

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.12.021

基于无人机遥感的伐区造林坑穴数量与参数提取

周小成¹ 王锋克¹ 黄洪宇¹ 冯芝清² 肖祥希³ 李媛¹

(1. 福州大学空间数据挖掘与信息共享教育部重点实验室, 福州 350108;
2. 福建金森林业股份有限公司, 三明 353300; 3. 福建省林业科学研究院, 福州 350012)

摘要: 为了挖掘无人机遥感在核查造林成果中的应用潜力,采用无人机遥感技术对福建省将乐县一伐区造林坑穴数量和参数进行自动化提取实验。采用大疆精灵 4 Pro 型无人机,获取空间分辨率 0.01 m 的可见光遥感数据,经处理后得到正射影像(DOM)、数字表面模型(DSM)和无人机影像点云数据;分别采用基于 DOM 人工目视解译、基于 DOM 模板匹配法和基于 DSM 圆形霍夫变换法进行各类信息提取,比较各种方法在造林坑穴数量和宽度、深度参数提取上的精度和实用性。结果表明:基于 DOM 模板匹配法得到的坑穴数量正确率为 92.60%。基于 DSM 数据的圆形霍夫变换法坑穴数量正确率为 95.15%,坑穴宽度和深度提取值与测量值的决定系数(R^2)分别为 0.93 和 0.92,均方根误差(RMSE)分别为 1.02 cm 和 1.67 cm,该方法不仅可以得到优于模板匹配的数量精度,还可有效提取坑穴宽度和深度参数信息,提高了坑穴参数提取的效率。无人机遥感技术在提取坑穴数量、宽度和深度参数方面能够满足造林坑穴指标核查需求。

关键词: 造林坑穴; 无人机遥感; 数字表面模型; 模板匹配; 圆形霍夫变换

中图分类号: TP79 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2021)12-0201-06 **OSID:** 

Number and Parameters Extraction of Tree Well Based on UAV Remote Sensing in Cutting Area

ZHOU Xiaocheng¹ WANG Fengke¹ HUANG Hongyu¹ FENG Zhiqing² XIAO Xiangxi³ LI Yuan¹

(1. Key Laboratory of Spatial Data Mining and Information Sharing, Ministry of Education, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China
2. Fujian Jinsen Forestry Co., Ltd., Sanming 353300, China
3. Fujian Academy of Forestry Sciences, Fuzhou 350012, China)

Abstract: In order to explore the application potential of unmanned aerial vehicle (UAV) remote sensing in the verification of afforestation results, unmanned aerial vehicle (UAV) remote sensing technique was used to extract the parameters and the number of tree well in a cutting area of Jiangle County, Fujian Province. Phantom 4Pro UAV equipped with a digital camera was used to obtain 0.01 m resolution aerial images. DOM, DSM and point cloud data were acquired after pre-processing. They were interpreted by artificial visual interpretation, template matching method, circular Hough transform, respectively, by which all the parameters of tree well were extracted and then analyzed and the applicability and classification accuracy of each method was evaluated in the parameters extraction of tree well in afforestation project. The correctness of tree well number obtained by template matching was 92.60%. The correctness of holes number obtained by circular Hough transform was 95.15%. At the same time, the measurement of tree well width and depth got a good results with the R^2 of 0.93 and 0.92, root mean square error (RMSE) values of 1.02 cm and 1.67 cm. It not only had high precision, and the results were consistent with template matching method, but also extracted the width and depth of tree well and improved the processing speed of big data. Remote sensing based on UAV could be used for number, width and depth parameters extraction of tree well. The circular Hough transform method could get precision parameters of tree well, which providing a technical plan for quality checking of tree well and extending UAVRS application in afforestation project.

