

基于 Android 手机的田间棉花产量预测系统设计

胡 灿^{1,2} 王兴旺^{1,2} 王旭峰^{1,2} 贺小伟^{1,2} 郭文松^{1,2} 王 龙^{1,2}

(1. 塔里木大学机械电气化工程学院, 阿拉尔 843300;
2. 新疆维吾尔自治区普通高等学校现代农业工程重点实验室, 阿拉尔 843300)

摘要: 棉花是我国的重要经济作物,棉花产量预测有助于经济调控和调节种植模式,提高生产收益。目前,传统人工测产方法存在劳动强度大,测量精度底等问题。为解决这一问题,选用喷洒脱叶剂后的棉花图像为研究对象,并构建相关数据集,同时以单位面积中的棉花株数、棉铃数和单铃籽棉质量的计算公式和改进的 YOLO v5 算法模型为核心算法,设计基于 Android 移动端的棉花产量预测系统。通过选择手机拍照或选择调用相册两种方式获取图像信息,对目标图像进行数据分析处理,实现棉花的产量预测。以图像中棉花的检测框检测出棉花棉铃,根据不同的土壤类型,自动计算出每公顷的棉花产量,与实际产量对比显示,实际产量和预测产量的籽棉和皮棉平均误差为 122.01 kg/hm² 和 57.98 kg/hm²,且模型在手机端的精度较高,准确率 *P* 和召回率 *R* 为 90.95% 和 73.16%,与原 YOLO v5 模型相比,提升 19.58、16.84 个百分点,在 3 种类型的手机上进行对比检测后,系统运行时间平稳,产量预测结果相差不大。结果表明,设计的棉花产量预测系统在田间测产结果和算法运行性能较为良好,可以为棉花产量的预测提供技术参考。

关键词: 棉花; 产量预测; Android; 算法; 模型

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2023)S2-0252-08

Field Cotton Yield Prediction System Based on Android Mobile Phone

HU Can^{1,2} WANG Xingwang^{1,2} WANG Xufeng^{1,2} HE Xiaowei^{1,2} GUO Wensong^{1,2} WANG Long^{1,2}

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Tarim University, Alar 843300, China
2. The Key Laboratory of Modern Agricultural Engineering in Ordinary Higher Education Institutions of Xinjiang Uygur Autonomous Region, Alar 843300, China)

Abstract: Cotton is an important economic crop in China, and the prediction of cotton yield helps in economic regulation and regulation of planting patterns, thereby improving production returns. At present, traditional manual production measurement methods have problems such as high labor intensity and low measurement accuracy. To solve this problem, cotton images after spraying defoliant were selected as the research object, and relevant datasets were constructed. At the same time, the calculation formula for the number of cotton plants, cotton bolls, and single boll seed cotton quality per unit area and the improved YOLO v5 algorithm model were used as the core algorithm to design a cotton yield prediction system based on Android mobile devices. Image information was obtained by choosing to take photos on a mobile phone or calling an album, and performing data analysis and processing on the target image to achieve cotton yield prediction. Using the detection box of cotton in the image to detect cotton bolls, the cotton yield per hectare was automatically calculated based on different soil types. Compared with the actual yield, the average error between the actual yield and predicted yield of seed cotton and lint was 122.01 kg/hm² and 57.98 kg/hm², and the model had high accuracy on the mobile phone. Compared with the original YOLO v5 model, the accuracy *P* and recall *R* were increased by 19.58 percentage points and 16.84 percentage points, respectively, with values of 90.95% and 73.16%. After comparative testing on three types of mobile phones, the system ran smoothly and the yield prediction results did not

收稿日期: 2023-06-30 修回日期: 2023-08-30

基金项目: 兵团重点研发计划项目(2019AB007)、塔里木大学现代农业工程重点实验室开放基金项目(TDNG2021101)、塔里木大学创新研究团队项目(TDZKCX202103)和兵团第一师科技项目(2022XX06)

作者简介: 胡灿(1983—),男,副教授,主要从事智能农机装备研究,E-mail: hucanboy1@qq.com

通信作者: 王旭峰(1974—),男,教授,博士生导师,主要从事现代农业机械设备设计研究,E-mail: wxfwyq@126.com

differ significantly. The results indicated that the designed cotton yield prediction system had good performance in field yield measurement and algorithm operation, and can provide technical reference for cotton yield prediction.

