

宋恩泽, 张 颖, 邵光成, 等. 基于无人机多光谱遥感的农业园区地物分类研究[J]. 江苏农业学报, 2023, 39(9): 1862-1871.
doi: 10.3969/j.issn.1000-4440.2023.09.008

基于无人机多光谱遥感的农业园区地物分类研究

宋恩泽¹, 张 颖², 邵光成¹, 刘 杰³, 王 羿¹, 朱雪颖⁴

(1. 河海大学农业科学与工程学院, 江苏 南京 210098; 2. 南京市江宁区水务局, 江苏 南京 211100; 3. 天津市灌溉排水中心, 天津 300074; 4. 西安理工大学水利水电学院, 陕西 西安 710048)

摘要: 复杂地物的快捷精准监测是遥感的热点和难点。为实现农业园区复杂地物的快捷准确分类监测, 本研究以河海大学江宁校区节水园区为例, 基于无人机多光谱遥感影像, 分别采用支持向量机模型(SVM)、随机森林模型(RF)和人工神经网络模型(ANN)对试验区内地物进行精细分类, 构建验证集混淆矩阵, 并根据总体分类精度、Kappa系数等指标筛选出中小型农业园区的最适地物分类模型, 并利用TensorFlow训练深度学习算法对最适分类模型的分类结果进行进一步优化。结果表明:SVM分类模型对试验农业园区的总体分类精度为97.4%, Kappa系数为0.96, 优于RF、ANN分类模型; 与原始SVM分类模型的分类结果相比, 通过TensorFlow训练深度学习算法优化, 将试验农业园区图像裁剪为a、b两区, a、b两区的分类精度分别为97.54%和99.12%, 获得了较高的优化结果。研究结果可为中小型农业园区地物分类提供技术支持。

关键词: 无人机遥感; 农业园区; 地物分类

中图分类号: S29 文献标识码: A 文章编号: 1000-4440(2023)09-1862-10

Classification of geological features in agricultural parks based on multi-spectral remote sensing by unmanned aerial vehicle

SONG En-ze¹, ZHANG Ying², SHAO Guang-cheng¹, LIU Jie³, WANG Yi¹, ZHU Xue-ying⁴

(1. College of Agricultural Science and Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China; 2. Water Resources Bureau of Jiangning Area in Nanjing City, Nanjing 211100, China; 3. Tianjin Irrigation and Drainage Center, Tianjin 300074, China; 4. College of Water Resources and Hydropower, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

Abstract: Fast and accurate monitoring of complex objects is a hot and difficult point in remote sensing. In order to realize the fast and accurate monitoring of complex feature classification in agricultural parks, this study took the water-saving park of Jiangning Campus of Hohai University as an example. Based on the multi-spectral remote sensing image of unmanned aerial vehicle (UAV), the support vector machine model (SVM), random forest model (RF) and artificial neural network model (ANN) were used to classify the objects in the test area, and the confusion matrix of the validation set was constructed. According to the overall classification accuracy, Kappa coefficient and other indicators, the optimal feature classification model of small and medium-sized agricultural parks was selected, and the TensorFlow training deep learning algorithm was used to further optimize the classification results of the optimal classification model. The results showed that the overall classification accuracy of SVM classification model was 97.4%, and the Kappa coefficient was 0.96, which was

better than those of RF and ANN classification models. Compared with the original SVM classification model, the images of the experimental agricultural park were cut into a and b areas by TensorFlow training deep learning algorithm optimization, and the classification accuracy of a and b areas was 97.54% and 99.12%, respectively and higher op-

收稿日期: 2022-10-02

基金项目: 国家自然科学基金项目(51879072); 江苏省水利科技项目(2015087)

作者简介: 宋恩泽(1999-), 男, 山西太原人, 硕士研究生, 主要从事农业遥感研究。(E-mail) 1345532440@qq.com

通讯作者: 邵光成, (E-mail) sgcln@126.com

timization results were obtained. The research results could provide technical support for the classification of small and medium-sized agricultural parks.

Key words: unmanned aerial vehicle remote sensing; agricultural park; classification of features

随着乡村振兴战略的提出,农业产业园得到了快速的发展。农业产业园在农业技术推广、种植结构调整、项目孵化和企业孵化、农业知识普及等方面具有重要的引领和示范功能^[1]。通常情况下,农业产业园区面积较小,但土地利用类型多样,地形结构复杂,采用传统的实地走访测量会浪费大量的人力、物力资源^[2]。快捷准确的农业园区土地利用类型调查对园区合理的种植规划、复杂地物的分类监测具有重要作用。

遥感技术是通过卫星等飞行器收集地物目标的光谱信息,对地物进行判断识别的技术。其中,卫星遥感技术以人造卫星为平台,因其覆盖面大,探测周期短,可在大范围内进行地物分类及监测,但是相对于航空遥感摄影,其分辨率相对较低。同时,中高分辨率的卫星遥感影像受天气和云量影响明显,在大比例尺制图方面应用有限^[3-4]。无人机遥感具有作业灵活、实时性强、成本低及分辨率高等特点,在土地利用调查中得到越来越多的应用^[5]。早期的无人机通常搭载 RGB 成像相机,得到的 RGB 影像仅含红(R)、绿(G)、蓝(B)等可见光波段,这些波段对部分地物的敏感性较低,且构建的植被指数类型较少,算法的适用性较差,只能通过目视解译的方法进行地物分类^[6]。近年来随着多光谱和高光谱相机的应用,无人机得到的遥感波段信息更为丰富,为利用 ENVI 等专业软件进行自动化地物识别提供了可能^[7]。

