

DOI:10.13869/j.cnki.rswc.2024.06.012.

卞雪, 卢慧中, 耿韧, 等. 基于无人机遥感的植被覆盖与管理因子计算[J]. 水土保持研究, 2024, 31(6): 103-108.

Bian Xue, Lu Huizhong, Geng Ren, et al. Calculation of Vegetation Cover and Management Factor Based on Remote Sensing Image of Unmanned Aerial Vehicle [J]. Research of Soil and Water Conservation, 2024, 31(6): 103-108.

基于无人机遥感的植被覆盖与管理因子计算

卞雪¹, 卢慧中¹, 耿韧¹, 时宇², 金秋¹, 赵广举¹

(1.南京水利科学研究院 水灾害防御全国重点实验室, 南京 210029; 2.水利部 水土保持监测中心, 北京 100055)

摘要: [目的] 研究传统遥感的混合像元分解法在无人机遥感中的应用, 提出小区域尺度的植被覆盖与管理因子(C因子)快速估算方法。[方法] 借助无人机航拍获取南京江宁谷里地区土地利用情况的遥感影像, 采用面向对象分类法提取各类型用地的地物盖度, 基于混合像元分解的C因子模型计算了研究区C值, 通过与已有研究成果的分析比较, 评价该方法的准确性。[结果] 对象分类结果(植被、裸地和非光合地物)总正确率都在95%以上, 基于混合像元分解的C因子模型估算南京江宁谷里地区的林地、耕地和草地的C值分别为0.057, 0.176, 0.043, 结果与已有研究成果接近。[结论] 利用无人机遥感进行C因子估算是可行的, 且相较于传统的径流小区实测法, 更为高效便捷。

关键词: 土壤侵蚀; 植被覆盖与管理因子; 通用土壤流失方程; 无人机遥感; 面向对象分类

中图分类号: S157.4; Q948

文献标识码: A

文章编号: 1005-3409(2024)06-0103-06

Calculation of Vegetation Cover and Management Factor Based on Remote Sensing Image of Unmanned Aerial Vehicle

Bian Xue¹, Lu Huizhong¹, Geng Ren¹, Shi Yu², Jin Qiu¹, Zhao Guangju¹

(1. The National Key Laboratory of Water Disaster Prevention, Nanjing Hydraulic Research Institute, Nanjing 210029, China; 2. Monitoring Center for Soil and Water Conservation, Ministry of Water Resources, Beijing 100055, China)

Abstract: [Objective] This study aims to explore the application of traditional mixed pixel decomposition method in drone remote sensing technology, and to propose a fast estimation method for vegetation cover and management factor (C factor) at a small scale. [Methods] Drone aerial photography was used to capture remote sensing imagery of land use in the Guli area of Jiangning, Nanjing. An object-oriented classification method was utilized to extract the coverage of various land types. The C value of the research area was computed based on the mixed pixel decomposition C factor model, and the method's accuracy was evaluated by comparing it with previous research results. [Results] The object classification results (vegetation, bare land, and non-photosynthetic land) have an overall accuracy of over 95%. Based on the mixed pixel decomposition C factor model, the estimated C values for forestland, cultivated land, and grassland in the Guli area are 0.057, 0.176, and 0.043, respectively, which are close to existing research results. [Conclusion] Estimating C factor based on UAV remote sensing is feasible and more efficient compared to the traditional method of runoff plot observation.