Key words: cotton; yield prediction; Android; algorithm; model

0 引言

棉花是世界上最重要的经济作物之一,是重要的工业原料也是国家重要的战略物资。2022 年全国棉花总产量约为 $5.977 \times 10^6 \text{ t}^{[1]}$,棉花产量与国民经济息息相关,因此对棉花的产量预测显得尤为重要。棉花产量预测受多种因素的影响,但主要由 3 个重要因素构成:即单位面积总棉株数、单株棉铃数和单铃籽棉质量^[2]。传统估算方法一般基于人工田间调查和采样,存在劳动强度大,测算精确度低等问题,寻求更快、精度更高的图像识别方法尤为重要。

近年来,人工智能技术的应用趋于成熟,数字技术和深度学习的快速发展,使得众多的研究人员对农业作物的精准应用和生产产生了兴趣,基于图像处理技术的棉花产量检测方法可以提高效率并减少人工检测相关的错误,还可用于作物后续病害检测和产量预测。在图像识别技术上,传统的机器学习方法被广泛应用于棉花检测,LI 等^[3]使用 MobileNet 和 CenterNet 两个深度学习模型,结合无人机(UAV)获取的图像来检测和计数棉花幼苗。用两个不同维度的测试数据集对模型性能进行了评价,为农业应用中选择合适的训练图像提供了有价值的信息。XU 等^[4]设计并训练了一个卷积神经网络来识别航空测量原始图像中新开的棉花,利用由运动方法构造的密集点云实现了棉花的三维位置。提出了密集点云的质量分析方法和约束聚类算法,有效地检测点云。樊湘鹏等^[5]设计一种优化 Faster R-CNN 和数据增强的棉花伴生杂草识别与定位方法,可以在不同天气条件下识别棉花幼苗和棉田杂草,提高了棉田除杂的效率。FUE 等^[6]开发了一种深度学习算法,通过移动相机和无人机获取图像,使用训练的 YOLO 权重和 DarkFlow 来跟踪和计数收获季节打开的棉铃,大大增强了机器人对产量测量的实时评估。张楠楠等^[7]使用高光谱遥感技术和连续投影算法,对棉花的 4 种生育期的冠层反射率进行分析,有效估测了棉花生育期的生长状态和叶面积指数。OH 等^[8]提出了一种基于 YOLO v3 目标检测模型的棉花苗期植株计数框架,性能优异。然而,为了在检测后获得更准确的结果,需要额外的摄影测量程序来分离、定位和计数棉花植株。FENG

等^[9]利用无人机图像和卷积神经网络模型开发了一种实时的图像处理方法,用于棉花计数。

随着 Android 手机的普及,各种应用 APP 得到了快速推广,农业检测领域在手机移动端的应用十分广泛^[10]。牛学德等^[11]以 17 种叶部病虫害图像为研究对象,通过改进 MobileNetV3 网络模型并部署到移动端,实现了对多种作物病虫害图像的有效分类。刘万学等^[12]使用 Android 开发技术,开发了一个实时便捷的外来入侵植物智能识别系统,该系统对 35 科 135 种入侵植物的平均识别准确率达到 85.3%。郑鹏辉^[13]发现了传统检测方法在温室蔬菜病害检测上存在的困难和不足,使用 Android 开发程序和图像处理软件,以 CTF1931-RGR 颜色空间模型为骨架,开发了基于 Android 移动端的蔬菜病害程度的检测系统,使用户可以通过简单的操作方法就能获取病害程度信息及病害防控措施。以上方法虽然可以通过手机端设备进行检测,但是由于在模型选用上体积较大,导致在手机端加载过程中运行缓慢,存在计算时间过长,消耗大量运行内存的问题。

针对目前 Android 端农作物检测及产量预测系统存在的缺陷问题,本文以喷洒脱叶剂后的棉花为研究对象,对不同土壤类型中的棉花图像进行分类制作数据集,结合 YOLO v5 算法模型进行棉花识别,通过分析单位面积中的棉花铃数、籽棉质量以及皮棉质量,构建 Android 端棉花产量预测系统,将识别模型与产量测算模型相结合,对不同土壤类型的棉花产量进行预测。

1 材料与方法

1.1 田间试验及图像处理

土壤质地对作物根系生长、根际生物活性、养分吸收和分配、叶片光合特性、水分利用效率以及产量和品质等起到重要作用,所以在棉花生长过程中影响因素也不相同^[14],本文采用“塔河 2 号”棉种,对不同土壤类型中的同一棉种的棉花产量进行预测。

1.1.1 棉花田间试验

以新疆生产建设兵团第一师(阿拉尔市)十团农场(40°62'N,81°33'E)为研究区域,由农场统一种植管理,且土壤类型为沙土、粘土、壤土镶嵌式分布,

施肥和供水量统一规划,排除了水肥因素的干扰,土壤取样分析结果如表 1 所示,不同土壤经过统一的

施肥和供水后,各营养成分含量存在差异,所以在棉花后期的产量也会有差异。

表 1 试验区域土壤的理化性质及基础养分分布

Tab.1 Physical and chemical properties and basic nutrient distribution of soil in experimental area

土壤质地	土壤颗粒占比/%			有机质含量/ (g·kg ⁻¹)	全氮含量/ (g·kg ⁻¹)	速效氮含量/ (g·kg ⁻¹)	速效磷含量/ (g·kg ⁻¹)	速效钾含量/ (g·kg ⁻¹)
	0 ~	0.002 ~	0.02 ~					
	0.02 mm	0.02 mm	2 mm					
沙土	9	19	72	4.13 ~ 5.17	0.31 ~ 0.44	59.71 ~ 60.98	7.89 ~ 8.67	101.22 ~ 102.65
粘土	23	46	31	9.19 ~ 10.67	0.64 ~ 0.81	107.87 ~ 109.89	8.57 ~ 9.43	187.40 ~ 188.91
壤土	13	44	43	7.46 ~ 8.99	0.47 ~ 0.57	77.42 ~ 78.49	9.48 ~ 11.12	116.42 ~ 117.91