目前,利用无人机高光谱及多光谱影像进行地物分类的方法主要有传统的监督分类及非监督分类^[8]、面向对象影像分类^[9]、机器学习分类^[10]及深度学习分类^[11]等。Bryson 等^[12]基于无人机可见光影像,将地物纹理颜色作为分类特征用于大规模地形分类;杨蜀秦等^[13]基于无人机多光谱影像,采用深度语义分割算法对 Deeplab V3+进行优化并用于大田作物分类,比支持向量机法的分类精度提高了 17.75%;杨红艳等^[14]基于无人机遥感和随机森林法对荒漠草原的植被进行分类,总体分类精度达到了 91.06%,取得了较为优良的效果;Lou 等^[15]基于面向对象的随机森林算法对沼泽植被进行分类,总

体分类精度可达 70.26% 以上。目前,将无人机遥感技术应用于中小型农业园区的地物分类尚不多见,且对分类后图像的精度优化研究鲜有报道。

鉴于此,本试验以河海大学农业科学与工程学院节水园为研究对象,利用无人机采集研究地块多光谱遥感图像,将遥感图像经过主成分分析增强各波段光谱信息;在样方调查的基础上,分别利用支持向量机模型(SVM)、人工神经网络模型(ANN)、随机森林模型(RF)等算法进行地物分类,筛选最佳分类方法;进一步对影响分类精度的复杂地块做裁剪处理,并使用 TensorFlow 算法对最优分类结果进行深度学习,优化分类效果。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

河海大学农业科学与工程学院节水园(118°47'E, 31°54'N)位于江苏省南京市江宁区,占地面积 19 300 m²,海拔 12 m。园区地处亚热带季风气候区,四季分明,气候温和,无霜期长,光照充足。园区内主要地物类别包括林/草地、耕地、水体、道路及房屋等,研究区地理位置及地物影像图如图 1A 所示。

1.2 数据获取

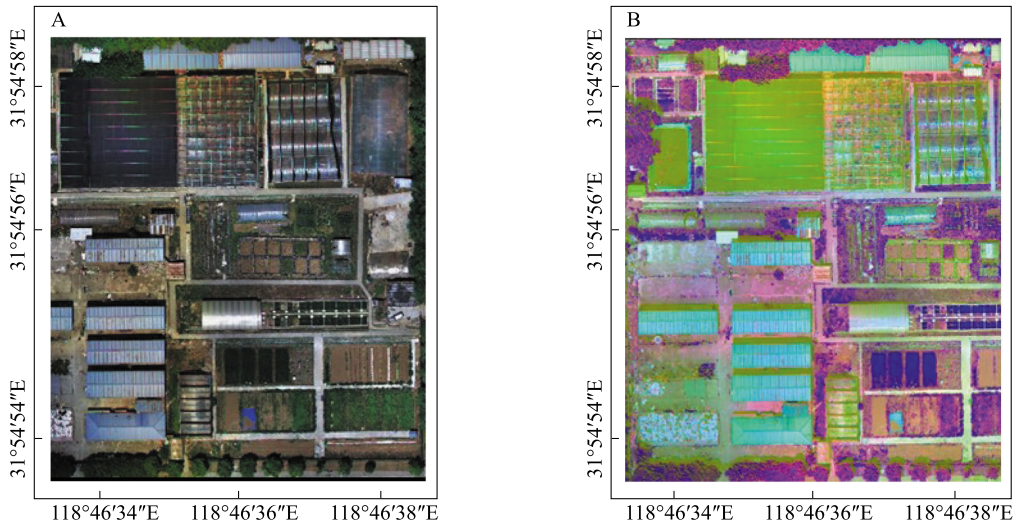
无人机多光谱影像采集时间为 2022 年 4 月 21 日中午 11:00–13:00,天气状况良好,晴朗无风,能见度好。采用大疆精灵 4 无人机(深圳市大疆创新科技有限公司产品)搭载 P4 Multispectral 多光谱相机(深圳市前海雅棋科技有限公司产品)。无人机沿着规划布置的 11 条主航线采集多光谱数据,航线长度为 1 671 m,飞行高度 50 m,飞行速度 5 m/s,航向重叠率及旁向重叠率分别设置为 80%、70%,主航线角度 177°。

1.3 数据处理

将无人机采集的图像按照蓝光、绿光、红光、红边及近红外波段图像分别导入 Agisoft Metashape Professional 软件,依次进行密集点云、网格和纹理处理,进行图像拼接,并生成正射影像及 DEM(数字高程模型)影像。将获得的正射影像导出至 Arc-Map10.5,以蓝光正射影像为基准,通过地理配准功

能对另外 4 幅正射影像进行图像配准。在 ENVI Classic 5.5.3 软件中使用 layer stacking 功能将 5 个波段的正射影像进行波段合成,由于无人机飞行高

度较低,可不进行大气校正^[16],直接使用 Quick Atmospheric Correction 功能进行快速辐射校正,再通过裁剪处理,得到待分类图像。



A:原始影像;B:主成分分析后的影像。
图 1 研究区地物原始影像及主成分分析后影像

Fig.1 Original and post principal component analysis images of features in the study area