Keywords: soil erosion; vegetation cover and management factor; universal soil loss equation; UAV remote sensing; object-oriented classification

我国是世界上土壤侵蚀最严重的国家之一, 定期开展土壤侵蚀情况调查可为评估水土流失治理效益、布局治理工程提供基础^[1]。土壤侵蚀预报模型是土壤侵蚀强度定量评价的科学工具, 其中通用土壤流失方

收稿日期: 2023-09-04

修回日期: 2023-12-29

资助项目: 国家自然科学基金(41907049); 安徽省自然科学基金(2308085US04); 南京水利科学研究院中央级公益性科研院所基本科研业务费专项资金(Y919021, Y923005, Y922001); 南京市水务科技项目(202303)

第一作者: 卞雪(1991—), 女, 江苏溧阳人, 硕士, 工程师, 主要从事水土保持研究。E-mail: xbian@nhri.cn

通信作者: 耿韧(1990—), 男, 安徽阜阳人, 博士, 高级工程师, 主要从事土壤侵蚀与水土保持研究。E-mail: rgeng@nhri.cn

<http://stbcyj.paperonce.org>

程(USLE)^[2]和修正通用土壤流失方程(RUSLE)^[3]因其模型结构简单、实用性强,广泛应用于土壤侵蚀的预测和治理工作中。USLE/RUSLE 中的植被覆盖与管理因子 C (以下简称 C 因子)是模型中最为敏感的因素之一,其值范围虽在 $0 \sim 1$,但最大可相差 $2 \sim 3$ 个数量级^[4],具有多变性和变化幅度大等特点,所以取值正确与否,直接关系到土壤侵蚀量预测的准确性。目前小区域尺度的 C 因子确定方法主要有手册查询法、标准小区法、次因子法和 C 因子与盖度关系式法等,传统的 C 因子估算方法需耗费大量人力物力,无法实现 C 因子快速获取。

无人机遥感作为传统卫星遥感的重要补充,具有灵活性强、作业周期短、分辨率高且不受大气云层的影响等优势^[5]。此外,无人机遥感影像在表达地物几何、纹理、拓扑关系等特征方面相较于传统卫星影像更为丰富和细致^[6],可实现研究区信息快速提取和图像高精度分类,目前已被广泛应用于土地利用分类和植被覆盖度获取。如韩文霆等^[7]利用无人机遥感技术对灌区土地利用类型进行分类提取,对比支持向量机、最邻近和决策树 3 种分类方法的分类精度,结果表明支持向量机法在灌区土地利用类型分类下的效果最佳。娄佩卿等^[8]利用无人机遥感影像和实地调查数据,采用面向对象结合支持向量机分类方法对桂林喀斯特地区构建地物分类模型,取得了较好的分类效果。Xu 等^[9]利用无人机收集农田的可见光遥感图像,提取可见光植被指数以获取不同耕作类型的面积、形状和地理位置信息。高永平等^[10]通过无人机获取荒漠区的可见光无人机遥感影像,建立植被指数与植被覆盖度的关系模型,实现荒漠区植被覆盖度高精度提取。

基于传统卫星遥感影像的 C 因子定量研究虽然取得了一定成果,但影像的分辨率和时效性制约了卫星遥感技术的应用。无人机遥感空间分辨率高、信息获取及时的优势可弥补传统遥感的不足,实现植被覆盖度的细致、快速提取,但目前鲜有利用无人机遥感进行 C 因子量化研究的相关报道。本文利用研究区的无人机影像,通过混合像元分解的 C 因子模型获得各地类的 C 因子值,并分析该方法的准确度,以期提供一种高效估算 C 因子的思路。

1 材料与方法

1.1 研究区概况和试验材料

研究地点位于南京江宁谷里街道,地理范围 $118^{\circ}37' - 118^{\circ}48'E, 31^{\circ}56' - 31^{\circ}47'N$,面积约为 151 km^2 ,属北亚热带季风气候区,四季分明,年均气温

15.6°C ,年均降水量 $1\,037.6 \text{ mm}$ 。本次选取江宁谷里街道耕地、草地和林地 3 种土地利用类型,面积分别为 $2.00, 2.30, 2.50 \text{ hm}^2$ 。

此次试验采用的是大疆御 2Pro 四旋翼无人机,具有卫星定位模块为 GPS/GLONASS 双模,可确保定位的精准性。图像空间分辨率为 $5\,472 \text{ 像素} \times 3\,648 \text{ 像素}$,有效像素为 $2\,000$ 万。