图 1 为田间试验过程。如图 1a 所示,田间试验采用机械开沟覆膜播种^[15],于 4 月 8 号播种,种植模式为 3 垄 6 行,行距 0.38 m,株距为 0.1 ~ 0.15 m,播量为 27 kg/hm²,每穴 1 粒,穴数为 231 000 粒/hm²,4 叶 1 心期控苗至 180 000 株/hm²,根据田间墒情进行水肥灌溉。分 8 次滴水施肥,4 叶 1 心期施肥量为尿素 75 kg/hm²、棉花滴灌专用肥(氮 17%、磷 17%、钾 17%) 105 kg/hm²,8 叶 1 心期施肥量为尿素 120 kg/hm²、棉花滴灌专用肥 150 kg/hm²,其余时间段施肥量与 8 叶 1 心期相同,根据田间湿度和棉花长势,在 9 月初停止施肥。

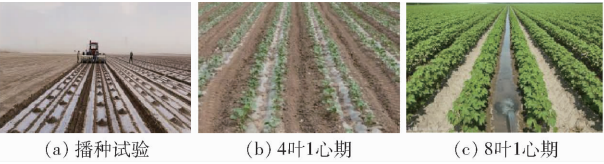


图 1 棉花田间试验

Fig.1 Cotton field experiment

1.1.2 图像采集

图像数据采集工作于 2022 年 9 月 1 日至 10 月 14 日进行,此时间段为棉花喷洒脱叶剂及收获的季节,使用大疆御 MAVIC AIR 2 型无人机,在天气为无风或微风且光照强度较好的时段进行拍摄,避免无人机发生偏移以及强光造成图像曝光失真等问题。首先通过操作无人机至试验区域上空,如图 2 所示,拍摄高度为 5 m,以 1.6 × 10⁷ 像素对棉田进行垂直拍摄,底部摄像头与棉田水平面呈 85° 夹角,拍摄图像对应的棉田面积为 38.49 m²,同时为解决棉叶遮挡及棉花质量叠的问题,采用多角度拍摄,共获取棉花图像 1 542 幅。

1.1.3 图像预处理和数据增强

图像采集后,由于无人机拍摄的图像像素较大,在模型训练时会存在耗时增加、内存占用量大和准确率低等问题,所以使用 OpenCV 库对图像进行压缩处理,将图像调整至 640 像素 × 640 像素,用于模型的识别和训练以及后续的识别分析。为了提高样本的多样性,对数据集进行旋转、增亮、增加对比度、

增色和昏暗处理 5 种方法进行数据增强,如图 3 所示,最后保存 2 432 幅图像,其中 1 946 幅为训练集(80%),486 幅为测试集(20%)。



图 2 图像采集方式

Fig.2 Image acquisition method

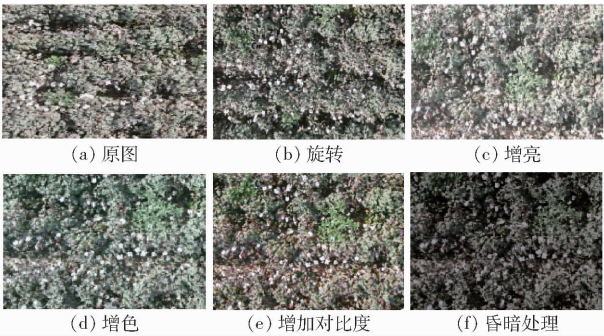


图 3 图像采集和预处理

Fig.3 Image acquisition and preprocessing

1.1.4 图像数据集标注

使用精灵标记助手软件进行图像人工标记,采用矩形框对棉花进行标注,标注类别为 cotton,将全部完全可见的棉花及较为明显的棉花进行标记,其余难以实现检测识别的棉花不标注,降低棉叶背景和其他不需要的干扰,标注的数据集图像共计 2 432 幅,共有 2 702 896 个棉花目标,每幅图像平均有 1 112 个棉花目标,目标框和图像数量均充足,数据集标注完毕后以 PASCAL VOC 格式进行存储,内容主要有检测的目标类别、图像尺寸以及目标检测框坐标值。经预处理后,每幅图像尺寸被调整至 640 像素 × 640 像素,便于图像识别时进行快速收敛。

1.2 棉花检测模型改进与训练结果

1.2.1 棉花检测模型建立及改进

无人机拍摄的棉花图像中单个棉铃面积过小,同时还会受棉叶颜色混淆及棉叶遮挡等问题的影响,因此需要选用对小目标检测性能较好的神经网络进行构建检测。通过对检测模型的性能对比,本文选择结合注意力模块(CBAM)^[16]、深度卷积神经网络(DWConv)^[17]和YOLO v5^[18]网络来进行棉花目标的高效、快速检测,YOLO v5是一种具有较高灵活性和响应速度的单目标检测算法,可以实现轻量化模型部署并保持准确性,同时可降低计算瓶颈和内存成本,具有更高的鲁棒性,但是由于使用的

