

# 基于面向对象的无人机遥感影像荒漠植被分类

张冠宏<sup>1</sup>, 王新军<sup>1\*</sup>, 徐晓龙<sup>2</sup>, 闫立男<sup>1</sup>, 常梦迪<sup>1</sup>, 李永康<sup>1</sup>

(1. 新疆农业大学草业与环境科学学院, 乌鲁木齐 830052; 2. 珠海欧比特宇航科技股份有限公司, 广东 珠海 519080)

**摘要:** 荒漠植被分布稀疏且叶面普遍较小, 导致影像中植被光谱特征较弱, 分类难度较大。为提高荒漠植被分类精度, 选取古尔班通古特沙漠为研究区, 以无人机遥感影像和数字表面模型为数据源, 采用面向对象的随机森林算法, 在去相关拉伸光谱信息增强基础上对荒漠植被进行分类, 分析去相关拉伸前后分类精度的变化。结果表明: 基于去相关拉伸并结合面向对象和随机森林算法的轻、中、重度沙漠化区总体分类精度分别为 91.01%、95.34%、93.18%, 较原始影像分类精度分别提升 19.94%、16.10%、17.61%, 实现了荒漠植被的高精度分类, 从而为获取荒漠区植被分布状况以及荒漠化监测提供参考。

**关键词:** 无人机遥感; 面向对象; 去相关拉伸; 随机森林算法; 荒漠植被分类

## Desert Vegetation Classification based on Object-oriented UAV Remote Sensing Images

ZHANG Guan hong<sup>1</sup>, WANG Xin jun<sup>1\*</sup>, XU Xiaolong<sup>2</sup>, YAN Linan<sup>1</sup>, CHANG Mengdi<sup>1</sup>, LI Yong kang<sup>1</sup>

(1. College of Grass and Environmental Sciences, Xinjiang Agricultural University, Urumqi 830052, China; 2. Zhuhai Orbita Aerospace Science & Technology Co., Ltd., Guangdong Zhuhai 519080, China)

**Abstract:** The sparse distribution and small leaf area of desert vegetation lead to the weak vegetation spectral characteristics in the image, which makes the classification difficult. In order to improve the accuracy of desert vegetation classification, the Gurbantungut Desert is selected as the research area, the remote sensing image and digital surface model of drones are used as data sources, and the object-oriented random forest algorithm is used to enhance the basis of decorrelation stretched spectral information. Classify the desert vegetation on the above, and analyze the change of classification accuracy before and after the correlation stretching. The results show that: the overall classification accuracy of slightly, moderately and seriously desertified areas based on decorrelation stretching combined with object-oriented and random forest algorithm is 91.01%, 95.34% and 93.18%, respectively, which is 19.94%, 16.10% and 17.61% higher than the original image classification accuracy, which realizes the high-precision classification of desert vegetation, so as to provide reference for obtaining the distribution of desert vegetation and desertification monitoring test.

**Key words:** UAV remote sensing; object-oriented; decorrelation stretch; random forest algorithm; desert vegetation classification

荒漠化是因气候变化及人类活动影响等多种因素引起的干旱、半干旱和亚湿润干旱地区的土地退化, 是生态环境发生严重退化的重要反映, 现已成为全球重要的生态环境、经济和社会热点问题<sup>[1]</sup>。我国是荒漠化程度较严重的国家之一, 荒漠化会引起植被退化, 导致生态环境的恶化, 降低自然资源的质量与利用效益<sup>[2]</sup>。荒漠植被是荒漠生态系统中重要的组成部分, 具有阻止风沙运移, 保持生物多样性的作用<sup>[3]</sup>。及时掌握荒漠植被生长分布状况是荒漠化地区生态遥感的基础, 因此精确识别与分类荒漠植被对维护生态系统的稳定及荒漠化的治理具有重要意义<sup>[4]</sup>。

目前植被的分类方法主要有实地调查法和遥感监测法, 传统的实地调查法耗时费力且周

**基金项目:** 国家自然科学基金项目 (41761085, 41301205); 广东省“珠江人才计划”本土创新科研团队项目 (2017BT01G115)

**联系方式:** 张冠宏 E-mail: zhangghgis@163.com

**\*通信作者:** 王新军 E-mail: wxj8112@163.com

期较长, 无法实现对植被信息的及时获取与更新<sup>[5]</sup>。近年来无人机遥感技术因其分辨率高、几何纹理信息丰富、时效性高及成本低廉等优点, 有效弥补了传统卫星遥感的不足, 逐渐成为监测、提取植被信息的重要途径<sup>[6-7]</sup>。在影像信息提取方面, 主要有目视解译、监督与非监督分类法、专家系统法、模糊数学法以及面向对象法<sup>[8]</sup>等, 这些方法虽取得了一定的效果, 但大多是基于像元的分类特征进行提取, 存在混合像元、光谱混淆等问题, 分类精度不高<sup>[9]</sup>。面向对象法能够更好地反映影像的纹理与形状信息, 有利于提高分类精度<sup>[10-11]</sup>。随着计算机技术的发展, 机器学习算法被广泛应用于植被分类, 与面向对象法结合能够进一步提高分类精度与效率<sup>[12]</sup>, 但研究对象多为成片分布的大面积湿地<sup>[13]</sup>、森林<sup>[14]</sup>、草原<sup>[15]</sup>、城市<sup>[16]</sup>植被及农田作物<sup>[17]</sup>, 有关荒漠区植被的研究鲜有报道。荒漠植被叶面普遍较小且分布稀疏, 部分为单株生长, 在影像中光谱特征较弱, 分类难度较大。目前已有研究表明去相关拉伸光谱信息增强能够提高影像色彩饱和度, 有助于影像信息提取<sup>[18]</sup>, 在去相关拉伸基础上结合面向对象与机器学习算法的分类方法是否适用于荒漠植被分类尚有待印证。