1.2 试验方法

1.2.1 可见光遥感影像的获取 影像拍摄于 2020 年 11 月 19 日,天气状况良好。本次使用 DJI GS Pro 软件框选拍摄区域,自动规划航线,巡航速度为 20 km/h ,飞行航线的旁向和航向重叠度均为 80% ,飞行高度约 150 m ,属于低空拍摄,获得的图像不受大气因素的影响。本文对中心波长的位置和波段范围并无严格要求,故没有对所获取的影像进行的辐射定标^[11]。本次使用 Pix4d Mapper 软件进行无人机影像的自动拼接处理。先自动匹配相机,再进行图像筛选,保证参与拼接图像的质量及效果。处理中首先执行空中三角测量并进行相机校准,生成稀疏点云,进行影像镶嵌,然后对镶嵌影像进行正射纠正。再进行几何校正,进一步修正由飞行姿态变化和飞控误差产生的影像畸变,误差控制在 1 个像元内。最后手动调节不匹配的单个图像后混合影像,矢量边界裁剪校正后的影像输出正射影像见图 1。

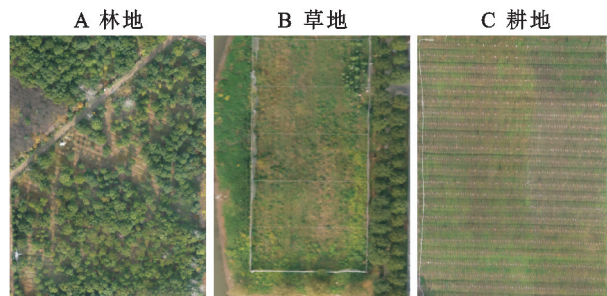


图 1 研究区正射影像

Fig. 1 Orthorectified image of the study area

1.2.2 植被覆盖与管理因子 C 混合像元分解法认为卫星遥感影像中每个像元由多个组分构成,利用各组分的贡献率进行像元分解,从而完成图像分类。De Asis 等^[12]利用混合像元分解法提取研究区裸土、植被、非光合物质(枯落物、砾石等)的盖度,建立了地物盖度与 C 因子的联立模型(1),该模型公式考虑了地表枯落物、砾石的减蚀作用,是目前最接近 C 因子含义的估算方式^[13]

$$C = F_{bs} / (1 + F_{veg} + F_{NPM}) \quad (1)$$

式中: C 为植被覆盖与管理因子; F_{bs} 为研究区的裸土盖度; F_{veg} 为植被盖度; F_{NPM} 为非光合物的盖度。

因无人机遥感图像空间分辨率高,可认为每个像

元是仅包含一类地物信息的纯净像元,本文采用面向对象的分类方法,将研究区的无人机遥感图像分类为裸土、植被以及非光合地物,然后利用模型公式(1),可实现小区域尺度的 C 因子估算。

1.2.3 面向对象的图像分类 面向对象分类是针对高分辨率遥感影像提出的分类方法^[14],具体步骤为:首先将影像分割为具有同质性的相邻区域,再根据光谱信息和纹理、几何特征等不同的分类规则将对象识别为不同地物。从分类结果图中统计裸土、植被、非光合物质的像元数量,各地物像元数与图像总像元数的比值即为各地物盖度。

$$F = \frac{N_{\text{veg}}}{N_{\text{veg}} + N_{\text{bs}} + N_{\text{NPM}}} \quad (2)$$

式中: F 为所计算地物的盖度; N_{veg} 为植被的像元统计个数; N_{bs} 为裸地的像元个数; N_{NPM} 为非光合地物的像元个数。

2 结果与分析

2.1 最佳分割尺度的选择

面向对象分类是以目标地物为基本单位,分割而成的对象应能准确代表各目标地物参与分类^[15-16],所以分割尺度的选择直接影响分类精度^[17]。由于本次研究区地物类型较少,仅需进行单尺度分割即可达到分离目标地物的要求。

