DOI:10.16136/j.joel.2023.08.0539

基于无人机高光谱遥感的荒漠草原覆盖度提取 方法研究

张燕斌^{1,2},杜健民^{1*},毕玉革¹,王 圆¹,朱相兵¹,高新超¹

(1. 内蒙古农业大学 机电工程学院,内蒙古 呼和浩特 010010; 2. 内蒙古农业大学 职业技术学院,内蒙古 包头 014109)

摘要:植被覆盖度(fractional vegetation coverage, FVC)是草地退化评价的重要指标之一,实时、快速、准确地采集 FVC 是进行草地退化评价的基础。本文以无人机(unmanned aerial vehicle, UAV) 高光谱遥感图像为数据源,提出了 3D-ResNet18 深度学习覆盖度提取方法,将此方法与回归模型法和 ResNet18 经典深度学习方法进行比较,并对提取精度进行验证。结果表明,提出的 3D-ResNet18 方法对荒漠草原 FVC 展现出较优的提取效果,总体估算精度达 97.56%,相比较 NDVI、SA-VI、G_CR_NDVI、G_CR_ SAVI和 ResNet18 分别提高了 8.32%、5.92%、2.20%、2.14%和1.87%,为荒漠草原 FVC 信息高精度和高效率的统计奠定基础。

关键词:无人机(UAV);高光谱遥感;荒漠草原;深度学习;植被覆盖度(FVC) 中图分类号:TP751 文献标识码:A 文章编号:1005-0086(2023)08-0842-09

Extraction method of coverage in desert steppe based on UAV hyperspectral remote sensing

ZHANG Yanbin^{1,2}, DU Jianmin^{1*}, BI Yuge¹, WANG Yuan¹, ZHU Xiangbing¹, GAO Xinchao¹

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Inner Mongolia Agricultural University, Hohhot, Inner Mongolia 010010, China; 2. Vocational and Technical College, Inner Mongolia Agricultural University, Baotou, Inner Mongolia 014109, China)

Abstract: Fractional vegetation coverage (FVC) is one of the important indicators for grassland degradation evaluation, and real-time, fast and accurate FVC acquisition is the basis for grassland degradation evaluation. This paper proposes a 3D-ResNet18 deep learning coverage extraction method using unmanned aerial vehicle (UAV) hyperspectral remote sensing images as the data source, compares this method with the regression model method and the ResNet18 classical deep learning method, and validates the extraction accuracy. The results show that the proposed 3D-ResNet18 method shows a better extraction effect on desert grassland FVC, with an overall estimation accuracy of 97.56%, which is 8.32%, 5.92%, 2.20%, 2.14% and 1.87% higher compared to NDVI, SAVI, G_CR_NDVI, G_CR_ SAVI and ResNet18, respectively. The foundation for high-precision and efficient statistics of desert grassland FVC information is laid.

Key words: unmanned aerial vehicle (UAV); hyperspectral remote sensing; desert steppe; deep learning; fractional vegetation coverage (FVC)

0 引 言

草原生态系统对于促进经济社会可持续发

展、筑牢国家生态安全屏障、铸牢中华民族共同体 意识和巩固边疆少数民族地区稳定等方面具有战 略性作用^[1]。十八大以来,草原生态系统保护修

* E-mail:zyb359@126.com
 收稿日期:2022-10-24 修订日期:2022-12-05
 基金项目:国家自然科学基金项目(31660137)、内蒙古高等学校科学研究项目(NJZY21518)和内蒙古农业大学基本科研业务费专项资金资助(BR220152)资助项目

