

基于改进 ByteTrack 算法的群养生猪行为识别与跟踪技术

涂淑琴 汤寅杰 李承桀 梁云 曾扬晨 刘晓龙

(华南农业大学数学与信息学院, 广州 510642)

摘要: 群养生猪行为的识别与跟踪是智能养殖中监测猪只健康的关键技术。为在猪只重叠与遮挡复杂场景中,实现群养生猪行为识别与稳定跟踪,提出了改进 ByteTrack 算法。首先,采用 YOLOX-X 目标检测器实现群养生猪检测,然后,提出改进 ByteTrack 多目标跟踪算法。该算法改进包括:设计并实现 BYTE 数据关联的轨迹插值后处理策略,降低遮挡造成的 IDs 错误变换,稳定跟踪性能;设计适合群养生猪的检测锚框,将 YOLOX-X 检测算法中的行为类别信息引入跟踪算法中,实现群养生猪行为跟踪。改进 ByteTrack 算法的 MOTA 为 96.1%,IDF1 为 94.5%,IDs 为 9,MOTP 为 0.189;与 ByteTrack、DeepSORT 和 JDE 方法相比,在 MOTA 与 IDF1 上均具有显著提升,并有效减少了 IDs。改进 ByteTrack 算法在群养环境下能够实现稳定 ID 的猪只行为跟踪,能够为无接触式自动监测生猪提供技术支持。

关键词: 群养生猪; 行为识别; 多目标跟踪; ByteTrack

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2022)12-0264-09

OSID:



Behavior Recognition and Tracking of Group-housed Pigs Based on Improved ByteTrack Algorithm

TU Shuqin TANG Yinjie LI Chengjie LIANG Yun ZENG Yangchen LIU Xiaolong
(College of Mathematics and Informatics, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China)

Abstract: Behavior recognition and tracking of group-housed pigs is the key technology to monitor the pigs' health in smart farming. In real farming scenarios, the pigs' overlapping occlusion and illumination change make it still challenging to automatically track the behavior of group-housed pigs. An improved ByteTrack algorithm of behavior tracking was proposed based on YOLOX-X for pig behavior recognition and stable tracking to avoid influence due to the complex scene of pig overlap and occlusion. The algorithm improvement included two parts. One was that the trajectory interpolation post-processing strategy based on BYTE data association was designed and implemented to improve the tracking performance. This improvement reduced the error IDs caused by occlusion and enhanced the stability of tracking. The other was to design a detection anchor frame suitable for group-housed pigs and introduce the behavior category information in the YOLOX-X detection algorithm to realize the behavior tracking of group-housed pigs. The experimental results showed that the improved ByteTrack algorithm achieved a favorable performance with MOTA of 96.1%, IDF1 of 94.5%, IDs of 9 and MOTP of 0.189. Compared with the basic ByteTrack, DeepSORT and JDE methods, it had a significant improvement in MOTA and IDF1, and effectively reduced IDs, which showed that the improved ByteTrack algorithm was able to achieve behavior tracking of group-housed pigs with stable ID tracking. The method can provide technical support for automatic monitoring of pigs with no contact.

Key words: group-housed pigs; behavior recognition; multi-object tracking; ByteTrack

收稿日期: 2022-09-15 修回日期: 2022-11-01

基金项目: 广东省科技计划项目(2019A050510034)、广州市重点项目(202206010091)和中国“互联网+”大学生创新创业大赛项目(202110564025)

作者简介: 涂淑琴(1978—),女,讲师,博士,主要从事深度学习研究,E-mail: tsq5_6@scau.edu.cn

通信作者: 梁云(1981—),女,教授,博士,主要从事计算机图像与目标跟踪研究,E-mail: liangyun_scau@163.com

0 引言

生猪养殖业是畜牧业的支柱产业,在国民经济中占据着举足轻重的地位^[1]。猪只的健康情况决定着生猪养殖业的发展与经济效益,多数生猪疾病的临床或亚临床体征表现之前常伴随行为异常^[2],故对猪只的运动、饮食等行为的监测有助于判断猪只健康情况。目前,随着图像处理技术的发展,人工观察与计算机视觉融合监测是大型猪场的主要管理方式,其需要一定的劳动力,同时借助智能耳标(猪只身份识别),采用计算机辅助手段实现半自动化监测猪只行为状态。为实现高效全自动监控猪只健康情况,利用多目标跟踪技术,完成猪场猪只健康的智能监测^[3],对实现生猪智慧养殖具有重要意义。

随着深度学习的发展,多目标跟踪技术取得快速进展^[4-7]。根据其工作方式不同,主要分为:基于检测的跟踪(Tracking by detection, TBD)和检测跟踪一体策略(Joint detection and embedding, JDE)。TBD 首先用检测器输出检测结果,然后,利用卡尔曼滤波、贝叶斯概率和匈牙利算法等数据关联算法进行多目标跟踪。其中,DeepSORT 算法^[7]采用不同的检测器,提取目标检测结果,然后,为改善遮挡目标的跟踪性能,采用运动和表观信息进行数据关联匹配,实现高效的多目标跟踪。该方法在群养生猪跟踪中获得广泛应用^[8-10]。但是,TBD 方法一般是分两个阶段,先检测,再跟踪,同时跟踪中采用运动和外观相似度进行数据关联匹配,导致多目标跟踪速度较慢,在大量摄像头的视频监控环境下,要达到实时跟踪效果具有很大的难度^[11-13]。

JDE 算法是联合检测和跟踪操作实现端到端的一阶段方法,其通过修改对象检测器头部组件,完成预测对象在下一帧的位置。该方法在一个网络中同时完成目标检测和身份重识别(Re-ID feature)任务,通过共享大部分计算来减少推理时间,达到实时跟踪。近年来,研究者开发了多种 JDE 类方法^[14-15]。TransTrack 方法^[4]基于 transformer 结构,利用 Query-Key 机制,追踪当前帧已经存在的目标,同时完成新目标的检测。但注意力机制极大地增加模型的复杂度,导致其计算成本较高。JDE 类方法在跟踪性能提升的基础上,运行速度也有显著提升。