Key words: tree well in afforestation project; unmanned aerial vehicle remote sensing; digital surface model; template matching; circular Hough transform

0 引言

造林挖穴是植树造林的第一步,也是造林过程中极其重要的一环,坑穴的数量和质量关乎植树造林的成活率,影响最终的造林成果质量。当前对造林坑穴的参数提取和质量评价主要依赖工作人员现场抽检,一方面工作量大、效率低,另一方面客观准确性难以得到保证。无人机遥感技术应用于植被信息提取和林业资源调查方面已经进行了大量研究,各种方法被广泛应用于植被高度、植被覆盖度、造林规划设计、林分参数提取等方面^[1-6]。随着图像处理技术的发展,基于无人机影像的人工智能和模板匹配技术在目标探测^[7-8]和图像自动解译^[9-11]等方面得到广泛应用。已有文献证明无人机遥感在各类目标探测和识别方面具有较好的实用价值^[12-15]。造林坑穴目标具有特定的形状、光谱和空间分布特征,相互之间具有较大的相似度。模板匹配技术被广泛应用于相似光谱特征目标提取方面。文献[16]利用基于模板的特征和基于目标的多光谱图像特征构建出蚁穴自动检测的分类器。文献[17]采用面向对象的模板匹配法和支持向量机法对草地鼠洞进行自动识别,总体精度较高。霍夫变换在提取特定形状目标方面有较多应用。文献[9]基于无人机遥感影像和数字表面模型(Digital surface model, DSM)数据综合运用圆形霍夫变换的方法实现柑橘树自动化提取。文献[18]基于圆形霍夫变换提取图像中圆形对象的方法提取高分辨率遥感影像中的圆形建筑物。

本文采用大疆精灵 4 Pro 型无人机,实地航拍获取 0.01 m 空间分辨率的可见光影像数据,进行伐区造林坑穴的数量和宽深参数提取研究,以期为造林坑穴质量评价提供自动化的解决方案。

1 研究区和数据获取

研究区位于福建省将乐县某伐区(26°51'13"N, 117°34'50"E),该林场位于福建省西北部,地处武夷山脉东南部、金溪河畔,多为中、低山地貌,以低山丘陵为主,平均海拔 400~800 m,最高海拔为 1 403 m,最低海拔为 140 m。研究区整体坡度约为 25°,面积约 3 712 m²,该研究区的具体位置如图 1 所示。

使用大疆精灵 4 Pro 型无人机进行遥感影像数据采集,该型无人机搭载 1 英寸 2 000 万像素 CMOS 摄像头,等效 35 mm 焦距,携带方便,在复杂环境下也可快速执行影像采集任务。因测区地形起伏大且无人机不具备仿地形飞行能力,结合实际将测区划分为两部分分别设计航线来获取数据,其目的是防

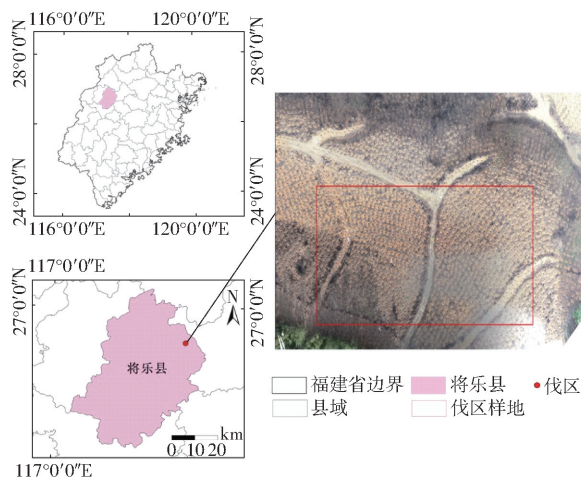


图1 研究区位置示意图

Fig. 1 Location of study area

止地面分辨率变化过大影响图像拼接效果。航线设计为航向重叠率 90%,旁向重叠率 70%,飞行相对高度约为 36 m,空间分辨率为 0.01 m。为了保证成果的平面精度和高程精度以及将成果统一至 CGCS2000(China geodetic coordinate system 2000)坐标系下,现场采用华测 i70 型 GNSS 接收机获取 11 个高精度地面控制点(Ground control point, GCP),实时差分(Real-time kinematic, RTK)模式下的平面精度为 $\pm(8 \text{ mm} + 1 \times 10^{-6} D)$,高程精度为 $\pm(15 \text{ mm} + 1 \times 10^{-6} D)$,其中 D 表示移动站 RTK 与基准站间距离。

