

doi:10.16779/j.cnki.1003-5508.2019.06.012

基于无人机影像的城市绿地提取分析

吴卓恒,徐霞*,陶帅

(四川师范大学地理与资源科学学院,四川成都 610101)

摘要:本文通过无人机获取四川省北川县高分辨率影像数据,经过空三加密,正射校正等一系列预处理,利用ENVI软件分别计算研究区可见光波段差异植被指数VDVI(visible-band difference vegetation index),归一化绿红差值指数NGRDI(normalized green-red difference index)、归一化绿蓝差值指数NGBDI(normalized green-blue difference index)。采用面向对象的影像分类方式,分别提取城市绿地并进行精度评价。结果表明:3种植被指数均能较好地提取城市绿地,总体提取精度均在83%以上,其中VDVI提取效果最优,总体精度达到89.5%。因此,利用无人机遥感技术进行城市绿地的提取统计是可行的。基于VDVI统计结果,通过去除小斑块以及目视解译校正城市绿地分类结果,统计得到北川县建成区绿地面积为2.3948 km²,城市绿化覆盖率为40.04%。

关键词:无人机遥感;可见光植被指数;城市绿地;提取

中图分类号:S731.2 文献标识码:A

文章编号:1003-5508(2019)06-0065-06

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Analysis of Urban Green Space Extraction Based on UAV Images

WU Zhuo-heng XU Xia* TAO Shuai

(College of Geography and Resources Science, Sichuan Normal University, Chengdu 610101, China)

Abstract: High-resolution image data of Beichuan County were obtained by unmanned aerial vehicles (UAV). After a series of pretreatments such as three-space encryption and orthophoto correction, ENVI software was used to calculate the visible-band difference vegetation index, normalized green-red difference index (NGRDI), and normalized green-blue difference index (NGBDI). The urban vegetation was extracted and analyzed by object-oriented image classification, and the accuracy was evaluated. The results showed that all the three planting cover indexes could extract the urban green space well, and the overall extraction precision was above 83%, among which the VDVI extraction effect was the best, and the overall precision was up to 89.5%. Therefore, it was feasible to extract statistics of the urban green space by UAV remote sensing technology. Based on the VDVI statistics, the classification results of the urban green space were corrected by removing small patches and visual interpretation. The area of urban green space was 2.3948 km² in Beichuan County, and the coverage rate of the urban green space was 40.04%.

Key words: UAV remote sensing, Visible light vegetation index, Urban green space, Extraction

伴随无人机技术的高速发展,无人机广泛应用在精准农业^[1]、测量^[2-3]、环境监测^[4]、生物量估

算^[5]等方面。相比卫星影像,无人机影像具有分辨率高、大气影响小、获取灵活高效等优点^[6]。但目

收稿日期:2018-07-11

作者简介:吴卓恒(1997-),男,硕士研究生,研究方向为遥感与GIS应用,e-mail:1336832068@qq.com。

*通讯作者:徐霞(1978-),女,博士,高级工程师,主要从事遥感,水保研究,e-mail:924897485@qq.com。

前应用于无人机的遥感技术尚不完善,主要弊端在于续航能力弱、搭载传感器波段少等。

随着人们对于生活环境质量要求越来越高,城市绿地作为现代化城市的重要组成部分,已成为衡量城市人居环境的关键性因子,度量一个城市绿化水平的高低通常用城市绿地覆盖率来进行量化比较。对于城市绿地覆盖率的传统统计方式主要依靠随机设置样方进行人工实地调查,这种统计方式得到的结果存在大的随机误差,且耗费人力物力。目前通过卫星遥感影像提取 NDVI^[7-9] 进行估算是较为普遍的统计方式,此方式具有效率高、成本低等优势,但同时也具有影像受大气影响大、提取精度不高等短板,因此适用于大面积、精度要求不高的绿地提取统计。而对于小面积、精度要求较高的绿地提取,无人机遥感相比之下具有巨大潜力。