复工作成效显著,部分地区草原生态恢复明显,计 划到 2025 年和 2035 年草原综合植被盖度要分别 达到 57%和 60%以上^[2],但目前部分区域的草原 生态系统承受力和抵御干扰的耐受力极度脆弱, 有向逐渐裸露化或荒漠化发展的趋势[3]。草原荒 漠化主要表现为植被覆盖度(fractional vegetation coverage, FVC)减少和裸地面积增加等^[4,5], 传统 的地面小尺度覆盖度采集受天气、时间和地形地 貌的影响较大,且成本高、劳动强度大、费时费 力^[6];而卫星虽然可以大尺度采集覆盖度信息,但 是收集速度缓慢且获得图像的细节水平下降。无 人机 (unmanned aerial vehicle, UAV) + 高光谱可 获得中尺度区域的高空一谱分辨率图像,兼顾了 效率和精度要求[7],在相对较小区域的草地退化 监测中将发挥重要作用,正成为传统地面监测和 航空、卫星遥感的优越补充^[8]。

FVC 定义为统计范围内植被冠层的垂直投影 面积占土地面积的比例^[9],是研究生态系统平衡、 土地退化和土壤侵蚀等的关键参数之一,也是评 价草地退化和荒漠化的敏感指标。目前低空 UAV 遥感 FVC 反演方法可以分为回归模型法、 混合像元分解法和深度学习法等。MA 等^[10]选取 16种植被指数利用逐步回归法及混合像元分解 法对 Landsat 8-OLI 数据构建荒漠化地域 FVC 反 演模型,发现结果较为贴近现实,但估测精度不 足。皮伟强等[11]、刘浩等[12]、刘一磊等[13]、赵烜 赫等[14] 基于高光谱图像对荒漠草原地物进行了 分类,为高精度的 FVC 遥感监测提供了可能。 WANG 等^[15] 将 BP 神经网络与遥感数据相结合, 可以有效地模拟未来年度 FVC 的时空格局,所建 立的模型具有良好的性能。ZHOU 等^[16]提取森 林凋落物覆盖度,采用 UAV 搭载佳能 EOS 1000D相机获得试验区的 RGB 图像,使用基于卷 积神经网络(convolutional neural networks, CNN)

的模型对图像进行特征提取和学习,结果表明,基 于 CNN 的算法大大提高了提取效果,尤其是泛化 能力明显增强。目前的研究,从数据获取上多是 卫星数据、UAV+相机、UAV+多光谱仪等,从研 究方法上多集中于传统方法对覆盖度的提取,存 在覆盖度研究的系统性不足、方法有待优化等问 题。UAV 高光谱遥感满足了当前遥感朝着高空-谱分辨率、多时相的发展方向,关键在于能否选择 或建立一种适用性强、耗时少、准确性高的覆盖度 估算方法。

利用光谱分辨率高、光谱波段信息丰富的高 光谱成像仪结合低空 UAV 组建 UAV 高光谱遥 感系统,对试验区荒漠草原的高光谱影像进行数 据采集和数据预处理,并利用回归模型法、深度学 习法 ResNet18 模型及其改进的 3D-ResNet18 模 型对影像中的植被和裸土等地物进行分类,并在 分类基础上开展基于 UAV 高光谱遥感信息的荒 漠草原 FVC 计算方法研究。旨在实现利用高光 谱遥感系统对荒漠草原从数据获取、数据分析、理 论方法及验证等完整流程的尝试,为草原退化评 价及治理提供依据,对于草原畜牧养殖和生态环 境保护均具有重要的现实意义,符合国家和地区 "助力山水林田湖草沙生命共同体建设"的发展 需求。

1 数据采集与分析

1.1 研究区概况

研究区位于乌兰察布市四子王旗格根塔拉草原 (41°47′33″N,111°53′58″E),详见图 1。海拔高度介 于 1 100—1 200 m 之间,降水量稀少,水资源匮 乏^[17],具有荒漠草原典型的地域代表性,是典型草原 与荒漠的缓冲地带。研究区植被草层稀疏低矮、交 错覆盖、种类匮乏,属短花针茅荒漠草原地带。植被 平均高度为 8 cm,平均盖度为 17%—25%^[18]。