使用主流无人机摄影测量处理软件 Pix4D 进行数据预处理,得到研究区正射影像(Digital orthophoto map, DOM)、数字表面模型(DSM)及无人机摄影测量点云产品。对使用 GCP 和不使用 GCP 生产的 DSM 分别进行精度验证,得到的标准误差(Root mean square error, RMSE)分别为 0.056 m 与 0.158 m。根据林业生产要求,标准坑穴深度 0.400 m,误差小于 15%,使用 GCP 生产的 DSM 满足使用精度要求。

2 研究方法

根据无人机可见光影像进行造林坑穴参数提取,整体思路为:基于无人机可见光影像生产的 DOM、DSM 和影像点云数据,采用目视解译、模板匹配和圆形霍夫变换方法对造林坑穴的数量、宽度和深度参数进行提取,整体流程如图 2 所示。

2.1 目视解译法提取坑穴数量

目视解译主要基于人工判读,在 DOM 上借助坑穴的影子信息容易人工辨别坑穴与非坑穴对象,在坑穴上量取南北和东西两方向长度并计算均值获取宽度信息,在无人机影像点云上手工量取深度信

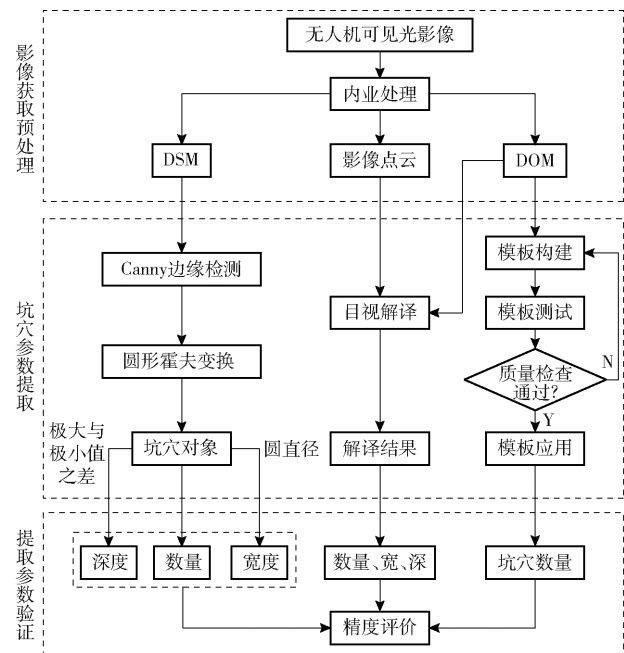


图2 基于无人机遥感造林坑穴数量和参数提取流程图

Fig.2 Flow chart of number and parameters extraction of tree well based on UAV remote sensing

息。根据人工解译结果,最终在研究区得到坑穴总计 1 021 个。

2.2 基于 DOM 模板匹配法提取坑穴数量

模板匹配是在目标检测领域最早被提出以及相对来说较为简单的检测方法,它的原理是依据相关策略,根据已知模块在搜索图像中寻找逼近模块的匹配过程^[19]。造林坑穴有标准尺寸,相互之间有很大的相似度,因此选择模板匹配技术作为坑穴数量检测方法之一。

2.2.1 模板创建与测试

基于 DOM 创建初始模板时应选择具有代表性以及不同光照条件下的坑穴。标准坑穴穴面宽为 0.5 m,因此设置固定窗口为 50 个像素的正方形来选取样本。分别计算所有样本在红、绿、蓝波段的平均值生成初始模板,并统计各样本和初始模板之间的平均相关系数,样本生成模板示意图如图 3 所示。实验得红、绿、蓝 3 个波段平均相关系数分别为 0.75、0.73、0.70,相关系数越大说明该波段越适合坑穴的目标提取。因此本文选择红光波段数据作为源数据进行坑穴提取。

