addition in *Stipa breviflora* desert steppe[J]. Ecology and Environmental Sciences, 2016, 25(2): 209-216. (in Chinese)
- [20] 闫宝龙. 不同载畜率下的荒漠草原灌木-草本植物相互关系[D]. 呼和浩特:内蒙古农业大学, 2019.

- YAN Baolong. Shrub – herbaceous interaction in a desert steppe under different stocking rate[D]. Huhhot: Inner Mongolia Agricultural University, 2019. (in Chinese)
- [21] 杨韩, 厉小润, 赵辽英, 等. 一种高光谱图像高精度配准波段选择方法[J]. 光学学报, 2018, 38(9): 137 – 143.  
YANG Han, LI Xiaorun, ZHAO Liaoying, et al. Band selection method for high precision registration of hyperspectral image [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(9): 137 – 143. (in Chinese)
- [22] 魏芳洁. 高光谱图像波段选择方法的研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2013.  
WEI Fangjie. Research on band selection for hyperspectral imagery[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2013. (in Chinese)
- [23] KARNIELI A, BAYARJARGAL Y, BAYASGALAN M, et al. Do vegetation indices provide a reliable indication of vegetation degradation? a case study in the Mongolian pastures[J]. International Journal of Remote Sensing, 2013, 34(17): 6243 – 6262.
- [24] 郭超凡, 郭道宇. 基于可见光波段连续统去除的湿地植物叶片叶绿素估算[J]. 生态学报, 2016, 36(20): 6538 – 6546.  
GUO Chaofan, GUO Xiaoyu. Estimation of wetland plant leaf chlorophyll content based on continuum removal in the visible domain[J]. Acta Ecologica Sinica, 2016, 36(20): 6538 – 6546. (in Chinese)
- [25] 郑煜, 常庆瑞, 王婷婷, 等. 基于连续统去除和偏最小二乘回归的油菜 SPAD 高光谱估算[J]. 西北农林科技大学学报 (自然科学版), 2019, 47(8): 37 – 45.  
ZHENG Yu, CHANG Qingrui, WANG Tingting, et al. Hyperspectral estimation of SPAD value in oilseed rape based on continuum removal and partial least squares regression[J]. Journal of Northwest A&F University(Nat. Sci. Ed.), 2019, 47(8): 37 – 45. (in Chinese)
- [26] 白继伟, 赵永超, 张兵, 等. 基于包络线消除的高光谱图像分类方法研究[J]. 计算机工程与应用, 2003, 39(13): 88 – 90.  
BAI Jiwei, ZHAO Yongchao, ZHANG Bing, et al. Study on the classification methods of the hyperspectral image based on continuum removed[J]. Computer Engineering and Applications, 2003, 39(13): 88 – 90. (in Chinese)
- [27] SCHMIDT K S, SKIDMORE A K. Spectral discrimination of vegetation types in a coastal wetland[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 85(1): 92 – 108.
- [28] ALCKMIN G T, KOOISTRA L, RAWNSLEY R, et al. Retrieval of hyperspectral information from multispectral data for *Perennial Ryegrass* biomass estimation[J]. Sensors, 2020, 20(24): 7192.
- [29] HABOUDANE D, MILLER J R, TREMBLAY N, et al. Integrated narrow-band vegetation indices for prediction of crop chlorophyll content for application to precision agriculture[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 81(2): 416 – 426.
- [30] ROUSE J W, HAAS R H, SCHELL J A, et al. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS[C]//Third Earth Resources Technology Satellite – 1 Symposium. Washington D. C.: NASA, 1974: 309 – 317.
- [31] MERZLYAK M N, GITELSON A, CHIVKUNOVA O B, et al. Non-destructive optical detection of pigment changes during leaf senescence and fruit ripening[J]. Physiologia Plantarum, 1999, 106(1): 135 – 141.
- [32] GITELSON A A, ZUR Y, CHIVKUNOVA O B, et al. Assessing carotenoid content in plant leaves with reflectance spectroscopy[J]. Photochemistry and Photobiology, 2002, 75(3): 272 – 281.
- [33] HUETE A, DIDAN K, MIURA T, et al. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 83(1): 195 – 213.
- [34] GAMON J A, PEÑUELAS J, FIELD C B. A narrow-waveband spectral index that tracks diurnal changes in photosynthetic efficiency[J]. Remote Sensing of Environment, 1992, 41(1): 35 – 44.
- [35] BANDYOPADHYAY K K, PRADHAN S, SAHOO R N, et al. Characterization of water stress and prediction of yield of wheat using spectral indices under varied water and nitrogen management practices[J]. Agricultural Water Management, 2014, 146: 115 – 123.
- [36] GITELSON A A, KAUFMAN Y J, MERZLYAK M N. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS – MODIS[J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 58(3): 289 – 298.