学者主要采取像元分割^[10]与面向对象分割^[11]两种方式对无人机影像进行预处理,基于无人机影像的光谱特征^[10-14]构建各种可见光植被指数用于量化提取植被信息,并结合该区域空间特征^[13]、纹理特征^[14],以剔除与植被光谱特征相似的非植被信息。但由于地物光谱具有同物异谱与同谱异物的特性,不同地区空间特征与纹理特征也不具有相似性,因此有必要对其做进一步研究。本文选取北川县城区作为研究区,基于影像的光谱特征,根据 VDVI、

NGRDI、NGBOI 分别进行植被信息提取,并随机生成检测点,建立混淆矩阵分别从生产精度、用户精度与总体精度探究 3 种不同可见光植被指数在城市绿地提取应用中的优劣性。在上述结果的基础上,通过目视解译对提取结果进行局部修改,提取出符合精度要求的城市绿地信息,并据此计算出北川县建成区的城市绿地覆盖率。

1 研究区概况与数据获取

1.1 研究区概况

北川县地处四川盆地与青藏高原交接的龙门山区,地理坐标 $31^{\circ}35' \sim 31^{\circ}38'02''N$, $104^{\circ}26'15'' \sim 104^{\circ}29'10''E$ 。本文选取北川县新建区城区(永昌镇)作为研究区。研究区位于北川县东南部,地处安昌镇与黄土镇之间,距绵阳市 35 km,属亚热带季风气候,年均气温 $15.6^{\circ}C$,年均降水量 1 400 mm,地势中间较平坦,四周为低山丘,海拔 545 m ~ 640 m,土壤以黄壤为主,存在部分黄棕壤,其自然条件利于亚热带常绿阔叶林、落叶混交林生长。目前应用于北川新县城的园林绿化树种 137 种,常见树种 78 种,主要包括银杏、桂花、木芙蓉、香椿等^[15];绿地类型包括公园绿地、防护绿地、广场绿地、附属绿地与区域绿地^[16]。地理示意图如图 1。

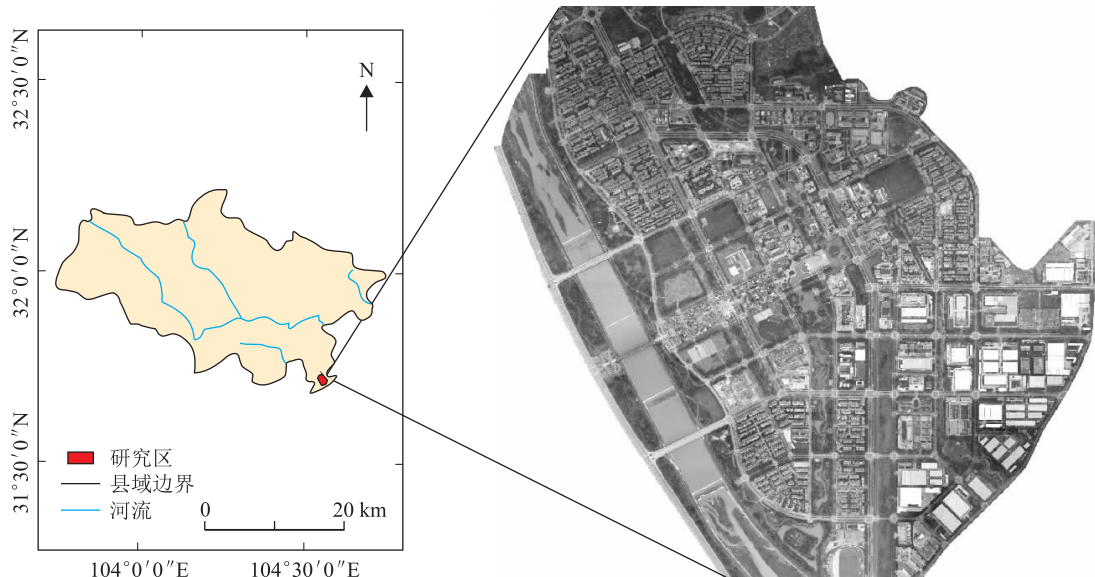


图 1 北川县地理示意图

Fig. 1 Geographic sketch map of Beichuan County

1.2 数据获取

本文采用大疆四旋翼无人机 Phantom 4 Pro V2.0,重量为 1 368 g,搭载 2 000 万像素 CMOS 传

感器,设计飞行高度为 500 m,航向重叠度为 70%,旁向重叠度为 60%,设计航线 4 条,航飞总面积约 5.98 km^2 ,影像拍摄时间为 2018 年 10 月 25 日 15:

30分—17:30,天气状况为晴朗微风,空气能见度较高。最终获取影像342张,影像具有红、绿、蓝3个波段,空间分辨率为0.15 m,内业选用Pix4D软件生成研究区正射影像,数据处理流程如图2所示。

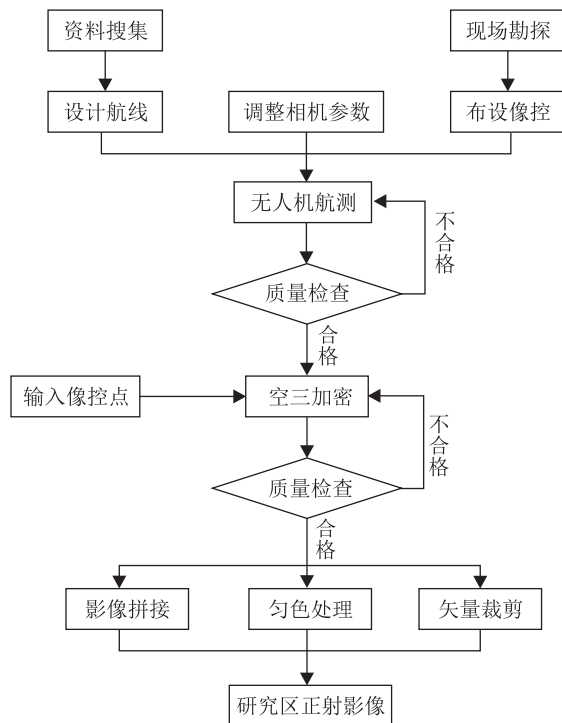


图2 数据处理流程图

Fig.2 Data processing flow chart

2 主要研究方法

2.1 可见光植被指数

在提取城市绿地之前需先了解研究区植被的光谱特征,目前遥感中常用植被指数主要是归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)以及比值植被指数(ratio vegetation index, RVI)^[17],由于无人机影像仅包含可见光波段,无法运用近红外波段进行运算求取上述指数,因而本文选用可见光波段差异植被指数VDVI^[12],归一化绿红差值指数NGRDI^[18]、归一化绿蓝差值指数NGBDI^[10]进行区分植被,计算公式如下:

$$VDVI = \frac{2 \times P_{green} - (P_{red} + P_{blue})}{2 \times P_{green} + (P_{red} + P_{blue})} \quad (1)$$

$$NGRDI = \frac{P_{green} - P_{red}}{P_{green} + P_{red}} \quad (2)$$

$$NGBDI = \frac{P_{green} - P_{blue}}{P_{green} + P_{blue}} \quad (3)$$

式中 P_{red} , P_{green} , P_{blue} 分别代表影像红、绿、蓝波段的像元值或反射率。各植被指数中,VDVI和NGRDI、NGBDI值域均在 $[-1, 1]$ 间,且值越大的区域表示该区域城市绿化覆盖度越高。利用上述式(1)~式(3)分别计算各植被指数,得到各植被指数计算结果,如图3所示。