最佳分割尺度没有通用的确定值,影像类型和分类需求的差异对应着不同的最佳分割尺度,虽然已有面积比均值法、最大面积法、目标函数法和 ESP 工具法等^[18]用于确定最佳分割尺度的算法,但重复试验比较分割效果来确定最佳分割尺度的方法仍是目前

最优的分割尺度选取方法^[19]。经多次比较,各地类不同尺度分割情况见图 2,在 scale 30 尺度下,植被和裸土的分割效果较好;在 scale 50 尺度下,分割后更为细致,但部分细节过于破碎,故确定本次最佳分割尺度为 scale 30。

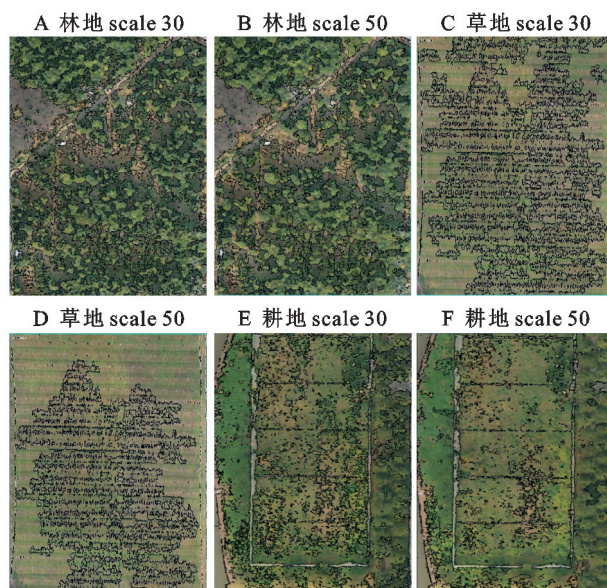


图 2 不同尺度分割结果对比

Fig. 2 Comparison of segmentation results at different scales

2.2 结合纹理特征的图像分类

灰度共生矩阵法(GLCM)是 1973 年由 Haralick 等^[20]提出的纹理提取方法,该纹理滤波包括 8 种纹理特征,可突出色调空间上的变化。为有效地提高地物的可分性,本文在研究区影像中目视选取植被、裸地和非光合地物的样本,用以分析不同地物各纹理特征的相关度,筛选出区分度高的纹理特征。纹理特征相关分析结果见表 1,不同地物的纹理均值曲线见图 3。

表 1 纹理特征相关分析表

Table 1 Texture feature correlation analysis table

项目	均值	方差	同质性	对比度	相异性	熵值	二阶矩	自相关
均值								
方差	-0.312							
同质性	0.160	0.192						
对比度	0.321	0.352	-0.365					
相异性	-0.988	-0.992	-0.998	0.986				
熵值	0.901	0.914	-0.958	0.700	0.573			
二阶矩	-0.590	-0.616	0.710	-0.954	-0.891	-0.882		
自相关	-0.683	-0.706	0.789	-0.911	-0.830	-0.933	0.993	

相关性高的纹理特征在同时用于图像分类时易造成地物混淆,由表 1 可知,均值、方差和同质性这 3 种纹理特征的相关性均低于 0.4,说明所表征的纹理特征差异较大。根据图 3 可知,均值、方差和同质性这 3 种纹理特征均值具有较大差异,在各地类中区分

度较高,可较好地区分植被、裸地和非光合地物。综合以上分析,本次选择均值、方差和同质性作为纹理特征参数。

采用监督分类中支持向量机(SVM)加以人工纠正得到参照分类图,并通过混淆矩阵法进行面向对象

分类结果的精度评价^[21-22],各地类图像分类精度见表 2。参考分类图和面向对象分类结果如图 4—6 所示,图中绿色区域为植被、白色区域为裸地、黄色区域为非光合地物。

