

基于改进 Faster R – CNN 和 Deep Sort 的棉铃跟踪计数

黄成龙¹ 张忠福¹ 华向东¹ 杨俊雅¹ 柯宇曦¹ 杨万能²
(1. 华中农业大学工学院, 武汉 430070; 2. 华中农业大学作物遗传改良国家重点实验室, 武汉 430070)

摘要: 棉铃作为棉花重要的产量与品质器官,单株铃数、铃长、铃宽等相关表型性状一直是棉花育种的重要研究内容。为解决由于叶片遮挡导致传统静态图像检测方法无法获取全部棉铃数量的问题,提出了一种以改进 Faster R – CNN、Deep Sort 和撞线匹配机制为主要算法框架的棉铃跟踪计数方法,以实现在动态视频输入情况下对盆栽棉花棉铃的数量统计。采用基于特征金字塔的 Faster R – CNN 目标检测网络,融合导向锚框、Soft NMS 等网络优化方法,实现对视频中棉铃目标更精确的定位;使用 Deep Sort 跟踪器通过卡尔曼滤波和深度特征匹配实现前后帧同一目标的相互关联,并为目标进行 ID 匹配;针对跟踪过程 ID 跳变问题设计了掩模撞线机制以实现动态旋转视频棉铃数量统计。试验结果表明:改进 Faster R – CNN 目标检测结果最优,平均测量精度 mAP₇₅ 和 F1 值分别为 0.97 和 0.96,较改进前分别提高 0.02 和 0.01;改进 Faster R – CNN 和 Deep Sort 跟踪结果最优,多目标跟踪精度为 0.91,较 Tracktor 和 Sort 算法分别提高 0.02 和 0.15;单株铃数计数结果决定系数、均方误差、平均绝对误差和平均绝对百分比误差分别为 0.96、1.19、0.81 和 5.92%,与人工值具有较高一致性,开发的棉铃跟踪软件可以实现对棉铃的有效跟踪和计数。

关键词: 棉铃计数; 目标检测; 目标跟踪; Faster R – CNN; Deep Sort

中图分类号: TP391.4; S24 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2023)06-0205-09 OSID: 

Cotton Boll Tracking and Counting Based on Improved Faster R – CNN and Deep Sort

HUANG Chenglong¹ ZHANG Zhongfu¹ HUA Xiangdong¹ YANG Junya¹ KE Yuxi¹ YANG Wanneng²
(1. College of Engineering, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China
2. National Key Laboratory of Crop Genetic Improvement, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China)

Abstract: Cotton boll is an important yield and quality organ of cotton. The research on phenotypic traits such as boll number per plant, boll length and width is of great importance in cotton genetics and breeding research. In order to obtain the accurate number of bolls, a boll tracking and counting method was proposed based on the improved Faster R – CNN and Deep Sort to realize cotton boll measurement based on the rotating video. First of all, a simple video captured device was designed for the cotton plant. And then the feature pyramid network (FPN), Guided Anchoring and Soft NMS methods were adopted to improve the original Faster R – CNN detection network, in which the FPN was used to promote the ability for small targets recognition, Guided Anchoring was applied to generate the Anchors with appropriate size, and the Soft NMS was adopted to mitigate the mistaken deletion of overlapping targets. As a result, the improved Faster R – CNN outperformed the other models, including RetinaNet, SSD, Faster R – CNN, YOLO v5 and YOLOF. The mAP₇₅ and F1 of improved Faster R – CNN was 0.97 and 0.96 respectively, which was 0.02 and 0.01 higher than that of the original Faster R – CNN model. After that, Deep Sort was used to realize the match of the same target in different frames through Kalman filter and deep association metric, and the ID of the same target was matched. In order to solve the ID switch problem, the mask collision mechanism was developed. When the matched cotton boll passed through the mask region from right to left, the ID of the cotton boll would be recorded and the number of

收稿日期: 2022 – 10 – 05 修回日期: 2022 – 10 – 25
基金项目: 湖北省重点研发计划青年科学家项目(2022BBA0045)、国家自然科学基金项目(32270431、U21A20205)和中央高校基本科研业务费专项资金项目(2662022YJ018)
作者简介: 黄成龙(1987—),男,副教授,博士,主要从事智慧农业技术与装备、植物表型研究,E-mail: hcl@mail.hzau.edu.cn

the cotton boll would be added, which was proved to significantly reduce the mistaken counting caused by ID switch. Finally, the specialized software was designed based on the improved Faster R - CNN, Deep Sort and mask collision mechanism. The results showed that the tracking result R_{MOTA} was 0.91, which was 0.02 higher than that of Tracktor algorithm, and 0.15 better than that of Sort algorithm, respectively. The measurement results of coefficient of determination, mean square error, mean absolute error and mean absolute percentage error of the bolls number were 0.96, 1.19, 0.81 and 5.92% respectively, which had high consistence with the manual measurement, and it could realize the high precision counting of cotton bolls based on the specialized software. In conclusion, the research demonstrated an effective tool for cotton bolls measurement, which was beneficial to the cotton breeding research.

Key words: cotton boll counting; object detection; object tracking; Faster R - CNN; Deep Sort

0 引言

棉铃是棉花经授粉子房生长后形成的果实。棉铃的生长发育过程大致可分为体积膨大期、棉铃充实期、脱水成熟期^[1]。棉铃作为棉花重要的产量与品质器官,单株铃数、铃长、铃宽、长宽比等相关的表型性状一直是棉花育种的重要指标与研究方向^[2-3]。文献[4]指出铃数是构成棉花产量的重要三要素之一,单株铃数又与棉花品种、栽培环境等条件息息相关。文献[5]研究表明,单位面积成铃数增加会使平均铃重降低,但由于补偿作用,增加的铃数补偿了铃重降低造成的产量损失,从而使得棉花产量增加,因此铃数对棉花产量的影响较大。文献[6]也指出通过对铃数和铃重的双重调控可以有效提高棉花的产量。因此,棉铃单株铃数的精准测量,对棉花产量预测、相关基因位点的鉴定、探究产量与外部环境交互作用以及优势棉花品种的选育具有重要意义。