古尔班通古特沙漠是我国面积最大的固定、半固定沙漠, 低矮灌木与草本的交错分布同地表形成的灰褐色结皮形成了复杂的地表异质性<sup>[19]</sup>, 对荒漠植被的分类造成很大干扰。鉴于此, 本文以古尔班通古特沙漠为研究对象, 基于高分辨率无人机遥感影像和数字表面模型 (digital surface model, DSM), 在对影像去相关拉伸的基础上利用面向对象技术, 选取训练速度快、分类精度高的随机森林分类算法, 结合光谱、几何、纹理特征与三种可见光植被指数对古尔班通古特荒漠植被进行分类研究, 为获取荒漠区植被生长分布状况以及荒漠化监测与治理提供方法及参考。

## 1 材料与方法

### 1.1 数据采集及预处理

#### 1.1.1 研究区概况

古尔班通古特沙漠位于新疆准噶尔盆地中部, 地理坐标介于  $44^{\circ}15' - 46^{\circ}50'N$ ,  $84^{\circ}50' - 91^{\circ}20'E$  之间, 年降水量  $70 \sim 150 \text{ mm}$ , 年平均气温  $5 \sim 5.7^{\circ}C$ , 蒸发量在  $2000 \text{ mm}$  以上<sup>[20]</sup>。沙漠土壤类型以固定、半固定的风沙土为主, 生长着种类较为丰富的沙生与耐旱植物, 于古尔班通古特沙漠南部 (轻度沙漠化区)、中部 (中度沙漠化区) 及北部 (重度沙漠化区)<sup>[21]</sup> 选取三个典型样地开展采样研究 (图 1)。

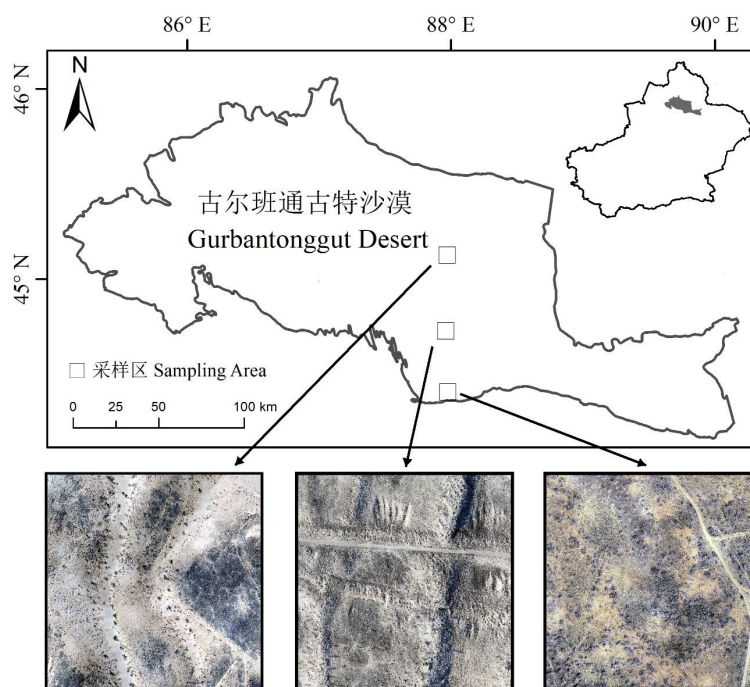


图 1 研究区概况

Fig.1 Overview of the study area

### 1.1.2 数据获取及预处理

无人机遥感影像获取时间为2018年8月初,天气晴朗无云,无风。采用DJI Phantom 4 Pro无人机进行拍摄,飞行高度100 m,飞行速度 $6\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ,拍摄时间间隔3 s,影像重叠度70%,各样地拍摄面积均为 $57\,000\text{ m}^2$ ,影像空间分辨率为0.03 m。利用Pix4D mapper软件对影像进行拼接处理,生成采样区的数字正射影像(digital orthophoto map, DOM)与DSM。

在前人研究基础上,根据地面植被信息调查,将研究区植被类型地物分为灌木与草本,非植被类型地物分为结皮与裸沙<sup>[22-23]</sup>。结合野外实地调查及目视解译筛选出分布均匀、具有代表性的草本、灌木、结皮及裸沙样本共3 498个参与实验(表1)。

表1 样本数量统计信息

Table 1 Statistical-information of sample number

采样区 Sampling area	类别 Type	草本 Herb	灌木 Shrub	结皮 Crust	裸沙 Sand	总计 Total
轻度沙漠化区 Slightly desertified area	训练样本 Training samples	148	105	223	273	749
	验证样本 Verification samples	74	67	95	120	356
中度沙漠化区 Moderately desertified area	训练样本 Training samples	156	133	277	306	872
	验证样本 Verification samples	109	86	100	177	472
重度荒漠化区 Seriously desertified area	训练样本 Training samples	132	86	203	276	697
	验证样本 Verification samples	73	53	89	137	352

## 1.2 研究方法

### 1.2.1 光谱信息增强

去相关拉伸(decorrelation stretch, DS)通过拉伸影像的主成分(principal component, PC)来扩大高相关性波段的信息耦合度,提升影像色彩饱和度,相关区域的颜色得到增强,而暗区域部分也会变得更加明亮<sup>[18]</sup>。RGB影像各波段间具有高相关性,使用传统对比度拉伸方法进行图像增强处理只能改善影像色度与亮度,无法增强影像色彩饱和度<sup>[24]</sup>,因此本文采用DS对原始影像进行光谱信息增强处理。