初始模板生成后应用于随机选择的某区域,正确识别率未达到 80% 以上则手动纠正并将正确识别的坑穴加入样本重新生成模板。重复上述过程,直至满足要求,此时模板创建完成,红光波段下样本与模板的平均相关系数提升至 0.77。

2.2.2 模板应用

将最终生成的模板应用于正射影像的红光波段

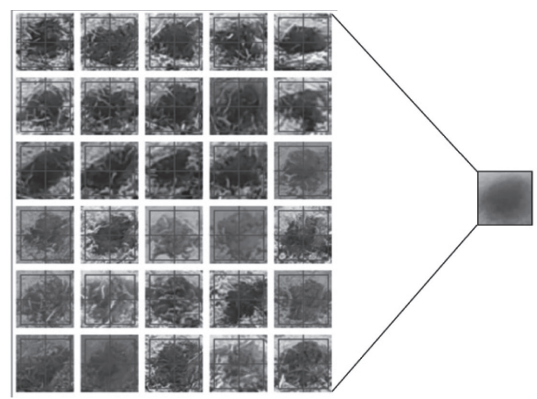


图3 样本生成模板示意图

Fig.3 Generated template data from samples

图像中,采用滑动窗口的方式在每个位置上计算备选区与模板之间相关系数。设置合适的相关系数阈值,本实验设置阈值为 0.7,即相关系数不小于 0.7 可判断为坑穴。相关系数计算式为

$$R(x,y)=\frac{\sum_{x',y'}[T(x',y')I(x+x',y+y')]}{\sum_{x',y'}T(x',y')\sum_{x',y'}I(x+x',y+y')} \quad (1)$$

式中 (x,y) ——待匹配图像像元坐标

(x',y') ——模板图像像元坐标

T ——模板图像

I ——待匹配图像(图 4)

w ——模板宽 h ——模板高

R ——相关系数

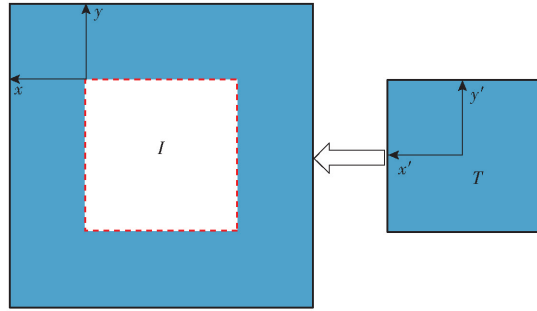


图4 待匹配图像 I 与模板 T 示意图

Fig.4 Schematic of image I to be matched and template image T

2.3 基于 DSM 圆形霍夫变换法提取坑穴数量、宽深参数

由正射影像图观察可知,基于 DOM 提取坑穴主要利用坑穴影子的光谱信息,实际提取得到的是坑穴的影子,因此使用 DOM 模板匹配法只能获取坑穴数量信息而无法获取真实的宽度和深度信息。此外,因山区地形和天气变化影响,DOM 容易出现色彩不均匀的情况,这对于模板匹配法坑穴提取较为不利。

人工造林坑穴坑面近似于圆形,运用边缘检测技术对坑穴对象进行边界提取,之后基于边界图像

进行圆形霍夫变换找到其中潜在的圆形可有效提取坑穴对象。在本研究中,基于圆形霍夫变换对圆形坑穴对象进行提取主要步骤包括:边缘检测、圆形霍夫变换找圆和坑穴参数计算 3 个步骤。

2.3.1 Canny 边缘检测

图像边缘分布在图像中像素的灰度、纹理等特征剧烈变化的地方,图像中的目标与图像背景的灰度在这些地方必然会存在阶跃,表现为函数图像呈现出剧烈的变化。常用的边缘检测算子有 Sobel 算子、Laplacian 算子和 Canny 算子等,其中,Sobel 算子适用于渐变图像,对边缘的定位精度不高;Laplacian 算子是各向同性的,但是对噪声比较敏感。对于坑穴 DSM 数据来说,坑穴边界高程发生跳跃式分布,坑穴轮廓清晰,地面情况复杂,本文选择 Canny 算子进行边缘检测。