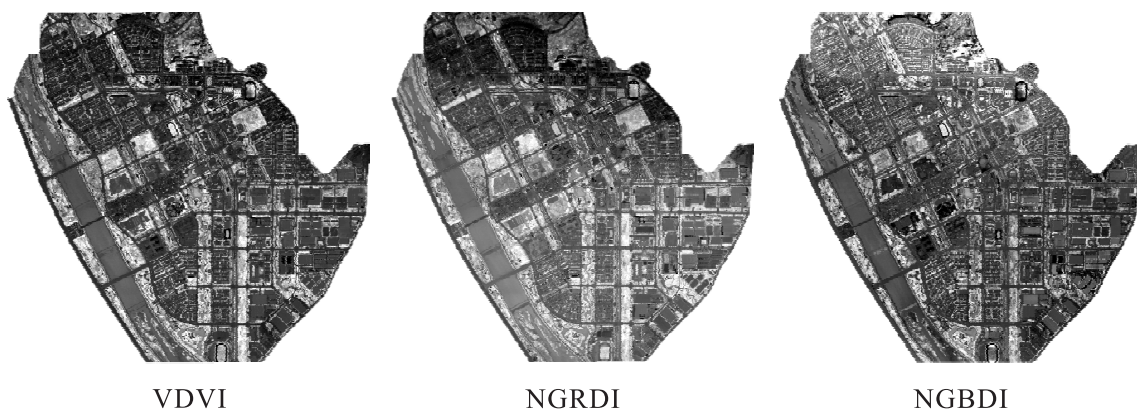


图3 各植被指数计算结果

Fig.3 Calculation results of vegetation indices

注:图3中亮度值越大的区域绿地覆盖率越高

2.2 面向对象分类

面向对象多尺度信息提取技术是一种基于高分辨率影像的光谱、纹理、形状等特征,以对象为基本单元,通过模糊逻辑的统计系统进行高精度分割提取的分类方式。本文采用ENVI软件对影像进行多尺度分割提取。为了提取城市植被信息,首先要了

解其光谱反射特征与非植被信息的差异。由于城市绿地中既包含大片的公园绿地,也包含零散的行道树与草地,不同植被类型具有不同的光谱特征。为更好地统计不同植被指数所能反映城市绿地的差异,本文在不同植被指数的基础上,通过目视解译不同植被区共选取100个样本点并分别统计其像元值

(见表1),并采用单因素方差分析探究3种植被指数之间的差异性(见表2)。从表1与表2综合分析可知:单因子(3种植被指数)单变量(植被反射率)的F检验值为0.506,其中P-value=0.603>0.05,F检验不显著,说明3种植被指数反映植被信息的能力差距并不显著;而植被反射率均值越大表示绿地信息与非绿地信息分离度越高,标准差越小表示绿地光谱信息越集中,NGRDI与VDVI分别均值与标准差相对占优,分类效果相对较好,这点在后文中得到验证。

表1 V DVI、NGRDI、NGBDI 统计特征值

Tab.1 Statistical eigenvalues of V DVI, NGRDI and NGBDI

植被指数	均值	标准差	均值的95%置信区间		极小值	极大值
			下限	上限		
VDVI	0.0667	0.0438	0.0646	0.0970	-0.08	0.37
NGRDI	0.0772	0.0613	0.0778	0.1003	-0.06	0.20
NGBDI	0.0584	0.0482	0.0535	0.0836	-0.03	0.19

表2 单因素方差分析

Tab.2 ANOVA

	平方和	df	均方	F	显著性
组间	0.004	2	0.002	0.506	0.603
组内	1.163	297	0.004		
总数	1.167	299			

面向对象提取需要对影像进行分割,影像分割的好坏与否同样关系最终分类结果,分割尺度太小会造成影像破碎,引起椒盐现象,尺度太大易造成不同地物归为一类,引起错分漏分。本文采用多尺度