### 1.2.2 影像多尺度分割

多尺度分割是一种自下而上基于区域合并技术的分割算法,其分割效果更为精细也更符合实际,在面向对象分析中应用最为广泛。多尺度分割具有3个重要参数:形状参数(Shape)、紧度参数(Compactness)以及尺度参数(scale parameter, SP),其中SP是最为核心的参数,控制着分割生成对象的内部异质性,值越大生成对象的尺寸则越大,内部异质性越大,反之则越小,故选取最优分割尺度是面向对象分析技术中最关键的问题<sup>[13]</sup>。利用最优分割尺度评价工具ESP2<sup>[25]</sup>(estimation of scale parameter 2)选取最优分割尺度SP。参考彭佳忆等<sup>[19]</sup>有关荒漠地表信息提取相关研究,将原始影像Shape参数定为0.6,Compactness定为0.5。由于DS光谱信息增强后各地物间颜色差异增大,同时考虑到光谱信息在植被识别中具有重要作用,故设定Shape参数为0.1,颜色参数为0.9<sup>[26]</sup>,DS前后SP参数并无明显变化,因此保持一致,影像最优分割参数如表2所示。

表 2 影像最优分割参数

Table 2 Optimal image segmentation parameters

分割参数 Segmentation parameters	轻度沙漠化区 Slightly desertified area		中度沙漠化区 Moderately desertified area		重度沙漠化区 Seriously desertified area	
	原始影像 Original image	光谱信息 增强影像 Spectral information enhanced image	原始影像 Original image	光谱信息增 强影像 Spectral information enhanced image	原始影像 Original image	光谱信息 增强影像 Spectral information enhanced image
Shape	0.6	0.1	0.6	0.1	0.6	0.1
Compactness	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
Scale parameter	35	35	60	60	40	40

1.2.3 特征变量选取

最佳分类特征能够使不同地物类型的对象间相似度最低，对象内相似度最高，提升对象的可分离性<sup>[27]</sup>。HAN 等<sup>[28]</sup>证明灰度共生矩阵（grey-level cooccurrence matrix, GLCM）对植被分类具有重要作用。为弥补 RGB 影像光谱信息的不足，选取 DOM 及 DSM 的光谱特征（反映各对象间光谱信息差异的变量）、几何特征（反映各对象间几何、形状信息差异的变量）、纹理特征（通过 GLCM 提取，描述对象表面性质的变量）以及植被指数（通过波段组合实现对地表植被状况定量分析的变量）<sup>[29-31]</sup>共 30 个特征变量（表 3）。

表 3 特征变量统计信息

Table 3 Feature vector statistics

类别 Type	特征名称 Feature name	数量 Number
光谱特征 Spectral characteristics	红光波段平均值、绿光波段平均值、蓝光波段平均值、DSM 平均值、红光波段标准差、绿光波段标准差、蓝光波段标准差、DSM 标准差、亮度值 Mean_R, Mean_G, Mean_B, Mean_DSM, Standard deviation_R, Standard deviation_G, Standard deviation_B, Standard deviation_DSM, Brightness	9
纹理特征 Texture features	信息熵、角二阶矩、同质性、异质性、对比性、相关性、平均值、标准差 Entropy, Ang. 2nd moment, Homogeneity, Dissimilarity, Contrast, Correlation, GLCM Mean, StdDev	8
几何特征 Geometric features	体积、面积、长度、宽度、长宽比、非对称性、边界指数、紧致度、密度、圆度 Volume, Area, Length, Width, Length/Width, Asymmetry, Border index, Compactness, Density, Roundness	10
植被指数 Vegetation index	绿红指数、超绿指数、归一化绿蓝差异指数 Green red vegetation index, GRVI; Excess green index, ExG; Normalized green-blue difference indes, NGBDI	3

绿红指数 GRVI、超绿指数 ExG、归一化绿蓝差异指数 NGBDI 的计算公式分别为：

$$GRVI = (G - R) / (G + R) \tag{1}$$

$$ExG=2\times G-R-B \quad (2)$$

$$NGBDI=(G-B)/(G+B) \quad (3)$$

式中,  $R$ 、 $G$ 、 $B$  分别代表红、绿、蓝波段。

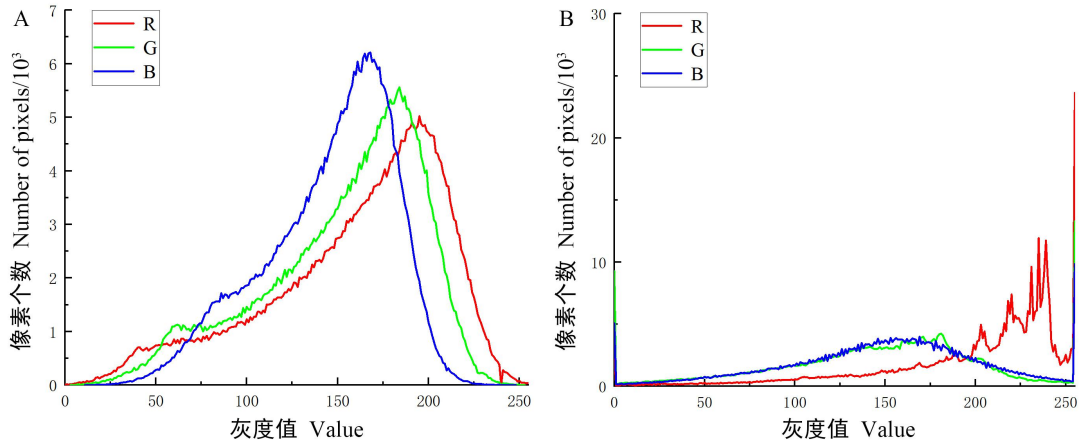
#### 1.2.4 随机森林算法

随机森林算法是以决策树为基础、结合 Bootstrap aggregating (Bagging) 集成学习理论与特征随机选取的一种机器学习算法<sup>[32]</sup>。为提高分类精度, 利用 Python 网格搜索交叉验证工具 (GridSearchCV) <sup>[33]</sup> 确定最优参数。通过生产者精度 (producer's accuracy, PA)、用户精度 (user's accuracy, UA)、总分类精度 (overall accuracy, OA) 以及 Kappa 系数来评价分类精度。