Canny 算子作为一种标准的边缘检测算子,由 CANNY 在 1986 年提出,被广泛应用于各类图像边缘提取^[20]。Canny 算子滤波步骤包括:高斯滤波、梯度幅度和方向计算、非极大值抑制以及双阈值算法检测边缘与连接边缘。经过 Canny 算子的处理,坑穴边界像素大于 0,其他像素值全部归零,从而得到准确的坑穴边界信息,如图 5b 所示。

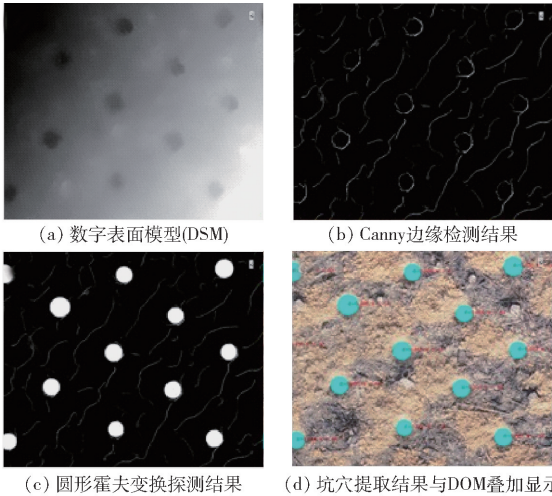


图 5 基于 DSM 局部圆形霍夫变换提取坑穴过程

Fig.5 Process of tree well extraction based on local DSM by circular Hough transform

2.3.2 圆形霍夫变换找圆

霍夫变换现在被广泛用于自动化检测图像中的直线、圆或椭圆,其最初的目的是从黑白图像中提取直线。圆形霍夫变换则主要用于自动化检测图像中的圆形,其检测圆的基本原理为

$$(x-a)^2+(y-b)^2=r^2 \tag{2}$$

其中
$$x=a+r\cos\theta \tag{3}$$

$$y=b+r\sin\theta \tag{4}$$

式中 $a、b$ ——圆心横、纵坐标 r ——圆半径

θ ——直线法线与 x 轴的夹角

根据极坐标,圆上任意一点坐标 (x,y) (式(2))可以用式(3)、(4)来表示。通过在 $0\sim2\pi$ 之间改变夹角 θ ,就可以确定任意点是否位于半径为 r 、圆心为 (a,b) 的圆上。

基于 Canny 算子得到的边界图像应用圆形霍夫变换找圆,将物理空间长度参数(m)转换为图像空间中像素数,通过考虑坑穴的尺寸与坑穴之间距离来确定霍夫变换参数。圆形霍夫变换使用的参数为 $(r_{\min},r_{\max},m_{\text{dist}},p_1,p_2,d_p)$,其中 $r_{\min}$ 为坑穴最小半径、 $r_{\max}$ 为最大半径、 p_1 为梯度、 p_2 为累加器阈值、 d_p 是累加器分辨率和图像分辨率的反比^[21], m_{dist} 为霍夫变换检测到圆心之间的最小距离。本文采用 Python-OpenCV 编程的方式实现该方法,得到坑穴提取结果,该过程如图 5 所示。

2.3.3 坑穴宽深参数计算

人工检测坑穴宽度实际上是量测坑穴面宽的均值,该值约等于圆形霍夫变换得到的圆形直径 d 。

由单个坑穴的三维影像点云(图 6)可知,坑穴深度为坑面点与坑底点高程之差。分别统计每个坑穴对象内部像素点高程的最大值和最小值,两者的差值即为坑穴的深度参数 D_p 。 $Z(x,y)$ 表示该坐标像素高程, p_v 表示坑穴对象内包含的所有像素点。提取公式为

$$D_p=\max_{(x,y)\in p_v}Z(x,y)-\min_{(x,y)\in p_v}Z(x,y) \tag{5}$$

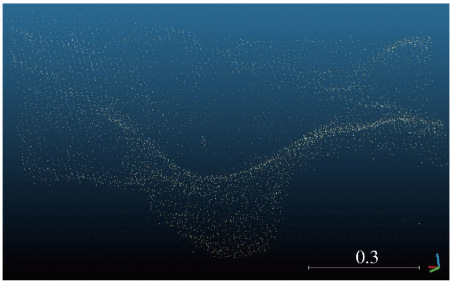


图 6 单个坑穴影像点云图

Fig.6 Image point cloud of individual tree well

3 结果与分析

以目视解译数量和实际测量的坑穴参数作为真值验证提取参数值,引入正确率(Correctness)、漏检率(Omission)和误检率(Commission)3 个检验指标,对 3 种提取方法进行精度检验。