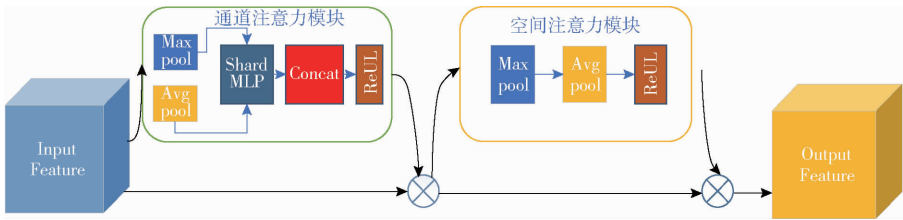


图 4 CBAM 结构图
Fig.4 CBAM structure diagram

为了使YOLO v5算法在嵌入CBAM模块后既能提高检测精度又可以保持较快的检测速度,对原YOLO v5算法进行改进,采用DWConv替代原有的Conv进行操作,DWConv卷积神经网络通过分离卷积和逐点卷积两个步骤进行卷积操作,可以有效减少参数量并提高计算效率。如图5所示,DWConv操作分为两步,第1步是使用 C 个大小为 $K \times K$ 的卷积核对输入特征图进行逐通道卷积,其中每个卷积核只对输入特征图的一个通道进行卷积操作,最终得到 C 个 $H \times W$ 的特征图。第2步是使用 N 个过滤器(每个过滤器由 C 个 1×1 的卷积核组成)对第1步的输出特征图进行逐点卷积操作,最终得到输出特征图,这种操作可以有效减少参数量并提高计算效率。

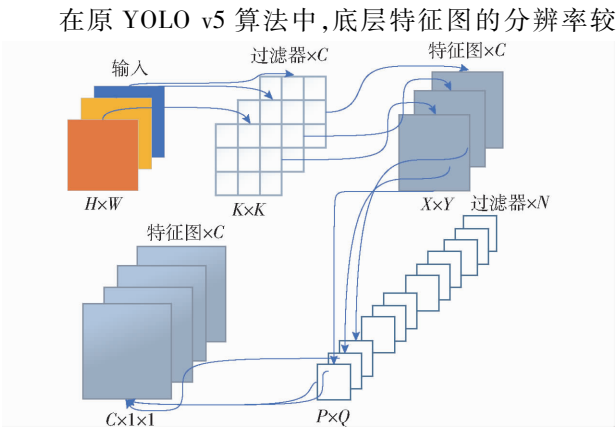


图 5 DWConv 卷积神经网络

Fig.5 DWConv convolutional neural network graph

FPN^[19]结构来构建网络结构,在工作中进行降采样操作,对小目标的损害较大,损失显著大于大目标,对小目标的检测精度会有较低的影响。为了更好地识别棉花目标,本文对YOLO v5进行改进,主要为添加CBAM,将Conv替换为DWConv和添加小目标检测层。

如图4所示,CBAM由通道注意力模块和空间注意力模块组成。CBAM模块的输出量通过将空间注意力模块的输入量和输出量相乘而获得。在Conv之后添加CBAM模块,可以增强网络的特征提取能力,使其在检测过程中更好地识别小棉花目标。

高、图像纹理和颜色较为清晰,目标位置定位也较为精确。但是随着网络深度的增加,经过多次卷积操作后底层特征图的语义信息和概念层信息增加的同时,其分辨率会降低,目标位置也会发生偏移,会导致小尺寸棉花目标的丢失,进而引发漏检和误检问题。为解决漏检和误检问题,在原YOLO v5算法上增加小目标检测层来增加其分辨率,在第17层,对特征图进行上采样等处理以扩大特征图尺寸,在第20层将获取到的160像素 $\times$ 160像素特征图与骨干网络中第2层特征图进行Concat融合以获取更大的特征图进行小目标检测。在第31层增加小目标检测层,共使用4层小目标检测^[21,24,27,30]进行检测,同时在Backbone中将C3替换成BottleneckCSP,C3相对于BottleneckCSP模块,少了一个 1×1 Conv,同时撤掉一个BN层和激活函数。BottleneckCSP模块其结构主要是在输入Bottleneck之前,将输入分为两个部分,其中一部分通过block进行计算,另一部分直接通过一个带卷积shortcut进行Concat^[20]。优点是加强了骨架的学习能力、减少内存消耗,减少计算瓶颈,从而使得算法对小尺寸棉花的检测更加准确。改进后网络结构如图6所示。

1.2.2 训练参数设定

开发环境配置为Inte(R) Core*(TM) i9-10900K的CPU,主频3.70 GHz,内存4 GB,11 GB GeForce RTX2080Ti显卡,800 GB硬盘,操作系统为

