

复杂环境中苹果树识别与导航线提取方法

张彦斐¹ 魏 鹏¹ 宫金良² 兰玉彬¹

(1. 山东理工大学农业工程与食品科学学院, 淄博 255000; 2. 山东理工大学机械工程学院, 淄博 255000)

摘要: 为精准化管理果园, 针对存在裸露土壤、遮蔽物、果树冠层阴影和杂草等复杂环境下难以提取导航线问题, 通过无人机搭载多光谱相机获取苹果园影像数据后提取果树像元并进行全局果树行导航线提取。通过处理多光谱影像数据得到正射影像图(DOM)、数字表面模型(DSM)图像, 选取并计算易于区分杂草与苹果树的归一化差异绿色指数(NDGI)、比值植被指数(RVI)分布图, 构建 DSM、NDGI、RVI 融合图像后, 综合利用过绿植被(EXG)指数和归一化差异冠层阴影指数(NDCSI)以阈值分割法剔除融合图像中土壤、遮蔽物、阴影等像元, 降低非植被像元对果树提取的干扰。对比使用支持向量机(SVM)法、随机森林(RF)法和最大似然(MLC)法分别提取最终融合图像和普通正射影像中的苹果树像元, 并计算混淆矩阵评价各识别精度。试验表明, MLC 法对融合图像中果树的识别效果最优, 其用户精度、制图精度、总体分类精度、Kappa 系数分别为 88.57%、93.93%、93.00%、0.882 4; 相对于普通正射影像, 本文构建的最终融合图像使 3 种方法的识别精度均得到有效提升。其中, 融合图像对 RF 法的用户精度提升幅度最大, 为 27.12 个百分点; 对 SVM 法的制图精度提升幅度最大, 为 9.03 个百分点; 对 3 种方法的总体分类精度提升幅度最低为 13 个百分点; 对 SVM 法的 Kappa 系数提升幅度最大, 为 22.55%, 且对其余两种方法的提升也均在 20% 以上。将本文得到的苹果树像元提取结果图像做降噪、二值化、形态学转换等处理后, 以感兴趣区域划分法提取各果树行特征点, 并以最小二乘法拟合各行特征点得到导航线, 其平均角度偏差为 0.597 5°, 10 次测试整体平均用时为 0.402 3 s。所提方法为复杂环境中果树像元和果树行导航线提取提供了重要依据。

关键词: 苹果树; 导航线; 无人机遥感; 多光谱; 图像融合; 识别提取

中图分类号: S661.1; S127

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2022)10-0220-08

OSID:



Apple Tree Recognition and Navigation Line Extraction in Complex Environment

ZHANG Yanfei¹ WEI Peng¹ GONG Jinliang² LAN Yubin¹

(1. School of Agricultural Engineering and Food Science, Shandong University of Technology, Zibo 255000, China

2. School of Mechanical Engineering, Shandong University of Technology, Zibo 255000, China)

Abstract: Aiming at the problem of accurate management of orchard under the background of complex environment such as bare soil, shelter, fruit tree shadow and weeds, the image data of apple orchard was obtained by UAV equipped with multispectral camera, and then the fruit tree pixels were extracted and the global fruit tree row navigation line was extracted. The obtained multispectral image data were preprocessed to obtain digital orthophoto map (DOM) and digital surface model (DSM) image. The normalized difference greenness index (NDGI) and ratio vegetation index (RVI) distribution maps that were easy to distinguish apple trees from weeds were selected and calculated, and the NDGI and RVI images were fused with DSM image; the excess green (EXG) index and normalized difference canopy shadow index (NDCSI) were comprehensively used to eliminate the pixels such as soil, shelter and shadow in the fusion image by threshold segmentation method, so as to reduce the interference of non-vegetation mixed pixels on the classification and recognition of fruit trees. Support vector machine (SVM), random forest (RF) and maximum like-lihood (MLC) method were used to extract the apple

收稿日期: 2021-12-05 修回日期: 2022-02-23

基金项目: 山东省引进顶尖人才“一事一议”专项经费项目(鲁政办字[2018]27号)、山东省重点研发计划(重大科技创新工程)项目(2020CXGC010804)、山东省自然科学基金项目(ZR202102210303)和淄博市重点研发计划(校城融合类)项目(2019ZBXC200)

作者简介: 张彦斐(1977—),女,教授,博士,主要从事机器人与智能农机装备研究,E-mail: 1392076@sina.com

通信作者: 宫金良(1976—),男,副教授,博士,主要从事机器人与智能农机装备研究,E-mail: gjlwing@qq.com

trees in the fused image and ordinary orthophoto respectively, calculate the confusion matrix, and compare and evaluate the recognition accuracy. The experimental results showed that the MLC method had the best recognition effect on fruit trees in the fused image, and its user accuracy, mapping accuracy, overall classification accuracy and Kappa coefficient were 88.57%, 93.93%, 93.00% and 0.882 4, respectively; compared with ordinary orthophoto images, the final fusion image constructed effectively improved the recognition accuracy of the three methods. The fused image improved the user accuracy of RF method the most, which was 27.12 percentage points; the mapping accuracy of SVM method was improved the most, which was 9.03 percentage points; the overall classification accuracy of the three methods was improved by 13.00 percentage points; the Kappa coefficient of SVM method was improved the most, which was 22.55%, and the improvement of the other two methods was also more than 20%. Finally, after denoising, binarization and morphological transformation of the apple tree pixel extraction result image, the fruit tree row feature points were extracted by the region of interest division method, and the fruit tree row navigation line was obtained by fitting each row feature points by the least square method. The average angular deviation of this method was 0.597 5°, and the overall average time after ten tests was 0.402 3 s. The research result can provide a basis for the identification and extraction of fruit tree pixels and fruit tree row navigation line in complex environments.