Fig. 1 Location map of the study area

1.2 UAV 高光谱遥感系统

该系统主要由高光谱成像仪、六旋翼 UAV、云 台和机载计算机4部分组成,总质量为14.05 kg。 高光谱仪为 Gaiasky-mini-VN型,能获取400—1000 nm范围内的光谱,光谱分辨率为3.5 nm,UAV 飞 行高度为30m时,光谱空间分辨率为2.6 cm/pixel, 共有256个波段,图像分辨率为1392 pixel×1040 pixel,扫描方式为悬停内置扫描,搭载 Sony ICX285 型镜头,焦距17 nm,视场角33°,质量1.3 kg。六旋 翼 UAV 为 MATRICE 600 PRO型,搭载专业级A3 PRO 飞行控制系统,配备3套 IMU 和高精度 D-RTK GNSS 模块,最大直径为1668 nm,核定最大 起飞质量为15.5 kg,满载飞行续航时间为18 min。 为了稳定高光谱仪,使用了 Ronin-MX 云台,核定最 大负载质量4.5 kg,角度抖动量±0.02°。机载计算 机的 CPU 为 i7-7567U,固态硬盘为 SSD 512 G。

1.3 试验设计

1.3.1 野外调查及样方布置

野外地面调查包括记录 GPS 信息、样方编号,实 测样方 FVC。为了样方框坚固耐用且避免被风刮 走,由白色 PVC 管制作,用 U 型铁丝将其固定于地 面上,随机布置 1 m×1 m 的样方框 60 个。FVC 的 确定采用照相法^[11]。样方冠层照片通过在样方中心 的垂直上方 2.2 m 处拍摄全范围俯视照实现。选用 RTK 测定试验区和样方的具体位置,收集了所有研 究样方框的 GPS 信息,选定地面控制点对图像进行 几何校正。

1.3.2 空中数据采集

采用 UAV 悬停方式采集试验区内地物高光谱 遥感影像,结合 2021 年草原气候特点和牧草生长期 特性,在牧草的生长茂盛期——2021 年 7 月 27 日— 8 月 8 日时采集数据。为保证采集质量,选择晴朗、 无云、光照条件较好,无卷云、浓积云等,风力较小时 进行测量,采集时间为 10:00—14:00,且要求每 10—20 min 使用标准白板进行 1 次校正,以便消除 光照强度变化对 UAV 高光谱图像产生的影响。 UAV 搭载高光谱仪垂直于地面的方向 30 m 高度测 量研究地块植被的冠层、群落的高光谱数据。每个 悬停点采集 2 幅高光谱遥感影像,单幅图像采集时 间耗时 7 s,包含悬停点间飞行时间,1 个架次约可采 集 86 幅遥感影像,即 43 个悬停点。

1.3.3 数据预处理

首先,通过人工检查去除过曝、欠曝、弯曲、抖动的遥感影像,选出成像质量最好的遥感影像。其次

使用光谱专业软件(SpecView)进行反射率校正,并 识别真正的反射率值和感兴趣的特征。最后,使用 Frobenius norm²方法进行数据降维,计算式 如下^[19]:

$$\| \mathbf{X}(:;;;b) \|_{F} = \sqrt{\sum_{r}^{R} \sum_{c}^{C} |X(r,c,b)|^{2}}, (1)$$

式中,X 为张量,r 为高光谱图像中的行数(samples),c 为高光谱图像中的列数(lines),b 为高光谱 图像中的维数(bands)。

式(1)计算的高光谱图像 F-norm² 值在 0—67 波段(波长为 397—548.2 nm)的 F-norm² 的斜率较 小,即表示该波段范围内包含的信息量较少;而在 214—256 波段(波长为 909.7—1 019.4 nm)的 Fnorm² 的斜率较大,即表示该波段范围内存在明显的 噪声干扰,因此经 F-norm² 降维后保留的 68—213 波段(波长为 550.5—906.8 nm),单个图像所占空间 大小也随之大幅减少,有效提高了数据后处理的 效率。