以上 TBD 和 JDE 类方法在获取目标检测结果后,会丢弃置信度小于一定阈值的低分框。这些低分框可能是对物体遮挡时产生的框,直接将低分框抛弃,会产生大量的漏检和轨迹中断,影响目标跟踪性能。因此,若使用低分框对追踪算法进行二次匹

配,就能有效解决追踪过程中由于遮挡造成的错误身份(ID)变换问题。针对该问题,ZHANG 等^[6]提出了 ByteTrack 方法。该方法在 TBD 基础上,改进数据关联策略,有效利用低分框,提高目标跟踪性能。其首先采用 YOLOX 算法^[16]作为检测器,然后设计一种简单高效的数据关联算法 BYTE。同时,为提高跟踪速度,仅仅使用运动信息相似度来关联检测框,没有使用外观特征匹配,获得了快速的跟踪性能,在 MOT17^[17]和 MOT20^[18]数据集中取得最好的效果。

在真实养殖猪场中,由于光照变化与猪群的密集遮挡,容易造成目标漏检和误检,导致跟踪中猪只目标 ID 错误频繁跳变,降低跟踪性能。为克服这些挑战,本研究在 ByteTrack 方法基础上,设计一种改进的群养生猪多目标跟踪算法。该方法首先通过 YOLOX-X 检测器,输出群养生猪的 4 类行为、位置和分类置信度信息,改善漏检和误检操作。然后,改进 BYTE 数据关联策略,设计轨迹插值后处理策略和适合生猪的检测框,提升跟踪中猪只 ID 的稳定性。最后只采用交并比(Intersection over union, IOU)匹配,未采用外观匹配,减少算法的推理运行时间,达到实时跟踪的效果,以期快速无接触式自动监测群养生猪行为提供技术支持。

1 实验数据

实验数据从文献[19]的数据集中选择,筛选保留 15 段猪只移动较多的有效视频,每段视频 60 s,每秒 5 帧。将视频分辨率裁剪为 2 688 像素×1 012 像素,在视频段中只保留同一猪舍下的猪只。使用 DarkLabel 软件对视频段进行标注,构建 ByteTrack 数据集,其中随机挑选 4 段不同条件下的视频作为测试集,用于验证算法效果,具体信息如表 1 所示。

表 1 测试集

Tab. 1 Test dataset

视频段序号	密集程度	照明情况	活动程度	猪只数量
0102	稀疏	白天	频繁	7
0402	拥挤	白天	较少	15
0602	拥挤	白天	频繁	16
1502	拥挤	夜晚	频繁	16

2 多目标跟踪算法

本文提出的群养生猪多目标行为跟踪方法分为目标检测和多目标跟踪两阶段,其工作流程如图 1 所示。首先,将视频图像输入到目标检测器,即 YOLOX-X 检测器,快速准确地检测出每头猪只信息,包括其置信度、检测框和行为类别。然后,将检

测结果输入到多目标跟踪器。多目标跟踪器采用 BYTE 数据关联算法,其将检测结果分为高分检测框和 low 分检测框,分别采用卡尔曼滤波预测和匈牙利匹配算法,获得连续视频帧图像的目标轨迹框。最后,输出多目标跟踪图像序列结果。

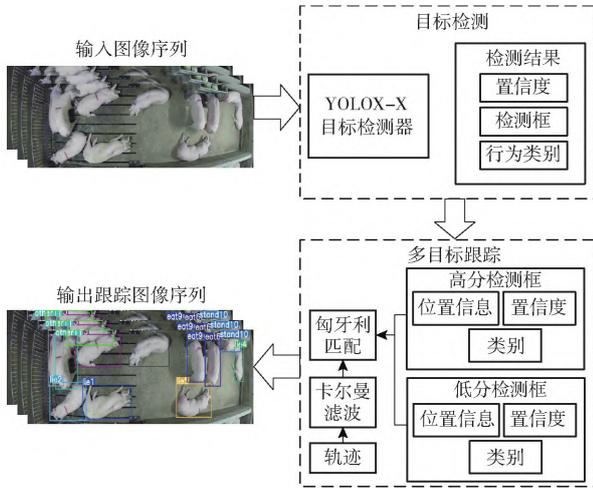


图1 群养生猪多目标行为跟踪流程图

Fig.1 Flow chart of multi-object behavior tracking of group-housed pigs

2.1 基于 YOLOX - X 的目标检测器

基于 YOLOX - X 的目标检测算法结构如图 2 所示。主要部件为特征提取主干网络、中间多尺度特征融合和解耦头 3 个模块。主干网络 CSPDarknet53 负责对输入图像进行特征提取,由 Focus 组件和 4 个 Dark 网络块组成。中间多尺度特征融合模块由自顶向下特征金字塔网络 (Feature pyramid networks, FPN) 和自底向上的路径聚合网络 (Path aggregation network, PAN) 结构组成,即路径聚合-特征金字塔网络 (PAFPN),融合不同尺寸特征图的语义信息和位置信息。解耦头将根据 3 个不同尺度的特征,分别输出目标检测结果。

YOLOX - X 在目标检测中主要有 4 个优点: ①YOLOX 在网络输入部分采用两种数据增强方法,分别为 Mosaic 数据增强和 MixUp 数据增强^[20]。Mosaic 数据增强通过随机裁剪、随机缩放和随机排布,将多幅图像融合在一起,增加许多小目标,增强

主干网络鲁棒性。MixUp 数据增强将 2 幅图像通过融合叠加在一起,构建虚拟样本,其对不同类别和不同样本之间邻域关系进行建模,提高模型泛化能力。②采用解耦头 (Decoupled head) 检测。解耦头具有更好的表达能力,其每一个头部分支只负责单一功能,收敛速度更快,精度更高。③采用无锚框 (Anchor - Free),将每个位置的预测个数从有锚框的 3 减到 1,直接预测目标框的 4 个值,降低检测器的参数量,加快检测速度。④采用标签分配 SimOTA。SimOTA 的分配方法能显著提高检测模型精度。

2.2 基于改进 ByteTrack 的多目标跟踪算法

2.2.1 基本的 ByteTrack 多目标跟踪算法

群养生猪多目标跟踪算法采用 BYTE 数据关联策略,该策略能够较好地跟踪复杂场景下严重遮挡的群养生猪对象,其具体运行过程如下:

(1)将 YOLOX - X 目标检测结果分为高分和 low 分检测框。检测结果中,若检测框置信度大于高分框阈值,则将检测框放入高得分检测框集合 D_{high} 中。检测框置信度值小于高分框阈值,并且大于低分框阈值,则将该检测框放入低得分检测框集合 D_{low} 中。

(2)将 D_{high} 与已有轨迹进行首次关联匹配。计算出 D_{high} 高分框与轨迹集合的 IOU 距离矩阵,用匈牙利算法进行匹配。对于成功匹配的轨迹,更新其卡尔曼滤波,并放入当前帧轨迹集合中。对未能够成功匹配的轨迹放入第一次关联未能匹配的轨迹集合 T_{remain} 中,未能够成功匹配的高得分检测框放入第 1 次关联未能匹配的检测框集合 D_{remain} 中。

(3)将 D_{low} 与 T_{remain} 轨迹进行第 2 次 IOU 关联匹配。计算 D_{low} 低分框与 T_{remain} 轨迹集合的 IOU 距离矩阵,用匈牙利算法进行匹配。未能够成功匹配的轨迹放入丢失轨迹集合 T_{lost} 中,未能够成功匹配的低分检测框直接删除,这个检测框被认为是背景框。对于成功匹配的轨迹,更新其卡尔曼滤波,并放入当前帧轨迹集合中。

(4)轨迹创建、删除和合并。对于 D_{remain} 中的检测框,若置信度值大于跟踪得分阈值,则为其创建一

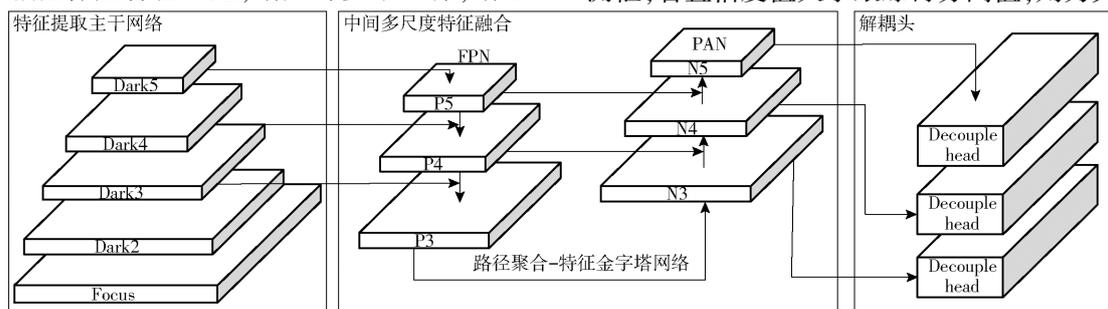


图2 YOLOX - X 检测模型结构图

Fig.2 Structure diagram of YOLOX - X detection model

个新的轨迹,并且合并入当前帧轨迹集合中,否则不做处理。对于保留在 T_{lost} 里的轨迹,若超出 30 帧,则认为其为丢失轨迹并删除。返回当前帧的所有轨

迹集合,将其作为下一帧图像的已有轨迹集合,输出轨迹集合,进行卡尔曼滤波预测轨迹新位置。

该策略处理流程图如图 3 所示。

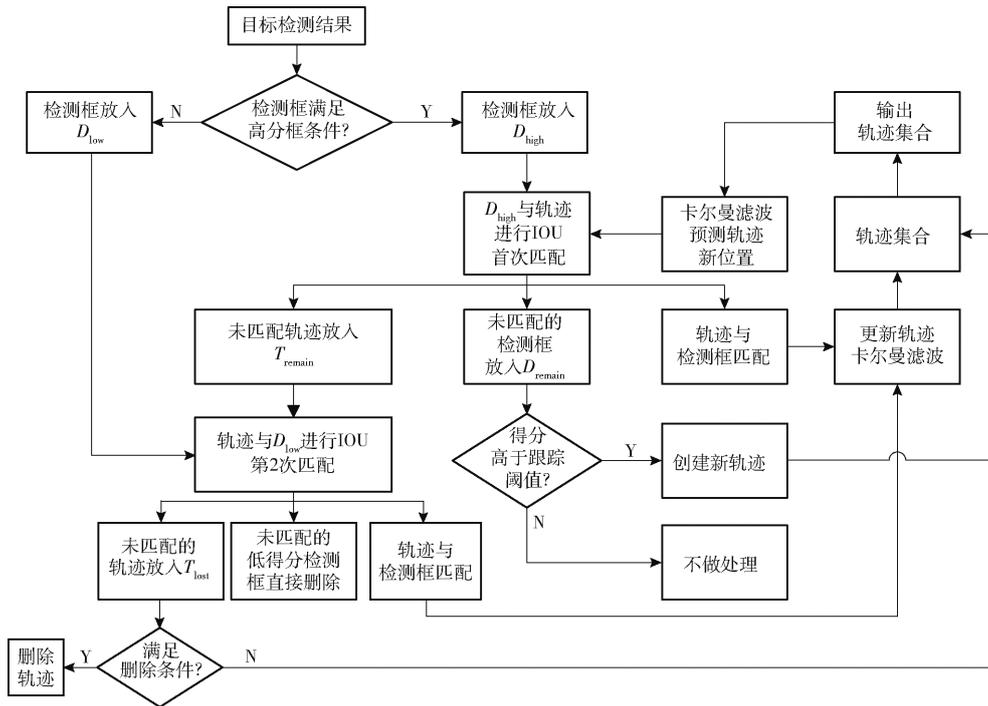


图 3 基于 BYTE 数据关联算法流程图

Fig. 3 Flow chart of algorithm based on BYTE data association

2.2.2 改进 ByteTrack 的多目标跟踪算法

基于 BYTE 的数据关联跟踪器只能用于跟踪单类别的行人,无法识别目标对象的行为动作类别,难以识别非行人的目标,因此,需要对 BYTE 数据关联算法进行改进。为实现群养生猪多种行为稳定跟踪,改进 ByteTrack 的多目标跟踪算法的改进包括两部分:

(1) 设计并实现 BYTE 数据关联的轨迹插值后处理策略。针对群养生猪之间存在的严重遮挡,导致目标 ID 错误变换,该策略能显著提升遮挡目标的稳定跟踪性能。其工作原理为:假设轨迹 T 在 t_1 帧和 t_2 帧之间因遮挡处于丢失状态,若当前轨迹 T 恰好处于第 t 帧 ($t_1 < t < t_2$), 此时轨迹 T 的插值框的计算式为

$$B_t = B_{t_1} + (B_{t_2} - B_{t_1}) \frac{t - t_1}{t_2 - t_1} \quad (1)$$

式中 B_t ——第 t 帧的轨迹框坐标(包含 4 个值,分别是左上和右下坐标值)

B_{t_1} ——第 t_1 帧的轨迹框坐标

B_{t_2} ——第 t_2 帧的轨迹框坐标

与此同时,需要设置一个超参数 σ , 表示执行插值的最大帧数间隔,这意味着只有当 $t_2 - t_1 < \sigma$ 时才执行轨迹插值。

(2) 针对猪只形状,设计适合群养生猪的检测

锚框。原本基于 BYTE 的数据关联跟踪器的检测框根据行人的窄高特点设计,本文中去除对目标检测框的形状限制,同时设计适合生猪的检测框。同时,在基于 BYTE 的数据关联跟踪器中,增加猪只 4 类行为类别(躺卧、站立、饮食和其他)跟踪。首先,在 YOLOX-X 目标检测中,采用目标、分类和回归 3 个解耦头,每一个头部分支负责单一功能。设计群养生猪 4 种分类行为,分类信息由独立的一个解耦头负责。然后,将检测结果中检测框坐标和类别信息一起传入 BYTE 数据关联算法中,实现在跟踪模块中,对每个轨迹增加类别和置信度信息。使每个轨迹包含坐标信息、ID 号、置信度和类别信息,最终实现猪只行为类别跟踪。

在猪只存在物体遮挡或者其他猪只遮挡时, YOLOX-X 可能在相邻几帧之间,会出现漏检或者误检的检测框,其产生无类别或者错误的行为类别;将其引入跟踪模块,会产生错误的 ID 跟踪框,其并无类别或者错误的类别信息;在这种情况下,利用改进的 BYTE 数据关联的轨迹插值后处理,去更正错误的 ID 跟踪框,在更正轨迹框坐标信息及 ID 信息时,同时去更正类别信息,实现稳定的行为类别跟踪。其中,更正轨迹 T 的行为分类信息依据分类信息是离散变量,通过 t_1 帧和 t_2 帧的类别信息,采用最大投票方法修正轨迹 T 的类别信息。

改进 BYTE 数据关联跟踪器实现效果如图 4 所示,图 4a 中原本的跟踪框只能显示猪只的 ID 号,而图 4b 中的跟踪框能够显示猪只的行为类别和 ID 号,可以体现出增加行为类别后的跟踪差异。

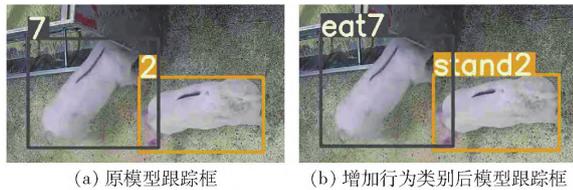


图 4 改进 ByteTrack 算法中增加行为类别跟踪结果

Fig. 4 Behavior recognition tracking results based on improved ByteTrack algorithm

基于改进 ByteTrack 数据关联策略,将所有检测框都保留下来,将检测框分为高分和低分检测框,提高遮挡物体的稳定跟踪。同时对匹配过程中发生丢失的轨迹进行灵活处理,提高遮挡物体的跟踪性能。

2.3 实验平台与评价指标

实验采用基于 ByteTrack 的深度学习多目标跟踪模型,运行模型的服务器操作系统为 Ubuntu18.04,编程语言为 Python3.7,深度学习框架为 Pytorch1.9.1,cuda 版本 11.1。服务器的 GPU 为 RTX 3090,内存为 64 GB。

采用识别平均数比率 (Identification F1, IDF1)、召回率 (Recall, R)、精确率 (Precision, P)、大多数跟踪 (Mostly tracked, MT)、主要丢失目标 (Mostly lost, ML)、误报数 (False positives, FP)、漏报数 (False negatives, FN)、身份切换 (ID switch, IDs) 次数、多目标跟踪准确度 (Multiple object tracking accuracy, MOTA) 和多目标跟踪精确度 (Multiple object tracking precision, MOTP) 进行综合评价跟踪模型。其中, IDF1、IDs 和 MOTA 主要反映跟踪器的性能, IDF1 和 MOTA 数值越高,性能越好, IDs 值越小,性能越好;辅助以 R 、 P 、MT、ML、FP、FN、MOTP 等指标进行跟踪模型的性能评估, R 、 P 、MT、MOTP 值越高,性能越好, ML、FP、FN 值越小,性能越好。

3 结果与分析

3.1 ByteTrack 群养猪多目标跟踪结果与分析

为检验 ByteTrack 多目标跟踪模型性能,将 4 段不同环境场景下的群养生猪视频作为测试视频,设置轨迹分数阈值为 0.76,匹配阈值为 0.98,输入图像尺寸为 1 344 像素 \times 506 像素,ByteTrack 在测试集上的跟踪结果如表 2 所示,其中真实猪只数量 (Ground truth, GT) 代表每个视频段中共有几头猪只。该方法的 MOTA 和 IDF1 分别为 95.3% 和 93.9%,说明跟踪器在猪舍场景中,对于群养生猪跟踪具有较好的效果。IDs 为 13,说明模型能持续跟踪,性能稳定。综合其他指标结果,该跟踪器适用群养生猪环境下的多目标跟踪。