从图 4—6 和表 2 可看出,面向对象分类结果可较为准确地将图像分为植被、裸地和非光合地物,总正确率都在 95% 以上,Kappa 系数均大于 0.8。与参考图相比,面向对象分类结果虽然出现少量裸地错判为植被的情况,但在植被与道路等非光合地物的交界处分类较为细致。总体而言,面向对象分类方法总体效果较好、结果准确可信。

表 2 各地类图像分类精度

Table 2 Classification accuracy for different regions						
土地利用	林地		耕地		草地	
类型	正确率/%	Kappa 系数	正确率/%	Kappa 系数	正确率/%	Kappa 系数
植被	95.14	0.90	98.55	0.86	95.99	0.89
裸地	94.20	0.88	99.80	0.90	95.58	0.85
非光合地物	94.73	0.87	99.78	0.91	95.98	0.86

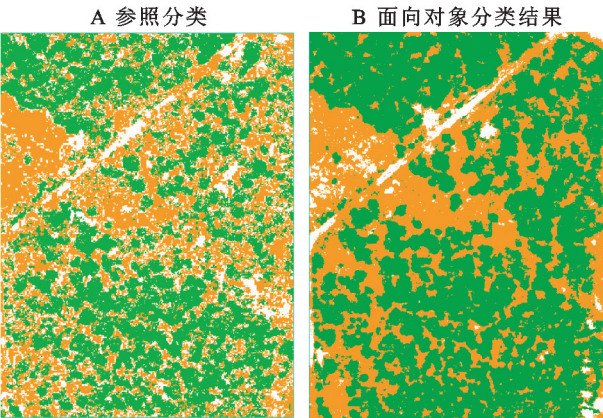


图 4 林地的分类结果对比

Fig. 4 Comparison of classification results of forest land

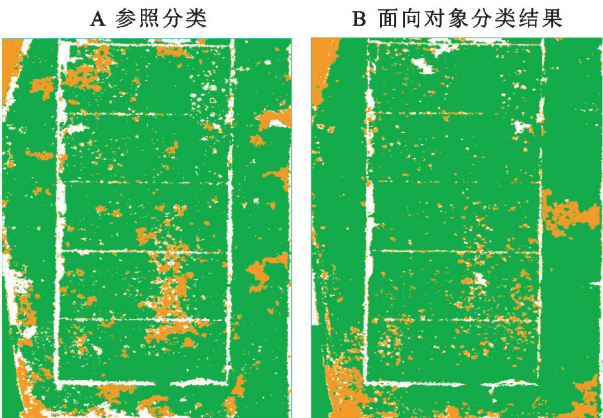


图 5 草地的分类结果对比

Fig. 5 Comparison of classification results of grassland

2.3 C 因子的遥感估算

从各地类图像分类结果中统计不同地物的像元数量,获得各地类中植被、裸地和非光合地物的盖度,再利用地物盖度与 C 因子的联立公式(公式 1)得到

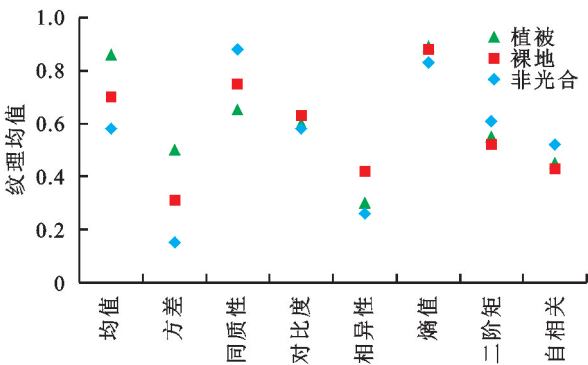


图 3 不同地物的纹理均值曲线

Fig. 3 Texture mean curves of different terrain features

的各地类 C 值(本研究 C 值),并与通用土壤流失方程中的 C 值(C 经验值)、林杰^[23]在江宁区的 C 值(C 均值)研究结果进行比较,见表 3。