1.4 验证值的确定

验证值的确定一方面是依据实地设立1m×1m 的样方框通过照相法确定 FVC,但是该方法存在一 定的主观判断性而且只代表了局部的 FVC。研究表 明,基于照相法和全图人工目视解译相结合的方法 对 FVC 的提取精度较高^[20,21]。为了双重保险,后续 又结合人工目视解译方法对整张 UAV 高光谱图像 中植物群落和非植物群落(枯草和裸土)进行覆盖度 提取,其结果作为地表 FVC 的验证值,对各植被指 数提取的草地 FVC 的精度进行验证。本文从 1080 组数据中选取 20 组有代表性的数据作为示例进行 研究。20 组数据分别命名为 T1、T2、T3、…、T19、 T20。由于图像较多,将其中的 T1、T8、T16 组高光 谱数据设为展示图像,T1、T8、T16 组数据覆盖度的 验证值详见表 1。

表 1 植物群落和非植物群落验证值

Tab. 1 Vegetation community and non-vegetation

community validation values

Feature types	Colour	Number of pixels	Cumulative number of pixels	Percentage /%
T1-VC		92 000	92 000	36.80
T1-NVC		158 000	250 000	63.20
T8-VC		107 850	107 850	43.14
T8-NVC		142 150	250 000	56.86
T16-VC		114 150	114 150	45.66
T16-NVC		135 850	250 000	54.34

注:VC 为植物群落(vegetation community),NVC 为非植物群 落(non-vegetation community)。

2 研究方法

2.1 回归模型法

回归模型法是通过对遥感数据的某一波段、波 段组合或利用遥感数据计算出的植被指数与 FVC 进行回归分析,建立经验估算模型^[22]。通过回归模 型法构建荒漠草原 FVC 估算模型,选择了 2 种传统 的适合于低密度覆盖绿色植被区域的植被指数,分 别为归一化植被指数(NDVI)和土壤调整植被指数 (SAVI),在分析植被和土壤光谱曲线差异的基础 上,通过简单波段自相关选择法及 Matlab 编程筛选 最敏感的特征波段及组合,确定了植被指数相关系 数较高的波段组合为 525—600 nm、620—780 nm 和 780—900 nm,相关系数均达 0.8 以上。对基于传统 植被指数的像元二分模型进行了 FVC 估算,并选取 20 组数据进行精度验证。选择 SAVI 和 NDVI 进行 连续统去除及光谱增强,并确定特征波段和波段最 佳组合,对高光谱图像进行连续统去除后,峰值点对 应的反射率为 1,而其他点的反射率均小于 1,植物群 落在可见光范围中的 500 nm 和 680 nm 左右的吸收 谷特征被放大,绿光 550 nm 附近反射峰更加明显, 红边斜率增加明显,这些变化有利于对光谱吸收特 征波段及参数的提取,因此提出了绿光连续值土壤 调整植被指数(G_CR_SAVI)和绿光连续值归一化 植被指数(G_CR_NDVI),原始及改进的植被指数详 见表 2。

	表 2 原始及改进的植被指数	
Tab. 2	Original and improved vegetation in	dices

	8	• 0	
Name	Abbreviations	Formula	Remarks
Characteristic normalized difference vegetation Index	C_NDVI	$\frac{R_{^{797.9}}\text{-}R_{^{679.4}}}{R_{^{797.9}}+R_{^{679.4}}}$	Traditional vegetation index
Characteristic soil adjustment vegetation index	C_SAVI	$\frac{R_{^{785.4}}-R_{^{674.6}}}{R_{^{785.4}}+R_{^{674.6}}+L}(1+L)$	Traditional vegetation index
Green light continune removal normalized difference vegetation index	G_CR_NDVI	$\frac{C\!R(R_{780.4})\text{-}C\!R(R_{550.5})}{C\!R(R_{780.4})+C\!R(R_{550.5})}$	Improving vegetation index
Green light continune removal soil adjustment vegetation index	G_CR_SAVI	$\frac{CR(R_{792.9}) - CR(R_{559.9})}{CR(R_{792.9}) + CR(R_{559.9}) + L}(1+L)$	Improving vegetation index

注:L为土壤反射调节因子,取 0.5。

2.2 ResNet 模型

ResNet 网络模型由微软的 HE 等^[23]工程师提 出,是经典的神经网络模型之一。该模型将残差学 习的思想引入到网络结构中,通过跨层链接(skip connection)将残差块(residual block)的输入与输出 进行叠加求和,此项操作提升了反向传播的效率,有 效解决了深层网络中出现的梯度爆炸及消失问题, 提高了神经网络训练的速度,实现了利用深层网络 结构提取更细的特征^[24]。