Key words: apple tree; navigation line; UAV remote sensing; multispectral; image fusion; recognition extraction

0 引言

农业精准化管理的首要任务在于对作物的识别提取,其结果可用于作物种植面积统计、长势分析与病虫害监测等;农业智慧化管理在于智能农机具的自主作业。对于基于机器视觉导航作业的农业机器人,作物行中心线的提取极其重要,这也是视觉导航亟待解决的关键问题^[1-2]。

尽管苹果产业的发展态势较好,但大部分果园的管理方式仍简单粗放^[3]。目前,已有诸多学者对苹果果实及果树的相关信息提取开展了广泛研究。实际上,多数果园环境存在杂草、遮蔽物、果树冠层阴影等干扰因素,且果树之间存在茂盛程度、高低等长势差异。复杂环境下的果树识别与导航是果园智慧化管理所面临的核心技术问题。

目前,农业机械自动导航作业的实现主要通过机器视觉和卫星定位技术。其中,视觉导航技术的实现成本低、适应性强,已成为农业机械导航的研究热点^[4-7]。现阶段田间机器视觉导航多通过斜向视角提取作物田垄中心线或行中心线^[8-13],然后生成导航参数辅助导航作业。该方式视野范围较小、效率低,无法对作业区域进行全局路径规划。无人机遥感技术具有覆盖范围广、快速准确、操作灵活等特点^[14-15];同时,无人机遥感能有效弥补卫星遥感成像受云雾等天气影响的缺点。部分学者借助无人机遥感影像研究玉米、甘蔗等作物大田的导航线提取^[16-19],但对于果园中苹果果树行的导航线提取鲜有研究。

针对具有裸露土壤、遮蔽物、果树冠层阴影和杂

草的复杂苹果园环境,本文在对无人机多光谱遥感影像预处理的基础上,对比使用多种机器学习算法识别本文最终融合图像和普通正射影像中的苹果树像元并分析各精度;最后以感兴趣区域划分的方式提取果树识别结果中各果树行导航线,以期为智慧果园中智能农业机械机器人的自主作业路径规划提供技术参考。

1 数据采集与处理

1.1 研究区域概况

本文研究区位于淄博市沂源县山东理工大学生态无人农场智慧果园(36°6'N,118°3'E),如图 1 所示。果园海拔约 330 m,属于温带半湿润大陆性季风气候,地形多为丘陵,年平均气温 12℃左右,平均降雨量 700 mm 左右,全年日照时长为 2 100 h 左右,适合苹果树的种植。

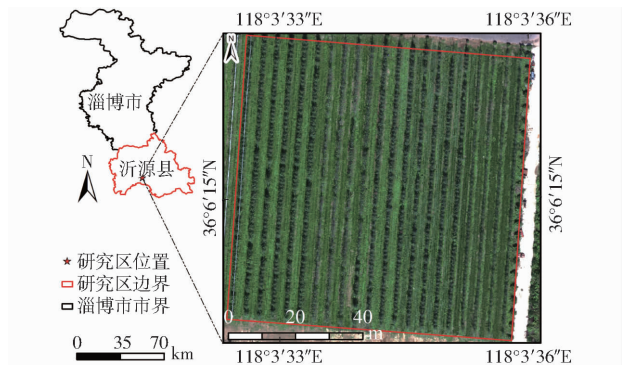


图 1 研究区概况

Fig. 1 Overview of study area

1.2 数据采集

数据采集时间为 2021 年 9 月 30 日 10:00—

12:30,天气晴朗,风力小于3级,采集对象为果园内随机选定的部分种植区域。研究区域面积约为7 163.1 m²,苹果树高度为4.5~5.5 m。该试验采用大疆 M300 型无人机,搭载传感器为长光禹辰 MS600 Pro 型多光谱相机。航拍前进行相机灰板定标和研究区飞行航线规划,设定飞行参数为高度50 m,速度2.7 m/s,航向重叠度80%,旁向重叠度70%。相机可获取6个波段数据,包括可见光波段、双红边波段和近红外波段,具体参数见表1。

表 1 MS600 Pro 型多光谱相机参数

Tab. 1 Parameters of MS600 Pro multispectral camera

波段名称	中心波长/nm	光谱带宽/nm	灰板反射率
蓝色 (blue)	450	35	0.61
绿色 (green)	555	27	0.61
红色 (red)	660	22	0.61
红边 (red edge)窄带	720	10	0.61
红边 (red edge)	750	10	0.62
近红外 (near infrared)	840	30	0.61

1.3 图像处理方法

1.3.1 苹果树识别提取流程

使用无人机获取多光谱遥感影像进行苹果树识别提取。首先,将获取的遥感影像进行拼接、辐射定标等预处理得到正射影像图 (Digital orthophoto map, DOM) 及数字表面模型 (Digital surface model, DSM) 图像。因果树与杂草等地物存在显著的高程差异,故 DSM 图像可作为区分两者的敏感特征。其次,选取计算能够显著区分果树与杂草的归一化差异绿度指数 (Normalized difference greenness index, NDGI)^[20]、比值植被指数 (Ratio vegetation index, RVI)^[21] 分布图,并构建 NDGI、RVI、DSM 融合图像。此外,由于研究区域内存在明显裸露的土壤、灌溉设备等遮蔽物以及果树冠层阴影,非研究对象像元与苹果树像元混杂,会降低提取的精度。故选取过绿植被 (Excess green, EXG) 指数^[22] 和归一化差异冠层阴影指数 (Normalized difference canopy shadow index, NDCSI)^[23] 以阈值分割法对融合图像中的果树冠层阴影、土壤及遮蔽物进行掩膜剔除处理。最后,通过使用多种机器学习算法分别对掩膜后的融合图像与普通正射影像中的苹果树像元进行提取并对比分析。