1.4 研究方法

1.4.1 分类标准 根据试验区地物实地调查,结合中国土地利用现状图^[17],将研究区地物分为农村道路、空闲地、林/草地、裸土地、沟渠、设施农用地、坑

塘水面、塑料实验器材、建筑垃圾、农村宅基地、工业仓储用地和阴影,具体分类标准如表 1。在实地调查的基础上选取了1 185个训练样本,390 个验证样本。

表 1 地物类型及影像特征

Table 1 Types of ground objects and their image features

地物类型	说明	影像特征
农村道路	石块或水泥铺设路面	多为直线型或矩形
空闲地	表面覆盖浅层泥土的地面	存在道路/水泥地的淡黄色地块
林/草地	包括园区作物及树木	颜色呈草绿色,形状规则
裸土地	未种植作物的翻耕地	规则矩形中的土黄色地物
沟渠	石料堆砌的边坡	线性分布于道路两侧
设施农用地	深色不透光的大棚温室	暗灰色的正方形地物
坑塘水面	养殖池塘中的水体	表面呈绿色的矩形地物
塑料实验器材	包括桶及塑料薄膜等	蓝色点、面状地物
建筑垃圾	未进行清理的白色垃圾	白色点状地物
农村宅基地	钢筋混凝土制成的建筑	表面纹理复杂
工业仓储用地	使用钢材建成的临时建筑	淡蓝色矩形地物
阴影	因较高建筑遮挡光线而形成的阴影	黑色线性地物

1.4.2 数据优化 由于分类地物较为复杂,因此需对多波段图像进行图像增强处理。主成分分析(PCA)是一种广泛使用的图像增强与数据降维算法,它将 n 维特征映射到 k 维上,在原有的 n 维特征基础上重新构造出全新的正交特征。利用 PCA 可对多波段图像进行降维,提高目标研究区内地物的植被指数、纹理特征和反射率^[18],主成分分析后研究区影像如图 1B 所示。

1.4.3 植被指数获取 归一化植被指数(NDVI)在植被生长状态和植被覆盖度研究中展现出良好的效果^[19],本研究中将 NDVI 作为指标用于植被提取。

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_R}{\rho_{NIR} + \rho_R} \quad (1)$$

其中, ρ_{NIR} 为近红外波段反射值; ρ_R 为红光波段反射值。

1.4.4 分类模型选择 随机森林(RF)是一种基于学习理论的组合分类智能算法^[20]。RF 利用 Bootstrap 重抽样方法从原始数据中抽取若干样本,构建全体 Bootstrap 样本的决策树,并对所有决策树的预测结果进行组合,并投票选出最终结果^[21]。在对图像进行分类的过程中,每一个决策树分别对像元进行分类,而像元最终的类别由决策树投票决定。因此,RF 分类器能够克服传统分类器对多光谱数据进行分类时存在的数据量大、训练样本少且计算速度慢的问题^[22]。同时 RF 处理多维数据时不会出现过拟合现象^[23]。

人工神经网络(ANN)是由大量简单的处理单元连接成的复杂网络,通过模仿人脑对数据进行识别、接受、处理及传输,是以模拟人类神经系统的结构和功能为基础而建立的一种信息处理系统^[24]。各单元之间的作用函数如式(2)、式(3)。

$$y_j = f\left(\sum_{i=1}^n w_{ij}x_i - \theta_i\right) \quad (2)$$

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3)$$

其中, y_j 为神经元 j 的输出; x_i 为上一层第 i 神经元值; w_{ij} 为权重系数; θ_i 为阈值; f 为非线性激励函数^[25]。

支持向量机(SVM)^[26]是目前被广泛使用的一种监督分类器,建立在统计学理论和结构风险最小原理基础上,可解决样本量少的缺陷,实现高纬度模

式识别^[27]。

1.4.5 模型优化 TensorFlow 是一个将复杂的数据结构体传递输入至人工智能神经网络中并进行分析 and 处理的新一代人工智能学习系统。TensorFlow 包含了两层含义:Tensor 代表 N 维数组,Flow 表示基于数据流图的计算。TensorFlow 表示数据流图中数组在两端点之间流动的计算过程,在语音及图像识别等机器学习与深度学习领域应用较广^[28]。自 2015 年首次发布以来,被广泛用于改善机器学习中,但其在地物遥感分类方面的应用较少。

1.4.6 评价指标 对于不同分类模型输出的结果,构建验证样本的混淆矩阵,并进行下列指标的计算,进而进行算法的比较。

总体分类精度(Overall accuracy):正确分类的地物像元与试验区总像元之比。

用户精度(User accuracy):正确分类到 i 类的像元总数与分类器将整个影像的像元分为 i 类的像元总数比率。

Kappa 系数^[29](Kappa coefficient):通过将真实像元总数(N)乘以混淆矩阵的对角线之和,减去某个地物真实像元总数和该类中被分类像元的乘积,再除以总像元数的平方减去某一类地物真实像元与该类中被分类像元总数之积求和。

