

基于无人机遥感的黄河下游河南段河滩地植物群落多样性研究

朱红雷^{1,2}, 黄艳伟¹, 李英臣^{1,2}, 于飞^{1,2}, 涂田双¹, 王伟¹,
张元培¹, 李佳莉¹, 罗懿哲¹

(1. 河南师范大学生命科学学院, 河南 新乡 453007; 2. 河南师范大学黄河流域生态治理与
保护研究中心, 河南 新乡 453007)

摘要: 周期性的农业活动和水沙变化已经显著改变了黄河下游河滩地的植物群落结构, 快速、准确地获取河滩地的植物群落多样性信息, 可以为黄河流域生态保护和恢复提供参考依据。以位于河南省新乡市原阳县朱贵村南部的黄河下游河滩地的植物群落为研究对象, 采用最大似然、人工神经网络、面向对象和随机森林分类方法, 利用无人机多光谱遥感影像数据, 对河滩地上的植物进行分类, 计算出各种植物的相对盖度、相对频度、重要值和植物群落的 Simpson 多样性指数、Shannon-Wiener 多样性指数。研究结果表明, 利用无人机多光谱遥感影像数据, 可以较为准确地获取黄河下游河滩地上无遮盖植物的物种信息, 优选的遥感分类方法是人工神经网络分类方法, 其分类结果的总体分类精度和 Kappa 系数分别为 61.42% 和 0.52; 其对河滩地上植物物种的分类结果与实地调查结果基本一致。无人机多光谱遥感方法是研究湿地中植物群落多样性的有效方法。

关键词: 河滩地; 植物群落多样性; 无人机多光谱遥感; 黄河下游河南段

中图分类号: TP753; Q948.15

文献标识码: A

文章编号: 1672-5948(2021)01-017-10

黄河进入下游, 流速变缓, 河道游荡多变, 形成了大面积的河滩地。黄河河南段的湿地面积为 $20.39 \times 10^4 \text{ hm}^2$, 占河南湿地总面积的 32.47%。黄河河南段位于中国候鸟 3 条迁徙路线的中线上, 丰富的水草资源使之成为候鸟迁徙停留、栖息越冬、产卵繁殖的重要场所^[1-2]。近年来, 随着小浪底水库的建成和黄河下游用水量的增加, 导致黄河下游河南段的水量明显减少, 洪水漫滩的几率也明显减少, 二滩和高滩趋于稳定, 冲刷和淤积主要发生在嫩滩和河道内, 河流湿地面积急剧萎缩。此外, 黄河下游河南段的河滩地多被开垦为农田, 且呈现出“水退人进、水进人退”的周期性现象。当每年 10 月至翌年 6 月中旬黄河径流量较小时, 除了河道内的嫩滩外, 黄河两岸的大面积嫩滩都被开垦成农田; 当 6~9 月黄河水量较大时, 河滩被水

淹没。周期性的农业活动和水沙变化, 使黄河下游河南段湿地生态系统结构和功能退化严重, 生物多样性受到严重威胁。因此, 研究黄河下游河南段河滩的植物群落多样性可以为该地区生态保护和恢复^[3]提供重要的参考依据。

以往多采用野外实地调查的方式, 开展黄河下游河滩地植物群落多样性调查。21 世纪以来, 已经对黄河下游河南段河滩地(河岸带)原生植物群落和典型人工植物群落的区系特点、群落空间结构、种间关系和群落物种多样性开展了研究^[4-7]。虽然地面植物调查可以精确地获取植物的结构信息, 但是难以获取大范围的植物群落多样性空间分布信息。

虽然已经应用遥感技术对湿地中的植物群落开展了分类研究^[8-11], 但是, 中低分辨率的卫星影像

收稿日期: 2020-11-24; 修订日期: 2021-01-18

基金项目: 河南省重大科技专项项目(201300311700)、河南省高等学校重点科研项目(17A170007)和河南师范大学国家级项目培育基金项目(5101049170804)资助。

作者简介: 朱红雷(1987-), 男, 河北省邯郸人, 博士, 讲师, 主要从事遥感和 GIS 应用研究。E-mail: zhuhonglei@htu.edu.cn

难以获取植物群落的细节信息。近年来,无人机遥感以其低成本、灵活、云下作业和超高空间分辨率等优势,成为监测湿地中植物群落多样性的新技术^[12-14]。

目前,利用无人机影像数据自动提取植物物种信息的方法研究备受关注,自动提取植物物种信息的方法主要有监督分类方法^[15]、面向对象分类方法^[16]、随机森林方法^[17]和深度学习分类方法^[18]等。在生物学领域,常以无人机遥感技术作为获取植物群落空间分布信息的辅助技术,主要采用目视解译法,识别植物物种^[19-20];用于计算植物群落多样性指数的指标,如植物平均高度等,仍然需要在野外实地测量^[21]。

本研究以河南省新乡市原阳县朱贵村南部的黄河下游河滩地上的植物群落为研究对象,采用最大似然、人工神经网络、面向对象和随机森林分类方法,利用无人机影像数据,提取植物物种信息;在此基础上,进一步自动获取植物的相对盖度和相对频度等指标;最终,获得区域尺度的植物群落多样性空间分布信息。