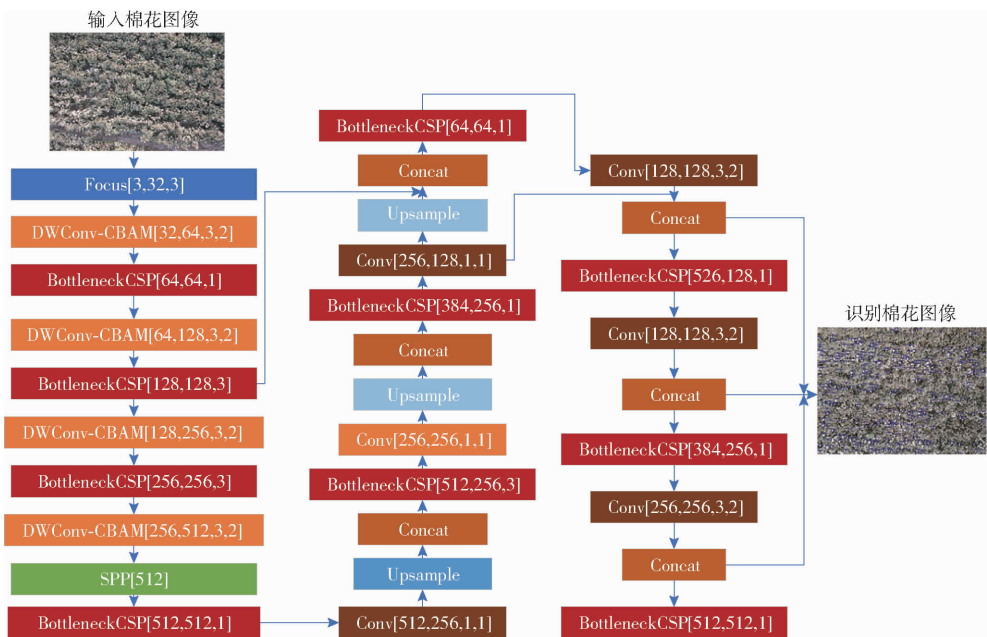


图 6 改进的 YOLO v5 结构图

Fig. 6 Improved YOLO v5 structure diagram

Windows 10 专业版 64 位 Z490UD(DirectX12) ;试验使用 PyTorch 深度学习框架,开发环境为 PyTorch 1. 6. 0、CUDA 11. 0、CUDNN 8. 0. 1 和 Python 3. 9。

1. 2. 3 评价指标

选用精确率 P (Precision) 与召回率 R (Recall) 作为评价指标,数值越高,模型识别能力越强。

1. 2. 4 PC 端模型至 Android 端移植

将深度学习网络模型部署到 Android 端需要借助第三方框架。TensorFlow^[21] 是 Google 公司在 DistBelief 框架的基础上研发的第二代 AI 学习系统,是一个开源的机器学习框架,可以用来快速构建神经网络,同时快捷地进行网络的训练、评估与保存。TensorFlow 的主要功能有模型构建、模型训练、模型保存与加载、模型评估、使用加速器提升性能、在生产环境中部署网络、对模型的数据进行可视化 (TensorBoard) 等^[22]。试验时,首先,使用 TensorFlow 中的 summary_graph 和 graph_transforms 2 个脚本将 ckpt 模型转换为 pb 模型,再使用 TensorFlow Lite 的 Converter 将 pb 模型转换为轻量级学习模型,使用 onnx2ncnn 把 onnx 转为模型参数文件 params 和可执行 bin,将 best. onnx 放入当前路径,使用 1onnx2ncnn 命令生成. param 和 bin 文件,修改 example 以适应自己的数据模型,获取模型的 anchors 值,同时在训练时选择自适应计算训练集中的最佳锚框值,最后,将模型对应的 anchors 值及 Permute 层的参数改写到/yolov5ncnn_jni. cpp 文件中,可进行后续页面开发及测试工作。

1. 2. 5 Android 系统开发和功能设计

软件系统功能主要由两部分组成:①能够实现

棉花图像的获取,包括从相机拍摄获取和从相册调取两种方式,并能够对图像进行处理,通过棉花检测特征提取算法对单个棉铃的的提取。②通过棉铃质量数学关系模型,实现棉花籽棉和皮棉产量的预估。

软件系统在 Windows 10 操作系统中进行开发,开发环境主要为 Java Development Kit (JDK)、Android Studio 和 Android SDK (Software Development Kit,9. 0 版本)3 个主要部分。使用 Java 编程语言进行开发,在最终软件测试时,使用 3 种不同的手机进行测试,分别为①小米 13,内存 8 GB,处理器为高通骁龙 8 Gen2。②三星 Galaxy S23,内存 8 GB,处理器为高通骁龙 8 Gen2 for Galaxy。③华为 Mate20 Pro,内存 6 GB,处理器为海思 Kirin 980。

软件系统结合棉花检测 YOLO v5 学习模型,可在手机端离线运行目标检测网络,进行田间棉花检测和结合棉铃数、籽棉质量等测量数据,实现实时测产的目标。该软件系统设计包含 4 个操作模块:图像获取、土壤类型选择、检测时间和产量预测。

