

# 基于人体姿态估计与场景交互的果园喷施行为检测方法

宋怀波<sup>1,2</sup> 韩梦璇<sup>1,2</sup> 王云飞<sup>1,2</sup> 宋磊<sup>1,2</sup> 陈春堃<sup>1</sup>

(1. 西北农林科技大学机械与电子工程学院, 陕西杨凌 712100;

2. 农业农村部农业物联网重点实验室, 陕西杨凌 712100)

**摘要:** 果园农药施用情况是果品质量安全的重要检验标准, 农药喷施行为的可靠记录是果品溯源体系的重要环节。针对我国目前常见的果品种植专业合作社中难以确切掌握农药施用真实情况的问题, 本研究提出了一种基于人体姿态估计与场景交互的果园背负式喷施行为检测方法。首先采用微调后的 YOLO v5 模型完成背负式喷雾器与果树目标的精确检测, 提取场景交互特征; 之后采用 OpenPose 模型识别喷施人员姿态及动作信息, 提取人体姿态特征; 最后对上述特征分别进行距离和角度计算, 将其融合为 11 244 组特征向量并使用优化后的支持向量机 (Support vector machine, SVM) 进行训练, 完成果园喷施行为的准确检测。为了验证算法的有效性, 对包含不同光照、不同距离、不同人数和不同遮挡程度等的 92 段视频进行了测试。试验结果表明, 该算法的准确率为 85.66%, 平均绝对误差为 42.53%, 均方根误差为 44.59%, 预测标准偏差为 44.34%, 以及性能偏差比为 1.56。同时, 本研究对不同光照、遮挡、距离变化和多人中单人喷施情况下的果园喷施行为识别的有效性进行了分析。试验结果表明, 将该模型用于果园喷施行为的检测是可行的, 本研究可为果品溯源体系中果园管理环节的规范化和可信度提供技术参考。

**关键词:** 果品溯源; 喷施行为检测; 场景交互; 姿态估计; 行为识别

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2023)02-0063-10

OSID:



## Monitoring of Spraying Behavior in Orchard Based on Interaction of Human Posture Estimation and Scenes

SONG Huaibo<sup>1,2</sup> HAN Mengxuan<sup>1,2</sup> WANG Yunfei<sup>1,2</sup> SONG Lei<sup>1,2</sup> CHEN Chunkun<sup>1</sup>

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

2. Key Laboratory of Agricultural Internet of Things, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Yangling, Shaanxi 712100, China)

**Abstract:** Pesticide spraying in orchard is an important inspection content of fruit quality and safety, and the reliable record of pesticide spraying behavior is an important part of fruit traceability system. Aiming at solving the problem that it was difficult to accurately grasp the real situation of pesticide application in the farmer professional cooperatives during the fruit planting in China, monitoring of the spraying behavior in orchard based on the interaction of human posture estimation and scenes was proposed. Firstly, the fine tuned YOLO v5 model was used to complete the precise detection of sprayers and fruit tree targets, and the features of scene interaction were extracted. Then, the OpenPose model was used to recognize human skeleton and extract human posture features. Finally, the distance and angle of the above features were calculated respectively, and fused into 11 244 sets of feature vectors, which were trained by the SVM model to complete the detection of orchard spraying behavior. In order to verify the effectiveness of the algorithm, totally 92 videos with different illuminations, different distances, different numbers of people and different occlusion degrees were tested. The results showed that the ACC of the algorithm was 85.66%, the MAE was 42.53%, the RMSE was 44.59%, the RMSEP was 44.34% and the RPD was 1.56. Simultaneously, the effectiveness of spraying behavior recognition in orchard was validated under different illuminations, occlusions, distance change and single spraying among multiple people. Experimental results showed that it was feasible to apply the model to the detection of orchard spraying behavior. The research result could provide technical reference for the standardization and reliability of orchard management in the fruit traceability system.

**Key words:** fruit traceability; monitoring of spraying behavior; scene interaction; posture estimation; behavior recognition

收稿日期: 2022-03-30 修回日期: 2022-05-10

基金项目: 国家重点研发计划项目(2019YFD1002401)

作者简介: 宋怀波(1980—),男,教授,博士生导师,主要从事图像处理和模式识别研究, E-mail: songyangfeifei@163.com

## 0 引言

近年来,我国果树种植业迈入高速发展时期。在目前的果园管理过程中,化学农药防治是消灭或控制有害生物胁迫的最主要的方法<sup>[1-2]</sup>,因此实现果园日常农药喷施行为的有效记录与监管对于助推果树种植产业生产的绿色转型、完善果品的溯源体系有重要意义<sup>[3-5]</sup>。现有果园农药喷施情况的评价和监管主要依赖自主提交的作业记录<sup>[6]</sup>,存在工作量大、工作效率低、准确性差及主观性强等问题<sup>[7]</sup>。视频数据具有可长效监测及不易篡改的特点,已成为行为监测研究的热点,实现人体动作及场景交互下的喷施行为自动监测是关键,对于果品溯源体系的完善具有重要意义。

针对果园日常监管过程中人工成本高,规模化种植果园监测难度大等问题,国内外学者开展了相关研究工作<sup>[8-9]</sup>。ZHAI等<sup>[10]</sup>提出了一种用于识别喷雾器行程的射频识别装置解决方案,同时设计了喷雾监测和引导系统,能够实现喷雾器行驶方向识别、位置识别、流量及喷雾量信息记录等功能。李震等<sup>[11]</sup>设计了一款轻巧、小型、便于安装的监测装置,能够获取农机的序列号、累计使用次数、工作时长、运行速率、经纬度位置以及有无故障等情况。

在我国,背负式喷雾器占比98%以上,是目前最为常用的喷药器械<sup>[12-13]</sup>。如何依据作业场景及操作人员动作信息,实现场景交互的喷施行为检测,对于提升喷施行为的检测精度具有重要意义。在人体行为识别研究方面,计算机视觉以其低成本、高效率、信息丰富稳定等优势得到了广泛应用<sup>[14-15]</sup>,而基于场景交互的人体行为识别近年来更是在相关领域中发展迅速<sup>[16]</sup>。在家庭安防、跌倒检测、快递分拣、驾驶安全、摩托车盗窃检测等方面取得了较好的效果<sup>[17-21]</sup>。场景交互下的行为识别算法充分考虑了目标与活动场景间的关联关系,是未来复杂环境下行为识别的重要研究方向。