1 数据和方法

1.1 采样地

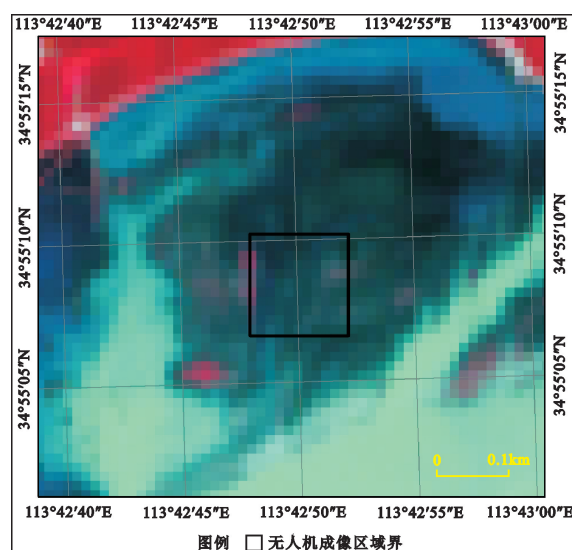
位于河南省新乡市原阳县朱贵村南部黄河下游的河滩地面积约为216.4 hm²。近年来,受农业活动的强烈干扰,该河滩地上的植物群落结构已经发生了显著变化,植物多样性水平急剧下降,其植物状况在黄河下游河滩地中具有典型性,故本研究以该处河滩地的一部分作为采样地(34°55'5"N~34°55'15"N, 113°42'40"E~113°43'E)(图1),开展研究。

实地调查结果和卫星影像显示,每年10月至翌年6月中旬,该河滩地已经大部分被开垦为耕地,6月底至10月初,耕地被河水淹没。

该区气候属暖温带大陆性季风气候,年平均气温为14.5℃,年降水量为573.3 mm,6~8月降水量为334.6 mm,年日照时数为1 925.1 h^[22]。

1.2 野外调查

于2020年10月19日,在采样地内,开展了野外植物群落调查。调查时发现,无人机成像区西侧(红色四边形所围部分)已经被开垦为农田,河滩

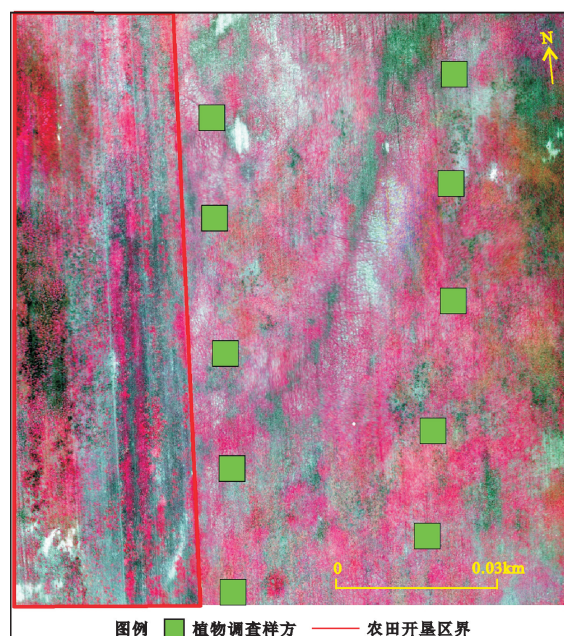


注:图中影像为2020年9月4日哨兵2号卫星标准假彩色影像。图中黑色方框所围为无人机成像区域。

图1 采样地的范围

Fig.1 The scope of sampling site

地上原有的天然植物群落已经遭到破坏。在采样地生长着天然植物群落的区域中,设置了2条样线(图2)。在每条样线上,布设了5个1 m×1 m的植物调查样方。在采样地中,共布设了10个植物调查样方。



注:图中影像为2020年10月10日无人机标准假彩色影像。

图2 实地调查样线和样方分布示意图

Fig.2 Sketch map of sampling lines and points in field survey

在每个植物调查样方中,开展详细的植物群

落学调查,记录植物的物种名称、植株数量、植株平均高度、植物群落盖度和该样方中心点的经纬度等基本信息。

1.3 选择的多样性指数

根据各种植物的相对频度、相对多度和相对盖度,计算其重要值。选择 Simpson 多样性指数和 Shannon-Wiener 多样性指数,研究采样地的植物群落多样性。

1.4 利用无人机影像数据的植物群落多样性监测方法

1.4.1 无人机影像数据获取

本研究所用的无人机为 Parrot Bluegrass 四旋翼无人机,图像传感器为 Sequoia 多光谱相机^[23]。Sequoia 多光谱相机由 RGB 相机和多光谱相机两部分组成。RGB 相机的像素为 1 600 万,但是由于其成像方式为卷帘式快门成像,导致其拍摄的可见光图像部分区域存在拉花现象,无法用于后续的图像拼接和正射图像生成等过程。多光谱相机包括红光波段、绿光波段、近红外波段和红边波段共 4 个波段,其中心波长分别为 660 nm、550 nm、790 nm 和 735 nm,前三者的带宽为 40 nm,红边波段的带宽为 10 nm,其像素都为 120 万。另外,无人机还配置了一个日光传感器,用来校正光环境变化对多光谱影像的影响。

2020 年 10 月 10 日上午 11 时,天气为多云、微风天气,光照环境较为均一。本研究利用 Pix4D capture 软件,规划了无人机航拍任务,将无人机的飞行高度设置为 60 m,航向重叠率和旁向重叠率都为 80%,飞行前对辐射定标板进行成像,获取了无人机多光谱影像数据。利用 Pix4D Dmapper 软件,对获取的无人机多光谱影像进行了预处理,经过图像拼接和辐射校正,最终得到成像区域的多光谱正射影像,影像覆盖面积为 11 550 m²,空间分辨率为 4.2 cm。