3.1 坑穴数量提取精度分析

选取坑穴局部提取结果(图 7),将目视解译结果作为正确的识别结果,对比分析其他 2 种提取结果。可以看出,基于 DOM 模板匹配法(图 7c)相比于基于 DSM 圆形霍夫变换法(图 7b)有较多的坑穴误提和漏提现象;基于 DSM 圆形霍夫变换法则与目

视解译结果最为接近。

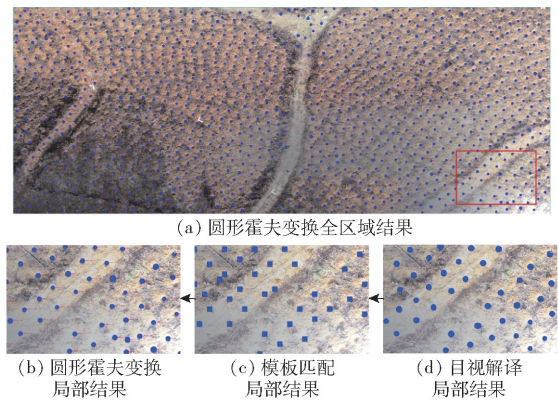


图 7 3 种方法提取结果

Fig. 7 Extraction results of three methods

利用检验指标,分别计算 2 种方法提取结果的识别精度,如表 1 所示。结果表明,基于 DSM 圆形霍夫变换坑穴提取法精度最高,其正确率为 95.15%,误检率为 4.85%,漏检率为 6.56%。该法相较于基于 DOM 模板匹配法提取的结果,正确率提升明显,漏检率得到进一步的控制,更加符合质检需要。

表 1 2 种方法坑穴数量提取结果

Tab. 1 Results of two methods in number extraction				
方法	提取坑穴 数量/个	正确率/ %	误检率/ %	漏检率/ %
DOM 模板匹配	1 017	92.60	7.40	7.40
DSM 圆形霍夫变换	1 071	95.15	4.85	6.56

3.2 基于 DSM 圆形霍夫变换法坑穴宽、深参数提取精度分析

实际人工采集 20 个坑穴的宽、深参数对提取结

果进行精度验证,由实测宽度与提取宽度、实测深度与提取深度线性拟合结果(图 8、9)分析,二者的 R^2 分别达到 0.93 和 0.92, RMSE 分别为 1.02 cm 和 1.67 cm,提取参数和实测值之间呈现明显的相关性,提取结果较为可靠。