利用 Pytorch 模块搭建 ResNet18 CNN,该模型 共有 20 层,包括 17 个卷积层、2 个池化层和 1 个全 连接层,模型结构图详见图 2。每残差块中进行 2 次 卷积层运算,并与卷积前的参数进行叠加,随后利用 激活函数 ReLU 激活进入下一个残差块。卷积层的 卷积核数最少为 64 个,最多为 512 个。

2.3 改进 3D-ResNet18 模型

3D 卷积核为一个立方体,由 3D 卷积核组成的 CNN 称为 3D 卷积神经网络(three-dimension convolutional neural network, 3D CNN),通过 3D 卷积核 可以同时提取高光谱图像 lines、samples 和 bands 方向上的特征。公式如下^[25]:

$$v_{kmn}^{\&\rho} = f\left(\sum_{l}\sum_{l=0}^{L-1}\sum_{w=0}^{W-1}\sum_{k=0}^{H-1}u_{km}^{kwh}v_{(n-1)m}^{(\delta+l)(\varepsilon+w)(\rho+k)} + q_{kn}\right), (2)$$

式中, f 为激活函数, l, w, h 分别代表卷积核立方体 的长、宽、高, m, n 分别代表上一层和本层的卷积核 数, u_{kn}^{txh} 为图像上(l, w, h)位置上的值与上一层第 m个卷积核的计算值, u_{knn}^{ko} 为图像($\delta, \varepsilon, \rho$)位置上的值 与卷积核的第 n 层、第 k 个卷积核的计算值。

利用 F-norm² 降低噪声干扰和高光谱数据的维数。在典型的深度学习模型 ResNet18 的基础上,将 其 2D 卷积核改为 3D 卷积核,即 3D-ResNet18。改 进后的 3D-ResNet18 模型与 ResNet18 模型具有相 同的深度,共有 20 层,包括 17 个卷积层、2 个池化层 和 1 个全连接层,17 个卷积层被分成 1 个卷积层和 4 个残差块。将卷积层中的 2D 卷积核改进为 3D 卷积 核,在图3中用Conv3×3×3-N表示,N为卷积核数 量,分别为64、64、128、256、512。每残差块中进行两 次卷积层运算,并与卷积前的参数进行叠加,随后利









deep learning model

用激活函数 ReLU 激活进入下一个残差块。为 了提高处理速度,程序用高光谱影像裁剪为 500 lines×500 samples×146 bands,总共250000个 像素。为了识别特征,随机选择 60%的标记样本作 为训练数据,其余的 40%作为测试数据。

3 结果分析

3.1 评价指标

在进行覆盖度估算模型的精度分析时,选用以下 3 个指标进行验证分析:估算值和实测值间的决定系数(R^2)、估算值和实测值间的均方根误差(root mean square error, RMSE)和估算精度(estimation accuracy, EA)。当 R^2 值越接近 1、RMSE 的值越小且估算精度越高时,说明估测方程所得到的估算值与实测值的拟合效果就越好,模型的精度就越高。 R^2 、RMSE、EA的计算式如下:

$$R^{2} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{x} (\hat{y}_{i} - \bar{y})^{2}}{\sum_{i=1}^{x} (y_{i} - \bar{y})^{2}},$$
(3)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{x} \sum_{i=1}^{x} (y_i - \hat{y}_i)^2} , \qquad (4)$$