1.3.2 遥感影像预处理及特征选取

本文使用 Ysense Map V2.1.3 软件分析无人机获取的6波段遥感影像,依次经过相机参数读取、空中三角测量、波段配准、影像拼接后,通过辐射定标、影像裁剪等操作完成预处理,最终得到地面分辨率为每像素3.6 cm 的 DOM 影像,见图2。

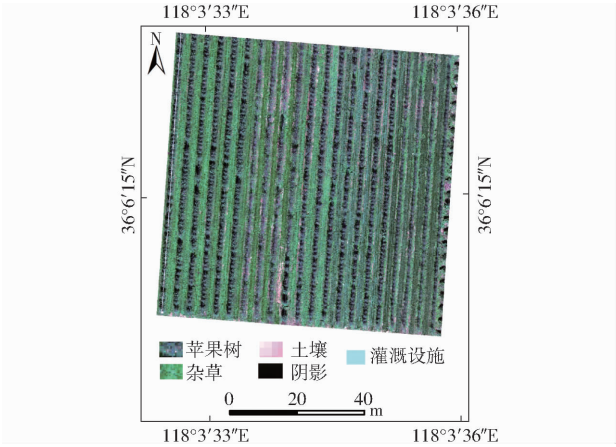


图 2 普通正射影像

Fig. 2 Ordinary orthophoto image

在特征选取方面,考虑到该区域杂草茂盛且与苹果树叶片颜色相近,故选取可显示绿度差异的 NDGI;同时选取 RVI 解决果树与杂草的叶片中叶绿素含量不同以及土壤对临近植被像元的辐射影响问题,既能表征不同植被覆盖下生物量信息与叶绿素含量的相关性,又能增强植被与土壤之间的辐射差异。

按文献[20-23]中对应公式获取各植被指数分布图,构建苹果树识别提取的差异特征图像集。

1.3.3 图像融合及后处理

将计算得到的 NDGI、RVI 分布图与 DSM 图像构建多特征融合图像进行苹果树的识别提取。具体融合方式为使用 ArcGIS 校正各图像后进行像素匹配,采用最邻近算法进行图像采样,然后使用镶嵌工具分别将体现颜色、叶绿素含量、高程特征差异的 NDGI、RVI、DSM 图像进行融合。

其中,为解决各特征数据的量纲差异难题以便进行加权融合,对待融合的各图像像元值进行归一化预处理。将归一化的 NDGI、RVI、DSM 图像中同一位置的像元求均值得到像元均值 δ , 计算式为

$$\delta = (\sigma_{NDGI} + \sigma_{RVI} + \sigma_{DSM}) / 3 \tag{1}$$

式中 σ_{NDGI} 、 σ_{RVI} 、 σ_{DSM} ——NDGI、RVI、DSM 图像中归一化处理得到的各点像元值

在3个特征中,杂草与苹果树在 DSM 上的差异最显著,故在像元均值 δ 的基础上添加2倍的 DSM 图像归一化像元值 σ_{DSM} 以突出显示苹果树像元所在的区域,有

$$a = \delta + 2\sigma_{DSM} \tag{2}$$

式中 a ——融合图像中各点像元值

将各图像同一位置的像元值按式(1)、(2)计算后作为融合图像对应位置的像元值。获取的初始融合图像如图3所示。

由于裸露的土壤、遮蔽物等非植被对象的 EXG

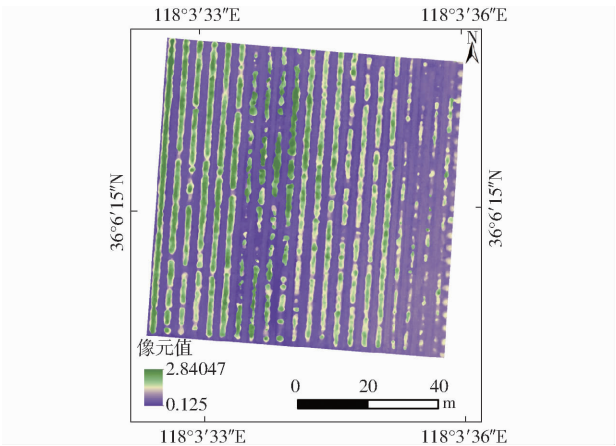


图 3 初始融合图像

Fig. 3 Initial fusion image

指数较绿色植被明显小,为提高苹果树的识别提取精度,采用阈值分割法去除非植被对象像元。将 EXG 指数分布图像中各像素值进行数据直方图统计,以等步长累加的方式遍历直方图横坐标,选取明确区分非植被对象的临界点数值作为分割阈值。对 NDCSI 图像采用相同方法确定树冠阴影的最佳分割阈值。

使用 ArcGIS 重分类工具分别对 NDCSI、EXG 指数图像以最佳分割阈值为断点进行二值化,然后建立掩膜所需的矢量文件。将矢量文件与融合图像进行栅格配准后裁除所有非植被对象。