## 2 结果与分析

### 2.1 光谱信息增强

利用 DS 对影像进行光谱信息增强处理, 原始影像在 DS 光谱信息增强后  $R$  波段与  $G$  波段相关性由 0.91 降低至 0.23 (图 2), 利用绿色植被对红光波段的强吸收、对绿光波段的强反射特性<sup>[33]</sup>, 能够有效区分植被与其他地物。在原始影像中, 荒漠植被呈浅绿色, 与裸沙颜色较为接近且受到阴影的干扰, 难以与其他地物区分。在经过 DS 光谱信息增强后, 荒漠植被呈亮绿色, 与其他地物光谱差异明显提升, 同时阴影区域变亮, 植被轮廓更为清晰, 表明 DS 能够增大影像中各地物光谱差异并排除阴影干扰, 更有利于荒漠植被的分类 (图 3)。

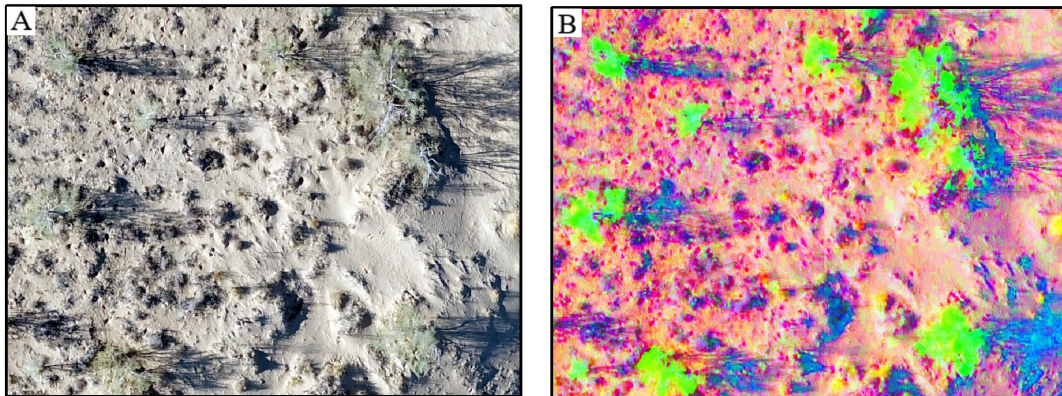


A: 原始影像; B: DS 光谱信息增强影像

A: Original image; B: DS spectral information enhanced image

图 2 影像直方图对比

Fig.2 Comparison of image histogram



A: 原始影像; B: DS 光谱信息增强影像

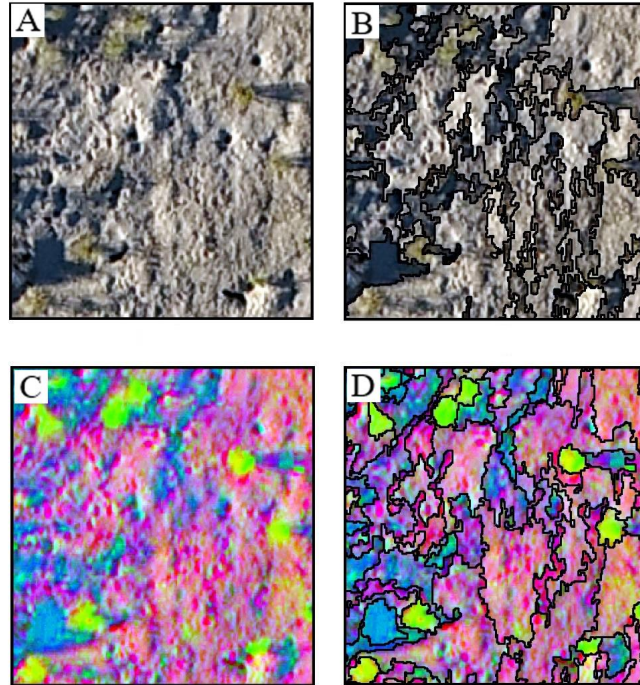
A: Original image; B: DS spectral information enhanced image

图 3 影像光谱信息增强效果对比

**Fig.3** Comparison of image spectral information enhancement effect

## 2.2 影像多尺度分割

影像分割结果局部对比表明，基于原始影像的分割易受阴影干扰，导致部分细小植被无法被准确分割，利用 DS 对影像进行光谱信息增强能够使暗区变亮，能够更好地地区分植被与其他地物，对植被的分割更为准确（图 4）。



A: 原始影像；B: 基于原始影像的分割；C: DS 光谱信息增强影像；D: 基于 DS 光谱信息增强影像的分割。

A: Original image ; B: Segmentation based on original image ; C: Enhanced image based on DS spectral information; D: Segmentation based on DS spectral information.