综上,本研究拟提出一种基于人体姿态估计与场景交互的果园喷施行为检测方法,首先将喷雾器和果树在训练时进行分类标记,并利用自建数据集训练优化YOLO v5模型,之后采用OpenPose模型完成果园复杂环境下的人体姿态估计,完成人体目标的跟踪和识别。并将相关数据整理组成总特征向量,采用SVM模型完成分类工作,从而实现果园喷施行为的准确识别。

## 1 果园喷施行为识别数据集构建

### 1.1 果园喷施行为视频数据集

由于果园喷施行为监控视频的公用数据集较

少,因此本研究以西北农林科技大学园艺实验教学基地的苹果园为例,采用自建数据集进行喷施行为识别与评价。为达到在果园内所有果树周围都能够捕捉到操作人员的人体关节点并识别果树和喷雾器的要求,以长宽比为 $a:b(a>b)$ 的苹果园为例,设行距为4 m,株距为2.5 m,其摄像头布点方案的俯视图如图1所示:在宽边的每两行果树间布置1个摄像头,确保人体不会被枝叶遮挡;在长边每隔6株果树(15 m)安装焦距为12 mm的1个摄像头,确保监控范围内的果树和喷雾器目标不会因像素过低而难以识别;摄像头布点方案的剖面图如图2所示,监控视频主要是为了识别人体农药喷施行为,因此摄像头高度为2.5 m,略高于人员头顶,同时摄像头安装时向下的倾斜角度在 $5^\circ\sim 15^\circ$ 之间,确保在监控内人体关节点的角度不会变形,同时最大监控范围可达35~40 m。

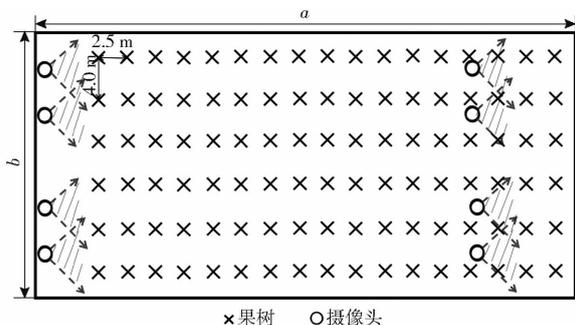


图1 果园内摄像头布点方案俯视图

Fig. 1 Vertical view of camera installation scheme in orchard

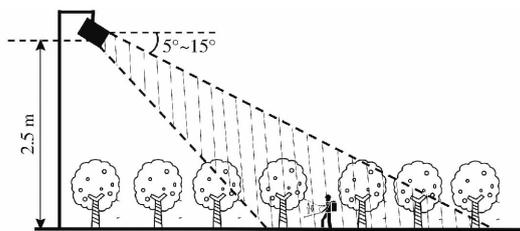


图2 果园内摄像头布点方案侧视图

Fig. 2 Sectional view of camera installation scheme in orchard

试验数据采集时间为2021年10月15—25日和2022年5月1—3日,喷雾器选择WDB-20型背负式蓝色电动喷雾器。拍摄设备为海康威视高清夜视户外摄像机,型号为DS-IPC-B12V2-I/PoE,焦距为12 mm,分辨率为1 920像素×1 080像素,拍摄时间为07:30—09:30和16:30—18:30,每段视频拍摄时长平均为8~15 s。果园管理人员的喷施行为示意图与实际场景视频截帧如图3所示,为人体背负喷雾器在果树一侧上下运动手肘进行喷施。本研究共采集包括喷施行为等3种主要情况的92段视频。图4所示分别为存在针对果树的喷施行为(存在喷施动作),有喷雾器但无果树的其他行为和有

果树但无喷雾器的其他行为。

同时为验证果园复杂情况下模型的鲁棒性,如表 1 所示,在具有喷施行为的 83 段视频中,分别以遮挡、距离变化、光线变化(日出后 1 h、日出后 2 h、日落前 2 h 和日落前 1 h)和多人出现且 1 人进行喷施行为等情况为 4 种主要条件测试喷施行为的识别分类效果,其中距离变化条件中以喷雾器与相机距离近(3 ~ 7 m)、中等(7 ~ 10 m)、较远(10 m 及以



图 3 果园喷施行为示意图

Fig. 3 Schematic of spraying behavior in orchards



(a) 存在喷施行为

(b) 视频中无近距离果树交互场景

(c) 无喷雾器交互场景

图 4 果园 3 种主要情况的视频截帧

Fig. 4 Video frames of three main situations in orchards

表 1 果园喷施行为视频信息统计

Tab. 1 Statistics of videos of spraying behavior in orchard

类别	视频数量	平均帧数	是否有喷 雾器	是否有果树	是否存在 喷施行为	正常光照 视频数量	逆光 视频数量	阴天 视频数量
喷雾器与相机距离近	12	290	是	是	是	4	4	4
喷雾器与相机距离中等	14	278	是	是	是	10	0	4
喷雾器与相机距离远	6	260	是	是	是	1	0	5
喷雾器与相机距离持续变化	6	301	是	是	是	2	1	3
存在遮挡	3	253	是	是	是	1	1	1
1 人以上	2	207	是	是	是	1	1	0
仅有喷雾器	2	300	是	否	否	0	0	2
仅有果树	7	300	否	是	否	2	0	5
日出后 1 h	13	336	是	是	是	7	2	4
日出后 2 h	10	320	是	是	是	8	2	0
日落前 2 h	5	387	是	是	是	4	1	0
日落前 1 h	12	360	是	是	是	5	1	6
总计	92					45	13	34

上)和持续变化(3 ~ 10 m)4 种情况加以分类,每种类别的视频均写明该类别中正常光照、逆光和阴天条件的视频数量。该数据集包括了果园众多复杂的干扰因素(光照变化、人或工具遮挡、枝叶遮挡、距离变化和人员复杂等),使喷施行为的识别分类工作具有实际借鉴意义。

## 1.2 果园喷施行为图像数据集构建

训练果园喷施行为识别模型所需的数据集构建工作包括两部分:

(1)对果树与喷雾器等交互场景目标的识别:从各类别试验视频中随机选取 10 段视频分解为序列帧,随机选取 2 000 幅(逆光 269 幅,阴天 961 幅,正常光照 770 幅)图像,分辨率为 1 920 像素(水平) × 1 080 像素(垂直)。使用 LabelImg 标注工具对图像

中的果树与喷雾器目标进行人工标注,确保喷雾器的箱体部分与果树的主干部分均在边界框范围内,标注信息包括目标的类别、位置和长宽信息。为实现果树与喷雾器目标的识别与分类,本研究将这些标签图像按照 8:1:1 的比例分别输入 YOLO v5 目标检测网络进行训练、验证和测试。

(2)对人体关键节点的识别:喷施行为识别模型所需的人体姿态数据是人体关键关节角度。基于此采用基于 PyTorch 的 OpenPose 模型对 92 段视频进行测试。以 ZHE 等<sup>[22]</sup>的关节标注结果为参考,分别保存视频中每帧图像的 18 个关节坐标识别结果和人体检测框数据(位置和长宽信息)。包括 18 个关节坐标的数据集将在预处理后作为果园喷施行为识别模型的训练集和测试集,用于检测果园喷施行为模型的相关性能。人体检测框数据作

为后续可视化测试结果的参数保存。

本研究使用的开发平台配置如下:CPU 处理器为 AMD Ryzen 7 4800H with Radeon Graphics;GPU 显卡为 NVIDIA GeForce GTX 1650 Ti 显卡;采用 Python 语言编程;操作系统为 Windows 10。

## 2 基于人体姿态估计和场景交互的果园喷施行为检测模型构建

本研究采用基于人体姿态估计和场景交互模型的果园喷施行为检测模型,对果园监控视频中管理人员的喷施行为进行识别分类。如图 5 所示,该模型首先利用图像数据集训练 YOLO v5 模型,将测试视频中的喷雾箱和果树检测框的位置信息存储,并计算喷雾器和果树检测框中心值的最短距离作为场景交互特征向量输出。同时利用 OpenPose 模型存储测试视频的 18 个人体关节像素值坐标,并计算人体关键关节角度,完成人体姿态特征向量的提取。之后采用场景交互和人体姿态特征向量训练 SVM 分类模型,从而实现果园喷施行为的识别。

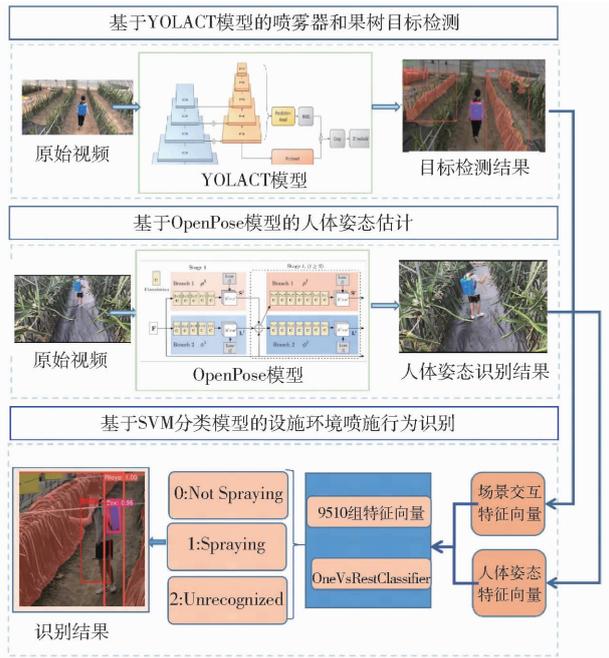


图 5 总体技术路线图

Fig. 5 Overall technical sketch map

### 2.1 基于 YOLO v5 的喷雾器和果树目标检测

果树、喷药器械及作业人员等场景交互信息的准确识别是喷施行为检测的基础。为了避免光照、遮挡等复杂因素的影响,本研究中的交互场景目标识别算法采用 YOLO v5 轻量级检测模型<sup>[23]</sup>。YOLO v5 使用跨阶段局部网络 (Cross stage partial darknet53, CSPDarknet53) 作为 Backbone,从输入图像中提取丰富的信息特征;它基于 Mask R-CNN 和

特征金字塔网络 (Feature pyramid network, FPN),采用路径聚合网络 (Path aggregation network, PANet) 和空间金字塔池化 (Spatial pyramid pooling, SPP) 作为 Neck 来聚合特征,加强了信息传播;使用 YOLO v3 的 Head 实现目标检测。基于 YOLO v5 实现喷雾器和果树目标检测的主要步骤如下:

(1) 数据集准备:对原始视频经过随机截帧获取图像 2 000 幅,手动标注图像中所有果树和喷雾器目标以完成数据集准备,按照 1.2 节划分比例进行处理。

(2) YOLO v5 目标检测模型的训练。为实现喷雾器和果树目标检测,本研究使用 YOLO v5 模型训练果园喷施行为数据集,模型内存占用量仅有 14 MB。在本研究中使用以 COCO 数据集进行预训练后的 YOLO v5 模型,参数设置如表 2 所示。

表 2 参数设置

Tab. 2 Parameters of network

参数	数值
输入图像分辨率/(像素×像素)	640×640
批量样本数	16
检测类别数	2
迭代次数	100
初始学习率	$10^{-5} \sim 10^{-1}$
最终学习率	0.01 ~ 1.0

训练集、验证集和测试集用于训练、验证和测试 YOLO v5 喷雾器和果树目标检测。图 6 显示了训练期间边界框回归损失函数、目标检测置信度损失函数和分类损失函数曲线,可以看出,喷雾器和果树目标检测模型训练的初始阶段模型学习效率较高,训练曲线收敛速度较快,随着训练次数的增加,检测