1.4.2 无人机影像解译标志

在无人机影像范围内,共分布着莎草(*Cyperus rotundus*)、鳢肠(*Eclipta prostrata*)、马唐(*Digitaria sanguinalis*)、狗牙根(*Cynodon dactylon*)、朝天委陵菜(*Potentilla supina*)、牛筋草(*Eleusine indica*)、马齿苋(*Portulaca oleracea*)、蒺藜(*Polygonum aviculare*)、苍耳(*Xanthium sibiricum*)和白茅(*Imperata*

cylindrica)共 10 种植物。

由于鳢肠、朝天委陵菜、马齿苋和蒺藜都处在发芽阶段,都在莎草和狗牙根等植物冠层的下方,无人机难以发现,另外,牛筋草的数量较少。因此,结合无人机影像,将无人机成像区域内的地物划分为苍耳、白茅、狗牙根、枯萎植物、裸地、马唐和莎草共 7 类(图 3)。其中,莎草在影像中分布广泛,且特征较为明显,在标准假彩色影像中呈淡红色;裸地也较为明显,颜色为亮白色和蓝色;在影像中,枯萎的苍耳和鳢肠等植物都呈深绿色或者黑色;白茅在区域内分布集中,且长势茂盛,在影像中呈暗红色;马唐和白茅在形态上差异较大,但是它们在影像中的颜色区别并不明显;影像中苍耳和莎草的颜色较为相近。

在无人机飞行任务结束后,实地对典型地物和植物群落进行定位和拍照,作为无人机影像分类结果的验证样点数据,共获取 127 个验证样点的数据(图 4)。

1.4.3 地物的遥感分类方法

采用最大似然方法、人工神经网络、面向对象方法和随机森林方法,对无人机影像中的地物进行分类。利用同步采集的地面验证点数据,对分类结果进行验证。选取分类精度最高的结果,作为研究植物群落多样性的本底数据。

利用 ArcGIS 10.6 软件,生成覆盖整个无人机影像的 5 m×5 m 的网格。在每个网格内,再划分出 25 个 1 m×1 m 的样方;利用 ArcGIS 10.6 软件中的空间统计功能,统计分类结果影像中每个 1 m×1 m 样方内各物种的盖度和频数,计算 5 m×5 m 网格中各物种的重要值[(相对盖度+相对频度)/2];最后,计算出每个 5 m×5 m 网格植物群落的 Simpson 多样性指数和 Shannon-Wiener 多样性指数。

2 结果与分析

2.1 实地调查的采样地植物群落多样性

根据实地调查的 10 个植物样方的数据,计算出采样地各种植物的相对多度、相对盖度、相对频度、重要值和植物群落的 Simpson 多样性指数和 Shannon-Wiener 多样性指数。