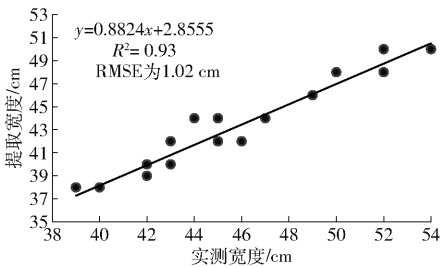


图 8 实测和提取坑穴宽度散点图

Fig. 8 Scatter plots of widths of actual measurement and extraction

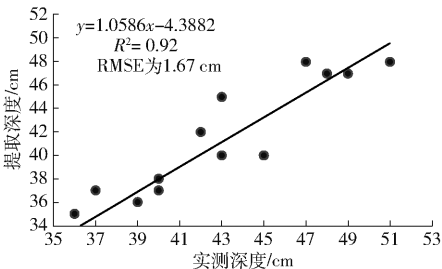


图 9 实测和提取坑穴深度散点图

Fig. 9 Scatter plots of depths of actual measurement and extraction

3.3 提取方法评价

对比 3 种方法在提取坑穴数量和宽度、深度参数的耗时、精度、工作量以评估处理速度和适用性,由表 2 可以看出,相比于人工目视解译方法的耗时,

表 2 3 种方法评价

Tab. 2 Validation results of three methods									
方法	耗时/min	数量	宽度	深度	精度	工作量	自动化程度	处理速度	适用性
人工目视	121	✓	✓	✓	最高	大	×	慢	中
DOM 模板匹配	10	✓	×	×	中	中	高	较快	高
DSM 圆形霍夫变换	0.083	✓	✓	✓	高	小	最高	快	最高

注:✓表示可实现;×表示不可以实现。

其余 2 种方法在处理速度上显然更具优势;在考量精度、工作量和自动化程度基础上,基于 DSM 圆形霍夫变换法既可提取数量又可提取宽度和深度信息,因而具有最高的适用性。

对于山区地形来说,因为地形起伏、太阳光线变化以及周边高大树木遮挡的影响,最终生产得到的 DOM 数据可能会存在色彩不均匀的现象。基于模板匹配法提取坑穴对象要求 DOM 色彩分布均匀,当坑穴目标位于阴影下或者曝光过度区域则容易导致漏检和误检,从而使得整体漏检率和误检率偏高。

此外,模板质量对模板匹配法提取坑穴的精度影响较大,样本的选取要求较高,这在一定程度上降低了处理效率和精度。

基于 DSM 圆形霍夫变换法一方面利用简单几何知识和常识快速确定算法所使用的参数,且不需要人工选择样本,人工干预较少,处理效率和精度相比于基于 DOM 模板匹配法提升明显;另一方面它在获取坑穴数量信息的同时也可得到高精度的宽度和深度信息,适用于现阶段造林坑穴数量和宽度、深度参数的自动化提取。

4 结束语

无人机遥感应用于造林坑穴数量和坑穴宽度、深度参数提取切实可行。结合无人机影像,相较于基于 DOM 模板匹配法 92.60% 的正确率,基于 DSM 数据的圆形霍夫变换法坑穴数量提取正确率达到 95.15%,误检率和漏检率均处于较低水平,坑穴宽

度和深度提取结果与实测验证值 R^2 分别达到 0.93 和 0.92, RMSE 分别为 1.02 cm 和 1.67 cm, 满足质检要求。该方法相比于现场人员抽查检测更加客观、科学和高效,是坑穴信息提取的最佳解决方案。本研究在数据采集过程中,地面控制点坐标采集降低了工作效率,建议在实际生产中使用自带 RTK 型无人机来获取影像数据,生产得到高精度 DSM。