分割,通过反复实验与观察,设定分割阈值为35,合并阈值为90,使得最后分割结果基本保持原有地物特征(见图4)。

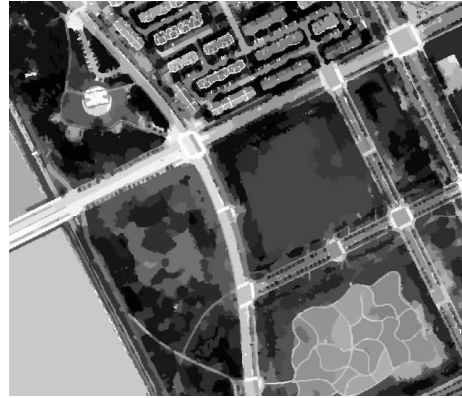


图4 多尺度分割结果

Fig.4 Multiscale segmentation results

影像分割后结果可直接用于目标地物提取,基于植被光谱、纹理、空间特征可设定不同规则进行分类。由于本文旨在比较3种可见光植被指数差异,因此仅设定光谱特征规则,具体为设定合适的阈值,将大于该阈值的对象归为城市绿地,小于该阈值的对象归为非城市绿地。本文选用5%经验模型^[19],即统计累计像元数最接近5%的像元值设为阈值,并添加规则标准差大于0.02以剔除部分与植被光谱特征相似的非植被信息。各植被指数提取城市绿地结果如图5所示。

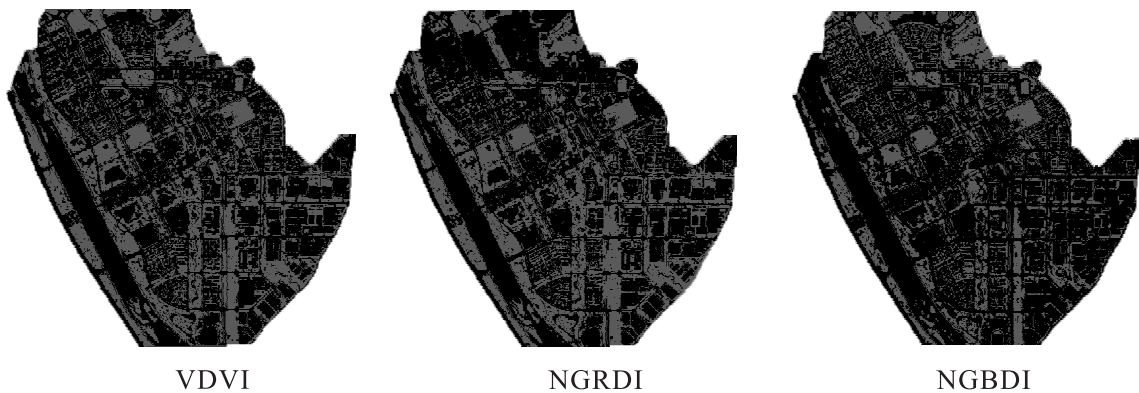


图5 各植被指数提取结果

Fig.5 Extraction results of vegetation indices

注:图5中绿色区域为城市绿地,黑色区域为非城市绿地

2.3 精度评价

通过目视解译对比,发现3种植被指数均能提取出大多数城市绿地信息,但仍存在部分错分漏分现象。为使提取结果能够量化比较,在3种植被指

数提取结果基础上分别随机生成200个样本点进行校验精度。由于无人机影像分辨率较高,可直接根据正射影像目视判别植被信息与非植被信息,判别结果生成混淆矩阵,用于城市绿地信息提取结果的

精度评价。

表 3 3 种植被指数精度评价结果

Tab.3 Accuracy evaluation results of three vegetation indices

	参考数据			
	生产精度	用户精度	总体精度	Kappa 系数
VDVI	92.47	86	89.5	0.8099
NGRDI	91.66	88	86	0.7543
NGBDI	83.17	84	83.5	0.7167

混淆矩阵常用于遥感影像分类结果的精度验证,提供了 4 项指标,分别为生产精度、用户精度、总体精度以及 kappa 系数,前 3 项指标值域为 0 ~ 100, kappa 系数值域为 -1 ~ 1,且 4 项指标均属于正向指标,即值越大代表影像分类精度越高。