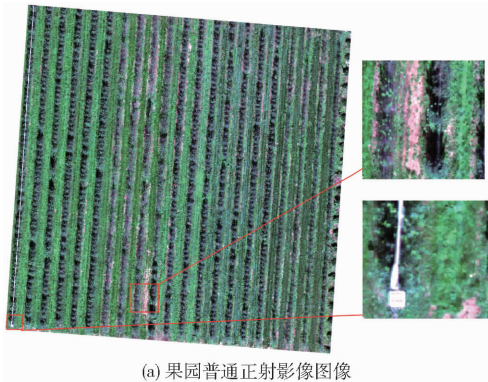
如图 4 所示,将掩膜处理后的融合图像进行滤波去噪、边界清理等处理后作为果树识别的最终图像,用于探究不同分类方法对普通正射影像和最终融合图像中的苹果树识别提取效果。

如图 5 所示,研究区内原为树冠阴影以及裸露土壤、灌溉设备等遮蔽物的像元已被较好剔除,大大降低了非植被混杂像元对果树提取的干扰,有效提高识别精度。

2 苹果树提取

2.1 苹果树样本集合构建与识别提取方法

针对研究区多光谱遥感正射影像和最终融合图



(a) 果园普通正射影像图像

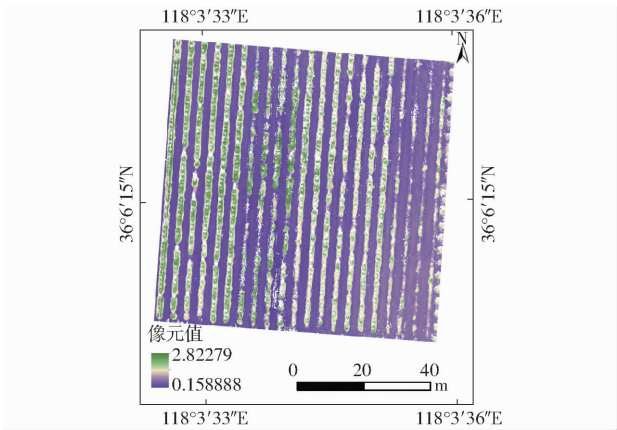


图 4 最终融合图像

Fig. 4 Final fusion image

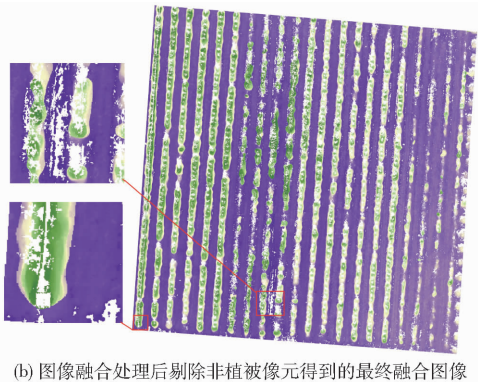
像,分别随机选取 60 个样本作为苹果树识别训练集,40 个样本作为验证集。其中,样本采样区域尺寸均为 40 像素 $\times$ 30 像素,且训练样本与验证样本不重叠。分别采用支持向量机 (Support vector machine, SVM) 法、最大似然 (Maximum like-lihood classification, MLC) 法和随机森林 (Random forest, RF) 法 3 种方法^[24-28]提取 2 种图像中的苹果树像元,对比分析其实际效果。

2.2 苹果树识别提取精度评价与效果分析

对各方法的识别提取结果,采用计算混淆矩阵的方式给出总体精度和 Kappa 系数对识别精度进行评价,以制图精度和用户精度对识别准确性进行评判^[29-30]。

如图 6、7 所示,MLC 法对最终融合图像中果树像元的提取效果最优,其用户精度、制图精度、总体分类精度、Kappa 系数分别为 88.57%、93.93%、93.00%、0.882 4。

此外,相对于普通正射影像,本文构建的最终融合图像使 3 种方法的识别精度均得到有效提升。其中,总体分类精度提升均超 10 个百分点,最低为 13 个百分点;对 RF 法的用户精度提升幅度最大,为 27.12 个百分点;对 SVM 法的制图精度提升幅度最



(b) 图像融合处理后剔除非植被像元得到的最终融合图像

图 5 非植被像元剔除效果对比

Fig. 5 Comparison of removal effects of non-vegetation pixels

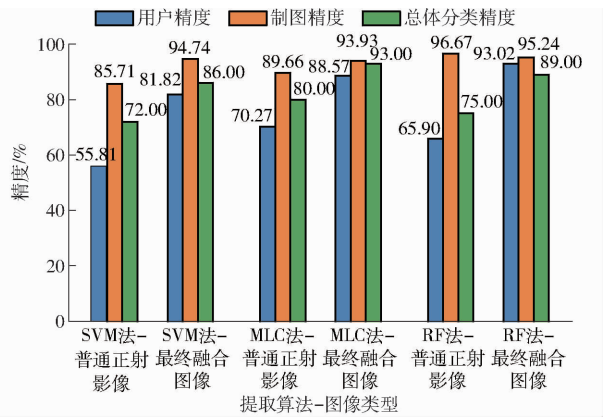


图6 3种方法对2种图像中苹果树的分类精度比较

Fig.6 Statistical comparison of classification accuracy of apple trees in two images by three methods

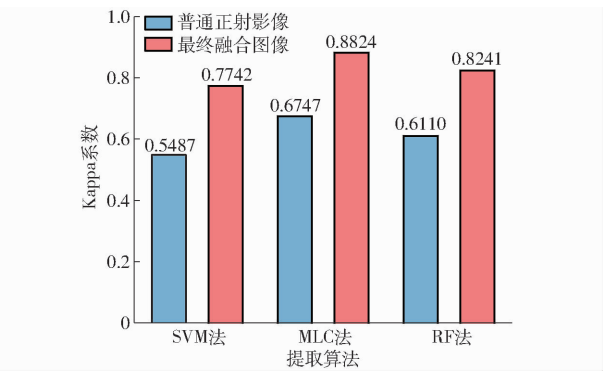


图7 3种方法对2种图像中苹果树的Kappa系数比较

Fig.7 Statistical comparison of Kappa coefficients of apple trees in two images by three methods