生产者精度(Producer accuracy):整个影像的像元正确分为 i 类的像元数与该类实际像元总数的比率。

1.5 技术路线图

本研究采用的技术路线如图 2 所示。

2 结果与分析

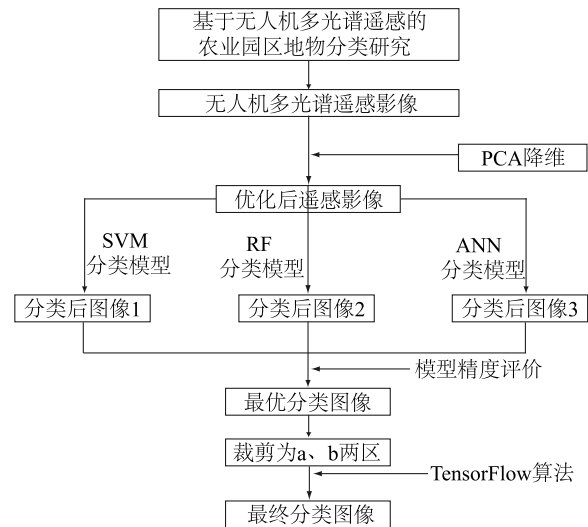
2.1 分类结果分析

利用 SVM、RF、ANN 模型对主成分变换后影像及 SVM 模型对未经过主成分变换的原始影像进行分类,结果如图 3 所示。从图 3 中可以看出,大部分情况下分类结果一致,局部地区存在一些差异,将 3 种分类模型各自分类结果与试验区 RGB 图像目视比较,SVM、RF、ANN 分类模型对植被及非植被地物的分类匹配度较高。树木植被环绕试验区四周分布,农田植被与裸土地边界较为清晰,对于种植作物的设施农用地,识别度也较高;对于工业仓储用地、农村道路、坑塘水

面等地物,3 种分类模型均能较为准确的分类。在分类其他地物时,3 种分类模型差距较大。RF、ANN 分类模型将工业仓储用地附近空闲地错分为裸土地;ANN 分类模型在分类建筑垃圾时,常错分为工业仓储用地,分类效果不如 SVM、RF 分类模型。综上所述,3 种分类模型对林/草地、工业仓储用地、农村道路等反射率及形状与周边差距较大的地物分类效果较好,RF 分类模型对坑塘水面的分类效果较好。从整体来说,SVM 分类模型对农业园区地物的分类效果最好。

2.2 不同分类模型定量分类结果

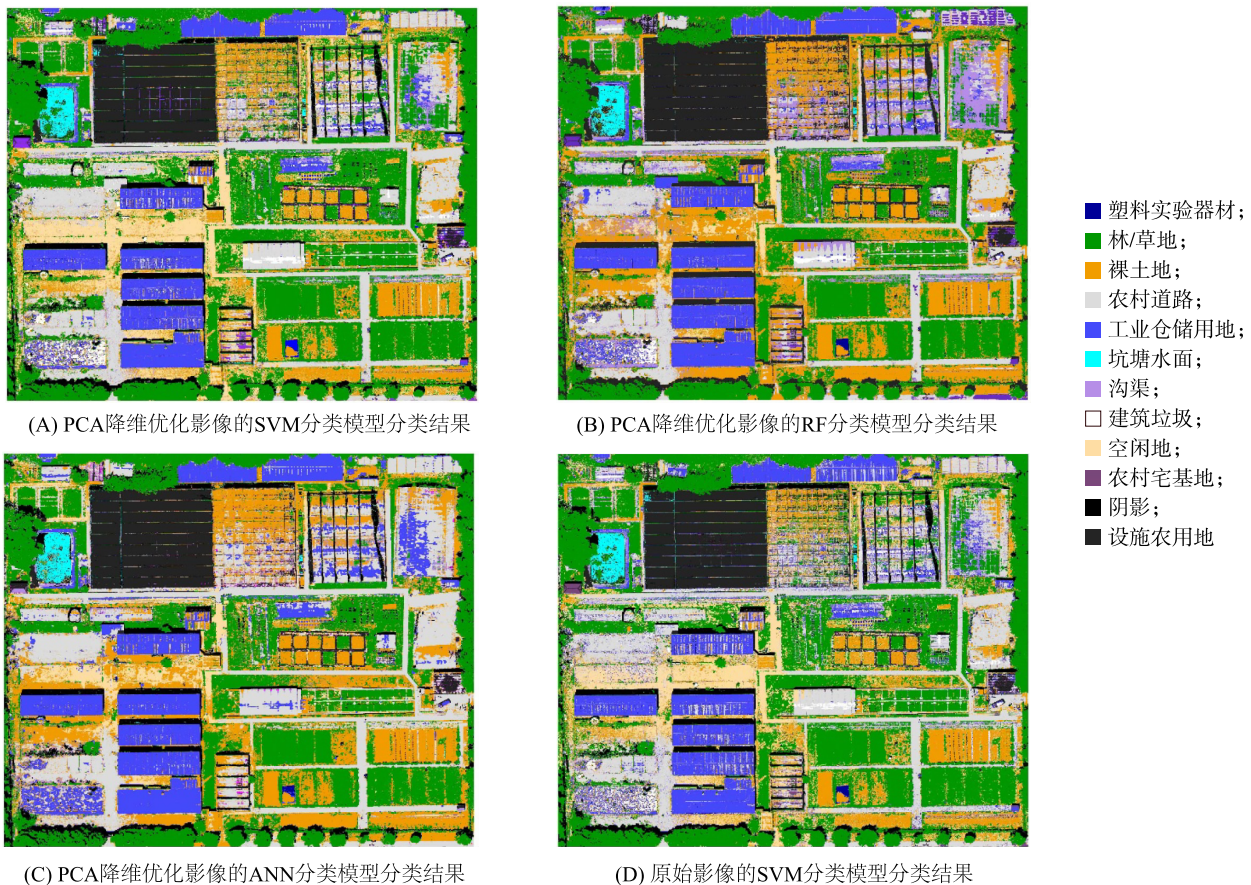
根据不同分类模型得到的分类结果混淆矩阵(图 4),可得出不同分类模型的总体分类精度、用户精度、Kappa 系数及生产者精度,如表 2 和表 3 所示。