表 2 基于 ByteTrack 的群养生猪多目标跟踪结果

Tab. 2 Pig MOT results based on ByteTrack

视频 序号	IDF1/ %	R / %	P / %	GT	MT/ %	ML/ %	IDs	MOTA/ %	MOTP/ %
0102	91.0	94.8	93.7	7	100	0	4	88.3	16.9
0402	97.4	99.2	99.5	15	100	0	2	98.6	13.8
0602	87.1	96.9	96.6	16	100	0	7	93.3	20.2
1502	98.7	98.4	98.9	16	100	0	0	97.3	21.7
平均值	93.9	97.7	97.7		100	0		95.3	18.4

利用 ByteTrack 对不同条件下群养生猪进行跟踪测试,结果如图 5 所示。图 5a 为在白天猪只个数较少、存在部分遮挡的情况下,模型可以准确地识别并跟踪猪只行为,跟踪效果较好。图 5b 为在夜晚猪只个数较多、存在严重遮挡的情况下,模型也能够准确识别出每头猪只并进行跟踪,表明该模型能够很好地处理目标遮挡问题;图 5c、5d 为在白天猪只较多、密集拥挤情况下的跟踪性能。在这些场景下,算法具有较好的跟踪效果,表明模型对于不同光照也具有较好性能。综上,ByteTrack 模型适用生猪跟踪。

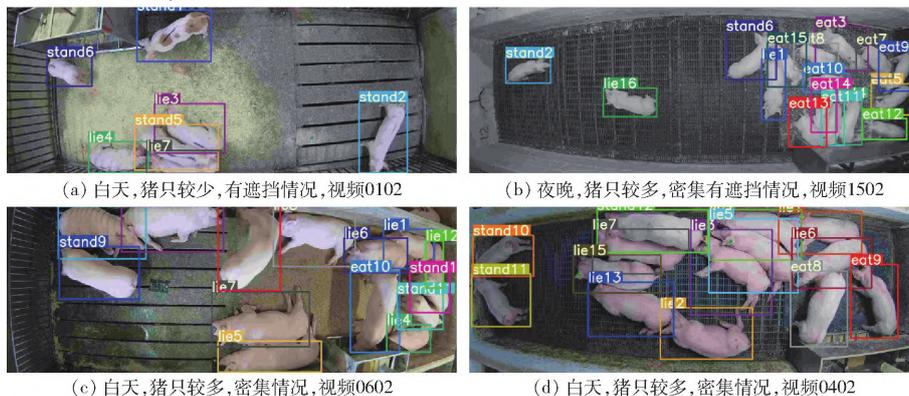


图 5 ByteTrack 算法跟踪部分结果

Fig. 5 Examples of MOT results based on ByteTrack

3.2 基于改进 ByteTrack 群养生猪多目标跟踪结果

3.2.1 基于改进 ByteTrack 的多目标跟踪结果分析

基于改进 ByteTrack 的多目标跟踪测试结果如表 3 所示。从表 3 可以看出,视频序号 0102、0402 和 0602 的 IDF1 值在 92% ~ 93% 之间,说明对 3 个视频中目标跟踪保持良好,而视频序号 1502 的 IDF1 达到 99%,保持目标跟踪的时间更长。所有测试视频 IDF1 平均值达到 94.5%,表明,整体上模型算法的轨迹跟踪性能较优。在 *P* 与 *R* 方面,所有测试视频平均值分别为 98.0% 和 98.1%,说明模型能够准确地识别出猪只目标。在 *MT* 和 *ML* 上,所有视频都达到最佳,表明所有轨迹大多数时间都能被正确跟踪,跟踪持续性没有过大的偏差。

表 3 改进 ByteTrack 的群养生猪多目标跟踪结果

Tab.3 Pig MOT results of improved ByteTrack algorithm

视频 序号	IDF1/ %	<i>R</i> / %	<i>P</i> / %	GT	<i>MT</i> / %	<i>ML</i> / %	IDs	MOTA/ %	MOTP/ %
0102	92.6	95.2	95.2	7	100	0	2	90.4	19.7
0402	92.4	99.3	99.3	15	100	0	4	98.6	13.8
0602	92.7	97.6	96.7	16	100	0	3	94.3	20.9
1502	99.0	98.7	99.3	16	100	0	0	98.0	21.4
平均值	94.5	98.1	98.0		100	0		96.1	18.9

在 IDs 指标方面,4 个视频的 IDs 总数只有 9,而 1502 视频段的 IDs 为 0,表明改进 ByteTrack 跟踪模型在密集和遮挡复杂环境下,能对目标持续跟踪,不存在丢失,跟踪性能稳定。同时,测试视频的 MOTA 均在 90% 以上,平均值为 96.1%,表明模型算法对检测目标的准确性和保持轨迹稳定性很好, MOTP 的平均值为 0.189,表明位置误差较小。综上所述,改进 ByteTrack 多目标跟踪模型无论在识别目标的准确度,还是保持轨迹持续性和稳定性方面,都

表现较优。

改进 ByteTrack 的群养生猪多目标跟踪部分效果如图 6 所示。其中,视频 0102 在第 50、150、250 帧都保持稳定的跟踪,其最大 ID 号为 7。视频 1502 为夜晚密集情况下,在第 50、150、250 帧一直保持稳定的跟踪,其最大 ID 号为 16,和表 3 中视频 1502 的真实猪只数量 GT 相同。视频 0402 在 150 帧时,最大 ID 号为 15,和 GT 值对应,说明该视频在白天密集情况下,保持轨迹持续性和稳定性。说明改进 BYTE 数据关联对群养生猪多目标跟踪能取得稳定的跟踪性能。

3.2.2 改进 ByteTrack 与 ByteTrack 效果对比

对测试视频跟踪信息进行轨迹插值后处理,可以有效地处理因遮挡而产生的 IDs 问题,提高 IDF1 和 MOTA 值。

应用轨迹插值算法进行处理前和处理后的相应视频帧对比如图 7 所示,图 7a 和图 7b 由轨迹插值处理前和处理后视频 0102 的第 264 帧所截取,当 ID 为 4 的猪只被 ID 为 1 的猪只遮挡时,经过轨迹插值处理后,其跟踪结果仍然能保留 ID 为 4,没有发生 ID 切换。图 7c 和图 7d 由视频 0402 的 117 帧截取,可以观察到插值处理前黄色框 ID 为 11 的猪只被 ID 为 15 的猪只遮挡后轨迹框丢失,而插值处理后没有造成丢失。因此,运用轨迹插值算法能有效提高跟踪性能,避免因遮挡问题造成跟踪框丢失和 ID 错误切换。