由表 1 可知,在 10 个样方中共有 9 种植物,重要值位居前 4 位的植物分别为莎草、鳢肠、马唐和

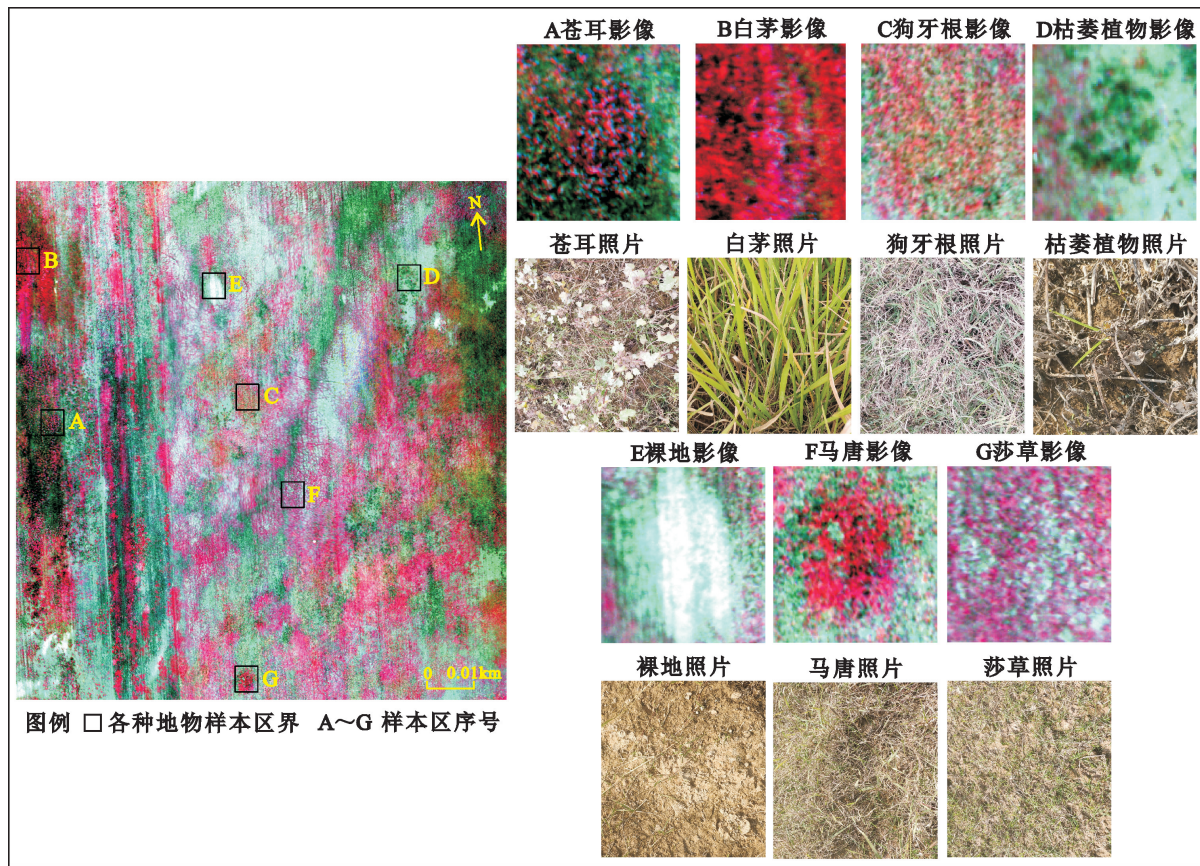


图3 无人机影像中的典型植物及其实物照片

Fig.3 Typical plants in unmanned aerial vehicle images and their actual photos

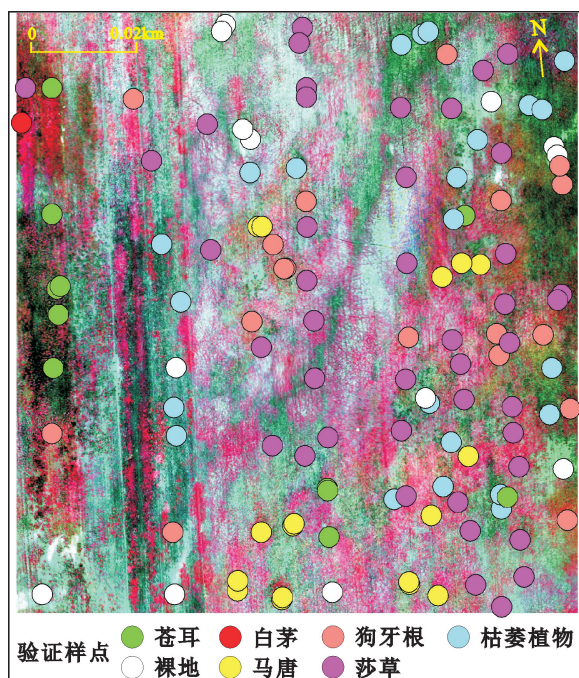


图4 验证样点分布图

Fig.4 Distribution map of verification sampling points

狗牙根。莎草的相对多度、相对频度和相对盖度都相对最大,其值分别为0.853 6、0.277 8和0.846 9。由此可见,莎草在采样地内的数量较多且分布广泛,是绝对优势种。鳢肠虽然数量较多,但仍处于发芽阶段,其被莎草和狗牙根所覆盖,因此在无人机影像中没有体现出来。

Simpson 多样性指数对于富集种更加敏感,Shannon-Wiener 多样性指数与物种丰富度的关系最密切。Simpson 多样性指数的最低值为0,最高值为 $(1-1/\text{物种总数})$ 。草本植物群落 Shannon-Wiener 多样性指数一般在1.5~3.5之间。计算结果显示,采样地内植物群落的 Simpson 多样性指数为0.541,Shannon-Wiener 多样性指数为1.237,表明采样地的植物群落多样性水平偏低。

2.2 利用无人机影像数据的采样地植物群落多样性

2.2.1 采用4种分类方法的分类结果

在 ENVI5.3 软件中,选择相同的样本区域,采

表1 植物调查样方中各种植物的相对多度、相对盖度、相对频度和重要值

Table 1 Relative abundance, coverage, frequency and importance values of various plants in plant investigation quadrats

植物名称	相对多度	相对盖度	相对频度	重要值
莎草	0.853 6	0.846 9	0.277 8	0.659 4
鳢肠	0.075 4	0.031 1	0.194 4	0.100 3
马唐	0.049 7	0.081 3	0.166 7	0.099 2
狗牙根	0.008 5	0.015 7	0.138 9	0.054 4
朝天委陵菜	0.002 2	0.000 3	0.083 3	0.028 6
牛筋草	0.002 5	0.012 4	0.055 6	0.023 5
马齿苋	0.005 5	0.006 7	0.027 8	0.013 3
蒿蓄	0.002 3	0.001 9	0.027 8	0.010 6
苍耳	0.000 3	0.003 8	0.027 8	0.010 6

用4种方法,利用无人机影像数据,对采样地的地物进行遥感分类,结果显示,采用最大似然、人工神经网络和随机森林分类方法得到的分类结果较为相似,而采用面向对象方法得到的分类结果与前三者差异显著。

最大似然法和随机森林法的分类结果结果(图5a和图5d)比较相似,苍耳分布区、枯萎植物分布区和莎草分布区的面积比例相差较小;在两种分类结果中,苍耳分布区面积和莎草分布区面积所占比例为22.85%~27.90%(表2),枯萎植物分布区面积所占比例分别为18.98%和23.22%,裸地和狗牙根分布区面积所占比例二者相差较大,前者分别为17.33%和7.96%,后者分别为4.39%和15.79%。在面向对象分类方法的分类结果(图5c)中,大面积的莎草分布区被划错分为狗牙根分布区,裸地被错分为其它地物,地物错分现象比较严重。实地调查结果表明,在无人机影像覆盖区域内,苍耳分布区的面积相对较小,而在采用最大似然法和随机森林法的分类结果中,部分莎草分布区被错分为苍耳分布区。与其它方法的分类结果相比,人工神经网络方法的分类结果的总体分类精度最高,Kappa系数也最大,其分别为61.42%和0.52。