图像获取包含相册调用和使用手机的摄像头对棉花图像进行采集两部分,获取图像后通过模型加载进行后续操作。

土壤类型选择模块根据选择按钮可以进行沙土、壤土和黏土 3 种类型选择,根据不同的土壤类型得出棉花的产量。

检测时间模块根据检测模型的运行速度,可以得出分析结果的用时,更加直观地展示模型的优异程度。

产量预测模块中结合棉铃检测模块检测到的棉花数和根据棉花测量籽棉质量,依据产量测算公式,

分析产量。使用测产计算公式为

$$S = NYZ \tag{1}$$

$$C = NYZM \tag{2}$$

式中 S ——棉花籽棉单位面积产量,kg/hm²
 N ——单位面积棉铃株数
 Y ——棉花单株棉铃数,个/hm²
 Z ——棉花单铃籽棉质量,g
 C ——棉花皮棉单位面积产量,kg/hm²
 M ——棉花衣分,取 38% ~ 42%

2 试验结果与分析

2.1 棉花检测模型结果

使用输入的棉花图像数据作为测试集,共进行 400 次迭代,输入图像尺寸为 640 像素 × 640 像素,批处理大小为 32。由于学习速率太大,有可能导致网络不能正常收敛,学习率太小会导致网络的收敛

太慢,所以,试验设定初始学习率为 0.001。为了避免过拟合,在试验中,权值衰减系数设为 0.001,设定初始置信度阈值为 0.1,将非极大抑制阈值定为 0.3,学习率动量因子为 0.937,设置损失权值 $\lambda_{box} = 0.05$ 、 $\lambda_{conf} = 1$ 、 $\lambda_{cls} = 0.5$ 、 $\lambda_{obj} = 1$ 、 $\lambda_{noobj} = 0.5$ 。

识别棉花的预测框与真实框比值为置信度,置信度越高则模型性能越好,通过在模型运行中调整置信度后,可得在置信度阈值为 0.6 时,识别精确率为 90.95%,召回率为 73.16%,表明改进后的模型性能良好,测试结果精确,可以在田间环境下对不同土壤中的棉花棉铃数进行检测。

为验证各项改进对原有算法优化效果,设计了消融试验与原模型算法进行对比,为了保证消融试验的正确性,模型超参数设置和操作环境相同,结果如表 2 所示。

由表 2 可得,模型 a 在加入 CBAM 模块后较原

表 2 消融试验结果
Tab.2 Results of ablation test

模型	CBAM	DWConv	小尺寸棉花检测层	$P/\%$	$R/\%$	参数量	检测时间/ms
YOLO v5	×	×	×	71.37	56.32	6 187 024	43.78
a	√	×	×	84.59	71.94	4 082 034	49.21
b	×	√	×	84.13	72.41	6 820 835	43.12
c	×	×	√	86.64	71.40	6 759 216	65.76
改进的 YOLO v5	√	√	√	90.95	73.16	5 626 486	63.43

注:√表示添加该部分,×表示未添加该部分。

模型参数量减少 2 104 990,检测时间为 49.21 ms,较原 YOLO v5 模型检测单幅样本时,所用时间增加 5.43 ms,模型检测速度降低,准确率为 84.59%,比原 YOLO v5 模型增加 13.22 个百分点,召回率为 71.94%,比原 YOLO v5 模型提高 15.62 个百分点。模型 b 由于使用 DWConv,因此,特征提取能力增强,与原模型参数量相比,增加 633 811,检测时间比原 YOLO v5 模型缩短 0.66 ms,准确率 P 增加 12.76 个百分点,召回率 R 增加 16.09 个百分点。模型 c 增加了对小尺寸棉花的检测层,所以检测时间增加,较原 YOLO v5 模型的检测时间增加 21.98 ms,参数量增加 572 192,准确率增加 15.27 个百分点,召回率增加 15.08 个百分点。

改进的 YOLO v5 模型准确率、召回率为 90.95%、73.16%,性能得到进一步提高。与原 YOLO v5 模型相比,准确率 P 和召回率 R 分别提升 19.58、16.84 个百分点,符合棉花检测的要求,适用于棉花检测任务。

为了比较不同深度学习模型对复杂背景下的棉花检测效果,使用 ResNet - 50^[23]、SSD^[24] 和 RCNN^[25] 检测模型与改进的 YOLO v5 模型进行性

表 3 不同算法性能比较

Tab.3 Performance comparison of different algorithm

模型	$P/\%$	$R/\%$	检测时间/ms
ResNet - 50	80.10	71.67	74.86
SSD	79.13	67.14	80.16
RCNN	84.30	72.95	69.73
改进的 YOLO v5	90.95	73.16	63.43

能对比。如表 3 所示,改进后的 YOLO v5 与 ResNet - 50 相比, P 和 R 分别提高 10.85 个百分点和 1.49 个百分点。与 SSD 和 RCNN 模型相比, P 和 R 分别提高 11.82、6.02 个百分点和 6.65、0.21 个百分点。

2.2 操作系统使用流程

图 7 为棉花产量预测系统的操作流程。首先进行初始化操作,进入操作页面,点击相机拍照或打开相册,进行添加图像,将图像传入系统后,自动运行该程序,同时保证图像自适应手机界面,自动将图像缩放比例调整至为 640 像素,点击下拉列表按钮,可对土壤类型进行选择,可选择沙土、壤土、粘土 3 种土壤类型进行棉花产量预测,之后进入检测页面,显示出预测结果,根据红色的棉花检测框,可以自动计算出不同土壤类型的棉花籽