式中, \hat{y}_i 为第 i 个样本的估算, y_i 为第 i 个样本的实测值, \bar{y} 为实测值的平均值, x 为样本数量。

$$EA = (1 - \frac{R_m}{M_e}) \times 100\% , \qquad (5)$$

式中, R_m 为均方根误差, M_e 为实测值的均值,EA 为 估算精度。

3.2 回归模型法

改进植被指数中基于 G_CR_SAVI 提取的 FVC 与验证值最为接近,其RMSE和EA分别为0.018和 95.42%;其次为G CR NDVI, RMSE 和EA 分别为 0.018 和 95.36%, SAVI 提取的 FVC 与验证值 较为接近,其RMSE和EA分别为0.032和 91.64%,详见表 3。从估算值与验证值之间的散点 图来看,G_CR_SAVI和G_CR_NDVI估算值紧密分 布在1:1线的两侧,其中G_CR_SAVI估算值与验 证值之间的 R² 高达 0.942,G_CR_NDVI 估算值与 验证值之间的 R² 高达 0.939。基于改进植被指数与 传统植被指数的荒漠草原 UAV 高光谱图像 FVC 估 算精度大小依次为 G_CR_SAVI>G_CR_NDVI> SAVI>NDVI。分析表明:通过光谱增强及最佳波 段选择的改进 G_CR_SAVI 和 G_CR_NDVI 植被指 数优于传统的 SAVI、NDVI 植被指数,FVC 估算精 度较传统的植被指数高出约4%,G CR SAVI在4 个植被指数中的提取效果最好,最适合于荒漠草原 UAV 高光谱影像 FVC 的提取。最佳波段组合的植被指数计算结果详见图 4。

3.3 深度学习法

为实现基于 UAV 高光谱遥感的荒漠草原覆盖 度人工智能化估算,制作了荒漠草原 UAV 高光谱覆 盖度数据集,通过 ResNet18 经典深度学习网络模型 对覆盖度数据集进行分类,发现其对覆盖度数据集 取得了较理想的总体分类精度,并对覆盖度数据集 中的植被和裸土取得较高的单体分类精度。为进一 步实现对荒漠草原 UAV 高光谱数据中的覆盖度高 精度估算,基于 ResNet 模型建立 3D 卷积模型 3D-ResNet,并进行模型结构与超参数优化,通过对卷积 核数、卷积核尺寸、Batch size 等参数优化与对比,发 现对覆盖度数据集分类性能最佳的模型为 3D-ResNet,总体估算精度达 97.56%,覆盖度估算的 RMSE 为 0.016,详见表 3。

表 3 植被覆盖度与各方法对应的模型精度 Tab. 3 Model accuracy of vegetation coverage

and vegetation index

Vegetation index	RMSE	R^2	EA/%
NDVI	0.041	0.757	89.24
SAVI	0.032	0.835	91.64
G_CR_NDVI	0.018	0.939	95.36
G_CR_SAVI	0.018	0.942	95.42
ResNet	0.020	0.948	95.69
3D-ResNet	0.016	0.955	97.56





3D 卷积网络模型对覆盖度数据集具有更好的提 取性能。相比于 2D 卷积仅能同时提取覆盖度数据 集中的 2D 光谱信息,3D 卷积可以同时提取光谱一 空间联合信息,充分利用了高光谱覆盖度数据集的 数据特性,对细小特征的提取展现出良好潜力,得益 于 3D 卷积核可以同时提取高光谱数据中 3 个维度 的光谱信息,相比 2D 卷积核同时提取 X、Y 2 个维度 的光谱信息,3D 卷积核对地物的空间特征提取能力 更强。

通过对模型结构与超参数优化逐步提高了模型 性能,同时发现具有更深卷积结构的 3D-ResNet 模 型展现出更好的性能。部分数据可视化结果如图 5 所示。3D-ResNet 模型实现了对覆盖度数据集地物 的高精度、高效率、智能化识别,为基于 UAV 高光谱 遥感的荒漠化草原覆盖度的快速、高效、精准统计奠 定基础。



图 5 覆盖度估算模型可视化结果



4 结 论

针对荒漠草原覆盖度提取效率和精度较低的现状,基于人工智能技术和 3D 卷积深度学习方法,深 挖了高光谱数据中的空间特征,建立了高效准确的 高光谱遥感图像的覆盖度估算模型,验证了 3D-Res-Net 模型在计算 FVC 为指标的草地退化评价的可行 性和精确性。就估算精度而言,深度学习法优于回 归模型法,尤其是经过 3D 卷积核改进的深度学习模 型最佳,总体估算精度达 97.56%,可以实现智能化、 高精度、准确地荒漠草原 FVC 提取。

参考文献:

[1] BAI Y F, ZHAO Y J, WANG Y, et al. Assessment of ecosystem services and ecological regionalization of grasslands support establishment of ecological security barriers in northern China[J]. Bulletin of the Chinese Academy of Sciences, 2020, 35(6):675-689.