从表3中可以看出,裸地的识别结果最好,13个验证点与分类结果全部一致。其次为枯死植被,24个验证点中,19个点分类正确,3个被错分为裸地,2个被划分为莎草。苍耳、狗牙根、莎草和马唐正确分类的比例分别为54.55%、50.00%、

55.81%和35.29%,错分现象也主要在这4种植物的分类中发生。

2.2.2 植物群落多样性

将采用人工神经网络方法的分类结果作为数据源,在无人机影像上,在10个实地调查样方的位置点上生成面积为1 m²的样方,在ENVI 5.3软件和Excel 2016软件中,统计和计算各类型植物的相对盖度、相对频度和重要值(表4),并与10个实地植物调查样方的调查结果进行比较,结果显示,从无人机影像中识别出的植物物种数量少于实地调查的物种数量,主要是莎草和狗牙根等优势物种的冠层覆盖了鳢肠、朝天委陵菜、马齿苋和蒿蓄。计算出的植物群落的Simpson多样性指数为0.552,Shannon-Wiener多样性指数为1.091,表明植物群落的多样性水平偏低。

利用无人机影像数据得到的样方中的植物重要值排序结果与实地调查的植物重要值排序结果一致,莎草为绝对优势种,其次为马唐、狗牙根、苍耳,白茅是将马唐误分的结果。很显然,利用无人机影像可以识别出植物群落的优势种,计算出的Simpson多样性指数和Shannon-Wiener多样性指数与实测数据相近。

图6显示,Simpson和Shannon-Wiener多样性指数的空间分布具有一致性,中部植物群落的多样性偏低,主要是莎草群落植物类型单一,东、西两侧植物群落的多样性指数值较大。在无人机影像覆盖范围内,植物群落的Simpson多样性指数值变化在0.000~0.783之间,平均值为0.564,Shannon-Wiener多样性指数值的范围变化在0.000~

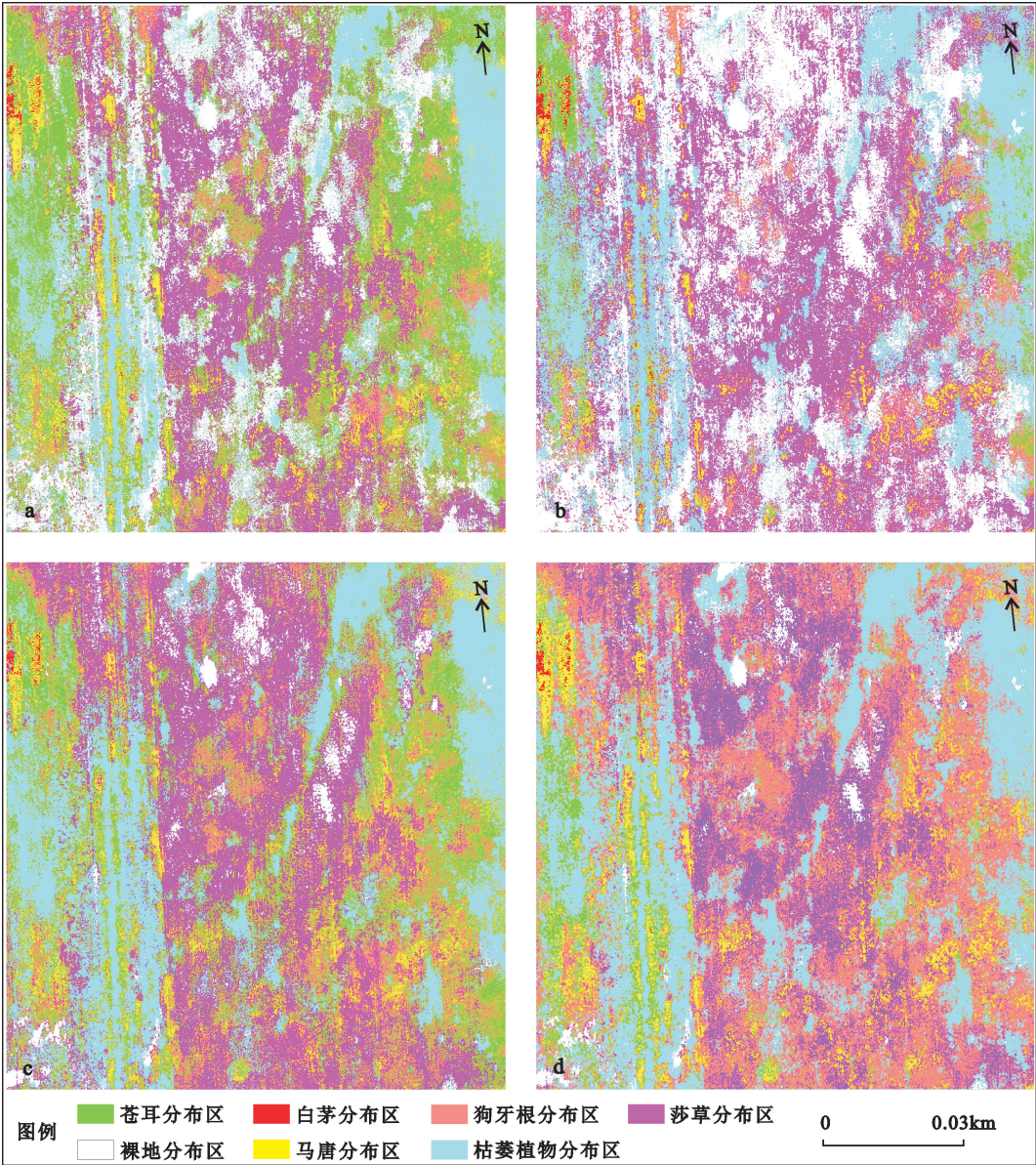


图5 采用最大似然(a)、人工神经网络(b)、面向对象(c)和随机森林(d)分类方法的采样地植物分类结果
Fig.5 Classification results of the plants at sampling site using methods of maximum likelihood estimate (a), artificial neural network (b), object-oriented (c), and random forest (d)