棉和皮棉产量以及检测时间。



图 7 棉花产量预测系统界面展示

Fig. 7 Interface display of cotton yield forecasting system

2.3 系统产量预测结果

启动系统界面后选取获得的棉花图像进行识别,结果如图 8 所示,每个红色的锚点框表示识别的棉花单铃,调用函数公式计算得出不同类型土壤的棉花产量,由运行结果可得,检测时间壤土用时最长为 2 532 ms、其次为粘土 2 541 ms、沙土为 2 231 ms,壤土籽棉和皮棉产量最高分别为 9 460.97、3 973.61 kg/hm²;其次为粘土 9 071.01、3 809.83 kg/hm²;最后为沙土为 8 226.63、3 455.02 kg/hm²。因为不同类型土壤棉花单株生长中棉铃数和棉铃质量存在明显差异,差异产生的主要原因与棉花生长发育情况和土壤物理性质有关,

因此检测时间和产量结果存在差异。沙土由于土壤的通透性好,受热后地温上升快,棉株生育早期表现出较好的优势,但是在棉株营养生长、生殖生长并进时期棉花对养分的需求最多也是最为敏感的时期。由于沙土保水保肥保温能力差,养分供应不足会导致单株铃数及铃质量均受影响。粘土由于土壤容质量大、透气性能不好、地温上升慢,早期水、肥不能充分利用,但随着地温上升,土壤供水供肥能力提高,单株棉铃数成长较多,单铃质量较大。壤土土质疏松,通透性好,受热后地温上升较快,供水供肥能力强,所以棉花的单株铃数最多,铃质量最大。为了验证棉花产量预测系统的结果准确性,本文对预测结果与实际产量结果进行对比分析,随机选择 9 个采样点进行试验对比,结果如表 4 所示。

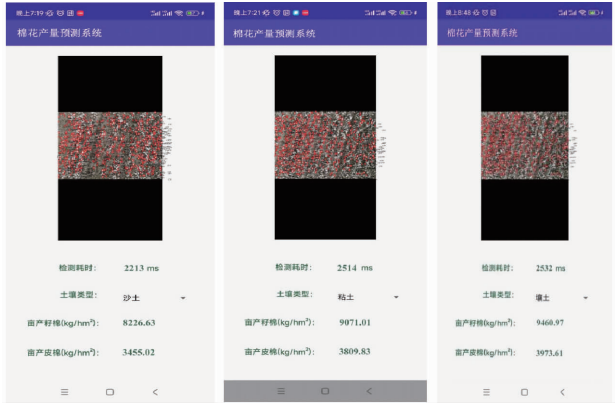


图 8 棉花产量预测效果

Fig. 8 Prediction effect of cotton yield

表 4 棉花实际产量与预测产量对比						kg/hm ²
Tab. 4 Comparison between actual and predicted cotton yields						
地点	土壤类型	实际籽棉产量	实际皮棉产量	预测籽棉产量	预测皮棉产量	误差(籽棉/皮棉)
1	粘土	7 518.15	3 346.80	7 665.30	3 423.45	147.15/76.65
2	沙土	7 314.30	3 033.45	7 191.45	2 999.40	-122.85/-34.05
3	壤土	7 970.10	3 263.10	8 101.80	3 324.40	131.7/61.30
4	沙土	7 486.80	2 993.25	7 343.10	2 913.90	-143.70/-79.35
5	壤土	7 922.85	3 513.75	8 067.45	3 573.40	144.60/59.65
6	沙土	7 478.13	3 034.64	7 496.72	3 053.17	18.59/18.53
7	粘土	7 503.62	3 047.55	7 666.88	3 108.47	163.26/60.92
8	壤土	8 132.14	3 408.96	8 279.43	3 492.62	147.29/83.66
9	粘土	7 573.35	3 052.92	7 494.38	3 005.19	-78.97/-47.73

由表 4 可得,由于改进的 YOLO v5 模型存在一定的误检和漏检情况,使得籽棉和皮棉平均产量误差分别为 122.01 kg/hm²和 57.98 kg/hm²,在实际应用中,预测产量和实际产量差别不大,可以满足实际生产需求。

2.4 移动端运行性能检测

使用 3 款不同配置的 Android 手机进行对比测

试。如表 5 所示,3 种手机检测时间在 2 400 ms 左右,由于其处理器的不同,在模型加载过程中,会产生一定的误差,平均籽棉产量误差为 5 kg/hm²,皮棉产量误差为 2 kg/hm²,尽管不同的手机运行检测存在一定的差异,但差异不明显,表明开发的棉花产量预测系统在手机端运行较为稳定,可以进行棉花的产量预测。