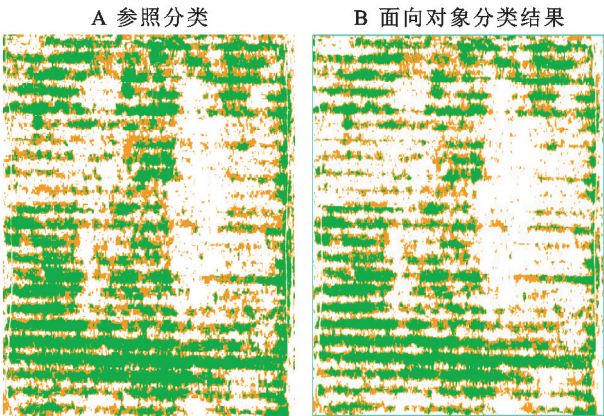


图 6 耕地的分类结果对比

Fig. 6 Comparison of classification results of cultivated land

表 3 各土地利用类型的 C 因子

Table 3 C factor for each land use type			
土地利用	基于面向对象	C	C
类型	分类的 C 值	经验值	均值
林地	0.057	0.024~0.149	0.05~0.156 ^[23]
耕地	0.176		0.194~0.304 ^[23]
草地	0.043	0.02	0.048 ^[23]

与已有的研究成果对比,本文估算得到的各地类 C 值同样呈现草地<林地<耕地的趋势,且数值均在同一数量级上。其中,本文测得林地和草地的 C 值与相关研究在南京江宁测得的 C 均值相近,耕地的 C 值偏小,可能为本次选取的研究区植被所占比例较大,导致其 C 值较小。综上,基于面向对象分类的 C 因子估算方法具有较强的可行性。

3 讨论与结论

本文将混合像元分解模型等传统遥感思想引入无人机遥感中,利用面向对象的分类方式将研究区分为植被、裸地和非光合地物,通过混合像元分解法的模型公式估算C值,估算结果为林地C值0.057,耕地0.176,草地0.043,并将结果与已有研究成果对比。结果表明,该方法利用无人机影像丰富的光谱和纹理特征进行图像分类,具有较高的分类精度(总正确率大于95%,Kappa系数大于0.8)。从不同土地利用类型C因子变化情况、与已有研究成果对比两方面进行评价,说明基于无人机遥感进行C因子估算是可行的,且相较于传统的径流小区实测法,更为高效便捷。

本文使用的面向对象的分类方法虽然显出了较为良好的分类精度,但在地物复杂的区域内,图像精准分类的难度较大。后续可在地物丰富的区域进行深入研究,并利用径流小区估算的C因子值对本文方法进行直接验证。

参考文献(References):