大,为9.03个百分点;对SVM法的Kappa系数提升幅度最大,为22.55%,且对其余2种方法的提升均在20%以上。

图8为对普通正射影像和最终融合图像中苹果树像元提取中Kappa系数最高的MLC法提取结果。对比图8a、8b可见,针对具有较高提取精度的相同算法,本文构建最终融合图像的方式可更好地从包含裸露土壤、遮蔽物、杂草、阴影等非果树对象的背景中有效提取苹果树像元,实现复杂环境下高精度提取苹果树像元。

3 苹果树行中心线提取

智能机器人在果园自主作业时,可根据果树行中心线进行辅助定位和导航作业。目前作物行中心线的提取方法主要采用标准或改进Hough变换的方法。但前者易受农田环境影响,存在计算成本高、峰值检测难等弊端;后者虽降低了计算功耗,但在复杂环境下的准确性和实时性有待提升^[31-32]。基于最小二乘法拟合作物行特征点获取中心线方法具有实时性好、准确性高等优点^[33-34]。

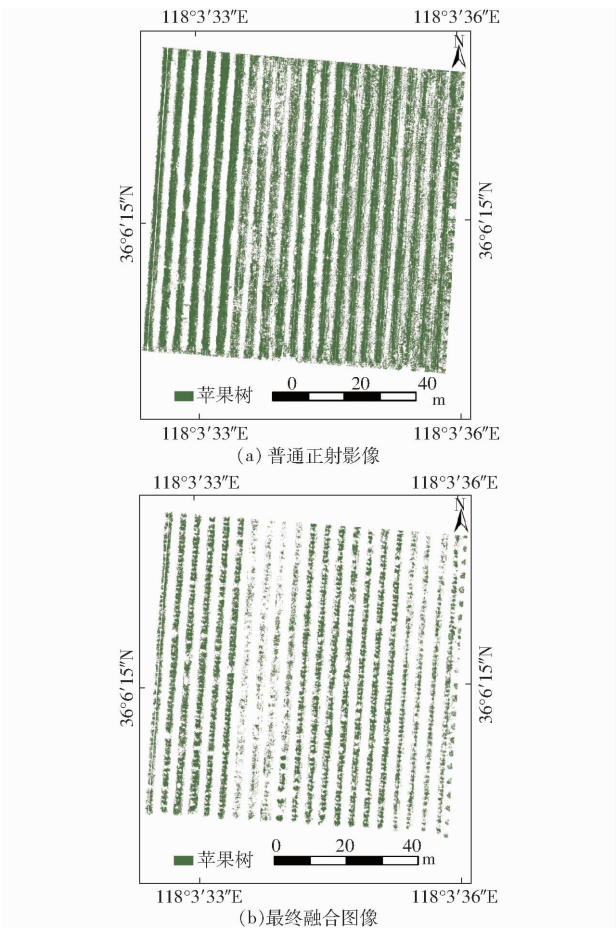


图8 MLC法对图像中苹果树的提取结果

Fig.8 Extraction results of two different images by MLC method

3.1 提取流程与行特征点识别

苹果树行中心线提取流程为:在效果最优的MLC法对最终融合图像中苹果树像元提取结果的基础上,降噪处理后进行二值化、形态学转换,再以行为单位划分感兴趣区域提取果树轮廓,计算各轮廓质心作为行特征点,最终以最小二乘法拟合各行特征点得到果树行中心线。

由于MLC法对融合图像中苹果树像元提取的精度限制,提取结果在果树像元附近往往存在杂草及离散噪声像元。为保证航线提取精度,读取并灰度化结果图像,采用高斯核参数为(5,5)对图像进行高斯降噪。设定初始阈值为0并使用OTSU算法重新对图像进行二值化分割。为避免临近果树的杂草像元被错误提取的影响,设定闭运算的卷积核参数为(9,9),对图像先腐蚀再膨胀,然后设定开运算的卷积核参数为(7,7)对图像进行先膨胀再腐蚀的形态学转换处理,以便去除轮廓前景中的孔洞和黑点,保证提取轮廓的完整性。

由于研究区域内各行果树的分布及长势存在差异,本文选择平行四边形掩膜窗口作为感兴趣区域,对各行果树逐一进行轮廓提取。求取各果树轮廓的

特征矩 m_{pq} 后,再计算各轮廓质心横纵坐标 (C_x,C_y) ,并将其作为果树行中心线提取的特征点。计算式为

$$m_{pq}=\sum_{x=1}^M\sum_{y=1}^Nx^py^qf_{(x,y)}\quad(p,q\in\{0,1\})\quad(3)$$

$$\begin{cases} C_x=\frac{m_{10}}{m_{00}} \\ C_y=\frac{m_{01}}{m_{00}} \end{cases}\quad(4)$$

式中 x,y ——轮廓中各点横、纵坐标
 M,N ——轮廓中各点最大横、纵坐标
 $f_{(x,y)}$ ——轮廓中各点像素值
 p,q ——阶数

如图 9 所示,各果树行长势的差异经形态学变换处理后转换为轮廓数量的差异,长势稀疏的果树行得到的轮廓数量更多,即获取的特征点数量更多,故本文方法更利于对长势分布差异明显且长势稀疏的果树行中心线的提取。