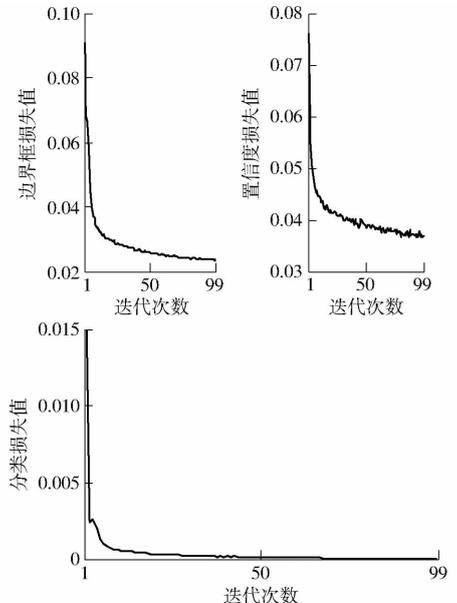


图 6 训练结果相关曲线

Fig. 6 Correlation curves of training result

框、目标检测和分类的准确率逐渐增加,训练的斜率曲线逐渐减小。

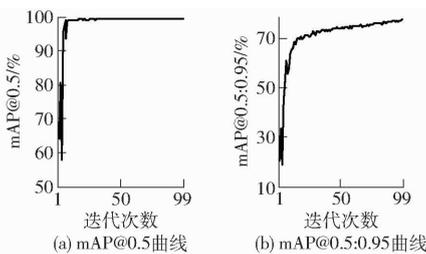
采用精确率 (Precision)、召回率 (Recall)、F1 值、交并比 (Intersection over union, IoU) 为 0.5 时求得平均精度 (Average precision) AP@0.5 和平均精度均值 (mAP) mAP@0.5、IoU 以 0.05 为步长从 0.5 取到 0.95 时的 AP 和 mAP 求平均后得到的 AP@0.5:0.95 和 mAP@0.5:0.95 等指标来评价目标检测模型的准确性和有效性。其中 IoU 是评价边界框正确性的度量指标,表明检测框与真实标签的交集和并集的比值。各项指标数值如表 3 和图 7a、

表 3 训练结果

Tab.3 Results of training

%

类别	精确率	召回率	F1 值	AP@0.5	AP@0.5:0.95	mAP@0.5	mAP@0.5:0.95
所有类别	97.11	99.68	98.38			99.38	78.40
喷雾箱	99.03	99.47	99.25	99.65	84.88		
果树	95.19	99.89	97.48	99.10	71.91		



(a) mAP@0.5曲线

(b) mAP@0.5:0.95曲线



(c) 部分检测视频帧

图 7 目标检测结果

Fig.7 Results of object detection



(a) 暗处

(b) 明亮处

(c) 严重遮挡时

图 8 服装与药箱颜色相近时的喷雾器识别结果

Fig.8 Monitoring results of spraying-box when color of clothing was similar to that of medicine case

(3) 提取场景交互特征向量: 将试验视频中每帧存储的检测框喷雾器和果树类别与中心位置信息预处理后, 提取喷雾器中心坐标  $(X_s, Y_s)$  和与该

7b 所示, 结果表明喷雾箱类别的识别效果整体优于果树类别, 主要是因为果树的形态多变, 检测框与真实框重合度较低和漏检等问题比喷雾箱的识别更容易产生。部分算法训练效果如图 7c 所示, 可以看出在复杂背景下该模型能够识别喷雾器和果树目标, 其中严重遮挡的喷雾器依然可以准确检测。同时如图 8 所示, 当喷雾器颜色与工作人员的服装颜色近似时, 在暗处和明处的识别效果都比较准确, 未能识别的情况均为药箱遮挡严重, 而非因颜色相近。该模型的训练结果满足后期对喷施行为识别的要求。

向量距离最近的果树中心值坐标  $(X_t, Y_t)$  共同作为一组特征向量, 并计算果园农事操作人员与果树的距离  $D_{st}$

$$D_{st} = \sqrt{(X_s - X_t)^2 + (Y_s - Y_t)^2} \quad (1)$$

为后续喷施行为的识别分类工作奠定基础。

## 2.2 基于 OpenPose 模型的人体喷施行为检测

即使实现了喷施人员、果树及喷施器械的精确识别, 若无相关喷施动作行为, 也无法准确判别是否进行了喷施作业。本研究的人体喷施行为检测算法采用 OpenPose 算法<sup>[22]</sup>, OpenPose 人体姿态识别算法是基于卷积神经网络和监督学习的开源库, 可以实现人体动作、面部表情、手指运动等姿态估计。适用于单人和多人, 具有良好的鲁棒性。它的网络结构后半部分为 2 个平行的卷积层分支: 第 1 个分支实现对人体关键点坐标的预测; 第 2 个分支采用关键点亲和算法实现人体关键点的连接。

基于 OpenPose 的人体喷施行为检测步骤如下:

(1) 对 92 个测试视频采用基于 PyTorch 的 OpenPose 算法进行人体目标检测, 平均检测速度为 6.38 f/s, 部分检测结果如图 9 所示。将每帧 18 个人体关节坐标和人体检测框数据 (位置和长宽信息) 存储至文件中, 为后续人体关键关节坐标的角度计算奠定基础。

(2) 提取人体姿态特征向量。将包括 18 个人体关节的坐标信息进行预处理, 通过观察操作人员的喷施行为特点, 提取 18 个关节中的脖子  $(X_1, Y_1)$ 、右肩  $(X_2, Y_2)$  和右肘  $(X_3, Y_3)$  作为关键关节, 人体姿态特征  $p$  计算式为



图9 OpenPose模型检测效果

Fig.9 Results of detection by OpenPose model

$$|\mathbf{p}| = \arccos \frac{\mathbf{p}_1 \cdot \mathbf{p}_2}{|\mathbf{p}_1| |\mathbf{p}_2|} \quad (2)$$

$$\begin{cases} \mathbf{p}_1 = (X_2 - X_1, Y_2 - Y_1) \\ \mathbf{p}_2 = (X_3 - X_2, Y_3 - Y_2) \end{cases} \quad (3)$$