图 4 影像分割局部对比

**Fig.4** Local comparison of image segmentation

## 2.3 特征变量贡献度评价

采用随机森林分类算法对特征变量的贡献度进行定量评价（表4），其中包括DOM、DSM的光谱特征、纹理特征中的信息熵（*Entropy*）、角二阶矩（*Ang.2nd moment*）和同质性（*Homogeneity*）、可见光植被指数以及几何特征中的体积（*Volume*）、面积（*Area*）在内共有18个特征变量贡献度超过1.00%。三种可见光植被指数贡献度由大到小依次为：*NGBDI*（11.68%）、*ExG*（8.15%）、*GRVI*（4.64%）。

表 4 特征变量贡献度评价

Table 4 Characteristic variable contribution evaluation

特征变量 Characteristic variable	贡献度 Contribution/%	特征变量 Characteristic variable	贡献度 Contribution/%
红光波段平均值 Mean_R	13.64	绿光波段标准差 Standard deviation_G	1.61
归一化绿蓝差异指数 NGBDI	11.68	蓝光波段标准差 Standard deviation_B	1.05
红光波段标准差 Standard deviation_R	8.64	边界指数 Border index	1.03
超绿指数 ExG	8.15	标准差 StdDev	0.81
信息熵 Entropy	7.79	对比性 Contrast	0.78
绿光波段平均值 Mean_G	6.10	异质性 Dissimilarity	0.76
体积 Volume	5.81	亮度值 Brightness	0.48
面积 Area	5.05	GLCM 平均值 GLCM Mean	0.35
蓝光波段平均值 Mean_B	4.84	相关性 Correlation	0.28
绿红指数 GRVI	4.64	DSM 标准差 Standard deviation_DSM	0.24
角二阶矩 Ang. 2nd moment	4.31	长宽比 Length/Width	0.22
宽度 Width	3.13	紧致度 Compactness	0.22
长度 Length	3.01	圆度 Roundness	0.19
DSM 平均值 Mean_DSM	2.75	密度 Density	0.12
同质性 Homogeneity	2.26	非对称性 Asymmetry	0.07

### 2.4 分类结果对比

根据 GridSearchCV 对模型参数寻优结果显示: n\_estimators=110, max\_features=7 为最优参数, 分别对原始影像及光谱信息增强后的影像进行分类, 并载入验证数据对分类结果进行检验, 分类精度对比如表 5、表 6 所示, 分类结果对比如图 5 所示。

表 5 原始影像的荒漠植被分类精度对比

Table 5 Comparison of the accuracy of desert vegetation classification based on original images

类别 Type	轻度沙漠化区 Slightly desertified area				中度沙漠化区 Moderately desertified area				重度沙漠化区 Seriously desertified area			
	草本 Herb	结皮 Crust	裸沙 Sand	灌木 Shrub	草本 Herb	结皮 Crust	裸沙 Sand	灌木 Shrub	草本 Herb	结皮 Crust	裸沙 Sand	灌木 Shrub
	草本 Herb	39	8	17	10	76	11	10	12	41	12	7
结皮 Crust	14	72	4	5	6	80	12	2	6	76	2	5
裸沙 Sand	7	11	93	9	10	11	154	2	10	13	110	4
灌木 Shrub	16	1	1	49	19	0	3	64	9	1	4	39
PA/%	52.70	75.79	77.50	73.13	69.72	80.00	87.00	74.42	56.16	85.40	80.30	73.58
UA/%	51.32	78.26	80.87	67.12	68.47	78.43	86.03	80.00	62.12	74.50	89.43	63.93
OA/%	71.07				79.24				75.57			
Kappa	0.61				0.71				0.66			

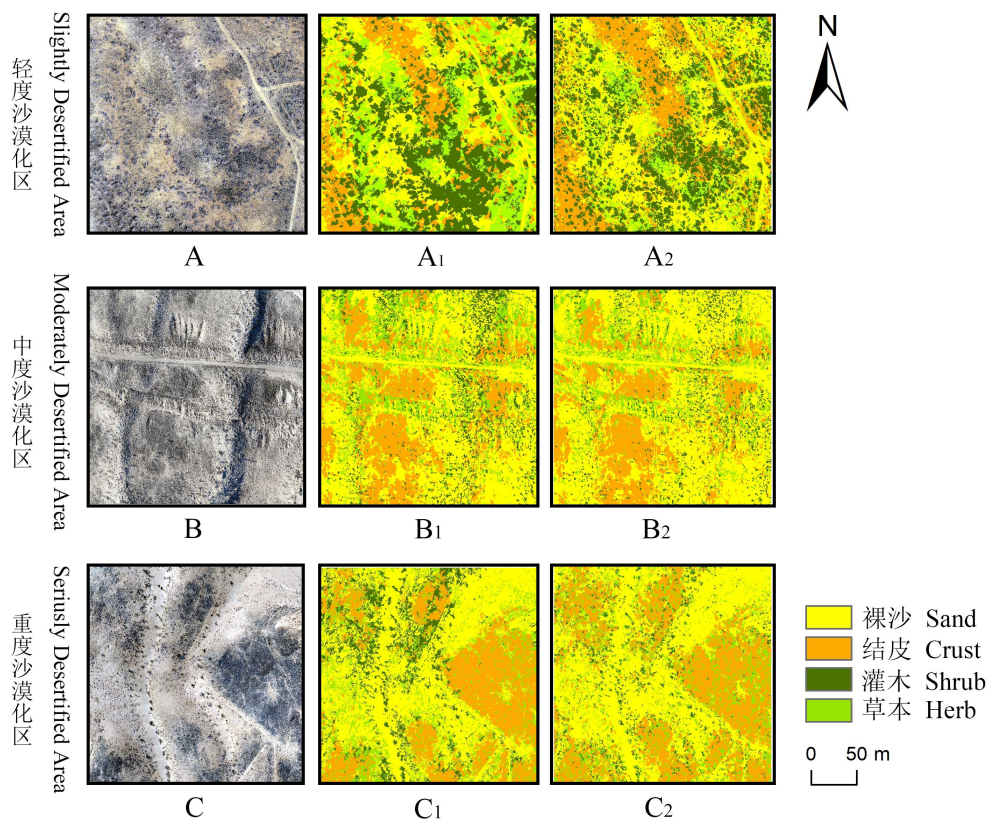
表 6 DS 光谱信息增强影像的荒漠植被分类精度对比

Table 6 Comparison of desert vegetation classification accuracy based on DS spectral information enhanced images