3.3 改进算法和其他多目标跟踪算法结果比较

与 DeepSORT 和 JDE 多目标跟踪算法不同,改进 ByteTrack 算法将所有检测框都保留下来,并将检测框分为高分检测框和低分检测框。检测分数较低的目标对象往往由一些因素(例如遮挡、运动模糊、行为姿态变化等)造成,如果简单地将低分检测框

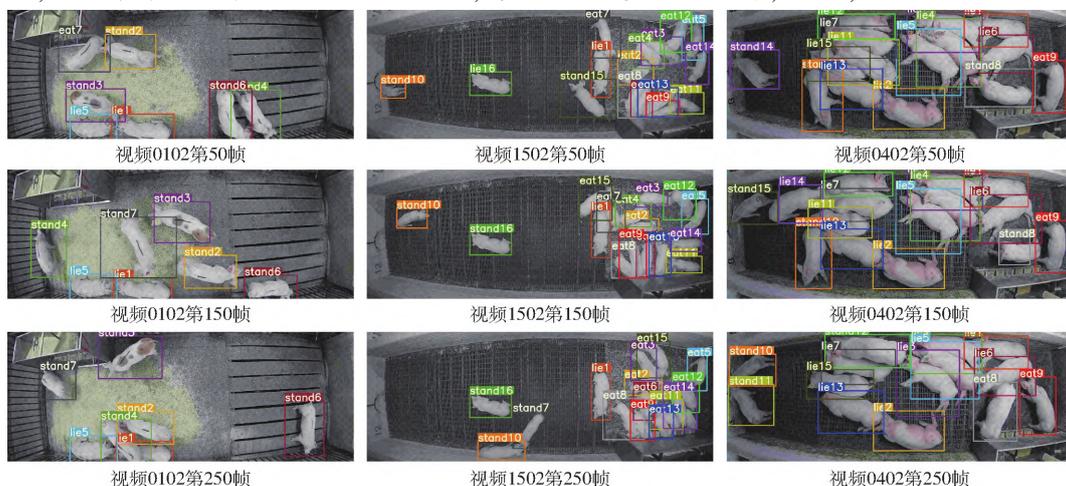


图 6 改进 ByteTrack 的部分跟踪效果

Fig.6 Examples of MOT results based on improved ByteTrack

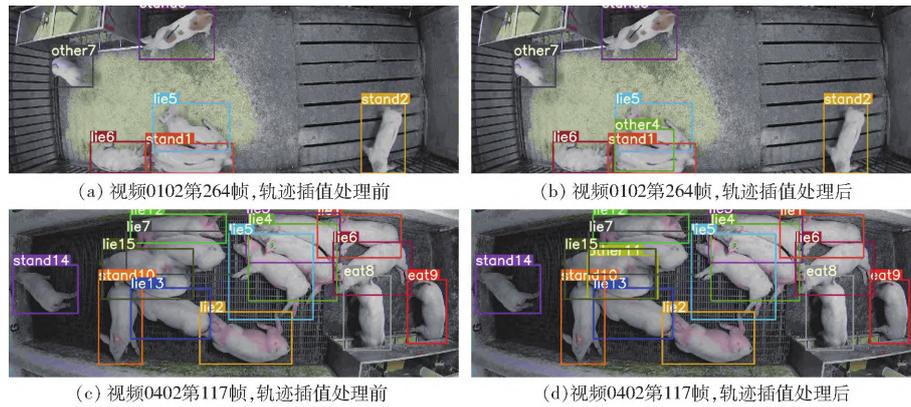


图7 ByteTrack 进行轨迹插值前后跟踪结果对比

Fig.7 Comparison of tracking results before and after trajectory interpolation of ByteTrack

去除,容易造成目标对象轨迹丢失或身份切换频繁等问题。而将低分检测框与轨迹进行关联,利用位置重合度就能把遮挡的物体从低分框中挖掘出来,保持轨迹连贯性,因此,保留低分检测框很有必要。表4为JDE和DeepSORT的多目标跟踪实验结果。

表4 JDE和DeepSORT的实验结果对比

Tab.4 Experimental results comparison between JDE and DeepSORT

算法	测试视频 序号	IDF1/ %	FP	FN	IDs	MOTA/ %
JDE	0102	50.3	85	95	54	88.9
	0402	82.4	413	91	13	88.5
	0602	69.2	437	258	81	83.8
	1502	55.4	524	458	84	77.8
	平均值	66.5				84.0
DeepSORT	0102	61.0	84	82	39	90.2
	0402	78.7	222	103	20	92.3
	0602	61.0	550	191	81	82.9
	1502	65.7	311	159	111	87.9
	平均值	67.3				87.9

对比表2、4发现,JDE、DeepSORT和ByteTrack算法的IDF1平均值为66.5%、67.3%和93.9%。改进ByteTrack模型达到94.5%,显著优于其他3种方法,表明改进模型对于目标能保持长时间的跟踪能力。在IDs方面,改进ByteTrack算法的IDs总数只有9,而JDE和DeepSORT模型的IDs总数分别达到了232和251,表明ByteTrack模型无论在猪只稀疏、活动较少的场景下,还是猪只密集、遮挡情况较多、活动频繁等复杂环境下,ID切换次数非常少,具有稳定的多目标跟踪性能。在MOTA方面,改进ByteTrack算法(96.1%)显著高于JDE、DeepSORT算法(84.0%、87.9%),这也说明改进ByteTrack算法在检测精度和保持轨迹的能力都高于其他模型。总体来说,改进ByteTrack模型的所有性能指标都优于其他算法模型,适合用于复杂场景下的群养生猪