从而完成果园农事操作人员的姿态区分。

### 2.3 基于 SVM 分类方法的果园喷施行为识别

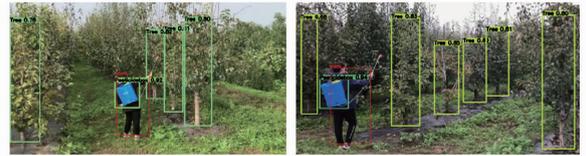
本研究构建的果园喷施行为识别模型中的行为识别分类部分由 SVM 完成<sup>[24]</sup>。本文拟将视频的每帧分为非喷施行为 (Not Spraying)、喷施行为 (Spraying) 和无法识别 (Unrecognized) 3 种结果, 因此需要多分类的 SVM, 其实现是通过在任意两类行为之间设计 1 个二分类模型, 并组合多个二分类器实现多分类器的构造。基于 SVM 模型的果园喷施行为识别主要步骤如下:

(1) 数据集准备。在 92 段视频中共选取 38 段视频, 共 11 244 帧图像, 对每帧图像的输出结果进行预处理, 将场景交互特征向量  $\mathbf{d}$  和人体姿态特征  $\mathbf{p}$  作为每帧图像的特征向量, 并完成对它们的标注分类, 标签为“0”(Not Spraying)、“1”(Spraying)、“2”(Unrecognized)。在进行标注时, 对照试验视频的每帧图像实际行为, 将手臂上抬和下落完成喷施动作在一定范围, 且满足喷雾器与果树距离相近的标注为“1”; 将  $\mathbf{p}$  缺失情况标注为“2”, 其他情况均标注为“0”。数据集被划分训练集 (8 995 组特征) 和测试集 (2 249 组特征) 的比例为 8:2。

(2) 果园喷施行为识别模型训练。采用 PyCharm 环境, scikit-learn 库中的 OneVsRestClassifier 实现多分类。由于每个类别仅由 1 个分类器表示, 因此可以通过检查其对应的分类器获取有关该类别的信息<sup>[25]</sup>。

(3) 识别分类结果输出。试验视频采用本研究训练完成的 OneVsRestClassifier 模型, 将检测结果的标签以时间序列标记在该视频中的人体检测框上并输出视频, 完成果园喷施行为的识别分类工作。从图 10a 可以看出, 视频 5 中人员行走姿势被识别为“Not Spraying”, 图 10b 中人员喷施行为被识别为

“Spraying”。结果表明, 对于操作人员的不同姿势, 本研究可以根据对喷雾器和果树的目标检测和对人体姿态角度的计算, 利用 SVM 分类器有效完成对果园喷施行为的识别分类。



(a) 人员行为被识别为“Not Spraying”

(b) 人员行为被识别为“Spraying”

图10 识别结果截图

Fig.10 Frames of detection results

### 2.4 模型评价指标

本研究使用的行为识别评价指标为准确度、平均绝对误差、均方根误差、预测标准偏差和性能偏差比, 准确度越高表明该方法检测喷施行为越准确, 平均绝对误差、均方根误差和预测标准偏差越低则表明该方法在不同光线、不同距离、不同人数和不同遮挡程度等条件下的检测喷施行为稳定性越好, 性能偏差比在 1.5 以上的范围内越大表明模型越好。

### 3 试验结果与分析

采用表 1 中的 92 段试验视频进行了测试。检测结果如图 11 所示, 92 段视频的准确度为 85.66%。平均绝对误差为 42.53%, 均方根误差为 44.59%, 预测标准偏差为 44.34%, 性能偏差比为 1.56。图 12a 为第 11 号试验视频的 301 帧按时间序列排列的行为真实结果, 图 12b 为采用本模型的第 11 号试验视频的 301 帧按时间序列排列的行为识别结果, 其中蓝色部分表示非喷施行为, 黄色部分表示存在喷施行为, 红色部分表示无法识别该行为, 可以看出图中两种色带基本重合, 最终计算可得第 11 号视频的准确度为 96.68%。

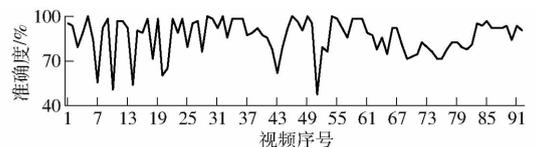
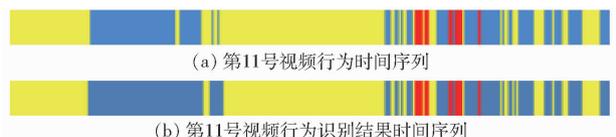


图11 试验视频的准确度变化曲线

Fig.11 ACC change curve of videos



(a) 第11号视频行为时间序列

(b) 第11号视频行为识别结果时间序列

图12 第11号视频行为识别结果对照

Fig.12 Comparison of behavior recognition result of No. 11 video

存在果树喷施行为的 83 段视频准确度为

85.60%, 仅有喷雾器的 2 段视频检测准确度为 85.10%, 仅有果树的 7 段视频检测平均准确度为 86.48%, 表明该模型能够较好完成针对果园操作人员日常行为和喷施行为的区分, 动作和农事器具的改变对模型检测结果的影响不大。

在室外环境下, 光照的变化会使果树、喷雾器和人体的识别变得更加困难, 因为光线变化会改变拍摄视频的色调和明暗, 对于识别造成一定干扰, 因此需考虑光照变化对识别结果的影响。本研究中分别拍摄了正常光照、阴天和逆光照条件下的 45、34、13 段视频。3 种条件下喷施行为识别分类的准确度分别为 86.43%、88.50% 和 74.70%。试验结果表明, 果园喷施行为的识别准确度在正常光照和阴天条件下均表现优秀, 但在逆光照条件下准确度较低。

有光线变化条件的正常光照(45 段)和逆光照(13 段)试验视频共计 58 段。人体喷施行为识别结果部分检测帧如图 13 所示, 可以看出在不同光线变化下的识别效果均比较准确。在 4 种光线变化下的识别结果对比如表 4 所示, 行为识别准确率基本在 80% 以上。在日出后 1 h 和日落前 1 h, 光线较为柔和的条件下识别效果更好, 而在光线较强时受光斑和阴影干扰, 识别效果相对较差。



图 13 不同光线条件下的部分识别结果

Fig. 13 Partial recognition results under different lighting

表 4 不同光线条件下人体喷施行为识别结果对比

Tab. 4 Comparison of spraying behavior monitoring under different lighting %

光照变化	日出后 1 h 准确度	日出后 2 h 准确度	日落前 2 h 准确度	日落前 1 h 准确度	准确度
顺光照	87.52	82.01	88.07	86.59	86.05
逆光照	92.04	87.23	70.67	80.63	82.64
平均值	88.52	83.05	81.81	86.16	83.88