类别 Type	轻度沙漠化区 Slightly desertified area				中度沙漠化区 Moderately desertified area				重度沙漠化区 Seriously desertified area			
	草本 Herb	结皮 Crust	裸沙 Sand	灌木 Shrub	草本 Herb	结皮 Crust	裸沙 Sand	灌木 Shrub	草本 Herb	结皮 Crust	裸沙 Sand	灌木 Shrub
	草本 Herb	67	0	2	5	102	0	4	3	64	5	2
结皮 Crust	3	85	3	4	4	96	0	0	6	82	1	0
裸沙 Sand	4	6	109	1	2	5	170	0	0	4	132	1
灌木 Shrub	2	2	0	63	3	0	1	82	0	3	0	50
PA/%	90.54	89.47	90.83	94.03	93.58	96.00	96.05	95.35	87.67	92.13	96.35	94.34
UA/%	88.16	91.40	95.61	86.30	91.90	95.05	97.14	96.47	91.43	87.23	97.78	94.34
OA/%	91.01				95.34				93.18			
Kappa	0.88				0.94				0.90			

DS 光谱信息增强前后 OA 均呈现中度沙漠化区>重度沙漠化区>轻度沙漠化区，较基于原始影像的 OA 相比：轻、中、重度沙漠化区总体分类精度分别提升 19.94%、16.10%、17.61%，达到 91.01%、95.34%、93.18%。在 DS 光谱信息增强的基础上运用面向对象的随机森林算法分类结果更好，且在中度沙漠化区的精度最高，轻度沙漠化区的分类精度最低。草本及灌木的 PA 分别达到 87.00%和 94.00%以上。较中、重度沙漠化区，轻度沙漠化区植被相对密集，植被交错分布的地区具有强空间异质性；较轻、中度沙漠化区，重度沙漠化区植被相对稀疏，大量细小的植被难以与其它地物区分。以上两种情况均对影像分割造成很大困难，进而影响分类精度。在轻、中、重度沙漠化区的四种典型地物类型中，DS 光谱增强前后的草本分类精度均为最低，荒漠草本分布稀疏且在空间异质性较大的区域易受其它地物以及阴影的影响，因此较其它地物类型分类难度最大。DS 光谱信息增强能够减弱阴影影响，有效区分植被与其它地物，使影像分割更加合理，提高荒漠植被分类的准确性。较基于原始影像的分类结果，基于 DS 光谱信息增强影像的分类结果更趋近于地表真实状况（图 5），表明该方法适用于荒漠植被分类，从而为获取荒漠植被生长分布状况以及荒漠化监测与治理提供参考。





A、B、C：原始影像；A<sub>1</sub>、B<sub>1</sub>、C<sub>1</sub>：原始影像的荒漠植被分类结果；A<sub>2</sub>、B<sub>2</sub>、C<sub>2</sub>：DS 光谱信息增强影像的荒漠植被分类结果。

A, B, C: Original images; A<sub>1</sub>, B<sub>1</sub>, C<sub>1</sub>: Results of desert vegetation classification based on original images;

A<sub>2</sub>, B<sub>2</sub>, C<sub>2</sub>: Results of desert vegetation classification based on DS spectral information enhanced images.

图 5 荒漠植被分类结果对比

Fig.5 Comparison of desert vegetation classification results

### 3 讨论

结合面向对象与随机森林算法的分类方法受影像分割与特征提取影响较大。由于草本分布稀疏，在分割时受阴影和其它地物干扰较大，部分单株生长的灌木如梭梭，其同化枝稀疏易被误分入其它地物中，导致对象特征提取存在误差，分类结果容易出现成片现象，故在基于原始影像的荒漠植被分类中草本与灌木的分类精度较低。通过 DS 对影像进行光谱信息增强，提升植被与其他地物的色彩对比度，同时暗区亮度的提升避免了阴影对影像分割的干扰，使影像分割及特征提取更加准确进而提升荒漠植被分类精度。

为弥补 RGB 影像光谱信息不足的缺点，本文结合 DOM 与 DSM 数据，提取光谱特征、纹理特征、几何特征以及三种可见光植被指数对荒漠植被进行分类。根据随机森林分类算法对特征变量贡献度的评价：光谱特征及可见光植被指数在区分植被上具有重要作用，R 波段平均值及标准差贡献度分别达到13.64%和8.64%，这是由于植被在 R 波段有较强的吸收能力，故 R 波段在对植被信息提取中贡献较大，这与张卫春<sup>[33]</sup>和马玥<sup>[34]</sup>等学者研究结论相一致。裸沙与结皮多为成片分布，均具有相对一致的几何与纹理特征，而荒漠植被分布稀疏，因此纹理特征与几何特征在荒漠植被分类中也具有较高贡献度。

利用无人机获取遥感影像虽具有速度快、成本小等特点，但仅能够获取小区域影像，无法对大区域荒漠植被信息进行提取与监测，今后将尝试将小尺度无人机遥感影像与大尺度卫星遥感影像结合起来获取荒漠植被信息，并对植被类型做进一步细分研究，更大范围、更细致