由表 2 可看出,3 种植被指数提取精度均较高。首先从生产精度来看,该数值用于观察影像的错分误差,从表中可看出 VDVI 与 NGRDI 生产精度均超过 90%,说明上述指数中对于植被的错分现象较少,从采样结果中看出错分现象主要为与城市绿地光谱特征相似的建筑或道路,如操场、浅绿色的屋顶等;而 NGBDI 错分现象相对较多,主要是因为该指数对于水体与绿地的区分能力较小,导致许多水体被归为城市绿地。从用户精度来看,该数值用于观察影像的漏分误差,从表中可看出 3 种植被指数差别较小,说明均存在一定的漏分现象。通过样本观察,原因一是由于一些植被(如紫叶李)光谱特征异于一般植被;原因二是因为部分草地刚被修剪以至于植被特征不明显;原因三是影像中的阴影区给影像分类带来噪声影响。从总体精度来看,该数值代表影像总体分类效果,3 种植被指数提取精度均在 83% 以上,若在影像自动提取的基础上进行少量的人工目视校正,其结果可满足城市绿地统计要求。从 kappa 系数来看,VDVI 一致性较高,说明分类可靠性较强;而其余两个植被指数一致性较差,可靠性相对较弱。

3 分类后处理

由于分类后的结果尚存在一些错分漏分现象,如学校的塑胶操场,光谱和纹理特征都与植被极其近似,导致被错误归类到城市绿地。以及存在一些分类正确但面积太小且与周围地物不一致的对象,如草坪中受外界影响导致草类长势不好的区域,形态上近似裸地,但这小片区域并不能真实反映这块

区域的土地覆被类型,因此应将其重新归类。

3.1 目视解译修改

对于塑胶操场和个别建筑与构筑物这类面积较大但数量较小且难以通过光谱、纹理特征剔除的错分对象,采用对照影像进行目视解译的方法进行局部修改。选用分类总体精度最高的 VDVI 分类结果为基础,利用 ENVI Class 软件通过目视解译将错分漏分区域进行更正。

3.2 小斑块去除

对于虚假像元引起的小图斑,目前常用处理方法包括 Majority/Minority 分析、聚类处理(Clump)和过滤处理(Sieve)^[20]。3 者区别在于 Majority/Minority 分析是通过类似于卷积滤波的方法将一定区域内占主要/次要地位的像元类别来代替中心像元的类别;聚类处理通过腐蚀或膨胀将临近的类似分类区域聚类以平滑影像中的斑点或洞;过滤处理通过斑点分组的方法来解决影像中的孤岛问题。由于 3 种方法的功能各有侧重,本文综合运用 3 种方法使分类结果更加精确:首先采用 Majority 分析工具去除影像中大部分斑点噪声,再使用聚类处理中膨胀工具使影像更加平滑,最后利用过滤处理工具处理仍存在的孤岛像元并进行重新归类。

3.3 城市绿化覆盖度计算

在更正结果基础上随机生成 100 个采样点验证其精度,当满足连续 3 次验证结果总体分类精度均大于 95% 时,将其进行矢量化以统计面积。统计得出研究区内城市绿地面积为 2.3948 km²,已知研究区面积为 5.9764 km²,依据公式(4)^[16]可得到研究区城市绿化覆盖率为 40.04%。将最终分类结果叠加原始影像输出最终结果为图 6。



图 6 研究区城市绿地分布图

Fig.6 Urban green space distribution map of the research area

$$G = \frac{P}{A} \times 100\% \quad (4)$$

式中, G 为城市绿化覆盖率, P 为城市内5大类绿地面积总和, A 为城市用地面积。

4 结论

相比传统的城市绿地信息提取,无人机遥感具有提取精度高、数据获取灵活方便、成本较低等优势,对于小范围内的高精度绿地信息提取具有十分大的发展潜力。本文基于高分辨率无人机影像,通过多尺度分割,构建3种不同的可见光植被指数,选取合适阈值建立光谱规则,提取得到北川县城城市绿地分布概况结果,并通过对比分析,得出以下结论:

(1)基于高分辨率无人机影像的面向对象分类技术适用于城市绿地提取统计。本文所采用的3种植被指数均能较好地地区分植被与非植被信息,其中基于VDVI的分割精度要高于NGRDI与NGBDI,提取总体精度达到89.5%,证明无人机遥感在城市绿地信息获取方面的可行性。

(2)依据植被指数提取结果,通过分类后处理校正,最终统计得到北川县城建成区绿化覆盖度为40.04%。对比2017年四川省统计年鉴所公布的数据中,北川县建成区绿化覆盖度为44%,分类结果比该值略低,经过分析是由于季节差异,自然环境变化,统计方式等带来的误差,属于可控范围。