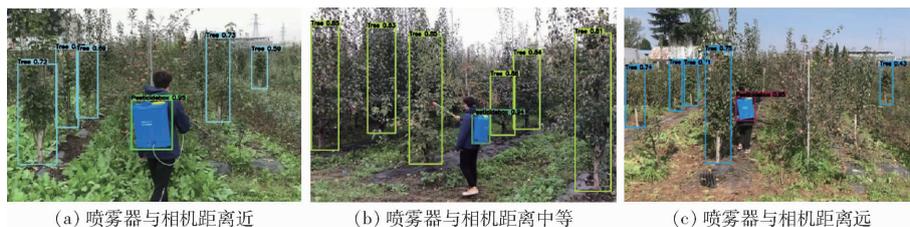


图 14 不同距离时目标的识别结果

Fig. 14 Target recognition results at different distances

## 4 讨论

果园喷施行为的识别检测通常在复杂的室外环境进行, 干扰因素较多, 同时人体姿态的识别涉及到多个关键关节点, 计算难度增加, 行为识别困难, 因此为验证该模型的鲁棒性, 分析对比了影响果园喷施行为识别检测的主要因素。

### 4.1 本文算法与现有研究结果比较

目前尚未发现对于果园操作人员行为监控识别的相关研究, 虽然结合物体特征的人体行为识别类算法取得了一定的效果, 但是难以适用于果园环境下人员行为的识别监测。因此本研究采用人体姿态识别和场景交互结合的模型, 完成对于果园喷施行为的识别。测试结果表明, 平均准确度为 85.66%, 可为果品溯源体系中果园农药施用等喷施行为的监管提供技术参考。

### 4.2 距离因素对果园喷施行为识别结果的影响

摄像头与人体的远近变化可能会给果园喷施行为的识别带来一定负面影响。因此, 为探索该模型对摄像头距离变化干扰的鲁棒性, 本研究需要分析和讨论在具有 4 类常见距离变化干扰的试验视频中的相关性能。图 14 显示在不同距离时, 采用训练后的 YOLO v5 模型对于喷雾器和果树的识别结果。可以看出, 训练后的 YOLO v5 模型可以在果园环境中识别到不同距离时的果树及喷雾器目标, 为人员行为的识别检测奠定了基础。图 15 分别显示了在近、中等和较远距离情况下本模型的果园喷施行为识别结果。

图 16 为第 5 号试验视频的 3 种行为真实结果和采用本模型检测的 3 种行为识别结果的时间序列可视化对比结果。可以看出, 以第 5 号视频为例, 在人体和摄像头的距离快速变化的干扰下, 对于人体姿态的捕捉和行为分类结果并未产生影响。结果表明该模型能够适应姿态变化和距离变化的两种影响, 完成果园内人员喷施行为的识别。

如表 5 所示, 该模型在不同距离时的行为分类结果, 准确度最低为 79.57%, 而果园架设摄像头的真实场景中最多出现的中等距离和远距离条件下,

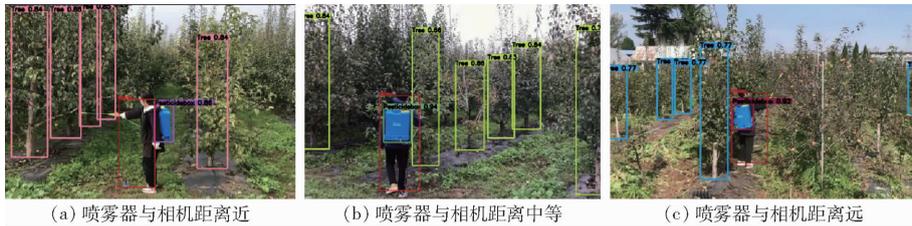


图 15 不同距离时行为的识别分类结果

Fig. 15 Recognition and classification results of behavior at different distances



图 16 第 5 号视频行为识别结果对照

Fig. 16 Comparison of behavior recognition result of No. 5 video

表 5 不同距离时的行为分类结果对比

Tab. 5 Behavior classification results under different distances

视频数量	条件	准确度/%
12	喷雾器与相机距离近	79.57
14	喷雾器与相机距离中等	91.25
6	喷雾器与相机距离远	92.12
6	喷雾器与相机距离持续变化	86.08

喷施行为识别分类结果准确率为 91.25%，表明该模型对果园喷施行为识别的距离因素干扰具有良好的鲁棒性。

### 4.3 遮挡因素对果园喷施行为识别结果的影响

在果园环境中,常见的遮挡干扰因素为喷雾器和人体关节的遮挡,图 17a 为第 1 号试验视频中存在严重遮挡的某帧喷雾箱识别结果,图 17b 为存在遮挡的某帧人体识别结果。即使在背景复杂的果园室外环境中,该模型的前期训练结果仍可有效识别人体和喷雾箱。



图 17 第 1 号视频中目标检测结果

Fig. 17 Target detection results in No. 1 video

图 18 为第 2 号视频中部分帧的果园喷施行为识别结果。可以发现,该模型成功分类了 302 帧中 94.24% 的果园操作人员的行为。

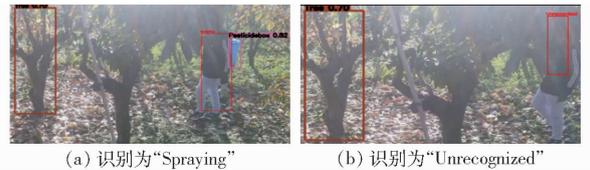


图 18 第 2 号视频中行为分类结果

Fig. 18 Behavior detection results in No. 2 video

图 19 呈现了在时间序列中,第 3 号试验视频的行为真实结果和采用本模型检测的行为识别结果的可视化对比结果。结果表明,在人体上肢或喷雾器发生严重遮挡时,本研究提出的模型易发生漏检和误检情况,这是因为喷雾器目标或人体上肢关键关节数据读取不全,发生误判导致的。