- [1] 黄俊,金平伟,姜学兵,等.南方红壤区植被覆盖因子估算模型构建与验证[J].农业工程学报,2020,36(17):106-114.
Huang J, Jin P W, Jiang X B, et al. Model construction and verification of vegetation cover and management factor in southern red soil region of China[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2020, 36(17):106-114.
- [2] Wischmeier W H, Smith D D. Predicting Rainfall Erosion Losses: A guide to conservation planning[M]. Washington D C: United States Department of Agriculture, 1978.
- [3] Renard K G. Predicting Soil Erosion by Water: A guide to conservation planning with the revised universal soil loss equation (RUSLE)[M]. Washington D C: U.S. Dept. of Agriculture, Agricultural Research Service, 1997.
- [4] 张岩,袁建平,刘宝元.土壤侵蚀预报模型中的植被覆盖与管理因子研究进展[J].应用生态学报,2002,13(8):1033-1036.
Zhang Y, Yuan J P, Liu B Y. Advance in researches on vegetation cover and management factor in the soil erosion prediction model[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2002,13(8):1033-1036.
- [5] 赵静,杨焕波,兰玉彬,等.基于无人机可见光图像的夏季玉米植被覆盖度提取方法[J].农业机械学报,2019,50(5):232-240.
Zhao J, Yang H B, Lan Y B, et al. Extraction method of summer corn vegetation coverage based on visible light image of unmanned aerial vehicle[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019,50(5):232-240.
- [6] 夏晨真,张月.基于厘米级无人机影像的水土保持措施精准识别[J].水土保持学报,2020,34(5):111-118,130.
Xia C Z, Zhang Y. Accurate identification of soil and water conservation measures based on centimeter-resolution UAV images [J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2020,34(5):111-118,130.
- [7] 韩文霆,张立元,张海鑫,等.基于无人机遥感与面向对象法的田间渠系分布信息提取[J].农业机械学报,2017,48(3):205-214.
Han W T, Zhang L Y, Zhang H X, et al. Extraction method of sublateral canal distribution information based on UAV remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017,48(3):205-214.
- [8] 娄佩卿,陈晓雨,王疏桐,等.基于无人机影像的喀斯特农耕区地物识别:以桂林市为例[J].国土资源遥感,2020,32(01):216-223.
Lou P Q, Chen X Y, Wang S T, et al. Object recognition of Karst farming area based on UAV image: A case study of Guilin [J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2020,32(1):216-223.
- [9] Xu W C, Lan Y B, Li Y H, et al. Classification method of cultivated land based on UAV visible light remote sensing[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2019,12(3):103-109.
- [10] 高永平,康茂东,何明珠,等.基于无人机可见光波段对荒漠植被覆盖度提取的研究:以沙坡头地区为例[J].兰州大学学报:自然科学版,2018,54(6):770-775.
Gao Y P, Kang M D, He M Z, et al. Extraction of desert vegetation coverage based on visible light band information of unmanned aerial vehicle: A case study of Shapotou Region[J]. Journal of Lanzhou University: Natural Sciences, 2018,54(6):770-775.
- [11] 邓继忠,任高生,兰玉彬,等.基于可见光波段的无人机超低空遥感图像处理[J].华南农业大学学报,2016,37(6):16-22.
Deng J Z, Ren G S, Lan Y B, et al. Low altitude unmanned aerial vehicle remote sensing image processing based on visible band[J]. Journal of South China Agricultural University, 2016,37(6):16-22.
- [12] De Asis A M, Omasa K. Estimation of vegetation parameter for modeling soil erosion using linear spectral mixture analysis of landsat ETM data[J]. Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2007,62(4):309-324.
- [13] 冯强,赵文武.USLE/RUSLE 中植被覆盖与管理因子研究进展[J].生态学报,2014,34(16):4461-4472.
Feng Q, Zhao W W. The study on cover-management factor in USLE and RUSLE: A review [J]. Acta Ecologica Sinica, 2014,34(16):4461-4472.
- [14] Willhauck B S. Semiautomatic classification procedures for fire monitoring using multi-temporal SAR images and NOAA-AVHRR hotspot data.2002.