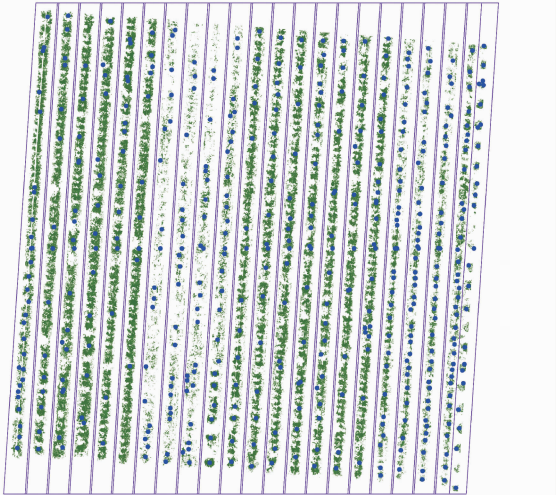


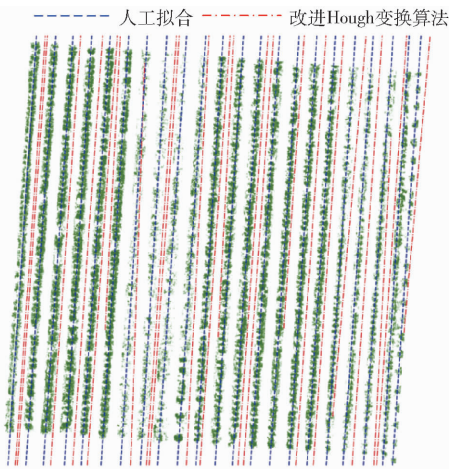
图 9 果树行特征点提取结果

Fig. 9 Fruit tree row feature point extraction results

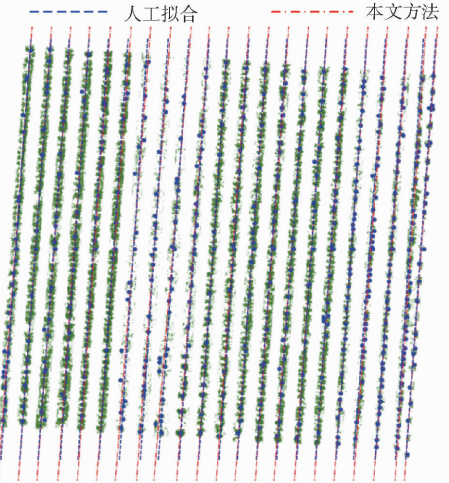
3.2 中心线提取效果与分析

采用人工拟合的果树行中心线作为比较基准^[13],评判本文方法的准确性。依据实际作业场景需求,设定本文方法提取的中心线与人工拟合中心线之间的夹角误差小于 5°时为有效提取,且依据两者之间夹角评价提取的准确性。同时,将本文方法与改进的 Hough 变换算法在相同图像预处理基础上的提取结果进行对比分析。所用计算机 CPU 为 Intel(R) Xeon(R) E5-1650 v4,主频为 3.60 GHz,内存 64 GB,操作系统为 Windows 11 专业工作站版 64 位系统,IDE 平台为 Spyder 4,编程语言为 Python。

图 10a 为改进 Hough 变换算法对图像各感兴趣区域内经降噪和形态学处理的果树行中心线的提取



(a) 改进Hough变换算法



(b) 本文方法

图 10 果树中心线提取结果

Fig. 10 Extraction results of fruit tree row center lines by different methods

结果。可见,即便经过一系列图像预处理和感兴趣区域划分,该算法仍无法满足需求,且 10 次测试的平均用时为 4.988 9 s。

由图 10b 可知,使用最小二乘法拟合特征点得到的中心线角度偏差均小于 5°,平均角度偏差为 0.597 5°,10 次测试平均用时为 0.402 3 s。

图 11 为各果树行两线角度偏差的可视化比较结果。其中,横坐标为图 10b 中从左至右的各果树

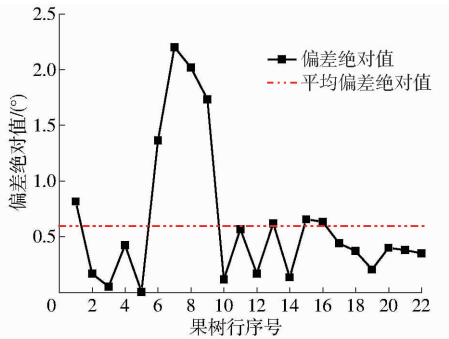


图 11 各行导航线提取偏差对比

Fig. 11 Comparison of extraction deviation of each row of navigation line

行编号。结合图 10b、11 进行整体分析,相较于人工拟合导航线结果,本文方法对长势较差的第 6~9 果树行提取的导航线角度偏差较大,但均小于 2.25° ;其余各行导航线偏差大部分小于平均偏差,小部分位于其附近。此外,对各行提取偏差进行统计计算,样本标准差仅为 0.1350° ,说明本文方法具有较好的稳定性。

4 结论

(1)提出一种能够从包含裸露土壤、遮蔽物、果树冠层阴影和杂草的复杂环境中精准提取苹果树像元的方法。

(2)根据无人机多光谱影像得到 DOM、DSM 图像,计算 NDGI、RVI 分布图,将归一化的 NDGI、RVI、DSM 图像中同一位置的像元求均值后,添加 2 倍的 σ_{DSM} 构建融合图像。综合利用 NDCSI、EXG 指数剔除融合图像中的非植被像元构建最终融合图像。采用 SVM、MLC、RF 方法分别提取最终融合图