传统的棉铃计数主要依赖人工,存在主观、低效、接触干扰等问题,无法满足高通量、智能化棉花育种的需求。近年来,随着深度学习的快速发展,基于单阶段、多阶段的目标检测算法受到越来越多研究人员的关注^[7]。在农业领域,目标检测方法被广泛应用于病虫害与杂草识别^[8-11]、作物及其器官分类与识别^[12-14]、耕地信息提取与产量预测^[15-16]等。文献[17]提出了一种基于弱监督深度学习架构的田间小麦病害自动诊断系统,使用的 VGG - FCN - VD16 和 VGG - FCN - S 两种深度学习网络检测准确率均可达 95% 以上;文献[18]采用特征增强与多尺度融合的方法改进 SSD 模型,实现了对田间杂草的有效检测。因此基于深度学习的棉铃识别,将为棉铃计数提供新的途径。

然而棉铃由于受到叶片的遮挡,无法通过单一视角图像的目标检测完成棉铃计数,而多视角目标跟踪将为棉铃准确计数提供新的解决方案。目标跟

踪是指通过对比构成视频的图像序列中目标的外观形貌信息与空间位置变化,实现前后帧同一目标的匹配^[19]。在计算机视觉领域中,目标跟踪按照研究对象的不同,可分为单目标跟踪与多目标跟踪,主要应用于车、船舶流量监测^[20-22],行人跟踪^[23],无人驾驶和虚拟现实等^[24-25]领域。对于单目标跟踪而言,其主要任务为跟踪视频画面中的单个目标,主要解决目标尺度、光照变化问题,可应用于高效运动与外观模型设计^[26-27]。对于多目标跟踪,其主要任务为同时跟踪视频画面中的多个目标,为目标分配 ID 并维持 ID 的长久有效性,得到目标的运动轨迹,需要解决目标遮挡、轨迹追踪以及多目标间相互影响等问题^[28-29]。多目标跟踪目前在农业领域已有较为深入的应用,如畜禽行为监测^[30-31]、农产品流水线跟踪^[32]等。文献[32]针对柑橘分拣费时费力的问题,提出了一种基于深度学习的柑橘检测与跟踪算法,可以实现柑橘旋转跟踪和高精度分拣。

本文以盆栽棉花植株为研究对象,针对不同视角下棉铃遮挡的问题,提出一种以改进 Faster R - CNN、Deep Sort 和撞线匹配机制为主要算法框架的棉铃检测与跟踪方法,实现单株棉花棉铃的准确跟踪计数,并开发相应的用户软件为棉花育种研究提供技术工具。

1 试验材料与数据集

1.1 试验材料

本试验于 2021、2022 年在华中农业大学棉花 7 号玻璃温室进行,采用温室栽培方法进行盆栽棉花管理,采用肥力均匀一致的土壤,随机选取 105 份不同基因型盆栽棉花植株作为试验材料。由于棉花叶片的遮挡,使用静态图像检测的方法无法准确获取植株全部棉铃数量,因此采用旋转视频拍摄方式,获得多角度、全方位的图像序列,成像方式如图 1 所示。将盆栽棉花置于旋转平台上,手机固定在三角支架上保证棉花植株位于手机视野内,为避免背景

干扰以及镜面反射影响选用纯色漫反射背景布;旋转平台顺时针方向旋转周期为 22 ~ 60 s,所得视频单帧图像分辨率为 3 000 像素 × 2 000 像素,帧率为 30 f/s,保存为 MP4 格式,试验所得视频数量共 105 个。将拍摄视频按比例 8:2 划分为训练集与测试集。



图 1 多视角棉花棉铃成像装置

Fig. 1 Cotton boll imaging device based on multi view

1.2 数据集标注

数据集采用开源软件 Darklabel 进行标注,如图 2 所示。采用该软件对每一帧图像中的棉铃进行框选,并为前后帧同一棉铃进行 ID 匹配,标注完毕后得到 txt 格式文件,后用自主编写的格式转换 Python 脚本进行相应修改使之符合 MOT16 数据集格式。

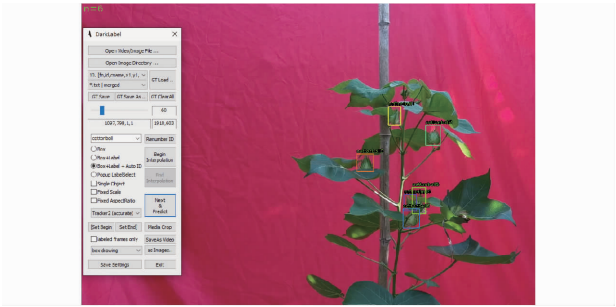


图 2 基于 Darklabel 软件的棉铃跟踪标注

Fig. 2 Cotton boll labeling and tracking based on Darklabel software

2 棉铃跟踪与计数方法

本文提出的棉铃动态跟踪与计数方法如图 3 所示,研究采用改进的 Faster R - CNN 目标检测网络、Deep Sort 多目标跟踪器和撞线匹配机制为主要架构,实现在旋转视频下对棉铃准确计数。主要流程包括以下步骤:①基于棉花匀速旋转视频,利用改进的 Faster R - CNN 网络对当前帧里的棉铃进行识别、定位。②基于获取的棉铃位置信息,采用 Deep Sort 多目标跟踪器,通过卡尔曼滤波预测当前帧中的棉铃在下一帧图像中可能存在的位置,同时目标检测网络对下一帧图像中棉铃进行检测。③应用匈牙利匹配算法将预测信息与目标检测信息进行比较,若成功匹配,则前后帧的匹配物体共用同一 ID,

如此循环实现棉铃的动态跟踪。此外为解决棉铃计数 ID 跳变问题,本文在跟踪器后又设计了撞线匹配机制,匹配后的棉铃自右向左经过图像中轴线时,系统会将此棉铃 ID 进行记录,同时棉铃数量加 1,植株旋转一周后即可实现所有棉铃计数的目的。