地获取分析荒漠植被的生长分布状况。

## 参考文献

- [1] 覃志豪. 荒漠化防治[J]. 中国农业科技导报, 1999, 1(3): 3-5.  
QIN Z H. Desert control[J]. J. Agric. Sci. Technol., 1999, 1(3): 3-5.
- [2] 李虎, 高亚琪, 王晓峰, 等. 新疆土地荒漠化监测分析[J]. 地理学报, 2004, 59(2): 197-202.  
LI H, GAO Y Q, WANG X F. *et al.*. The analysis and evaluation of desertification in Xinjiang[J]. Acta Geographica Sin., 2004, 59(2): 197-202.
- [3] 叶静芸. 旱区植被遥感信息提取与反演[D]. 北京: 中国林业科学研究院, 博士学位论文, 2017.  
YE J Y. Remote sensing information extraction and inversion of vegetation in dryland areas [D]. Beijing: Chinese Academy of Forestry, Doctor Dissertation, 2017.
- [4] 刘婵, 赵文智, 刘冰, 等. 基于无人机和 MODIS 数据的巴丹吉林沙漠植被分布特征与动态变化研究[J]. 中国沙漠, 2019, 39(4): 92-102.  
LIU C, ZHAO W Z, LIU B, *et al.*. Distribution characteristics and dynamic changes of vegetation in Badain Jaran Desert: based on UAV and MODIS data[J]. J. Desert Res., 2019, 39(4): 92-102.
- [5] 韩京冶. 基于深度学习的无人机影像植被识别方法研究[D]. 北京: 北京林业大学, 硕士学位论文, 2018.  
HAN J Y. Research on UAV image vegetation recognition method based on deep learning[D]. Beijing: Beijing Forestry University, Master Dissertation, 2018.
- [6] 汪沛, 罗锡文, 周志艳, 等. 基于微小型无人机的遥感信息获取关键技术综述[J]. 农业工程学报, 2014, 30(18): 1-12.  
WANG P, LUO X W, ZHOU Z Y, *et al.*. Key technology for remote sensing information acquisition based on micro UAV[J]. Trans. Chin. Soc. Agric. Engin., 2014, 30(18): 1-12.
- [7] 徐朋, 徐伟诚, 罗阳帆, 等. 基于无人机可见光遥感影像的耕地精准分类方法研究[J]. 中国农业科技导报, 2019, 21(6): 79-86.  
XU P, XU W C, LUO Y F, *et al.*. Precise classification of cultivated land based on visible remote sensing image of UAV[J]. J. Agric. Sci. Technol., 2019, 21(6): 79-86.
- [8] DRONOVA I, GONG P, CLINTON N E, *et al.*. Landscape analysis of wetland plant functional types: the effects of image segmentation scale, vegetation classes and classification methods[J]. Remote Sensing Environ., 2012, 127(140): 357-369.
- [9] 刘祖瑾. 基于无人机遥感影像植被提取方法研究[D]. 开封: 河南大学, 硕士学位论文 2017.  
LIU Z J. Vegetation extraction method using UAV remote sensing image[D]. Kaifeng: Henan University, Master Dissertation, 2017.
- [10] MYINT S W, GOBER P, BRAZEL A J, *et al.*. Per-pixel vs. object-based classification of urban land cover extraction using high spatial resolution imagery[J]. Remote Sensing Environ., 2011, 115(5): 1145-1161.
- [11] 井然, 邓磊, 赵文吉, 等. 基于可见光植被指数的面向对象湿地水生植被提取方法[J]. 应用生态学报, 2016, 27(5): 1427-1436.  
JING R, DENG L, ZHAO W J, *et al.*. Object-oriented aquatic vegetation extracting approach based on visible vegetation indices[J]. Chin. J. Appl. Ecol., 2016, 27(5): 1427-1436.
- [12] 江东, 陈帅, 丁方宇, 等. 基于面向对象的遥感影像分类研究——以河北省柏乡县为例[J]. 遥感技术与应用, 2018, 33(1): 143-150.  
JIANG D, CHEN S, DING F Y, *et al.*. Classification of remote sensing image based on object-oriented method: a case study of Baixiang county[J]. Sensing Technol. Appl., 2018, 33(1): 143-150.
- [13] 耿仁方, 付波霖, 蔡江涛, 等. 基于无人机影像和面向对象随机森林算法的岩溶湿地植被识别方

法研究[J].地球信息科学学报,2019,21(8):1295-1306.

GENG R F, FU B L, CAI J T, *et al.*. Object-based karst wetland vegetation classification method using unmanned aerial vehicle images and random forest algorithm[J]. *J. Geo-Inform. Sci.*, 2019,21(8):1295-1306.

[14] 王猛,张新长,王家耀,等.结合随机森林面向对象的森林资源分类[J].测绘学报,2020,49(2):235-244.

WANG M, ZHANG X C, WANG J Y, *et al.*. Forest resource classification based on random forest and object-oriented method[J]. *Acta Geodaet. Cartograph. Sin.*, 2020,49(2):235-244.

[15] 徐大伟.呼伦贝尔草原区不同草地类型分布变化及分析[D].北京:中国农业科学院,博士学位论文,2019.

XU D W. Distribution change and analysis of different grassland types in Hulunber Grassland[D]. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Sciences Dissertation, Doctor Dissertation, 2019.

[16] 李莹,于海洋,王燕,等.基于无人机重建点云与影像的城市植被分类[J].国土资源遥感,2019,31(1):149-155.

LI Y, YU H Y, WANG Y, *et al.*. Classification of urban vegetation based on unmanned aerial vehicle reconstruction point cloud and image[J]. *Remote Sensing Land Resour.*, 2019,31(1):149-155.

[17] 边增淦,王文,江渊.黑河流域中游地区作物种植结构的遥感提取[J].地球信息科学学报,2019,21(10):1629-1641.

BIAN Z G, WANG W, JIANG Y. Remote sensing of cropping structure in the middle reaches of the Heihe River Basin[J]. *J. Geo-Inform. Sci.*, 2019,21(10):1629-1641.