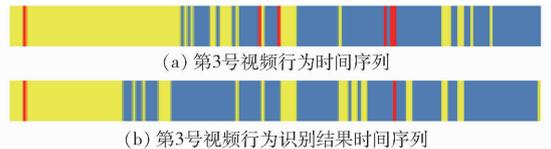


图 19 第 3 号视频行为识别结果对照

Fig. 19 Comparison of behavior recognition result of No. 3 video

92 个测试视频中,针对有严重遮挡情况的视频模型,模型识别准确率为 86.71%,表明该模型可以有效识别在果园发生复杂遮挡时的人员喷施行为。

### 4.4 人员因素对果园喷施行为识别结果的影响

在果园环境中,人员流动复杂,因此含有多人且单人喷施行为的识别也是模型识别结果的重要考量因素。

该模型主要针对测试视频中单人背负喷雾器的情况进行识别,对于视频中含有多人的情况,将喷雾器与离其最近的人体识别结果相对应存储,再进行后续识别工作。在 2 段包含 3 人的试验视频中,模型识别准确率为 72.33%,其中第 43 号试验视频的识别准确率为 63.25%,主要原因为该视频中的果树目标识别率较低,影响了喷施行为的识别。测试结果表明,若处在喷施行为中的单人能够在视频初始帧中被首先识别完成并在视频中被持续跟踪,则该模型能够有效识别多人情况中的单人喷施行为。

## 5 结论

(1)该方法对于试验视频中3类行为的识别平均准确率为85.66%。在光照、遮挡、多人情况下仅一人背负喷雾器和距离变化等4种情况下该方法的鲁棒性较好,能够用于识别果园中的喷施行为。同时该方法在视频环境的光线较弱时更适合,当光线过强时会因光斑和阴影使识别结果产生较大误差。

(2)该方法可以通过视频监控对摄像范围内的果园喷施行为进行识别,摆脱了人为记录喷雾次数导致的疲劳和低信任度。同时,喷施行为的有效识别对于后期判断农药是否科学喷施、是否农药过量、检测农药残留和检测农药有效沉积等均能提供重要参考,进一步帮助果园的智能化和自动化发展,完善果品溯源体系。

(3)在多人情况下,由于方法中尚未涉及目标

跟踪和目标重新分配的相关问题,只能对背负喷雾器的一人完成识别,不能识别多人均背负喷雾器时的行为。当逆光严重或人与摄像头的距离过近时,会由于喷雾器和果树距离的距离像素值过高而增加产生误识别的几率,因此摄像头的安装位置会在一定程度上影响行为识别结果。

(4)本研究未针对喷雾器的雾液进行检测与交互,即若监控中果园操作人员仅举着喷雾杆摆动手臂但没有喷施药液的情况下会误判,但该情况发生概率在实际生产中较低,因此未纳入考虑范围。同时,虽然人体可能在镜头下发生一定时间的畸变和消失,但在实际生产生活中,果树的叶面肥料和农药施用仅在镜头死角发生的情况较少,后续通过捕捉视频帧即可判断是否发生喷施行为。因此本研究后续将改进网络,完成分类的实时性、增加对喷施次数的记录、捕捉关键帧和实现多人同时检测的功能,实现对果园喷施行为的实时监测和信息记录。

## 参 考 文 献

- [1] 郑加强,张慧春,徐幼林,等. 农药喷雾全过程性能分析及其测试技术研究进展[J]. 林业工程学报, 2022, 7(1):1-10. ZHENG Jiaqiang, ZHANG Huichun, XU Youlin, et al. Development and prospect on performance analysis and measurement techniques of pesticide spraying process[J]. Journal of Forestry Engineering, 2022, 7(1):1-10. (in Chinese)
- [2] 王国宾,李烜, JOHN Andaloro, 等. 田间农药雾滴精准采样技术与发展趋势[J]. 农业工程学报, 2021, 37(11):1-12. WANG Guobin, LI Xuan, JOHN Andaloro, et al. Current status and prospects of precise sampling of pesticide droplets[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(11):1-12. (in Chinese)
- [3] 崔金银. 基于区块链的有机蔬菜认证与溯源研究[D]. 广州:华南理工大学, 2020. CUI Jinyin. Research on certification and traceability of organic vegetables based on blockchain[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2020. (in Chinese)
- [4] 汪汇涓,周爱莲,梁晓贺,等. 区块链技术在农产品溯源领域的应用研究[J]. 中国农学通报, 2020, 36(36):158-164. WANG Huijuan, ZHOU Ailian, LIANG Xiaohe, et al. Research on the application of blockchain technology in the field of traceability of agricultural products[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2020, 36(36):158-164. (in Chinese)
- [5] 喻林,张明林. 我国农产品质量安全追溯体系发展路径及建议[J]. 求实, 2013(5):41-44. YU Lin, ZHANG Minglin. Development path and suggestions of quality and safety traceability system of agricultural products in China[J]. Truth Seeking, 2013(5):41-44. (in Chinese)
- [6] 樊建斌,高越,刘中芳,等. 建立完善的山西苹果质量安全追溯体系[J]. 山西农业科学, 2018, 46(8):1425-1428. FAN Jianbin, GAO Yue, LIU Zhongfang, et al. Establish a perfect Shanxi apple quality and safety traceability system[J]. Journal of Shanxi Agricultural Sciences, 2018, 46(8):1425-1428. (in Chinese)
- [7] 李蕊. 陕西省猕猴桃农药使用现状调查及相关农药残留测定[D]. 杨凌:西北农林科技大学, 2019. LI Rui. Investigation on pesticide use status of kiwifruit and determination of related pesticide residues in Shaanxi Province[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2019. (in Chinese)
- [8] 季金亮,冯建中,贺日兴,等. 混合云果园监测系统设计与开发[J]. 中国果树, 2021(9):82-86. JI Jinliang, FENG Jianzhong, HE Rixing, et al. Design and development of hybrid cloud orchard monitoring system[J]. China Fruits, 2021(9):82-86. (in Chinese)
- [9] 饶晓燕,吴建伟,李春朋,等. 智慧苹果园“空-天-地”一体化监控系统设计与研究[J]. 中国农业科技导报, 2021, 23(6):59-66. RAO Xiaoyan, WU Jianwei, LI Chunpeng, et al. “Air-Sky-Earth” integrated monitoring system for intelligent apple orchards[J]. Journal of Agricultural Science and Technology, 2021, 23(6):59-66. (in Chinese)
- [10] ZHAI Changyuan, ANDREW L, ZHANG Bo. An RFID-based solution for monitoring sprayer movement in an orchard/vineyard[J]. Precision Agriculture, 2018, 19(3):477-496.
- [11] 李震,郭玉姗,吕石磊,等. 山地果园运送装备在线监测系统设计与[J]. 现代电子技术, 2020, 43(21):1-5,11. LI Zhen, GUO Yushan, LÜ Shilei, et al. Design of on-line monitoring system for transportation equipment in mountain orchard[J]. Modern Electronics Technique, 2020, 43(21):1-5,11. (in Chinese)
- [12] 陆华忠,李君,李灿. 果园机械化生产技术研究进展[J]. 广东农业科学, 2020, 47(11):226-235.