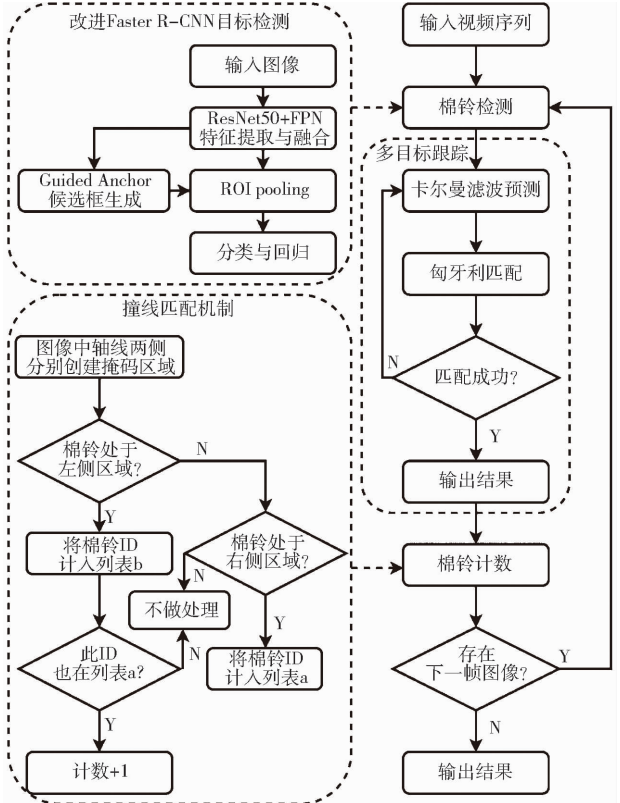


图 3 棉铃跟踪与计数流程图

Fig. 3 Flow chart of cotton boll tracking and counting

2.1 基于改进 Faster R - CNN 的棉铃检测

基于深度学习的目标检测算法根据有无候选框生成可分为单阶段目标检测算法和多阶段目标检测算法两类。单阶段目标检测算法直接对图像进行预测生成结果,检测速度快,但检测精度相对不高,其中代表性的目标检测框架有 YOLO^[33] 和 SSD^[34] 等;多阶段目标检测算法先对图像进行候选框提取,然后基于候选区域做二次修正得到检测结果,检测精度高,但检测速度较慢,其中以 Faster R - CNN^[35] 应用最为广泛。

由于单个棉铃占整个图像尺寸较小,Faster R - CNN 对棉铃的识别属于小目标检测,在经过特征提取多次池化后,棉铃的特征信息会显著减弱。因此本文引入特征金字塔网络 (Feature pyramid network, FPN)^[36],如图 4 所示,通过对不同特征层尺度变换后进行连接,FPN 实现了多层特征信息的融合,为候选框的生成、检测框的分类与回归提供了可能,从而有效提高了 Faster R - CNN 对小目标识别的精度。

候选区域选择网络 (Region proposal network,

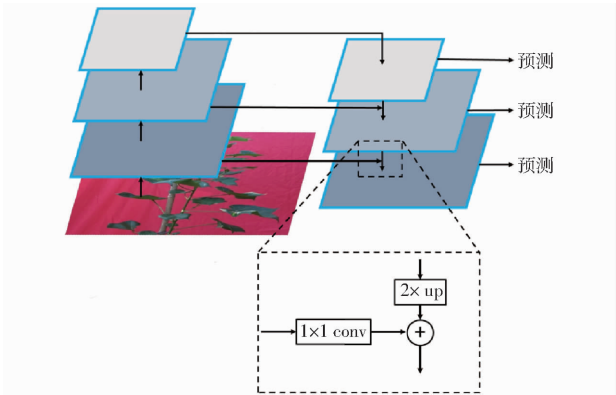


图 4 特征金字塔网络结构图

Fig. 4 Feature pyramid network structure diagram

RPN)中使用导向锚框(Guided Anchoring)策略生成Anchor^[37]。目标检测算法按有无Anchor可分为Anchor-base和Anchor-free两种,Faster R-CNN属于Anchor-base类别,按预先定义的规则共生成9种不同尺寸的Anchor,由于本数据集中棉铃与传统数据集中的标注物体尺寸和分布相差较大,使用预先定义的Anchor并不能将棉铃这种小目标物体很好地框选出来,而Guided Anchoring改变固有的Anchor生成方式,对Anchor位置和形状分别进行预测,同时采用特征调整模块,以生成与目标物体更适

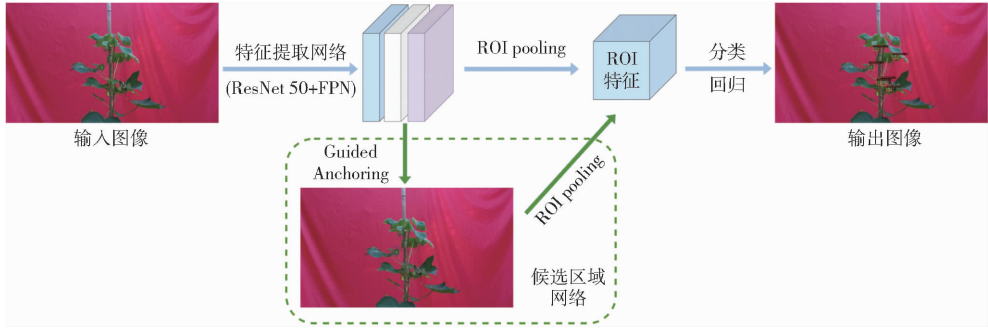


图 5 改进 Faster R-CNN 网络结构图

Fig. 5 Improved Faster R-CNN structure diagram

2.2 基于 Deep Sort 的棉铃跟踪

2016 年 BEWLEY 等^[39]提出在线实时多目标跟踪算法——Sort 算法。Deep Sort^[40]跟踪器是对 Sort 的改进算法,其在 Sort 基础上采用级联匹配和基于深度学习的外观提取模型,同时加入马氏距离和余弦距离度量,考虑预测信息和检测信息运动状态和外观形貌的匹配。上述优化方法使 Deep Sort 进行多目标跟踪时相比 Sort 目标 ID 跳变减少 45%。本文 Deep Sort 算法对棉铃的跟踪流程如图 6 所示,主要分为以下步骤:

(1)目标检测:基于视频第 1 帧棉铃 Faster R-CNN 检测结果创建对应初始轨迹(Tracks)并通过卡尔曼滤波(Kalman filter)预测第 2 帧图像棉铃可能存在的位置,即预测轨迹。

应的 Anchor 大小。

非极大值抑制(Non-maximum suppression, NMS)算法通过计算检测框的交并比(Intersection over union, IoU),设置 IoU 阈值以去除同一物体的重复检测框。当两个物体距离极近时,传统 NMS 算法可能会将另一物体的检测框全部去除,造成漏检情况。Soft NMS^[38]算法通过线性加权或高斯加权对置信度重置函数进行改进,对于大于 IoU 阈值的检测框并不直接舍弃,而是降低检测框的分数从而提高检测准确率。本试验棉花旋转过程中会出现棉铃距离很近甚至相互重叠的情况,因此本文在模型推理过程中引入 Soft NMS 算法以减少棉铃漏检的发生。

本文采用上述 3 种方法对 Faster R-CNN 网络结构和推理过程进行优化,特征提取网络(backbone)采用 ResNet50,改进 Faster R-CNN 网络结构如图 5 所示。在对检测结果进行量化分析时,选用精准率 P、召回率 R、IoU 阈值取 0.75 时平均精度均值 mAP₇₅(Mean average precision)等目标检测网络分类评价指标以及检测速度(Frames per second, FPS)。

(2)级联匹配:在第 2 帧图像中,预测轨迹分为确定(Confirmed state, CS)和不确定(Unconfirmed state, US)两种状态,CS 被认为是棉铃,US 则不确定是否为棉铃;而 CS 将与第 2 帧的检测结果进行关联,即考虑 CS 与检测框运动状态和外观形貌是否匹配,关联方法采用级联匹配,得到第 2 帧初步的匹配轨迹(Matched tracks)、未匹配轨迹框(Unmatched tracks)和未匹配检测框(Unmatched detections)3 种结果;其中匹配轨迹直接进行卡尔曼滤波更新至棉铃轨迹中,未匹配轨迹框和未匹配检测框则代表匹配失败等待后续处理。

(3)交并比匹配:上述未匹配轨迹框和未匹配检测框继续进行关联,方法采用 IoU 匹配,两者的 IoU 值越大说明两者越接近,同一棉铃的可能性越

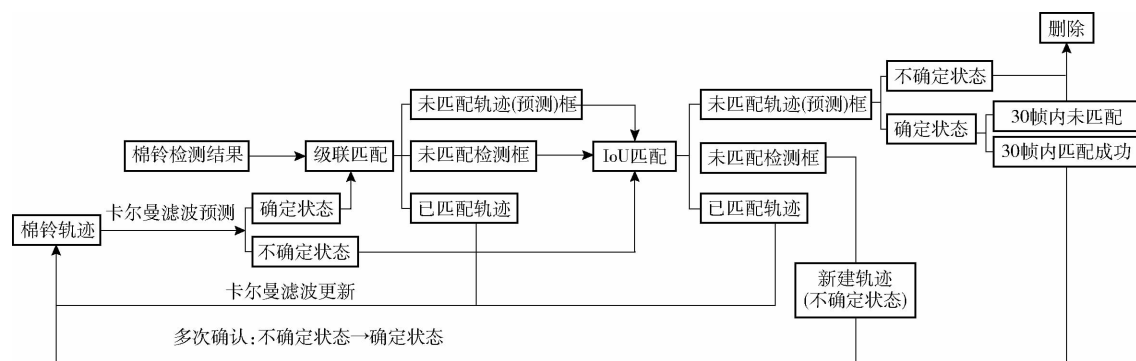


Fig. 6 Flow chart of cotton boll tracking based on Deep Sort

大,通过设定 IoU 阈值继续筛选出匹配轨迹、未匹配轨迹框和未匹配检测框 3 种结果;其中,匹配轨迹与步骤(2)中相同,通过卡尔曼滤波更新至棉铃轨迹中;进一步筛选后的未匹配轨迹框和未匹配检测框等待后续处理。

(4) 未匹配检测框处理: 检测框依然匹配失败的原因可能为未匹配检测框内的棉铃是这一帧新出现的目标或是由于长时间遮挡, 棉铃再次出现时没有对应的预测轨迹; 因此对于未匹配检测框需要重新建立新轨迹, 同时对建立的新轨迹进行确认, 若是棉铃而非其他物体则同样将新轨迹更新至原棉铃轨迹中。

(5) 未匹配轨迹框处理: 由于 Faster R-CNN 漏检会导致未匹配轨迹框情况的发生, 需要对未匹配轨迹框进行确认, 若非棉铃则进行删除; 若是棉铃, 则先进行保留, 在 30 帧内如成功与后续帧检测框匹配, 则更新至棉铃轨迹中, 若未成功匹配则进行删除。重复上述步骤实现视频流多目标跟踪。

Deep Sort 跟踪器在外观形貌匹配时引入基于深度学习的特征提取模型,提高了温室场景下棉铃的跟踪精度,同时也可以有效地避免非遮挡情况下ID 跳变的发生,为后续实现撞线特征提取与计数提供了较好的技术支撑。本文在对跟踪结果进行量化分析时选用多目标跟踪精度 R_{MOTA} 作为评价指标,相关计算公式为

$$R_{MOTA} = 1 - \frac{\sum_t (m_t + f_t + s_t)}{\sum_t g_t}$$

式中 m_t ——整个视频棉铃漏报数量之和
 f_t ——整个视频棉铃误报数量之和
 s_t ——ID 跳变总次数
 g_t ——视频序列中真实目标数量
 t ——测试视频数量