表2 采用4种方法的地物分类结果精度
Table 2 Classification accuracy of the ground objects using 4 methods

分类方法	各种地物面积所占比例(%)							总体分类精度(%)	Kappa 系数
	苍耳分布区	白茅分布区	狗牙根分布区	枯萎植物分布区	裸地	马唐分布区	莎草分布区		
最大似然方法	27.63	0.24	7.96	18.98	17.33	5.00	22.85	57.14	0.49
人工神经网络方法	4.31	0.32	7.87	22.81	31.83	3.82	29.03	61.42	0.52
随机森林方法	23.44	0.22	15.79	23.22	4.39	5.04	27.90	55.56	0.47
面向对象方法	6.40	0.18	40.98	26.69	2.60	5.98	17.17	56.35	0.48

表3 采用人工神经网络方法的分类结果的混淆矩阵
Table 3 Confusion matrix of classification result using artificial neural network

	苍耳分布区	白茅分布区	狗牙根分布区	枯萎植物分布区	裸地	马唐分布区	莎草分布区	合计
苍耳分布区	6	0	4	0	0	3	5	18
白茅分布区	0	1	0	0	0	0	0	1
狗牙根分布区	1	0	9	0	0	4	5	19
枯萎植物分布区	1	0	0	19	0	0	0	20
裸地	0	0	0	3	13	1	4	21
马唐分布区	1	0	1	0	0	6	5	13
莎草分布区	2	0	4	2	0	3	24	35
合计	11	1	18	24	13	17	43	127

表4 利用无人机影像数据得到的各种植物相对盖度、相对频度和重要值
Table 4 Relative coverage, frequency and importance values of various plants obtained from unmanned aerial vehicle images

植物名称	相对盖度	相对频度	重要值
莎草	0.933 6	0.333 3	0.633 5
马唐	0.014 5	0.333 3	0.173 9
狗牙根	0.035 0	0.200 0	0.117 5
苍耳	0.016 9	0.066 7	0.041 8
白茅	0.000 0	0.066 7	0.033 3

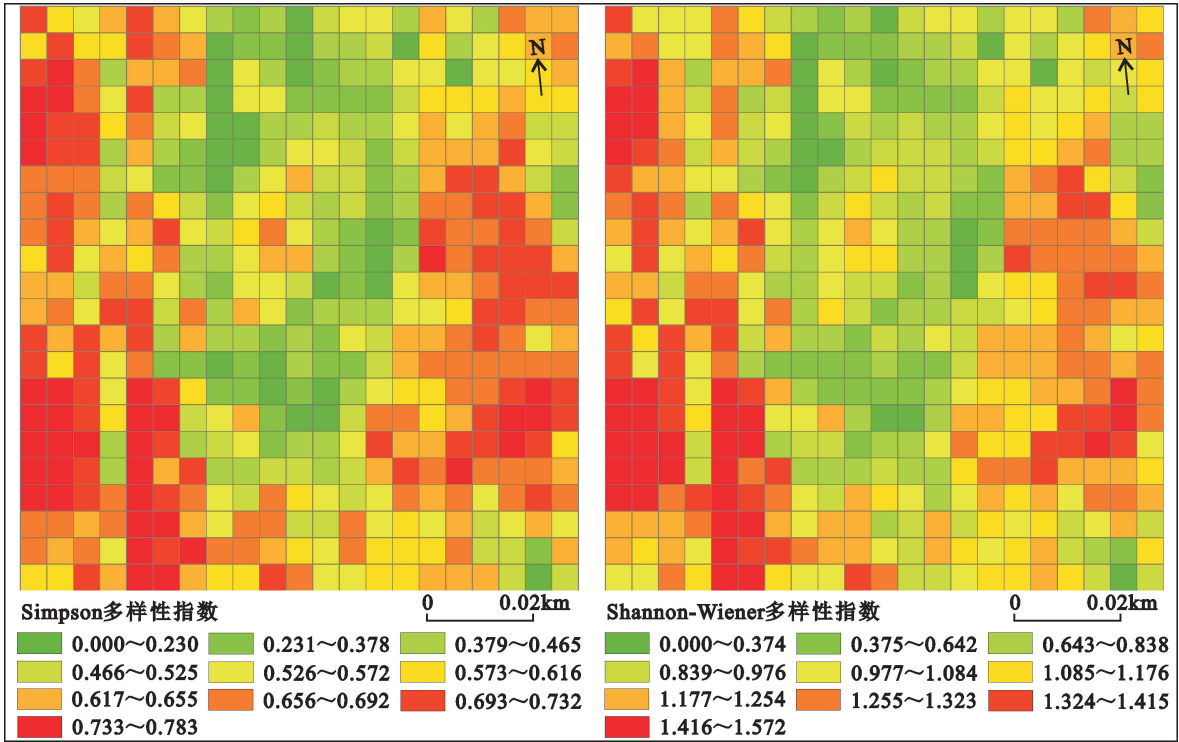


图6 利用无人机影像分类数据计算出的植物多样性指数空间分布图

Fig.6 Spatial distribution map of plant diversity indexes using classification data from unmanned aerial vehicle images