PCA 降维:主成分分析降维;SVM 分类模型:支持向量机分类模型;RF 分类模型:随机森林分类模型;ANN 分类模型:人工神经网络分类模型。

图 2 技术路线图

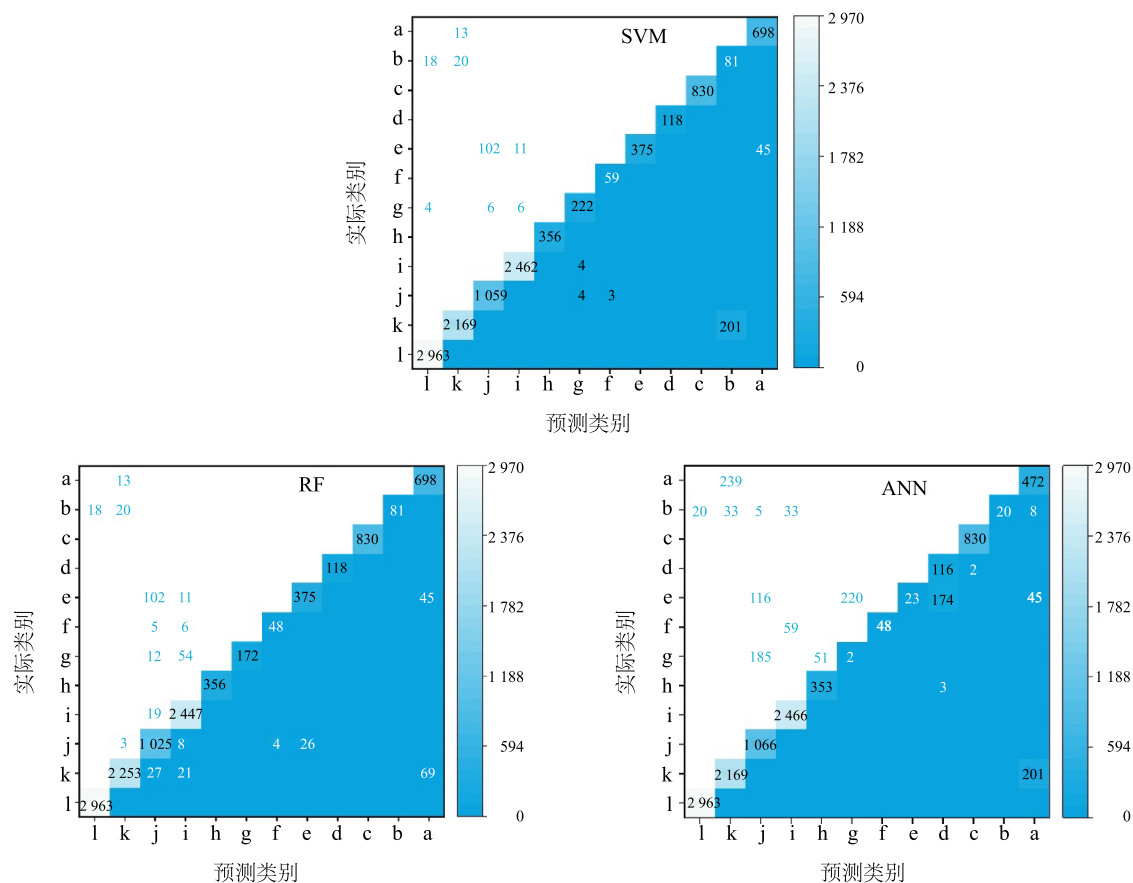
Fig.2 Technical flow chart



PCA 降维、SVM 分类模型、RF 分类模型、ANN 分类模型见图 2 注。

图 3 分类结果

Fig.3 Classification results



a:空闲地;b:实验器材;c:设施农用地;d:阴影;e:农村宅基地;f:建筑垃圾;g:沟渠;h:坑塘水面;i:工业仓储用地;j:农村道路;k:裸土地;l:林/草地。SVM:支持向量机分类模型;RF:随机森林分类模型;ANN:人工神经网络分类模型。

图 4 不同分类模型分类结果的混淆矩阵图
Fig.4 Confusion matrix of classification results of different classification models

表 2 不同分类模型的分类精度

Table 2 Classification accuracy of different classification models

类别	支持向量机分类模型		随机森林分类模型		人工神经网络分类模型	
	用户精度 (%)	生产者精度 (%)	用户精度 (%)	生产者精度 (%)	用户精度 (%)	生产者精度 (%)
林/草地	97.78	100.00	100.00	100.00	98.22	100.00
裸土地	96.30	91.50	91.53	95.01	78.20	91.50
农村道路	96.68	99.32	96.50	96.04	87.46	100.00
工业仓储用地	99.25	98.95	93.41	99.25	84.65	100.00
坑塘水面	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	99.24
沟渠	95.92	93.53	99.32	72.14	1.02	0.50
建筑垃圾	92.04	100.00	95.00	82.16	0	0
农村宅基地	100.00	70.21	85.77	92.34	100.00	4.26
阴影	100.00	99.87	100.00	100.00	99.87	97.85
设施农用地	96.71	100.00	97.78	100.00	86.80	100.00
实验器材	100.00	68.09	100.00	65.96	100.00	17.02
空闲地	88.16	98.18	94.87	84.09	82.02	66.36