2.3 撞线特征提取与棉铃计数

由于棉铃在旋转过程中会出现叶片遮挡的情况,同一棉铃在跟踪过程中仍会发生 ID 跳变。如

图 7 所示,同一棉铃在第 35 帧 ID 为 3,在第 100 帧由于叶片遮挡暂时消失无法跟踪,而在第 255 帧再次出现时,会被误认为新出现的棉铃,系统错误将其 ID 匹配为 9。故如果以棉铃最后一帧出现的最大 ID 作为棉铃计数的参考,则计数结果将比棉铃实际数量偏大。为解决 ID 跳变问题,本文在跟踪器 Deep Sort 后设计了撞线匹配机制,如图 8 所示。首先成功跟踪后的棉铃,取识别棉铃矩形框的中心点,中心点在经过图像中轴线右侧掩膜区域时,系统会获取该棉铃 ID 并计入列表 a。然后当后续帧棉铃又经过图像中轴线左侧掩膜区域时,获取该棉铃 ID 计入列表 b 并查询列表 a 中是否含有该 ID;若含有,则计数器加 1,同时删除两个列表中的 ID。考虑到相邻棉铃帧之间存在像素间隔,且棉铃矩形框的中心点也会出现一定范围的波动,同时避免掩膜内 ID 跳变的影响,本研究掩膜宽度选用 100 像素,以保证所有棉铃矩形框的中心点能有效落入掩膜区间。该撞线匹配机制可以有效克服棉铃旋转过程中 ID 跳变带来的影响,实现对棉铃的精确计数。

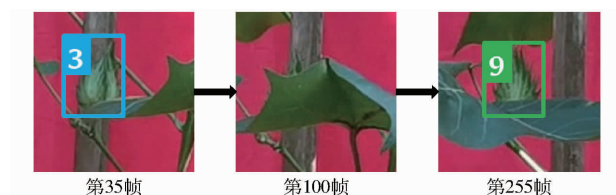


图 7 同一棉铃跟踪示例

Fig.7 Examples of tracking the same cotton boll

系统总体代码基于 mmtracking 平台,Pytorch 框架,Python 选取 3.7 版本,在 Linux Ubuntu 18.04 系统上执行,使用 NVIDIA - GPU RTX 2080ti 进行模型训练及测试。对计数结果进行量化分析时选用决定系数 R^2 、均方误差 (Mean square error, MSE)、平均绝对误差 (Mean absolute error, MAE) 和平均绝对百分比误差 (Mean absolute percentage error, MAPE) 评价指标,其中决定系数 R^2 越接近 1, MSE、MAE、MAPE 越小,说明模型测量精度越高。

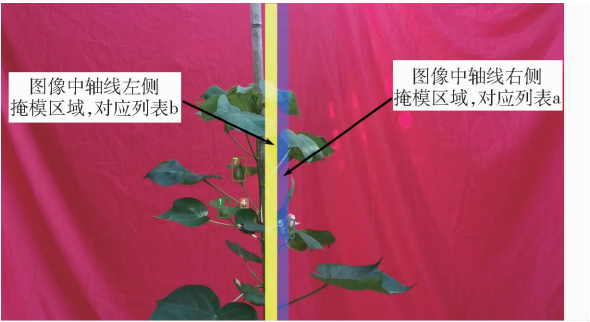


图 8 撞线匹配机制掩膜区域

Fig. 8 Mask area of colliding line and matching mechanism

3 试验结果与分析

3.1 棉铃目标检测结果

取IoU 阈值 0.75 时,通过改变置信度阈值,获得不同置信度阈值下的 P 、 R ,绘制精准率-召回率曲线,曲线与 x 、 y 轴正方向所围面积即为 mAP_{75} , mAP_{75} 综合考量 P 、 R ,其值越接近 1 说明模型对棉铃检测效果越好。研究对比 Faster R - CNN、RetinaNet、SSD、YOLOF、YOLO v5 和改进 Faster R - CNN 模型,各模型精准率-召回率曲线如图 9 所示,各模型精准率 P 、召回率 R 、F1 值、 mAP_{75} 和 FPS 如表 1 所示。结果表明 IoU 阈值为 0.75 时,Faster R - CNN、RetinaNet、SSD、YOLO v5、YOLOF 和改进

Faster R - CNN 对应 mAP_{75} 分别为 0.95、0.89、0.92、0.93、0.83 和 0.97,改进 Faster R - CNN mAP_{75} 较改进前提升 0.02。由于改进 Faster R - CNN 是在 Faster R - CNN 基础上进行的改进,因此也属于两阶段目标检测网络,检测时间较 YOLO v5 略长,Faster R - CNN、RetinaNet、SSD、YOLO v5、YOLOF 和改进 Faster R - CNN 各模型检测速度(FPS)分别为 20.3、20.9、46.4、21.5、31.8、15.1 f/s。基于检测的多目标跟踪算法最终效果在很大程度上取决于检测器,检测效果优异的目标检测模型能极大减少最终计数的错误。因此本文通过改进 Faster R - CNN 目标检测网络提升了对棉铃检测效果,为后续目标跟踪与计数提供了重要技术支撑。

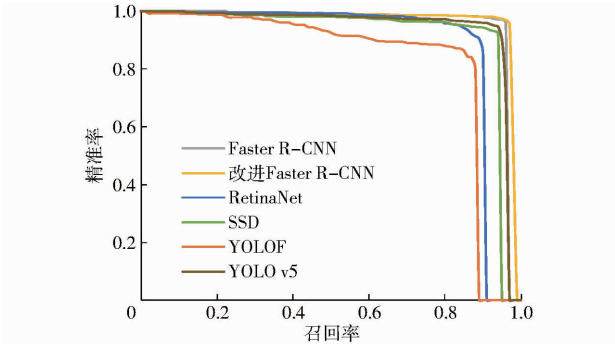


图 9 精准率-召回率曲线

Fig. 9 Precision - recall curves

表 1 各模型精准率、召回率、F1 值、 mAP_{75} 和 FPS

Tab.1 Precision, recall, F1, mAP_{75} and FPS of each model

模型	backbone	精准率	召回率	F1 值	mAP_{75}	FPS/(f·s ⁻¹)
改进 Faster R - CNN	ResNet50	0.97	0.96	0.96	0.97	15.1
Faster R - CNN	ResNet50	0.94	0.96	0.95	0.95	20.3
RetinaNet	ResNet50	0.90	0.89	0.89	0.89	20.9
SSD	VGG16	0.94	0.90	0.92	0.92	46.4
YOLO v5	DarkNet	0.95	0.93	0.94	0.93	21.5
YOLOF	ResNet50	0.84	0.87	0.85	0.83	31.8