1.572之间,平均值为1.045。

3 讨论

3.1 植物物种自动识别精度

根据实地调查,无人机影像范围内共有10种植物,分别为莎草、鳢肠、马唐、狗牙根、朝天委陵菜、牛筋草、马齿苋、篇蓄、苍耳和白茅。采用自动识别方法,可以从无人机图像中识别出5种植物,分别为莎草、马唐、狗牙根、苍耳和白茅。其中,牛筋草数量较少,且与其它优植物混生在一起,故难以被识别,而鳢肠、朝天委陵菜、马齿苋和篇蓄淹水后都处于生长初期,被莎草和狗牙根等的冠层覆盖,难以被观测到。选择植物物种生长旺盛期或者成熟期的无人机影像应该能获得更好的植物分类效果。

以往的研究多采用面向对象的分类方法提取无人机影像中的植物物种信息,且分类结果的总体分类精度和Kappa系数可以达到0.8以上^[13,24-25]。本研究结果表明,基于像元分类方法的分类结果优于面向对象方法,其原因是采样地内的莎草、狗牙根和苍耳分布区在影像上的宽度约为2~6个像元,长度约为4~10个像元,且相对较为离散,斑块特征不明显。在利用ENVI 5.3软件中的面向对象分类工具时,即使分割尺度设置为个位数,其分割的斑块里仍含有其它地物,然而较小的斑块导致纹理和形状信息不能有效地改善分类结果。

3.2 重要值指标计算方法

草本植物的重要值为相对盖度、相对频度和相对多度的平均值。其中,相对盖度和相对频度可以从无人机分类图像中快速获取,而相对多度难以通过分类图像获取。计算相对多度需要统计不同植物物种的个体数,理论上可以通过该物种的总盖度除以单个个体的盖度来计算,但是不同植物可能混杂分层生长,故难以通过无人机影像进行统计。因此,本研究将植物物种的相对盖度和相对频度的平均值作为其重要值。

也有研究将植物物种的相对盖度和相对高度的平均值作为重要值。相对高度信息可以利用无人机影像数据反演的数字表面模型(digital surface model, DSM)来获取。在本研究中,通过提取分类图像中的裸地类型对应的DSM值,采用反距

离权重法,插值得到采样地的DSM,将两者相减,并将负值修改为0,即可以得到植物的高度信息。但是,采样地内大部分草本植物的估算高度为0,仅在图像东、西两侧有较高的植物,估算误差较大。对于采样地内的草本植物,如莎草和狗牙根,其实际高度一般为4~10 cm,利用无人机影像数据反演的植物高度难以满足草本植物高度信息提取的要求。携带有RTK系统的无人机可以在成像时精确地获取其外方位元素信息,可以生成高精度的DSM,应该能获取准确的植物高度,进一步的研究将尝试采用该系统估算植物高度。

3.3 植物群落多样性监测

对植物群落进行实地调查,在一个调查样地内仅能获取小尺度范围的数据,而利用无人机遥感技术,可以实现对植物群落多样性指标的空间全覆盖监测,而且时间成本和人工成本都远低于实地调查。

无人机遥感的植物物种分类精度有待提高。物种丰富度,即物种数量,会影响Simpson多样性指数和Shannon-Wiener多样性指数的计算结果。在均匀度变化程度相同的情况下,随着物种丰富度的增加,植物群落的Simpson和Shannon-Wiener多样性指数会增大^[26]。本研究利用无人机影像数据识别的物种数量比实地调查的物种数量少,且个别物种识别精度较低,选择合适的时相和采用高光谱相机应该能取得更高的分类精度。

4 结论

在采用最大似然、人工神经网络、面向对象和随机森林方法得到的分类结果中,采用人工神经网络方法得到的分类结果的分类精度相对最高,其总体分类精度和Kappa系数分别为61.42%和0.52,可以较为准确地获取黄河下游河滩地上无遮盖植物物种的分布信息。其中,莎草、马唐和狗牙根重要性值排序结果与实地样方调查结果一致。

无人机多光谱遥感方法是研究湿地中植物群落多样性的有效方法。

参考文献

- [1]郑刘梦,郭玉明,冯晟林,等.新乡黄河湿地鸟类多样性研究[J].野生动物学报,2017,38(4): 622-627.