表 3 不同分类模型分类的总体精度和 Kappa 系数

Table 3 The overall accuracy and Kappa coefficient of different classification models

指标	支持向量机 分类模型	随机森林 分类模型	人工神经网络 分类模型
总体精度	97.40	95.95	87.17
Kappa 系数	0.96	0.95	0.84

SVM 分类模型对 PCA 降维前后的影像总体分类精度及 Kappa 系数分别为 95.1%、97.40% 和 0.75、0.96。从 PCA 使用前后精度来看,主成分分析技术的应用使总体分类精度和 Kappa 系数分别提高了 2.30 个百分点、0.21;从生产者精度来看,SVM 分类模型对林/草地、坑塘水面、农村道路、阴影、设施农用地和建筑垃圾的分类效果最好,均超过 99%;其次对于工业仓储用地、裸土地、沟渠和空闲地的分类精度也达到了 90% 以上;但是对农村宅基地和塑料实验器材存在一定错分现象。可能原因是因为塑料器材多存于裸土地及植被丛中,表面被泥土覆盖或植被遮挡,使其部分像元分类为林/草地和裸土地。农村宅基地组成多为表面刷漆石板结构,在颜色上与工业仓储用地极为相似,漆块脱落后石板易被误分为农村道路。

RF 分类模型总体分类精度及 Kappa 系数分别为 95.95%、0.95。从生产者精度来看,林/草地、裸土地、农村道路、工业仓储用地、坑塘水面、农村宅基地、阴影和设施农用地的分类精度较高,均能达到 90% 以上;但是,RF 分类模型对沟渠和塑料实验器材有部分错分现象。沟渠由石料堆砌而成,其表面与工业仓储用地和农村道路有一定相似性,从而导致实际沟渠被错分为工业仓储用地或农村道路。

ANN 分类模型总体分类精度和 Kappa 系数为 87.17% 及 0.84,低于 SVM、RF 分类模型。但其对林/草地、裸土地、农村道路、工业仓储用地、坑塘水面、阴影和设施农用地等仍有较高的分类精度;对于建筑垃圾错分误差为 100%,对农村宅基地、沟渠和塑料实验器材分类精度也较低。分析其原因是神经网络模型相比于其他模型,需要更多的训练样本及数据,建筑垃圾、农村宅基地和塑料实验器材在试验区数据较少,无法做出较为准确的分类。

2.3 TensorFlow 优化

从 3 个分类模型整体分类情况来看,SVM、RF、

ANN 分类模型的总体分类精度分别为 97.40%、95.95%、87.17%,均超过 80%,Kappa 系数分别为 0.96、0.95、0.84,表现出较高的适用性。其中,SVM 分类模型的表现最优,即 SVM 为最佳分类模型,因此,将 SVM 分类模型作为最优分类模型进行 TensorFlow 深度学习,进一步优化分类模型。

对试验场地原始伪彩色图像和 SVM 分类模型分类后图像比较得出,试验区设施农用地右侧为透明薄膜棚区,由于无人机多光谱图像分辨率较高,棚内裸土地和林/草地等由于薄膜遮盖,部分地物被错分为农村道路、工业仓储用地等,将其进行深度学习训练,会影响整个试验区地物分类,不利于精细分类,如图 3A。因此,考虑将试验区图像裁剪为 a、b 两区分别进行分类,裁剪结果如图 5。

对 a、b 两区分别使用 SVM 分类模型分类后进行深度学习优化,得到分类结果如图 6。

经 TensorFlow 深度学习优化后的分类精度和混淆矩阵如表 4 及图 7 所示。a、b 两区的分类精度分别为 97.54% 和 99.12%,总体分类精度和 Kappa 系数分别为 98.36% 和 0.98。与原始 SVM 分类结果相比,分区后的分类精度均有较大提高,但仍有部分农村宅基地被错分为农村道路,其原因在于园区内农村宅基地大多较矮小且与农村道路材料组成相同,容易产生错分现象。总体来看,TensorFlow 优化能融合 SVM 分类模型与神经网络分类模型的优点,对样本较少的地物也能保持极高的分类精度。

3 讨论与结论

本研究将无人机多光谱影像应用于农业园区地物分类中,利用植被信息及光谱信息构建模型,对比分析 SVM、RF、ANN 分类模型,筛选出了适用于中小型农业园区地物分类的 SVM 分类模型。同时,利用筛选出的模型通过 TensorFlow 训练深度学习样本,提升了局部地区分类精度。研究结果对农业园区地物分类有一定的参考价值。

筛选最优分类方法过程中,SVM 分类模型总体分类精度最高,达到了 97.40%;其次是 RF 分类模型,总体分类精度为 95.95%,但 ANN 分类模型仅为 87.17%。综合对比,SVM 分类模型作为一种二分类模型,能够很好地解决训练样本较少的地物分类^[30]。本研究区占地面积 1.93 hm²,部分地物如塑料实验器材等样本较少,而 ANN 分类模型虽然作为较智能的