参考文献

- [1] 张宏鸣,谭紫薇,韩文霆,等. 基于无人机遥感的玉米株高提取方法[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(5): 241–250. ZHANG Hongming, TAN Ziwei, HAN Wenting, et al. Extraction method of maize height based on UAV remote sensing[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(5): 241–250. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20190528&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.05.028. (in Chinese)
- [2] 牛亚晓,张立元,韩文霆,等. 基于无人机遥感与植被指数的冬小麦覆盖度提取方法[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(4): 212–221. NIU Yaxiao, ZHANG Liyuan, HAN Wenting, et al. Vegetation cover extraction method of winter wheat based on UAV remote sensing and vegetation index[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(4): 212–221. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180424&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.04.024. (in Chinese)
- [3] 陈崇成,李旭,黄洪宇. 基于无人机影像匹配点云的苗圃单木冠层三维分割[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(2): 149–155, 206. CHEN Chongcheng, LI Xu, HUANG Hongyu. 3D segmentation of individual tree canopy in forest nursery based on drone image-matching point cloud[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(2): 149–155, 206. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180220&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.02.020. (in Chinese)
- [4] HUANG H, LI X, CHEN C. Individual tree crown detection and delineation from very-high-resolution UAV images based on bias field and marker-controlled watershed segmentation algorithms[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2018, 11(7): 2253–2262.
- [5] 马得利,孙永康,杨建英,等. 基于无人机遥感技术的废弃采石场立地条件类型划分[J]. 北京林业大学学报, 2018, 40(9): 90–97. MA Deli, SUN Yongkang, YANG Jianying, et al. Site condition classification based on remote sensing technology of unmanned aerial vehicle in abandoned quarry[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2018, 40(9): 90–97. (in Chinese)
- [6] 李丹,张俊杰,赵梦溪. 基于 FCM 和分水岭算法的无人机影像中林分因子提取[J]. 林业科学, 2019, 55(5): 180–187. LI Dan, ZHANG Junjie, ZHAO Mengxi. Extraction of stand factors in UAV image based on FCM and watershed algorithm[J]. Scientia Silvae Sinicae, 2019, 55(5): 180–187. (in Chinese)
- [7] GASTON K J. UAVs and machine learning revolutionising invasive grass and vegetation surveys in remote arid lands[J]. Sensors, 2018, 18(2): 605.
- [8] PARSONS M, BRATANOV D, GASTON K, et al. UAVs, hyperspectral remote sensing, and machine learning revolutionizing reef monitoring[J]. Sensors, 2018, 18(7): 2026.
- [9] KOC-SAN D, SELIM S, ASLAN N, et al. Automatic citrus tree extraction from UAV images and digital surface models using circular Hough transform[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 150: 289–301.
- [10] WANG Y, ZHU X, WU B. Automatic detection of individual oil palm trees from UAV images using HOG features and an SVM classifier[J]. International Journal of Remote Sensing, 2019, 40(19): 7356–7370.
- [11] BAO Z, SHA J, LI X, et al. Monitoring of beach litter by automatic interpretation of unmanned aerial vehicle images using the segmentation threshold method[J]. Marine Pollution Bulletin, 2018, 137(12): 388–398.
- [12] FAN Z, LU J, GONG M, et al. Automatic tobacco plant detection in UAV images via deep neural networks[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2018, 11(3): 876–887.
- [13] ZHAO Y, MA J, LI X, et al. Saliency detection and deep learning-based wildfire identification in UAV imagery[J]. Sensors, 2018, 18(3): 712.
- [14] YANG M, HUANG K, WAN J, et al. Timely and quantitative damage assessment of oyster racks using UAV images[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2018, 11(8): 2862–2868.
- [15] 吴兰兰,刘剑英,文友先,等. 基于支持向量机的玉米田间杂草识别方法[J]. 农业机械学报, 2009, 40(1): 162–166. WU Lanlan, LIU Jianying, WEN Youxian, et al. Weed identification method based on SVM in the corn field[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(1): 162–166. (in Chinese)
- [16] VOGT J T, WALLET B. Feasibility of using template-based and object-based automated detection methods for quantifying black and hybrid imported fire ant (*Solenopsis invicta* and *S. invicta* x *richteri*) mounds in aerial digital imagery[J]. Rangeland Journal, 2008, 30(3): 291–295.
- [17] 周晓琳,安如,陈跃红,等. 三江源典型区鼠洞无人机遥感识别研究[J]. 亚热带资源与环境学报, 2018, 13(4): 85–92. ZHOU Xiaolin, AN Ru, CHEN Yuehong, et al. Identification of rat holes in the typical area of “Three-River Headwaters” region by UAV remote sensing[J]. Journal of Subtropical Resources and Environment, 2018, 13(4): 85–92. (in Chinese)
- [18] TURKER M, KOC-SAN D. Building extraction from high-resolution optical spaceborne images using the integration of support vector machine (SVM) classification, Hough transformation and perceptual grouping[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2015, 34: 58–69.
- [19] MERZOUGUI M, ALLAOUI A E. Region growing segmentation optimized by evolutionary approach and maximum entropy[J]. Procedia Computer Science, 2019, 151: 1046–1051.
- [20] CANNY J. A computational approach to edge-detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(6): 679–698.
- [21] KASSIM A A, TAN T, TAN K H. A comparative study of efficient generalised Hough transform techniques[J]. Image and Vision Computing, 1999, 17(10): 737–748.