像和普通正射影像中的苹果树像元,并计算混淆矩阵评价各方法的识别精度。

(3)试验结果表明,MLC 法对最终融合图像中果树像元的提取效果最优,其用户精度、制图精度、总体分类精度、Kappa 系数分别为 88.57%、93.93%、93.00%、0.8824。较普通正射影像,本文构建的融合图像对 3 种方法的识别精度均有提升。其对 RF 法的用户精度提升幅度最大,为 27.12 个百分点;对 SVM 法的制图精度提升幅度最大,为 9.03 个百分点;对 3 种方法的总体分类精度提升幅度最低为 13 个百分点;对 SVM 法的 Kappa 系数提升幅度最大,为 22.55%,且对其余 2 种方法的提升也均在 20% 以上。

(4)以感兴趣区域划分的方式提取果树识别结果中的各果树行导航线,其平均角度偏差为 0.5975° ,10 次测试平均用时仅 0.4023 s 且具有较好的稳定性,可大大提高农业智能装备的自动导航精度和实时性。

参 考 文 献

- [1] 张漫,季宇寒,李世超,等.农业机械导航技术研究进展[J].农业机械学报,2020,51(4):1-18.
ZHANG Man,JI Yuhan,LI Shichao, et al. Research progress of agricultural machinery navigation technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2020,51(4):1-18. (in Chinese)
- [2] 周俊,何永强.农业机械导航路径规划研究进展[J].农业机械学报,2021,52(9):1-14.
ZHOU Jun,HE Yongqiang. Research progress on navigation path planning of agricultural machinery[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(9):1-14. (in Chinese)
- [3] 陈红,王倩,高强.我国苹果产业发展及其影响因素分析——基于 7 个主产省份的面板数据[J].中国果树,2019(1):92-95.
CHEN Hong,WANG Qian,GAO Qiang. Analysis on the development of China's apple industry and its influencing factors—based on the panel data of 7 main producing provinces[J]. China Fruits, 2019(1):92-95. (in Chinese)
- [4] 洪梓嘉,李彦明,林洪振,等.基于双目视觉的种植前期农田边界距离检测方法[J].农业机械学报,2022,53(5):27-33,56.
HONG Zijia,LI Yanming,LIN Hongzhen, et al. Field boundary distance detection method in early stage of planting based on binocular vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(5):27-33,56. (in Chinese)
- [5] 韩长杰,郑康,赵学观,等.大田甘蓝作物行识别与对行喷雾控制系统设计与试验[J].农业机械学报,2022,53(6):89-101.
HAN Changjie,ZHENG Kang,ZHAO Xueguan, et al. Design and experiment of row identification and row-oriented spray control system for field cabbage crops[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(6):89-101. (in Chinese)
- [6] 魏新华,张敏,刘青山,等.基于双目视觉的田间作物高度和收割边界信息提取[J].农业机械学报,2022,53(3):225-233.
WEI Xinhua,ZHANG Min,LIU Qingshan,LI Lin. Extraction of crop height and cut-edge information based on binocular vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(3):225-233. (in Chinese)
- [7] 贺静,何杰,罗锡文,等.基于多传感器融合的水稻行识别与跟踪导航研究[J].农业机械学报,2022,53(3):18-26,137.
HE Jing,HE Jie,LUO Xiwen, et al. Rice Row recognition and navigation control based on multi-sensor fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(3):18-26,137. (in Chinese)
- [8] 姜国权,柯杏,杜尚丰,等.基于机器视觉和随机方法的作物行提取算法[J].农业机械学报,2008,39(11):85-88,93.
JIANG Guoquan,KE Xing,DU Shangfeng, et al. Detection algorithm of crop rows based on machine vision and randomized method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2008, 39(11):85-88, 93. (in Chinese)
- [9] 马红霞,马明建,马娜,等.基于 Hough 变换的农业机械视觉导航基准线识别[J].农机化研究,2013,35(4):37-39,43.
MA Hongxia,MA Mingjian,MA Na, et al. Baseline recognition based on Hough transform in the vision navigation of agricultural vehicles[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2013, 35(4):37-39, 43. (in Chinese)
- [10] 吕萌.基于 Hough 变换的平行直线检测改进算法研究[J].微型机与应用,2010,29(17):27-29.
LÜ Meng. Research of the improved parallel line detection algorithm based on Hough transform[J]. Microcomputer its Applications, 2010, 29(17):27-29. (in Chinese)
- [11] 赵瑞娇,李民赞,张漫,等.基于改进 Hough 变换的农田作物行快速检测算法[J].农业机械学报,2009,40(7):163-165,221.
ZHAO Ruijiao,LI Minzan,ZHANG Man, et al. Rapid crop-row detection based on improved Hough transformation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(7):163-165, 221. (in Chinese)