3.2 棉铃跟踪与计数

跟踪模型选用 Tracktor、Deep Sort 和 Sort 共 3 种,与改进 Faster R - CNN 分别实现棉铃跟踪,跟踪评价结果如表 2 所示,跟踪的时间序列如图 10 所示,改进后 Faster R - CNN 与 Deep Sort 算法的跟踪效果最优, R_{MOTA} 为 0.91,较 Tracktor 和 Sort 算法分别提高 0.02 和 0.15,跟踪可信度得到大幅提高。但由于目标尺度和遮挡等原因,同一棉铃前后帧匹配 ID 极易发生多次跳变,这也是产生跟踪误差的主要原因,单纯使用匹配 ID 的方法作为棉铃计数的最终结果会产生较大误差。因此本文在 Deep Sort 跟踪器后设计了一种撞线匹配机制:匹配后的棉铃自右向左经过图像中轴线时,系统会记录此棉铃 ID,棉铃数量加 1,棉花经旋转一周后最终达到棉铃计

表 2 跟踪与计数评价指标

Tab.2 Evaluation indicators of tracking and counting

模型	R_{MOTA}	R^2	MSE	MAE	MAPE/%
改进 Faster R - CNN + Deep Sort	0.91	0.96	1.19	0.81	5.92
改进 Faster R - CNN + Tracktor	0.89	0.81	10.83	2.83	24.95
改进 Faster R - CNN + Sort	0.76	0.69	26.33	4.67	41.92

数的目的。计数结果如表 2 所示:改进 Faster R - CNN 和 Deep Sort 所得棉铃 R^2 、MSE、MAE 和 MAPE 分别为 0.96、1.19、0.81 和 5.92%,同时改进 Faster R - CNN 和 Deep Sort 计数结果与人工统计值差异如图 11 所示,综合表 2 和图 11 可得本文提出的方法对棉铃数量的统计与人工值具有较高的一致性,可以实现对棉铃的准确计数。

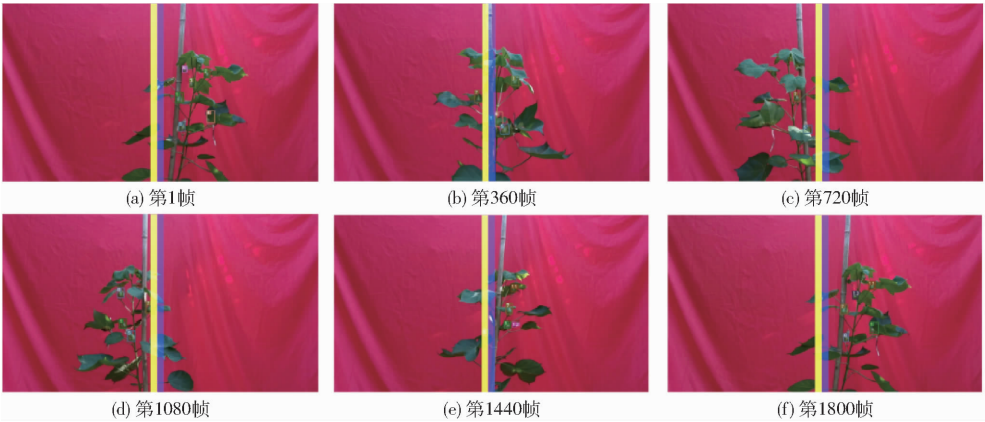


图 10 棉铃跟踪序列图

Fig. 10 Tracking sequence diagrams of cotton bolls

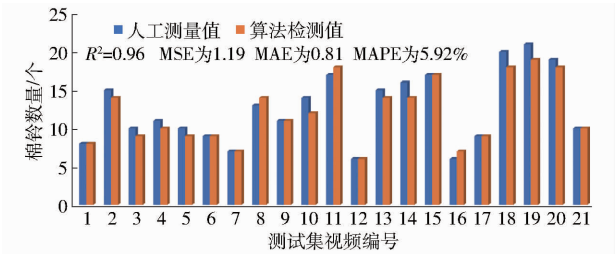


图 11 棉铃数量人工测量值与算法检测值对比

Fig. 11 Comparison between manual measurement and algorithm measurement of cotton bolls

3.3 棉铃跟踪计数软件

基于改进 Faster R - CNN、Deep Sort 多目标跟踪器、撞线匹配机制设计了一款棉铃自动检测跟踪计数软件，如图 12 所示。软件所在环境为 cudatoolkit 10.1、cython 0.29、matplotlib 3.4.2、mmcv - full 1.3.10、mmdet 2.12.0、mtrack 0.5.0、numpy 1.20.3、OpenCV 4.1.2、pyqt 5.5.15.6、Python 3.7 和 Pytorch 1.6.0，“Selectmodel”和“Initialize”控件可选择模型并对网络进行初始化，“Input video”控件用于选择需要检测的棉花视频，检测过程中会在