- [15] Benz U C, Hofmann P, Willhauck G, et al. Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2004, 58(3/4): 239-258.
- [16] Gao Y, Mas J F, Maathuis B H P, et al. Comparison of pixel-based and object-oriented image classification approaches: A case study in a coal fire area, Wuda, Inner Mongolia, China[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2006, 27(18): 4039-4055.
- [17] 崔一娇, 朱琳, 赵力娟. 基于面向对象及光谱特征的植被信息提取与分析[J]. *生态学报*, 2013, 33(3): 867-875.
- Cui Y J, Zhu L, Zhao L J. Abstraction and analysis of vegetation information based on object-oriented and spectra features[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2013, 33(3): 867-875.
- [18] Drăguț L, Csillik O, Eisank C, et al. Automated parameterisation for multi-scale image segmentation on multiple layers[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014, 88: 119-127.
- [19] 林雪. 面向林地信息的高分一号遥感影像融合与分类研究[D]. 北京: 北京林业大学, 2016.
- Lin X. Study on Fusion Algorithms and Classification Methods for GF-1 Data Oriented to Forestland Information[D]. Beijing: Beijing Forestry University, 2016.
- [20] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I. Textural features for image classification[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1973, SMC-3(6): 610-621.
- [21] Song X F, Duan Z, Jiang X G. Comparison of artificial neural networks and support vector machine classifiers for land cover classification in Northern China using a SPOT-5 HRG image[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2012, 33(10): 3301-3320.
- [22] 张睿, 马建文. 支持向量机在遥感数据分类中的应用新进展[J]. *地球科学进展*, 2009, 24(5): 555-562.
- Zhang R, Ma J W. State of the art on remotely sensed data classification based on support vector machines[J]. *Advances in Earth Science*, 2009, 24(5): 555-562.
- [23] 林杰. 基于植被结构特征的土壤侵蚀遥感定量反演[D]. 南京: 南京林业大学, 2011.
- Lin J. Remote Sensing Quantitative Inversion of Soil Erosion Factors Based on Vegetation Structural Characteristics[D]. Nanjing: Nanjing Forestry University, 2011.

~~~~~

(上接第 102 页)

- [22] 孙一, 刘晓燕, 田勇, 等. 坡面植被覆盖度对泥沙输移的影响特性[J]. *工程科学与技术*, 2022, 54(5): 12-18.
- Sun Y, Liu X Y, Tian Y, et al. Effects of slope vegetation coverage on sediment transport[J]. *Advanced Engineering Sciences*, 2022, 54(5): 12-18.
- [23] 滕佳昆, 刘宇. 坡面径流冲刷侵蚀的植被覆盖阈值现象研究[J]. *中国水土保持*, 2018(4): 42-45, 69.
- Teng J K, Liu Y. Study on the phenomenon of vegetation coverage threshold of slope runoff erosion[J]. *Soil and Water Conservation in China*, 2018(4): 42-45, 69.
- [24] Zhang K D, Wang Z G, Wang G Q, et al. Overland-flow resistance characteristics of nonsubmerged vegetation[J]. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 2017, 143(8): 04017021.
- [25] 刘晓燕, 党素珍, 高云飞, 等. 黄土丘陵沟壑区林草变化对流域产沙影响的规律及阈值[J]. *水利学报*, 2020, 51(5): 505-518.
- Liu X Y, Dang S Z, Gao Y F, et al. The rule and threshold of the effect of vegetation change on sediment yield in the loess hilly region, China[J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2020, 51(5): 505-518.
- [26] 张旭, 孙一, 潘森, 等. 植被覆盖度对坡面水流的影响分析[J]. *水电能源科学*, 2018, 36(6): 22-24.
- Zhang X, Sun Y, Pan M, et al. Influence of vegetation coverage on overland flow[J]. *Water Resources and Power*, 2018, 36(6): 22-24.
- [27] Wei Z Z, Wan X Y. Spatial and temporal characteristics of NDVI in the Weihe River Basin and its correlation with terrestrial water storage[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(21): 5532.
- [28] 李艳忠, 刘昌明, 刘小莽, 等. 植被恢复工程对黄河中游土地利用/覆被变化的影响[J]. *自然资源学报*, 2016, 31(12): 2005-2020.
- Li Y Z, Liu C M, Liu X M, et al. Impact of the grain for green project on the land use/cover change in the middle Yellow River[J]. *Journal of Natural Resources*, 2016, 31(12): 2005-2020.
- [29] 黄晨璐, 杨勤科. 渭河与泾河流域水沙变化规律及其差异性分析[J]. *干旱区地理*, 2021, 44(2): 327-336.
- Huang C L, Yang Q K. Runoff and sediment variation rules and differences in Wei River and Jing River Basins[J]. *Arid Land Geography*, 2021, 44(2): 327-336.
- [30] 中华人民共和国水利部. SL 190—2007 土壤侵蚀分类分级标准[S]. 北京: 中国水利水电出版社, 2008.
- Ministry of Water Resources of the People's Republic of China. SL 190—2007 Standards for Classification and Gradation of Soil Erosion[S]. Beijing: China Water & Power Press, 2008.