[18] 邓睿,黄敬峰,王福民.基于去相关拉伸光谱增强的HJ-1影像水体信息提取方法研究[J].光谱学与光谱分析,2011,31(11):3064-3068.

DENG R, HUANG J F, WANG F M. Research on extraction method of water body with DS spectral enhancement based on HJ-1 images[J]. *Spectroscopy Spectral Anal.*, 2011,31(11):3064-3068.

[19] 彭佳忆,王新军,朱磊,等.基于无人机影像的荒漠地表类型信息提取[J].干旱区研究,2019,36(3):771-780.

PENG J Y, WANG X J, ZHU L, *et al.*. Information extraction of desert surface types based on UAV image[J]. *Arid Zone Res.*, 2019, 36(3):771-780.

[20] 杨怡,吴世新,庄庆威,等.2000-2018年古尔班通古特沙漠EVI时空变化特征[J].干旱区研究,2019,36(6):1512-1520.

YANG Y, WU S X, ZHUANG Q W, *et al.*. Spatiotemporal change of EVI in the Gurbantunggut Desert from 2000 to 2018[J]. *Arid Zone Res.*, 2019,36(6):1512-1520.

[21] 王新军,赵成义,杨瑞红,等.古尔班通古特沙漠南缘荒漠化过程演变的景观格局特征分析[J].干旱区地理,2015,38(6):1213-1225.

WANG X J, ZHAO C Y, YANG R H, *et al.*. Landscape pattern characteristics of desertification evolution in southern Gurbantunggut desert [J]. *Arid Land Geogr.*, 2015,38(6):1213-1225.

[22] 石亚飞,张志山,黄磊,等.古尔班通古特沙漠半固定沙丘植物群落物种组成和种群结构[J].应用生态学报,2016,27(4):1024-1030.

SHI Y F, ZHANG Z S, HUANG L, *et al.*. Species composition and population structure of plant communities on semifixed dunes of the Gurbantongut desert, China[J]. *Chin. J. Appl. Ecol.*, 2016, 27(4):1024-1030.

[23] 庄伟伟,张元明.生物结皮对荒漠草本植物群落结构的影响[J].干旱区研究,2017,34(6):1338-1344.

ZHUANG W W, ZHANG Y M. Effect of soil microbiotic crust on plant community in the

Gurbantungut Desert[J]. *Arid Zone Res.*,2017,34(6):1338-1344.

[24] 董新宇,李家国,陈瀚阅,等. 无人机遥感影像林地单株立木信息提取[J]. *遥感学报*,2019,23(6):1269-1280.

DONG X Y, LI J G, CHEN H Y, *et al.*. Extraction of individual tree information based on remote sensing images from an unmanned aerial vehicle[J]. *J. Remote Sensing*, 2019,23(6):1269-1280.

[25] DRĂGUȚ L, CSILLIK O, EISANK C, *et al.*. Automated parameterisation for multi-scale image segmentation on multiple layers[J]. *ISPRS J. Photogram. Remote Sensing*, 2014,88:119-127.

[26] 穆亚南,丁丽霞,李楠,等. 基于面向对象和随机森林模型的杭州湾滨海湿地植被信息提取[J]. *浙江农林大学学报*,2018,35(6):1088-1097.

MU Y N, DING L X, L N, *et al.*. Classification of coastal wetland vegetation in Hangzhou Bay with an object-oriented, random forest mode[J]. *J. Zhejiang A&F Univ.*, 2018,35(6):1088-1097.

[27] DURO D C, FRANKLIN S E, DUBÉ M G. A comparison of pixel-based and object-based image analysis with selected machine learning algorithms for the classification of agricultural landscapes using SPOT-5 HRG imagery[J]. *Remote Sensing Environ.*, 2012,118:259-272.

[28] HAN N, DU H, ZHOU G, *et al.*. Exploring the synergistic use of multi-scale image object metrics for land-use/land-cover mapping using an object-based approach [J]. *Int. J. Remote Sensing*, 2015,36(13):3544-3562.

[29] MOTOHKA T, NASAHARA K N, OGUMA H, *et al.*. Applicability of green-red vegetation index for remote sensing of vegetation phenology[J]. *Remote Sensing*, 2010,2(10):2369-2387.

[30] VERRELST J, SCHAEPMAN M E, KOETZ B, *et al.*. Angular sensitivity analysis of vegetation indices derived from CHRIS/PROBA data [J]. *Remote Sensing Environ.*,2018,112(5):2341-2353.

[31] HUNT E R, CAVIGELLI M, CST D *et al.*. Evaluation of digital photography from model aircraft for remote sensing of crop biomass and nitrogen status[J]. *Precision Agric.*,2005,6(4):359-378.

[32] BREIMAN L. Random forests [J]. *Machine Learning*, 2001,45(1):5-32.

[33] 张卫春,刘洪斌,王伟. 基于随机森林和Sentinel-2影像数据的低山丘陵区土地利用分类——以重庆市江津区李市镇为例[J]. *长江流域资源与环境*,2019,28(6):1334-1343.

ZHANG W C, LIU H B, WU W. Classification of land use in low mountain and hilly area based on random forest and Sentinel-2 satellite data: a case study of Lishi Town, Jiangjin, Chongqing[J]. *Resour. Environ. Yangtze Basin*,2019,28(6):1334-1343.

[34] 马玥,姜琦刚,孟治国,等. 基于随机森林算法的农耕区土地利用分类研究[J]. *农业机械学报*,2016,47(1) :297-303.

MA Y, JIANG Q G, MENG Z G, *et al.*. Classification of land use in farming area based on random forest algorithm[J]. *Trans. Chin. Soc. Agric. Mach.*, 2016,47(1):297-303.