白永飞,赵玉金,王扬,等.中国北方草地生态系统服务 评估和功能区划助力生态安全屏障建设[J].中国科学 院院刊,2020,35(6):675-689.

[2] GUAN F J,LIU L H,LIU J W, et al. Systematically promoting the construction of natural ecological protection and governance capacity: Experts comments on Master Plan for Major Projects of National Important Ecosystem Protection and Restoration (2021-2035)[J]. Journal of Natural Resources, 2021, 36(2): 290-299. 治理能力建设——《全国重要生态系统保护和修复重大 工程总体规划(2021—2035年)》专家笔谈[J].自然资 源学报,2021,36(2):290-299.

- [3] AILI A, XU H, KASIM T, et al. Origin and transport pathway of dust storm and its contribution to particulate air pollution in northeast edge of Taklimakan desert, China [J]. Atmosphere, 2021, 12(1): 113.
- SU D X, ZHANG Z H, CHEN Z Z, et al. Parameters for degradation, sandification and salification of rangelands:
 GB 19377-2003[S]. Beijing: General Administration of Quality Supervision, Inspection and Quarantine of the People's Republic of China, 2004.

苏大学,张自和,陈佐忠,等.天然草地退化、沙化、盐渍 化的分级指标:GB 19377-2003[S].北京:中华人民共 和国国家质量监督检验检疫总局,2004.

- [5] OLIVEIRA T, FREITAS D, GIANEZINI M, et al. Agricultural land use change in the Brazilian Pampa Biome: The reduction of natural grasslands[J]. Land Use Policy, 2017, 63:394-400.
- GUO Q H, HU T Y, MA Q, et al. Advances for the new remote sensing technology in ecosystem ecology research
 [J]. Chinese Journal of Plant Ecology, 2020, 44(4): 418-435.

郭庆华,胡天宇,马勤,等.新一代遥感技术助力生态系
统生态学研究[J].植物生态学报,2020,44(4):418-435.

关凤峻,刘连和,刘建伟,等.系统推进自然生态保护和

[7] TELMO A, JONAS H, LUIS P, et al. Hyperspectral ima-

ging: A review on UAV-based sensors, data processing and applications for agriculture and forestry[J]. Remote Sensing, 2017, 9(11); 1110.

[8] ZHAO C J. Advances of research and application in remote sensing for agriculture[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014 (12):277-293.

赵春江.农业遥感研究与应用进展[J].农业机械学报, 2014(12):277-293.

- [9] HUA L, RAUPACH M R, MCVICAR T R, et al. Decomposition of vegetation cover into woody and herbaceous components using AVHRR NDVI time series[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 86(1):1-18.
- MA Z G, SUN H, WANG G X, et al. Modeling percentage vegetation cover of a desert area using Landsat 8-OLI image[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology, 2016, 36(9):12-18.
- PI W Q, DU J M, CHEN C, et al. Identification and classification of surface micrograss on grassland based on hy perspectral SMPI method[J]. Journal of Optoelectronics
 Laser, 2018, 29(11):1237-1243.

皮伟强,杜建民,陈程,等.基于高光谱 SMPI 法的草原 地表微斑块识别与分类[J].光电子·激光,2018,29 (11):1237-1243.

LIU H, DU J M, PI W Q, et al. Identification and classification of desert grassland species based on A-Clenet 5
 J. Journal of Optoelectronics • Laser, 2019, 30 (10): 1056-1061.

刘浩,杜建民,皮伟强,等.基于 A-Clenet5 的荒漠化草 原草种识别与分类[J].光电子·激光,2019,30(10): 1056-1061.