- [12] ZHANG X, LI X, ZHANG B, et al. Automated robust crop-row detection in maize fields based on position clustering algorithm and shortest path method[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, 154:165 – 175.
- [13] 廖娟, 汪鹤, 尹俊楠, 等. 基于分区域特征点聚类的秧苗行中心线提取[J]. *农业机械学报*, 2019, 50(11):34 – 41.
LIAO Juan, WANG Yao, YIN Junnan, et al. Detection of seedling row centerlines based on sub-regional feature points clustering[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(11):34 – 41. (in Chinese)
- [14] YANG D J, ZHAO J, LAN Y B, et al. Research on farmland crop classification based on UAV multispectral remote sensing images[J]. *International Journal of Precision Agricultural Aviation*, 2021, 4(1):29 – 35.
- [15] WANG T, LI J C, LIN H, et al. Citrus canopy volume estimation using UAV oblique photography[J]. *International Journal of Precision Agricultural Aviation*, 2021, 4(1):22 – 28.
- [16] DE SOUZA C H W, LAMPARELLI R A C, ROCHA J V, et al. Mapping skips in sugarcane fields using object-based analysis of unmanned aerial vehicle (UAV) images[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2017, 143:49 – 56.
- [17] OSCO L P, DOS SANTOS DE ARRUDA M, GONCALVES D N, et al. A CNN approach to simultaneously count plants and detect plantation-rows from UAV imagery[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2021, 174:1 – 17.
- [18] PANG Y, SHI Y, GAO S, et al. Improved crop row detection with deep neural network for early-season maize stand count in UAV imagery[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 178(105766):1 – 10.
- [19] 赵静, 曹佃龙, 兰玉彬, 等. 基于 FCN 的无人机玉米遥感图像垄中心线提取[J]. *农业工程学报*, 2021, 37(9):72 – 80.
ZHAO Jing, CAO Dianlong, LAN Yubin, et al. Extraction of maize field ridge centerline based on FCN with UAV remote sensing images[J]. *Transactions of the CSAE*, 2021, 37(9):72 – 80. (in Chinese)
- [20] GAMON J A, PENUÉLAS J, FIELD C B. A narrow-waveband spectral index that tracks diurnal changes in photosynthetic efficiency[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1992, 41(1):35 – 44.
- [21] PEARSON R L, MILLER L D. Remote mapping of standing crop biomass for estimation of the productivity of the shortgrass prairie[C]//*Proceedings of the Eighth International Symposium on Remote Sensing of Environment*, 1972:1357 – 1381.
- [22] 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 Jing, YANG Huanbo, LAN Yubin, 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. (in Chinese)
- [23] XU N X, TIAN J, TIAN Q J, et al. Analysis of vegetation red edge with different illuminated/shaded canopy proportions and to construct normalized difference canopy shadow index[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(10):1192 – 1207.
- [24] LIN Deng, ZHOU Wen, CAO Wenxi, et al. Retrieving phytoplankton size class from the absorption coefficient and chlorophyll a concentration based on support vector machine[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(9):1054 – 1076.
- [25] FRAGOU S, KALOGEROPOULOS K, STATHOPOULOS N, et al. Quantifying land cover changes in a Mediterranean environment using Landsat TM and support vector machines[J]. *Forests*, 2020, 11(7):750.
- [26] 李华, 吴翰, 薛梅, 等. 土地督察易混地物最大似然分类改进[J]. *遥感信息*, 2018, 33(6):132 – 138.
LI Hua, WU Han, XUE Mei, et al. Comprehensive improvement of maximum likelihood classification for easily-mixed land features in land supervision[J]. *Remote Sensing Information*, 2018, 33(6):132 – 138. (in Chinese)
- [27] 王斌, 何丙辉, 林娜, 等. 基于随机森林特征选择进行茶园遥感提取[J]. *吉林大学学报(工学版)*, 2022, 52(7):1719 – 1732.
WANG Bin, HE Binghui, LIN Na, et al. Tea plantation remote sensing extraction based on random forest feature selection [J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2022, 52(7):1719 – 1732. (in Chinese)
- [28] 赵静, 潘方江, 兰玉彬, 等. 无人机可见光遥感和特征融合的小麦倒伏面积提取[J]. *农业工程学报*, 2021, 37(3):73 – 80.
ZHAO Jing, PAN Fangjiang, LAN Yubin, et al. Wheat lodging area extraction using UAV visible light remote sensing and feature fusion[J]. *Transactions of the CSAE*, 2021, 37(3):73 – 80. (in Chinese)
- [29] 邹健, 刘沼辉, 刘晓. 基于多种植被指数进行春小麦提取[J]. *北京测绘*, 2019, 33(10):1210 – 1213.
ZOU Jian, LIU Zhaohui, LIU Xiao. Spring wheat extraction based on multiple vegetation indices[J]. *Beijing Surveying and Mapping*, 2019, 33(10):1210 – 1213. (in Chinese)
- [30] 于洋, 施国武, 刘斌, 等. 基于全卷积神经网络的无人机影像建筑物提取[J]. *水利水电技术*, 2020(7):31 – 38.
YU Yang, SHI Guowu, LIU Bin, et al. Fully convolutional network-based building extraction of image from unmanned aerial vehicle[J]. *Water Resources and Hydropower Technology*, 2020(7):31 – 38. (in Chinese)
- [31] 赵博, 王猛, 毛恩荣, 等. 农业车辆视觉实际导航环境识别与分类[J]. *农业机械学报*, 2009, 40(7):166 – 170.
ZHAO Bo, WANG Meng, MAO Enrong, et al. Recognition and classification for vision navigation application environment of agricultural vehicle[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2009, 40(7):166 – 170. (in Chinese)
- [32] 刁智华, 赵明珍, 宋寅卯, 等. 基于机器视觉的玉米精准施药系统作物行识别算法及系统实现[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(7):47 – 52.
DIAO Zhihua, ZHAO Mingzhen, SONG Yinmao, et al. Crop line recognition algorithm and realization in precision pesticide system based on machine vision[J]. *Transactions of the CSAE*, 2015, 31(7):47 – 52. (in Chinese)
- [33] 宫金良, 王祥祥, 张彦斐, 等. 基于边缘检测和区域定位的玉米根茎导航线提取方法[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(10):26 – 33.
GONG Jinliang, WANG Xiangxiang, ZHANG Yanfei, et al. Extraction method of corn rhizome navigation lines based on edge detection and area localization[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(10):26 – 33. (in Chinese)
- [34] MONTALVO M, PAJARES G, GUERRERO J M, et al. Automatic detection of crop rows in maize fields with high weeds pressure[J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(15):11889 – 11897.