多目标跟踪。

改进ByteTrack算法与JDE、DeepSORT算法的跟踪结果如图8所示。图8a中DeepSORT和图8c中JDE在第55帧中,猪只最大ID号都为14,而改进ByteTrack算法中,猪只最大ID号为7(图8e);在第230帧时,对应图8b和图8d,DeepSORT和JDE算法分别为42和59,这表明DeepSORT和JDE在猪只行动活跃的情形下,ID切换十分频繁,多目标跟踪稳定性差。在图8f中,改进ByteTrack算法在第230帧中,其最大ID号一直保持在7,这与猪只总数一致,表明ByteTrack在当前场景下发生ID切换的次数极少,保持跟踪稳定性。同时,图8b与图8d中有一因遮挡而导致漏检的猪只,在图8f中一直能够稳定跟踪,因此,改进ByteTrack算法在目标遮挡的情况下,也能很好地跟踪该目标。

针对夜晚、猪只个数较多(GT为16)、猪群密集拥挤、个别猪只活动较多(对应测试视频序号1502)的情况,改进ByteTrack算法与JDE、DeepSORT算法的跟踪结果如图9所示。

从图9a与图9c可以观察到,DeepSORT与JDE算法在第20帧时,已经产生ID错误切换,最高ID数分别为24和28,与猪只个数(16)不符。图9e中改进ByteTrack算法在第20帧中,其最大ID数为16,与猪只个数一致。在第258帧中,DeepSORT和JDE跟踪框(图9b和图9d)最大ID分别为121和100,表明跟踪期间产生频繁>ID变换。改进ByteTrack算法(图9f)跟踪框最大ID号仍保持在16,这说明改进ByteTrack算法在光线较弱、猪只密集拥挤的复杂环境下,也有稳定的跟踪性能。原因可能是改进ByteTrack算法将低分检测框与轨迹进行关联,并采用轨迹插值后处理,把遮挡的物体从低分框中挖掘出来,保持轨迹连贯性。

综上所述,改进ByteTrack算法相比于DeepSORT与JDE,在复杂场景下更突显其出色的跟

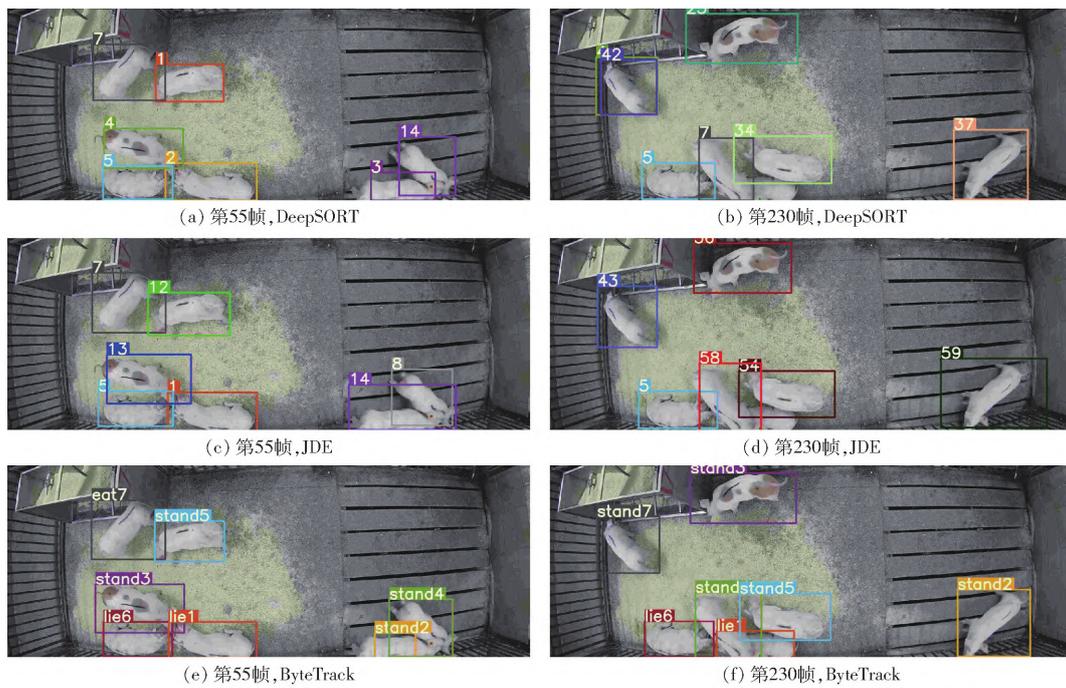


图 8 ByteTrack 与 JDE、DeepSORT 算法跟踪结果对比(测试视频 0102)

Fig. 8 Comparison of ByteTrack, JDE and DeepSORT tracking results (test video 0102)