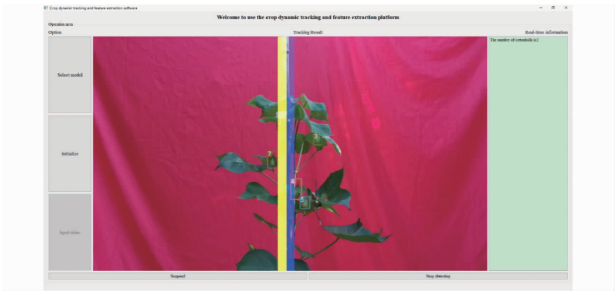


图 12 棉铃跟踪软件

Fig. 12 Software of cotton boll tracking

“TrackingResult”控件中显示棉铃识别和追踪的过程，检测结束在右侧输出棉铃数量。该软件集成了所需的环境和库函数，可直接复制应用于其它计算机，避免配置环境等繁琐步骤。

4 结论

(1)针对棉铃在检测过程中目标尺寸较小的问题，提出一种改进 Faster R - CNN 算法。采用特征金字塔实现了多层特征信息的融合；结合 Guided Anchoring 生成与目标物体相适应的 Anchor 大小，增强了对棉铃等小目标的检测能力；利用 Soft NMS 改进了置信度重置函数，对大于 IoU 阈值的检测框进行保留，可有效提高检测准确率。试验结果表明：改进 Faster R - CNN 在 6 种模型中效果最优，mAP₇₅ 和 F1 值分别达到 0.97 和 0.96，较改进前的 Faster R - CNN 分别提升 0.02 与 0.01。

(2)然后针对棉铃多目标跟踪的问题，采用 Deep Sort 跟踪器通过卡尔曼滤波和匈牙利匹配实现前后帧同一棉铃的对应关联，并进行 ID 匹配。试验结果表明：改进 Faster R - CNN 与 Deep Sort 跟踪结果 R_{MOTA} 达到 0.91，较 Tracktor 和 Sort 算法分别提高 0.02 和 0.15。

(3)最后针对叶片遮挡产生的 ID 跳变问题，本文在 Deep Sort 跟踪器后设计了撞线匹配机制实现全视频棉铃高精度计数。试验结果表明：改进 Faster R - CNN、Deep Sort 和撞线匹配算法所得计数结果 R^2 、MSE、MAE 和 MAPE 分别为 0.96、1.19、0.81 和 5.92%，与人工值具有较高一致性。

参 考 文 献

[1] 冯艳波. 棉铃发育过程干物质积累的温度调节效应研究[D]. 南京:南京农业大学,2007.
FENG Yanbo. Research of temperature regulating on drymatter accumulation during developing of cotton boll[D]. Nanjing: Nanjing Agricultural University, 2007. (in Chinese)
[2] 陈源,王永慧,肖健,等. 高品质陆地棉棉铃发育特点[J]. 作物学报,2010,36(8):1371 - 1376.

- CHEN Yuan, WANG Yonghui, XIAO Jian, et al. Boll development characteristics for high-quality upland cotton cultivars[J]. *Acta Agronomica Sinica*, 2010, 36(8): 1371–1376. (in Chinese)
- [3] 张文英,梅拥军.陆地棉铃形和纤维品质的遗传和相关研究[J]. *作物学报*, 2004, 30(8): 816–820.
ZHANG Wenying, MEI Yongjun. Analysis of genetic correlation between boll shape traits and fiber quality traits in upland cotton[J]. *Acta Agronomica Sinica*, 2004, 30(8): 816–820. (in Chinese)
- [4] 王汉霞,华含白,李召虎,等. 供钾水平对棉花产量构成及其与产量相关性的影响[J]. *棉花学报*, 2011, 23(6): 581–586.
WANG Hanxia, HUA Hanbai, LI Zhaohu, et al. Effect of potassium fertilizer on yield components and correlations between yield components and yield in cotton[J]. *Cotton Science*, 2011, 23(6): 581–586. (in Chinese)
- [5] DONG H Z, LI W J, TANG W, et al. Yield, quality and leaf senescence of cotton grown at varying planting dates and plant densities in the Yellow River Valley of China[J]. *Field Crops Research*, 2006, 98(2–3): 106–115.
- [6] BEDNARZ C W, BRIDGES D C, BROWN S M. Analysis of cotton yield stability across population densities[J]. *Agronomy Journal*, 2000, 92(14): 128–135.
- [7] ZHAO Z Q, ZHENG P, XU S, et al. Object detection with deep learning: a review[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2019, 30(11): 3212–3232.
- [8] SINGH A K, SARKAR S, SINGH A, et al. Deep learning for plant stress phenotyping: trends and future perspectives[J]. *Trends in Plant Science*, 2018, 23(10): 883–898.
- [9] RAHMAN C R, ARKO P S, ALI M E, et al. Identification and recognition of rice diseases and pests using convolutional neural networks[J]. *Biosystems Engineering*, 2020, 194(4): 112–120.
- [10] FERENTINOS K P. Deep learning models for plant disease detection and diagnosis[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, 145(1): 311–318.
- [11] 刘莫尘,高甜甜,马宗旭,等. 基于 MSRCR-YOLOv4-tiny 的田间玉米杂草检测模型[J]. *农业机械学报*, 2022, 53(2): 246–255, 335.
LIU Mochen, GAO Tiantian, MA Zongxu, et al. Target detection model of corn weeds in field environment based on MSRCR algorithm and YOLOv4-tiny[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(2): 246–255, 335. (in Chinese)
- [12] BALAJI V, RAYMOND J W, PRITAM C. DeepSort: deep convolutional networks for sorting haploid maize seeds[J]. *BMC Bioinformatics*, 2018, 19(Supp. 9): 85–93.
- [13] 周济,陈佳玮,沈利言,等. 人工智能——推动植物研究发展的新动力[J]. *南京农业大学学报*, 2022, 45(5): 1060–1071.
ZHOU Ji, CHEN Jiawei, SHEN Liyan, et al. Artificial intelligence: advancing plant research beyond the state of the art[J]. *Journal of Nanjing Agricultural University*, 2022, 45(5): 1060–1071. (in Chinese)
- [14] GHZAI M M, YANIKOGLU B, APTOULA E. Plant identification using deep neural networks via optimization of transfer learning parameters[J]. *Neurocomputing*, 2017, 235(26): 228–235.
- [15] HENG L U, XIAO F U, LIU C, et al. Cultivated land information extraction in UAV imagery based on deep convolutional neural network and transfer learning[J]. *Journal of Mountain Science*, 2017, 14(4): 731–741.
- [16] GANDHI N, PETKAR O, ARMSTRONG L J. Rice crop yield prediction using artificial neural networks[C]//2016 IEEE Technological Innovations in ICT for Agriculture and Rural Development (TIAR). IEEE, 2016: 105–110.
- [17] LU J, HU J, ZHAO G, et al. An in-field automatic wheat disease diagnosis system[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2017, 142: 369–379.
- [18] 亢洁,刘港,郭国法. 基于多尺度融合模块和特征增强的杂草检测方法[J]. *农业机械学报*, 2022, 53(4): 254–260.
KANG Jie, LIU Gang, GUO Guofa. Weed detection based on multi-scale fusion module and feature enhancement[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(4): 254–260. (in Chinese)
- [19] 王宁,席茂,周文罡,等. 深度视觉目标跟踪进展综述[J]. *中国科学技术大学学报*, 2021, 51(4): 335–344.
WANG Ning, XI Mao, ZHOU Wen'gang, et al. Recent advance in deep visual object tracking[J]. *Journal of University of Science and Technology of China*, 2021, 51(4): 335–344. (in Chinese)
- [20] LI P, WANG D, WANG L, et al. Deep visual tracking: review and experimental comparison[J]. *Pattern Recognition*, 2018, 76: 323–338.
- [21] 刘春,栗健. 基于 YOLOv3 的可变时间窗自校正船只跟踪与计数[J]. *计算机系统应用*, 2021, 30(11): 240–246.
LIU Chun, LI Jian. Self-correcting ship tracking and counting with variable time window based on YOLOv3[J]. *Computer Systems & Applications*, 2021, 30(11): 240–246. (in Chinese)
- [22] 陈佳倩,金恒宏,王文远,等. 基于 YOLOv3 和 DeepSort 的车流量检测[J]. *计量学报*, 2021, 42(6): 718–723.
CHEN Jiaqian, JIN Xuanhong, WANG Wen'uan, et al. Vehicle flow detection based on YOLOv3 and DeepSort[J]. *Acta Metrologica Sinica*, 2021, 42(6): 718–723. (in Chinese)
- [23] 张红颖,贺鹏艺. 基于卷积注意力模块和无锚框检测网络的行人跟踪算法[J]. *电子与信息学报*, 2022, 44(9): 3299–3307.
ZHANG Hongying, HE Pengyi. Pedestrian tracking algorithm based on convolutional block attention module and anchor-free