- [2]牛俊英. 河南黄河湿地国家级自然保护区鸟类多样性及动态变化的研究[D]. 石家庄: 河北师范大学, 2007.
- [3]董盼盼, 修玉娇, 张振明, 等. 黄河流域湿地保护与高质量发展[J]. 湿地科学, 2020, **18**(2): 350-355.
- [4]宋绪忠. 黄河下游河南段滩地植被特征与功能研究[D]. 北京: 中国林业科学研究院, 2005.
- [5]郭会哲. 黄河下游河南段河岸带植物区系、群落结构及多样性特征研究[D]. 郑州: 河南农业大学, 2006.
- [6]韦翠珍, 张佳宝, 周凌云. 黄河下游河滨湿地不同草本植物群落物种多样性研究[J]. 湿地科学, 2012, **10**(1): 58-64.
- [7]孙浩冉, 孙森. 郑州黄河湿地自然保护区植被组成及其区系成分[J]. 湿地科学, 2018, **16**(2): 185-195.
- [8]董张玉, 刘殿伟, 王宗明, 等. 遥感与GIS支持下的盘锦湿地水禽栖息地适宜性评价[J]. 生态学报, 2014, **34**(6): 1503-1511.
- [9]肖锦成, 欧维新, 符海月. 基于BP神经网络与ETM+遥感数据的盐城滨海自然湿地覆被分类[J]. 生态学报, 2013, **33**(23): 7496-7504.
- [10]ADAM E, MUTANGA O, RUGEGE D. Multispectral and hyperspectral remote sensing for identification and mapping of wetland vegetation: A review[J]. Wetlands Ecology & Management, 2010, **18**(3): 281-296.
- [11]MAHDIANPARI M, GRANGER J E, MOHAMMADIMANESH F, *et al.* Meta-analysis of wetland classification using remote sensing: A systematic review of a 40-year trend in North America [J]. Remote Sensing, 2020, **12**(11): 1882.
- [12]KATTENBORN T, EICHEL J, FASSNACHT F E. Convolutional Neural Networks enable efficient, accurate and fine-grained segmentation of plant species and communities from high-resolution UAV imagery[J]. Scientific Reports, 2019, **10**(1): 17656.
- [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.
- [14]CAO Jingjing, LENG Wanchun, LIU Kai, *et al.* Object-based mangrove species classification using unmanned aerial vehicle hyperspectral images and digital surface models[J]. Remote Sensing, 2018, **10**(2): 89.
- [15]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.
- [16]肖武, 任河, 吕雪娇, 等. 基于无人机遥感的高潜水位采煤沉陷湿地植被分类[J]. 农业机械学报, 2019, **50**(2): 177-186.
- [17]翟浩, 唐彬童, 辜彬. 基于无人机影像的边坡植物物种分类[J]. 西北林学院学报, 2020, **35**(3): 185-190, 249.
- [18]黄亦其, 刘琪, 赵建晔, 等. 基于深度卷积神经网络的红树林物种无人机监测研究[J]. 中国农机化学报, 2020, **41**(2): 141-146, 189.
- [19]杨龙, 孙中宇, 唐光良, 等. 基于微型无人机遥感的亚热带林冠物种识别[J]. 热带地理, 2016, **36**(5): 833-839.
- [20]QIN Y, SUN Y, ZHANG W, *et al.* Species monitoring using unmanned aerial vehicle to reveal the ecological role of Plateau Pika in maintaining vegetation diversity on the northeastern Qinghai-Tibetan Plateau[J]. Remote Sensing, 2020, **12**(15): 2480.
- [21]杨怡. 基于UAVRS的湿地植物物种多样性真值和抽样方法优化研究[D]. 南昌: 江西师范大学, 2020.
- [22]刘玮敏, 李曼, 张彦利. 原阳县农业气候特征分析[J]. 乡村科技, 2018(9): 106-108.
- [23]董世魁, 汤琳, 张相锋, 等. 高寒草地植物物种多样性与功能多样性的关系[J]. 生态学报, 2017, **37**(5): 1472-1483.
- [24]陈昂, 杨秀春, 徐斌, 等. 基于面向对象与深度学习的榆树疏林识别方法研究[J]. 地球信息科学学报, 2020, **22**(9): 1897-1909.
- [25]闻馨, 贾明明, 李晓燕, 等. 基于无人机可见光影像的红树林冠层群落识别[J]. 森林与环境学报, 2020, **40**(5): 486-496.
- [26]许晴, 张放, 许中旗, 等. Simpson指数和Shannon-Wiener指数若干特征的分析及“稀释效应”[J]. 草业科学, 2011, **28**(4): 527-531.

Diversity of Plant Community in Flood Land of Henan Section of the Lower Yellow River based on Unmanned Aerial Vehicle Remote Sensing

ZHU Honglei^{1,2}, HUANG Yanwei¹, LI Yingchen^{1,2}, YU Fei^{1,2}, TU Tianshuang¹, WANG Wei¹,
ZHANG Yuanpei¹, LI Jiali¹, LUO Yizhe¹

(1. College of Life Sciences, Henan Normal University, Xinxiang 453007, Henan, P.R.China; 2. Research Center for Ecological Management and Protection of the Yellow River Basin, Henan Normal University, Xinxiang 453007, Henan, P.R.China)

Abstract: Periodic agricultural activities and flow-sediment variation have significantly changed the plant community structure in the lower reaches of the Yellow River. The rapid and accurate acquisition information of plant community diversity can provide important reference and basis for ecological protection and management of the Yellow River Basin. In this paper, the typical flood plain area of Henan section of the lower reaches of the Yellow River in Yuanyang county, Henan province was taken as the research area. The multispectral images of the study area were obtained by remote sensing platform of the unmanned aerial vehicle (UAV). The classification accuracy of plant species in the flood land using 4 kinds of automatic methods was evaluated. Then, relative coverage, relative frequency, important value and the spatial distribution information of Simpson and Shannon-Wiener diversity indexes of the plant community in the study area were obtained. The results showed that multispectral remote sensing by UAV could accurately obtain the uncovered plant species distribution information in the lower reaches of the Yellow River. The optimal remote sensing classification and extraction method was neural network classification method, with the overall classification accuracy and Kappa coefficient of 61.42% and 0.52 respectively. The monitoring method of plant community diversity based on UAV remote sensing could obtain the spatial coverage of diversity indicators. The evaluated values of Simpson and Shannon-Wiener diversity indexes were basically consistent with those by the field survey. The investigation of plant community diversity based on UAV remote sensing is an effective way for investigation of the plants in the wetlands.

Keywords: flood land; plant community diversity; unmanned aerial vehicle remote sensing; Henan section of the lower reaches of the Yellow River