本文还存在以下不足:

(1)本文所采用的方法优势在于能够有效提取狭小绿地,如行道树、花坛等,但也造成部分绿地图斑破碎,封闭绿地中存在细小的洞、斑点现象。

(2)本文仅通过构建可见光植被指数的方法进行绿地提取,因此仅考虑到影像的光谱特征,而对于部分富营养化的水体以及近似植被光谱特征的非植被区域区分效果较差,部分植被覆盖度较低或颜色特殊的绿地被遗漏,自动提取结果存在错分、漏分现象。

(3)由于影像分辨率高,数据量大,导致计算机处理速度较慢,且目前无人机在续航能力方面的技术还不成熟,因此该方法暂不适用于空间尺度太大的区域。

参考文献:

[1] 杨丽英. 无人机在精准农业中的关键技术及应用[J]. 高科技

与产业化,2015(07):74~79.

- [2] 毕凯,李英成,丁晓波,等. 轻小型无人机航摄技术现状及发展趋势[J]. 测绘通报,2015(03):27~31+48.
- [3] 陈忠良. 无人机技术在测绘工程测量中的应用[J]. 科学技术创新,2018(34):65~66.
- [4] 谢涛,刘锐,胡秋红,等. 基于无人机遥感技术的环境监测研究进展[J]. 环境科技,2013,26(4):55~60.
- [5] 张正健,李爱农,边金虎,等. 基于无人机影像可见光植被指数的若尔盖草地地上生物量估算研究[J]. 遥感技术与应用,2016,31(01):51~62.
- [6] 王利民,刘佳,杨玲波,等. 基于无人机影像的农情遥感监测应用[J]. 农业工程学报,2013,29(18):136~145.
- [7] 王正兴,刘闯,HUETE Alfredo. 植被指数研究进展:从AVHRR-NDVI到MODIS-EVI[J]. 生态学报,2003(05):979~987.
- [8] 郭锐. 植被指数及其研究进展[J]. 干旱气象,2003(04):71~75.
- [9] 乔婷,张怀清,陈永富,等. 基于NDVI分割与面向对象的东洞庭湖湿地植被信息提取技术[J]. 西北林学院学报,2013,28(04):170~175.
- [10] 杨柳,陈延辉,岳德鹏,等. 无人机遥感影像的城市绿地信息提取[J]. 测绘科学,2017,42(02):59~64.
- [11] Qian Yu, Pen Gong et al. Object-based Detailed Vegetation Classification with Airborne High Spatial Resolution Remote Sensing Imagery [J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2006, 72(7):799~811.
- [12] 汪小钦,王苗苗,王绍强,等. 基于可见光波段无人机遥感的植被信息提取[J]. 农业工程学报,2015,31(5):152~159.
- [13] 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/OL]. 国土资源遥感:1~7[2018-12-29].
- [14] Bryson Mitch, Reid Alistair, Ramos Fabio, et al. Airborne vision-based mapping and classification of large farmland environments[J]. Journal of Field Robotics, 2010, 27(5):632~655.
- [15] 陈德朝,鄢武先,马履一,等. 四川地震灾区县城绿化恢复重建树种调查与规划——以北川县永昌镇为例[J]. 四川林业科技,2013,34(03):53~56+68.
- [16] CJJ/T85-2017,城市绿地分类标准[S].
- [17] 尹芬,丁美青. 运用ENVI实现SPOT-5卫星影像的RVI提取[J]. 测绘与空间地理信息,2016,39(01):47~48+54.
- [18] Meyer G E, Neto J C. Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2008, 63(2):282~293.
- [19] Jiang, Jin-xiong, Liu, Qin-huo, Li, Hua. A Modified NDVI Threshold Method for Estimating LSE from FY3A/VIRR Data [P]. Remote Sensing, Environment and Transportation Engineering (RSETE), 2012 2nd International Conference on, 2012.
- [20] 杨柯. 基于ENVI的遥感图像自动解译分类结果优化[J]. 世界有色金属,2016(18):130~131.