表 5 不同类型手机检测结果

Tab.5 Test results of different types of mobile phones

手机型号	平均检测时间/ ms	籽棉产量/(kg·hm ⁻²)			皮棉产量/(kg·hm ⁻²)		
		沙土	黏土	壤土	沙土	黏土	壤土
小米 13	2 419	7 315. 30	7 664. 64	7 978. 45	3 072. 43	3 219. 15	3 350. 94
三星 Galaxy S23	2 438	7 310. 45	7 669. 45	7 980. 38	3 070. 39	3 221. 17	3 351. 76
华为 Mate20 Pro	2 399	7 314. 60	7 661. 80	7 979. 64	3 072. 13	3 217. 96	3 351. 45

3 结论

(1)通过深度学习方法 和 Android 开发技术相结合的方法,设计开发了棉花产量预测系统,该系统可以在离线状态下,实现对棉花图像的数据提取,识别棉花的棉铃数,来进行棉花的产量预测。

(2)通过对 PC 端的模型移植到 Android 端开发后,模型运行性能良好,证明了轻量级的模型植入移

动设备进行作物产量预测的可行性。

(3)通过对算法进行改进后,识别准确率和召回率为 90. 95% 和 73. 16%,在预测产量和实际产量进行对比后,籽棉和皮棉平均产量误差分别为 122. 01 kg/hm² 和 57. 98 kg/hm²,同时,对比不同的 Android 手机性能测试结果,检测耗时约 2 400 ms,由于其处理器的不同,在模型加载过程中,平均籽棉产量误差为 5 kg/hm²,皮棉产量误差为 2 kg/hm²,可以用于实际应用。

参 考 文 献

[1] 国家统计局. 中国统计年鉴[M]. 北京:中国统计出版社,2022:4-5.

[2] JUAN P A R,FÁBIO R E,CIRO A R. Shading and nitrogen effects on cotton earliness assessed by boll yield distribution[J]. Crop Science,2019,59(2):1-11.

[3] LI Z,GUO W X. Cotton stand counting from unmanned aerial system imagery using MobileNet and CenterNet deep learning models[J]. Remote Sensing,2021,13(14):2822.

[4] XU R,LI C Y,PATERSON A H, et al. Aerial images and convolutional neural network for cotton bloom detection[J]. Frontiers in Plant Science,2017,8:2235.

[5] 樊湘鹏,周建平,许燕,等. 基于优化 Faster R-CNN 的棉花苗期杂草识别与定位[J]. 农业机械学报,2021,52(5):26-34.

FAN Xiangpeng,ZHOU Jianping,XU Yan, et al. Identification and localization of weeds based on optimized Faster R-CNN in cotton seedling stage[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(5):26-34. (in Chinese)

[6] FUE K G, PORTER W M, RAINS G C, et al. Deep learning based real-time GPU-accelerated tracking and counting of cotton bolls under field conditions using a moving camera[C]//ASABE Annual International Meeting. American Society of Agricultural and Biological Engineers,2018.

[7] 张楠楠,张晓,王城坤,等. 基于高光谱和连续投影算法的棉花叶面积指数估测[J]. 农业机械学报,2022,53(增刊1):257-262.

ZHANG Nannan,ZHANG Xiao,WANG Chengkun, et al. Cotton LAI estimation based on hyperspectral and successive projection algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(Supp. 1):257-262. (in Chinese)

[8] OH S,CHANG A,ASHAPURE A, et al. Plant counting of cotton from UAS imagery using deep learning-based object detection framework[J]. Remote Sensing,2020,12(18):2981.

[9] FENG A, ZHOU J, VORIES E, et al. Evaluation of cotton emergence using UAV-based imagery and deep learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 177:105711.

[10] 俞佩仕,郭龙军,姚青,等. 基于移动终端的稻田飞虱调查方法[J]. 昆虫学报,2019,62(5):615-623.

YU Peishi,GUO Longjun,YAO Qing, et al. A survey method based on mobile terminal for rice planthoppers in paddy fields [J]. Acta Entomologica Sinica,2019,62(5):615-623. (in Chinese)

[11] 牛学德,高丙朋,任荣荣,等. 基于轻量级 CNN 的作物病虫害识别及安卓端应用[J]. 广西师范大学学报(自然科学版), 2022,40(06):59-68.

NIU Xuede,GAO Bingpeng,REN Rongrong, et al. Crop pests and diseases identification and Android application based on lightweight CNN[J]. Journal of Guangxi Normal University (Natural Science Edition), 2022,40(6):59-68. (in Chinese)

[12] 刘万学,蒯乃阳,韩爽,等. 基于 Android 和深度学习的外来入侵植物智能识别系统[J]. 植物保护,2021,47(4):174-179.

LIU Wanxue,KUAI Naiyang,HAN Shuang, et al. The intelligent identification system of alien invasive plants based on Android and deep learning[J]. Plant Protection,2021,47(4):174-179. (in Chinese)

[13] 郑鹏辉. 基于 Android 平台的温室蔬菜病害程度检测系统研究[D]. 沈阳:沈阳农业大学,2016.

ZHENG Penghui. Research on greenhouse vegetable disease degree detection system based on Android platform [D]. Shenyang: Shenyang Agricultural University, 2016. (in Chinese)