- LU Huazhong, LI Jun, LI Can. Research progress of orchard mechanized production technology[J]. Guangdong Agricultural Sciences, 2020, 47(11): 226 - 235. (in Chinese)
- [13] 王海波, 刘凤之, 王孝娣, 等. 我国果园机械研发与应用概述[J]. 果树学报, 2013, 30(1): 165 - 170.  
WANG Haibo, LIU Fengzhi, WANG Xiaodi, et al. Overview of R&D and application of orchard machinery in China[J]. Journal of Fruits Science, 2013, 30(1): 165 - 170. (in Chinese)
- [14] 刘思宇, 李冬洁. 基于计算机视觉的人体行为识别方法的应用与探讨[J]. 中国新通信, 2020, 22(12): 98.
- [15] 张会珍, 刘云麟, 任伟建, 等. 人体行为识别特征提取方法综述[J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2020, 38(3): 360 - 370.  
ZHANG Huizhen, LIU Yunlin, REN Weijian, et al. A review of human behavior recognition feature extraction methods[J]. Journal of Jilin University(Information Science Edition), 2020, 38(3): 360 - 370. (in Chinese)
- [16] 沈祥培. 人体姿态识别算法研究及其应用[D]. 无锡: 江南大学, 2021.  
SHEN Xiangpei. Research and application of human pose recognition algorithm[D]. Wuxi: Jiangnan University, 2021. (in Chinese)
- [17] NAVEED H, JAFRI F, JAVED K, et al. Driver activity recognition by learning spatiotemporal features of pose and human object interaction[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2021, 77(2-3): 103135.
- [18] YAO Bangpeng, LI Feifei. Recognizing human-object interactions in still images by modeling the mutual context of objects and human poses[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(9): 1691.
- [19] DUNG M, HOANG K. Motorbike theft detection based on object detection and human activity recognition[C]//2013 IEEE International Conference on Control, Automation and Information Sciences. IEEE, 2013: 358 - 362.
- [20] 吴蓬勃, 张金燕, 王帆, 等. 快递暴力分拣行为视觉识别系统[J]. 包装工程, 2021, 42(15): 245 - 252.  
WU Pengbo, ZHANG Jinyan, WANG Fan, et al. Visual recognition system for express violent sorting behavior[J]. Packaging Engineering, 2021, 42(15): 245 - 252. (in Chinese)
- [21] 李颀, 姜莎莎. 面向家庭安防系统的姿态和物体融合识别方法[J]. 中国科技论文, 2021, 16(3): 281 - 287.  
LI Qi, JIANG Shasha. Attitude and object fusion recognition method for home security system[J]. China Sciencepaper, 2021, 16(3): 281 - 287. (in Chinese)
- [22] ZHE C, SIMON T, WEI S E, et al. Realtime multi-person 2D pose estimation using part affinity fields[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2017: 1302 - 1310.
- [23] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2016: 779 - 788.
- [24] HEARST M A, DUMAIS S T. Support vector machines[J]. IEEE Intelligent Systems & Their Applications, 1998, 13(4): 18 - 28.
- [25] HSU C W, LIN C J. A comparison of methods for multiclass support vector machines[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(2): 415 - 425.

(上接第 31 页)

- [23] 中国国家标准化管理委员会. 单粒(精密)播种机试验法: GB/T 6973—2005[S]. 北京: 中国标准出版社, 2005.
- [24] 中国机械工业联合会. 单粒(精密)播种机技术条件: JB/T 10293—2001[S]. 北京: 中国标准出版社, 2001.
- [25] 李尚平, 黄宗晓, 张伟, 等. 预切种式宽窄行甘蔗种植机单辊排种系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2020, 51(4): 113 - 121.  
LI Shangping, HUANG Zongxiao, ZHANG Wei, et al. Experiments and design on single-rolled seed-sowing system of pre-seed-cutting sugarcane planters with wide and narrow row spacing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4): 113 - 121. (in Chinese)
- [26] 刘彩玲, 王超, 宋建农. 振动供种型孔轮式非圆种子精密排种器设计与试验[J]. 农业机械学报, 2018, 49(5): 108 - 115.  
LIU Cailing, WANG Chao, SONG Jiannong. Design and seed-filling test of cell-type precision seed-metering device with vibration technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(5): 108 - 115. (in Chinese)
- [27] 刘月琴, 赵满全, 刘飞, 等. 基于离散元的气吸式排种器工作参数仿真优化[J]. 农业机械学报, 2016, 47(7): 65 - 73.  
LIU Yueqin, ZHAO Manquan, LIU Fei, et al. Simulation and optimization of working parameters of air suction metering device based on discrete element[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(7): 65 - 73. (in Chinese)
- [28] 王希英, 唐汉, 王金武, 等. 双列交错匀带式马铃薯精量排种器优化设计与试验[J]. 农业机械学报, 2016, 47(11): 82 - 90.  
WANG Xiying, TANG Han, WANG Jinwu, et al. Optimized design and experiment on double-row cross spoon-belt potato precision seed metering device[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(11): 82 - 90. (in Chinese)
- [29] 李峰. 刮板输送机驱动链轮的优化设计及应用[J]. 机械研究与应用, 2021, 34(5): 198 - 200.  
LI Feng. Optimization design and application of drive sprocket of scraper conveyor[J]. Mechanical Research and Application, 2021, 34(5): 198 - 200. (in Chinese)