模型,但其需要大量的训练样本进行学习,对于训练样本较少的地物容易产生错分及漏分现象。同时,ANN 分类模型分类时存在隐藏层,使其分类过程中

需要更多的计算量^[31],运算时间超过 SVM 分类模型及 RF 分类模型,在地物分类中适用性比 SVM 分类模型和 RF 分类模型低。



图 5 研究区裁剪图
Fig.5 Cutting map of the study area

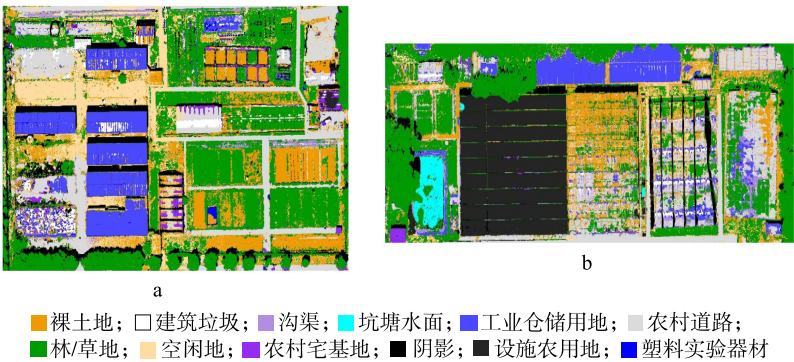
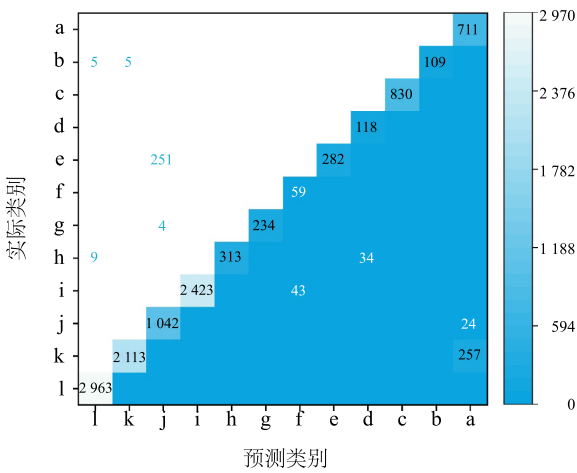


图 6 裁剪分区图的 TensorFlow 优化分类结果
Fig.6 The TensorFlow optimized classification results of the cutting maps

表 4 SVM 分类模型分类结果经 TensorFlow 深度学习优化后的分类精度

Table 4 Classification accuracy of SVM classification model optimized by TensorFlow deep learning

类别	用户精度 (%)	生产者精度 (%)
林/草地	97.59	100.00
裸土地	94.74	89.15
农村道路	98.25	97.74
工业仓储用地	99.61	100.00
坑塘水面	87.91	91.30
沟渠	98.51	97.23
建筑垃圾	100.00	100.00
农村宅基地	52.94	72.83
设施农用地	99.39	100.00
阴影	100.00	100.00
塑料实验器材	91.49	100.00
空闲地	97.93	100.00



a:空闲地;b:实验器材;c:设施农用地;d:阴影;e:农村宅基地;f:建筑垃圾;g:沟渠;h:坑塘水面;i:工业仓储用地;j:农村道路;k:裸土地;l:林草地。

图 7 TensorFlow 深度学习优化后 SVM 分类模型的分类混淆矩阵

Fig. 7 Classification confusion matrix of SVM classification model optimized by TensorFlow deep learning

在使用 TensorFlow 对最优分类模型优化时,a、b 2 个分区及完整园区总体分类精度分别为 97.54%、99.12%、98.36%,与原始 SVM 分类模型的结果保持一致,但沟渠的分类结果明显优于原始分类结果,达到了 98.00%,分析原因 SVM 分类模型作为一种传统的机器学习分类模型,通过分离超平面来完成分类^[32],沟渠由于未及时除草,和林/草地混杂从而影响 SVM 分类模型的分类;TensorFlow 训练深度学习模型通过训练原始模型在待分类图像中寻找相似特征,在 SVM 分类模型分类的结果上,使用深度学习算法,能够更为准确地实现沟渠分类。

图像增强处理技术能够有效提高地物分类结果,经过 PCA 处理的图像采用 SVM 分类模型的结果的总体分类精度及 Kappa 系数为 97.40%、0.96,相比于应用原始图像总体分类精度和 Kappa 系数分别提高了 2.30 个百分点和 0.21。

SVM、RF、ANN 分类模型的总体分类精度,均超过了 87%,表现出一定的适用性。考虑分类耗时间及部分地物分类精度,SVM 分类模型在样本较少的地物分类中保持较高的准确性,耗时间短,较为稳定。

对分类好的图像,可通过 TensorFlow 训练深度学习优化,提高部分分类不佳的地物分类精度。经过优化后的 a、b 两研究区总体分类精度分别为 97.54%及 99.12%,整个园区总体分类精度为 98.36%,均比未经 TensorFlow 处理的分类结果有所提高。

在复杂地物的分类中,反射率或形状相似的地物会影响彼此的分类精度,造成错分、漏分等现象,通过裁剪将地物分别进行分类能够提高整个图像总体分类精度。

参考文献:

- [1] 马雷振. 国土空间规划背景下的现代农业产业园规划建设[J]. 河南农业,2023(13):31.
- [2] 韩文霆,郭聪聪,张立元,等. 基于无人机遥感的灌区土地利用与覆被分类方法[J]. 农业机械学报,2016,47(11):270-277.
- [3] 汪传建,赵庆展,马永建,等. 基于卷积神经网络的无人机遥感农作物分类[J]. 农业机械学报,2019,50(11):161-168.
- [4] MAHDAVI S, SALEHI B, AMANI M, et al. A dynamic classification scheme for mapping spectrally similar classes: Application to wetland classification[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation,2019,83:101914.
- [5] 王柯,付怡然,彭向阳,等. 无人机低空遥感技术进展及典型行业应用综述[J]. 测绘通报,2017(S1):79-83.
- [6] 温昱婷,赵静,兰玉彬,等. 基于无人机可见光影像和面向对象的树种分类研究[J]. 西北林学院学报,2022,37(1):74-80,144.
- [7] 黄雨菲,路春燕,贾明明,等. 基于无人机影像与面向对象-深度学习的滨海湿地植物物种分类[J]. 生物多样性,2023,31(3):143-158.
- [8] 姜玉峰,齐建国,陈博伟,等. 基于无人机高光谱影像和机器学习的红树林树种精细分类[J]. 遥感技术与应用,2021,36(6):1416-1424.
- [9] 姚博,张怀清,刘洋,等. 面向对象 CART 决策树方法的湿地遥感分类[J]. 林业科学研究,2019,32(5):91-98.
- [10] 张静,王清茹,雷亚平,等. 基于机器学习和无人机图像的棉花密度识别研究[J]. 中国棉花,2021,48(9):6-10.
- [11] 王术波,韩宇,陈建,等. 基于深度学习的无人机遥感生态灌区杂草分类[J]. 排灌机械工程学报,2018,36(11):1137-1141.
- [12] BRYSON M, REID A, RAMOS F, et al. Airborne vision-based mapping and classification of large farmland environments[J]. Journal of Field Robotics,2010,27(5):632-655.
- [13] 杨蜀秦,宋志双,尹瀚平,等. 基于深度语义分割的无人机多光谱遥感作物分类方法[J]. 农业机械学报,2021,52(3):185-192.
- [14] 杨红艳,杜健民,阮培英,等. 基于无人机遥感与随机森林的荒漠草原植被分类方法[J]. 农业机械学报,2021,52(6):186-194.
- [15] LOU P Q, FU B L, HE H C, et al. An optimized object-based random forest algorithm for marsh vegetation mapping using high-spatial-resolution GF-1 and ZY-3 data[J]. Remote Sensing,2020,12(8):1270.
- [16] 赵松,侯毅凯,张安兵,等. 基于无人机多光谱影像的溱阳河水质遥感反演[J]. 测绘与空间地理信息,2022,45(3):81-85.
- [17] 匡文慧,张树文,杜国明,等. 2015-2020 年中国土地利用变化遥感制图及时空特征分析[J]. 地理学报,2022,77(5):1056-1071.
- [18] 赵静,李志铭,鲁力群,等. 基于无人机多光谱遥感图像的玉米田间杂草识别[J]. 中国农业科学,2020,53(8):1545-1555.
- [19] 陈琪,杨九艳,闫瑞玲,等. 荒漠区不同植被类型 NDVI 变化特征分析——以内蒙古阿拉善盟为例[J]. 中国草地学报,2022,44(3):17-28.
- [20] BREIMAN L. Random forests[J]. Machine Learning,2001,45(1):5-32.
- [21] 杜尚海,古成科,张文静. 随机森林理论及其在水文地质领域的研究进展[J]. 中国环境科学,2022,42(9):4285-4295.
- [22] 李垒,任越美. 基于随机森林的高光谱遥感图像分类[J]. 计算机工程与应用,2016,52(24):189-193.
- [23] PHIRI D, MORGENROTH J, XU C. Four decades of land cover and forest connectivity study in Zambia-An object-based image analysis approach[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation,2019,79:97-109.

- [24] 修丽娜,刘湘南. 人工神经网络遥感分类方法研究现状及发展趋势探析[J]. 遥感技术与应用,2003(5):339-345.
- [25] 张海龙,蒋建军,吴宏安,等. SAR与TM影像融合及在BP神经网络分类中的应用[J]. 测绘学报,2006,35(3):229-233,239.
- [26] VAPNIK V N. An overview of statistical learning theory[J]. IEEE Transactions on Neural Networks,1999,10(5):988-999.
- [27] 刘义志,赖华荣,张丁旺,等. 多特征混合核SVM模型的遥感影像变化检测[J]. 国土资源遥感,2019,31(1):16-21.
- [28] 景文龙,李博涵,杨守磊,等. 基于TensorFlow的均质数字岩心渗透率预测方法及应用[J]. 中国石油大学学报(自然科学版),2021,45(4):108-113.
- [29] TANG W, HU J, ZHANG H. Kappa coefficient: a pupular measure rafer agreement[J]. Shanghai Archives of Psychiafry,2015,27(1):62-67.
- [30] 隋佳利. 二分类问题的支持向量机算法研究[D]. 曲阜:曲阜师范大学,2021.
- [31] 张 驰,郭 媛,黎 明. 人工神经网络模型发展及应用综述[J]. 计算机工程与应用,2021,57(11):57-69.
- [32] 周开伟,钱雪忠,周世兵. 一种改进的多分类孪生支持向量机[J]. 计算机应用与软件,2022,39(4):269-274.

(责任编辑:石春林)