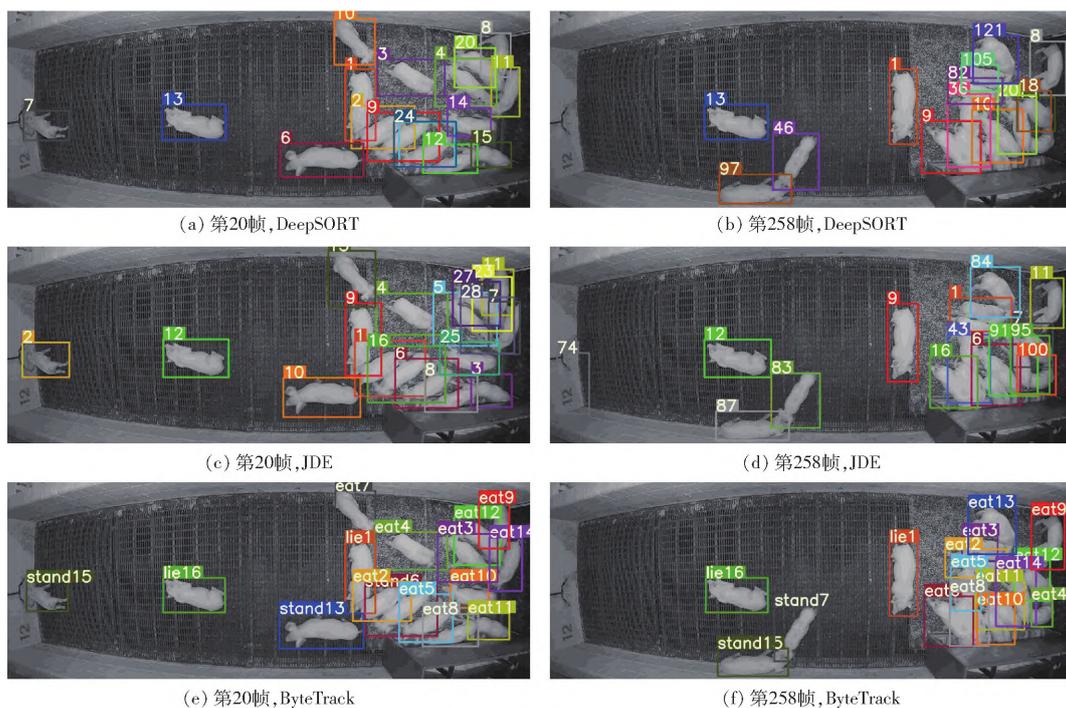


图 9 ByteTrack 与 JDE、DeepSORT 算法跟踪结果对比(测试视频 1502)

Fig. 9 Comparison of ByteTrack, JDE and DeepSORT tracking results (test video 1502)

踪精度,优越的跟踪性能,发生 IDs 的情况明显少于其他算法,并能够准确地实现跟踪群养生猪。

4 结论

(1)提出了一种改进 ByteTrack 算法的多目标跟踪模型,该模型基于 YOLOX - X 和改进 ByteTrack 算法构成。针对群养生猪密集遮挡的复杂场景,在 BYTE 数据关联基础上,引入行为类别,增加插

值后处理,实现群养生猪稳定高效的多目标跟踪性能。

(2)实验结果表明,在目标跟踪方面,改进 ByteTrack 算法实验结果的 MOTA 为 96.1%,IDF1 为 94.5%,IDs 为 9,MOTP 为 0.189,对比 JDE、DeepSORT 和 ByteTrack 算法,改进 ByteTrack 算法的所有指标都有较好的提升。不同算法跟踪效果的对比证明了改进 ByteTrack 算法性能较优。

(3) 本文所构建群养生猪行为跟踪算法可以满足实际养殖环境中的需要,能够为无接触式自动监测生猪提供技术支持,在智慧养殖群养生猪中,具有良好的应用前景。

参 考 文 献

- [1] 潘巧莲. 中国养猪业将打响“转型攻坚战”[J]. 中国畜牧杂志, 2017, 53(1): 146 - 150.
- [2] 叶建伟, 薛亚辉, 王明宇, 等. 行为自动检测技术在生猪健康和福利方面的研究进展[J]. 家畜生态学报, 2019, 40(10): 8 - 13, 27.
YE Jianwei, XUE Yahui, WANG Mingyu, et al. Research progress on automatic pig behavior detection technology in animal health and welfare[J]. Journal of Domestic Animal Ecology, 2019, 40(10): 8 - 13, 27. (in Chinese)
- [3] NASIRAHMADI A, EDWARDS S A, STURM B. Implementation of machine vision for detecting behaviour of cattle and pigs [J]. Livestock Science, 2017, 202: 25 - 38.
- [4] SUN P, CAO J, JIANG Y, et al. Transtrack: multiple object tracking with transformer[J]. arXiv preprint arXiv: 2012.15460, 2020.
- [5] ZHOU X, KOLTUN V, KRÄHENBÜHL P. Tracking objects as points[C]//European Conference on Computer Vision, 2020: 474 - 490.
- [6] ZHANG Y, SUN P, JIANG Y, et al. ByteTrack: multi-object tracking by associating every detection box[C]//European Conference on Computer Vision, 2022: 1 - 21.
- [7] 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), 2017: 3645 - 3649.
- [8] 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)
- [9] 张伟, 沈明霞, 刘龙申, 等. 基于 CenterNet 搭配优化 DeepSORT 算法的断奶仔猪目标跟踪方法研究[J]. 南京农业大学学报, 2021, 44(5): 973 - 981.
ZHANG Wei, SHEN Mingxia, LIU Longshen, et al. Research on weaned piglet target tracking method based on CenterNet collocation optimized DeepSORT algorithm[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2021, 44(5): 973 - 981. (in Chinese)
- [10] 涂淑琴, 刘晓龙, 梁云, 等. 基于改进 DeepSORT 算法的群养生猪行为识别与跟踪方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(8): 348 - 358.
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): 348 - 358. (in Chinese)
- [11] KALAKE L, WAN W G, HOU L. Analysis based on recent deep learning approaches applied in real-time multi-object tracking: a review[J]. IEEE Access, 2021, 9: 32650 - 32671.
- [12] LUO W H, XING J L, MILAN A, et al. Multiple object tracking: a literature review[J]. Artificial Intelligence, 2021, 293: 103448.
- [13] RAKAI L, SONG H S, SUN S J, et al. Data association in multiple object tracking: a survey of recent techniques[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 192: 116300.
- [14] WANG Z, ZHENG L, LIU Y, et al. Towards real-time multi-object tracking[C]//European Conference on Computer Vision, 2020: 107 - 122.
- [15] ZHANG Y, WANG C, WANG X, et al. Fairmot: on the fairness of detection and re-identification in multiple object tracking [J]. International Journal of Computer Vision, 2021, 129(11): 3069 - 3087.
- [16] GE Z, LIU S, WANG F, et al. Yolox: exceeding yolo series in 2021[J]. arXiv preprint arXiv: 2107.08430, 2021.
- [17] MILAN A, LEAL-TAIXÉ L, REID I, et al. MOT16: a benchmark for multi-object tracking[J]. arXiv preprint arXiv: 1603.00831, 2016.
- [18] DENDORFER P, REZATOFIGHI H, MILAN A, et al. Mot20: a benchmark for multi object tracking in crowded scenes[J]. arXiv preprint arXiv: 2003.09003, 2020.
- [19] PSOTA E T, SCHMIDT T, MOTE B, et al. Long-term tracking of group-housed livestock using keypoint detection and map estimation for individual animal identification[J]. Sensors, 2020, 20(13): 3670.
- [20] ZHANG H Y, CISSE M, DAUPHIN Y N, et al. Mixup: beyond empirical risk minimization[J]. arXiv preprint arXiv: 1710.09412, 2017.