- detection network[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2022, 44(9):3299–3307. (in Chinese)
- [24] 王涛, 曾文浩, 于琪. 基于激光雷达的无人驾驶障碍物检测和跟踪[J]. 西南交通大学学报, 2021, 56(6):1346–1354.
WANG Tao, ZENG Wenhao, YU Qi. Obstacle detection and tracking for driverless cars based on LiDAR[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2021, 56(6):1346–1354. (in Chinese)
- [25] CANDAMO J, SHREVE M, MITRY B, et al. Understanding transit scenes: a survey on human behavior-recognition algorithms [J]. Intelligent Transportation Systems, 2010, 11(1): 206–224.
- [26] FAN H, LIN L, YANG F, et al. Lasot: a high-quality benchmark for large-scale single object tracking[C] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 5374–5383.
- [27] MOCANU B, TAPU R, ZAHARIA T. Single object tracking using offline trained deep regression networks[C] // 2017 Seventh International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA). IEEE, 2017: 1–6.
- [28] LI X, WANG K, WANG W, et al. A multiple object tracking method using Kalman filter[C] // The 2010 IEEE International Conference on Information and Automation. IEEE, 2010: 1862–1866.
- [29] 李福进, 黄志伟. 联合 YOLOv3 检测和 ReID 的目标跟踪方法[J]. 华北理工大学学报(自然科学版), 2021, 43(3):110–118.
LI Fujin, HUANG Zhiwei. Target tracking method of ReID combined with YOLOv3 detection[J]. Journal of North China University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2021, 43(3):110–118. (in Chinese)
- [30] 涂淑琴, 刘晓龙, 梁云, 等. 基于改进 DeepSORT 的群养生猪行为识别与跟踪方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(8): 345–352.
TU Shuqin, LIU Xiaolong, LIANG Yun, et al. Behavior recognition and tracking method of group-housed pigs based on improved DeepSORT algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(8):345–352. (in Chinese)
- [31] 张宏鸣, 汪润, 董佩杰, 等. 基于 DeepSORT 算法的肉牛多目标跟踪方法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(4):248–256.
ZHANG Hongming, WANG Run, DONG Peijie, et al. Beef cattle multi-target tracking based on DeepSORT algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(4):248–256. (in Chinese)
- [32] CHEN Y, AN X, GAO S, et al. A deep learning-based vision system combining detection and tracking for fast on-line citrus sorting[J]. Frontiers in Plant Science, 2021, 2: 1–11.
- [33] REDMON J, FARHADI A. YOLO v3: an incremental improvement[J]. arXiv preprint, arXiv:1804.02767, 2018.
- [34] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector[C] // European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2016: 21–37.
- [35] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 39(6):1137–1149.
- [36] LIN T Y, DOLLAR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 2117–2125.
- [37] WANG J, CHEN K, YANG S, et al. Region proposal by guided anchoring[C] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 2965–2974.
- [38] BODLA N, SINGH B, CHELLAPPA R, et al. Soft-NMS—improving object detection with one line of code[C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 5561–5569.
- [39] BEWLEY A, GE Z, OTT L, et al. Simple online and realtime tracking[C] // 2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2016: 3464–3468.
- [40] WOJKE N, BEWLEY A, PAULUS D. Simple online and realtime tracking with a deep association metric[C] // 2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2017: 3645–3649.