[13] LIU Y L, LIU J P, ZHAO H H, et al. Study on grassland forage classification based on MSRA initialization convolutio n neural network [J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2021, 32(1):88-95.

刘一磊,刘江平,赵烜赫,等.基于 MSRA 初始化卷积神 经网络的草地牧草分类研究[J].光电子激光,2021,32 (1):88-95.

[14] ZHAO H H, PAN X, YAN W H, et al. Research on grassland forage hyperspectral image recognition based on variance s election a nd Gaussian Naive Bayes [J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2020, 31(7):688-695. 赵烜赫,潘新,闫伟红,等.基于方差选择和高斯朴素贝 叶斯的草地牧草高光谱图像识别研究[J].光电子・激光,2020,31(7):688-695.

- [15] WANG X, HE B, XING M, et al. Spatiotemporal pattern simulation of fractional vegetation coverage in the south Qilian mountains based on BP neural network [C]// IGARSS 2019—2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, July 28-August 2,2019, Yo-kohama, Japan. New York: IEEE, 2019;6475-6478.
- [16] ZHOU X, SUN Z P, LIU S H, et al. A method for extracting the leaf litter distribution area in forest using chip feature
 [J]. International Journal of Remote Sensing, 2018, 39 (15-16);5310-5329.
- [17] PAN Z L, WANG Z W, HAN G D, et al. Responses of methane fluxes on warming and nitrogen addition in Stipabreviflora Desert Steppe[J]. Ecology and Environmental Sciences, 2016, 25(2): 209-216.
 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.
- [18] LI H,LI X M,YAO Q Z, et al. Biolog-ECO analysis of rhizosphere soil microbial community characteristics of five different plants in two different grasslands[J]. Microbiology,2020,47(9):2947-2958. 李慧,李雪梦,姚庆智,等. 基于 Biolog-ECO 方法的两种 不同草原中 5 种不同植物根际土壤微生物群落特征
- [19] WANG W G, SONG W, WANG G Y, et al. Image recovery and recognition: A combining method of matrix norm regularization[J]. IET Image Processing, 2019, 13(8): 1246-1253.

[J]. 微生物学通报,2020,47(9):2947-2958.

- [20] XU J,GU H B,MENG Q M, et al. Spatial pattern analysis of Haloxylon ammodendron using UAV imagery: A case study in the Gurbantunggut Desert[J]. International Journal of Applied Earth Observation Geoinformation, 2019, 83:101891.
- [21] YU H, WU Y F, NIU L T. Estimation of vegetation coverage of desert grassland based on images from an unmanned aerial vehicle[J]. Pratacultural Science, 2021, 38 (8):1432-1438.

于惠,吴玉锋,牛莉婷.基于无人机可见光图像的荒漠草 地覆盖度估算[J].草业科学,2021,38(8):1432-1438.

[22] BAO G, BAO Y H, QI Z H, et al. Hyper-spectral remote sensing estimation for the vegetation cover[J]. Journal of

Natural Resources,2013,28(7):1243-1254. 包刚,包玉海,覃志豪,等.高光谱植被覆盖度遥感估算. 研究[J].自然资源学报,2013,28(7):1243-1254.

- [23] HE K,ZHANG X,REN S,et al. Deep residual learning for image recognition [C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 27-30, 2016, Las Vegas,NV,USA. New York: IEEE, 2016:770-778.
- [24] ZHANG Y B, DU J M, WANG Y, et al. Terrain classification in desert steppe based on UAV hyperspectral remote sensing and 3D-ResNet[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2022, 43(4):66-73.

张燕斌,杜健民,王圆,等.基于无人机高光谱遥感和 3D-ResNet的荒漠草原地物分类[J].中国农机化学报, 2022,43(4):66-73.

[25] ZHANG B, ZHAO L, ZHANG X L. Three-dimensional convolutional neural network model for tree species classification using airborne hyperspectral images [J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 247:1-16.

作者简介:

张燕斌 (1982-),男,博士,副教授,硕士生导师,主要从事农业资源 环境遥感方面的研究.