doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2022.08.037

基于改进 DeepSORT 的群养生猪行为识别与跟踪方法

涂淑琴[1]　刘晓龙[1]　梁　云[1]　张　宇[2]　黄　磊[1]　汤寅杰[1]
(1. 华南农业大学数学与信息学院, 广州 510642; 2. 华南农业大学电子工程学院, 广州 510642)

摘要: 为改善猪只重叠与遮挡造成的猪只身份编号(Identity,ID)频繁跳变,在 YOLO v5s 检测算法基础上,提出了改进 DeepSORT 行为跟踪算法。该算法改进包括两方面:一针对特定场景下猪只数量稳定的特点,改进跟踪算法的轨迹生成与匹配过程,降低 ID 切换次数,提升跟踪稳定性;二将 YOLO v5s 检测算法中的行为类别信息引入跟踪算法中,在跟踪中实现准确的猪只行为识别。实验结果表明,在目标检测方面,YOLO v5s 的 mAP 为 99.3%,F1 值为 98.7%。在重识别方面,实验的 Top-1 准确率达到 99.88%。在跟踪方面,改进 DeepSORT 算法的 MOTA 为 91.9%,IDF1 为 89.2%,IDS 为 33;与 DeepSORT 算法对比,MOTA 和 IDF1 分别提升了 1.0、16.9 个百分点,IDS 下降了 83.8%。改进 DeepSORT 算法在群养环境下能够实现稳定 ID 的猪只行为跟踪,能够为无接触式的生猪自动监测提供技术支持。

关键词: 群养生猪; 目标检测; 行为识别; 多目标跟踪; DeepSORT
中图分类号: TP391.4　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2022)08-0345-08　　**OSID**:

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

TU Shuqin[1]　LIU Xiaolong[1]　LIANG Yun[1]　ZHANG Yu[2]　HUANG Lei[1]　TANG Yinjie[1]
(1. *College of Mathematics and Informatics*, *South China Agricultural University*, *Guangzhou* 510642, *China*
2. *College of Electronic Engineering*, *South China Agricultural University*, *Guangzhou* 510642, *China*)

Abstract: Behavior recognition and tracking of group-housed pigs are an effective aid to monitor pigs' health status in smart farming. In real farming scenarios, it is still challenging to automatically track the behavior of group-housed pigs by using computer vision techniques due to the pigs' overlapping occlusion and illumination change, which cause the identity (ID) of pig to switch wrongly. To improve the situation, an improved DeepSORT algorithm of behavior tracking based on YOLO v5s was proposed. The improvement of the algorithm included two parts. One was that the trajectory processing and data association were improved in the scene where there was a fixed number of pigs. This reduced ID switch and enhanced tracking stability. The other was that the behavior information from YOLO v5s detection algorithm was introduced into the tracking algorithm, thereby achieving behavior recognition of pigs in tracking. The experimental results showed that YOLO v5s algorithm had a mAP of 99.3% and an F1 of 98.7% in object detection. In terms of re-identification, the Top-1 accuracy of the experiment was 99.88%. In terms of tracking, the method achieved a favorable performance with a MOTA of 91.9%, an IDF1 of 89.2% and an IDS of 33. Compared with the original DeepSORT algorithm, the proposed method improved 1.0 percentage points and 16.9 percentage points in MOTA and IDF1 respectively, and decreased 83.8% in IDS. This showed that the improved DeepSORT algorithm was able to achieve behavior tracking of group-housed pigs with stable ID. The method can provide technical support for no-contact automatic monitoring of pigs.

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

收稿日期: 2022-05-08　修回日期: 2022-05-31
基金项目: 广东省科技计划项目(2019A050510034)、广州市重点项目(202206010091)、广州市科技计划重点实验室建设项目(201902010081)和广东省企业特派员项目(GDKTP2021055700)
作者简介: 涂淑琴(1978—),女,讲师,主要从事计算机视觉研究,E-mail: tushuqin@163.com
通信作者: 张宇(1976—),女,讲师,主要从事农业信息化研究,E-mail: zhangyu@scau.edu.cn

0 引言

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[1-2],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。目前人工监测是猪场的主要管理方式,但需要大量劳动力并且难以实现长期持续观察,借助无线射频技术(Radio frequency identification,RFID)的监测可避免人工监测的缺陷,但易对猪只造成刺激。信息技术手段已成为现代农业发展的重要引擎,通过借助计算机视觉技术,可以实现低成本、无接触地自动监测猪只[3],实现生猪智慧养殖。

国内外学者在生猪自动监测方面的研究可分为两类,分别为猪只行为识别和猪只跟踪。在猪只行为识别中,主要采用传统图像处理与深度学习的方法。ZHU 等[4]利用阈值分割和形态学处理等机器视觉技术,实现非接触地对猪只饮水行为进行识别。李菊霞等[5]针对猪舍环境下猪只饮食行为自动化检测程度较低的问题,提出了一种基于 YOLO v4 的猪只饮食行为检测模型。ALAMEER 等[6]基于 YOLO v2 与 Faster R-CNN 监测猪只的姿态与饮水行为,其无需传感器或对个体识别即可监测猪只行为。高云等[7]提出使用 3D CONV 对群养猪侵略性行为进行识别,可为猪场养殖环境中猪只侵略性行为检测提供参考。在猪只跟踪方面,近年来也有很多研究者开展相关工作。XIAO 等[8]通过颜色信息识别猪只,并通过分析二值图像中连接区域消除噪声,根据 DT-ACR 关联规则对猪进行跟踪。SUN 等[9]提出一种多通道彩色特征自适应融合算法,并利用目标猪的轮廓信息实时更新比例,提升在目标形变与尺度变化下的跟踪效果。ZHANG 等[10]利用分层数据关联算法将基于卷积神经网络的检测器与相关滤波器的跟踪器结合,实现单个猪只跟踪。张伟等[11]基于 CenterNet 设计断奶仔猪目标检测模型,结合 DeepSORT 算法[12]实现断奶仔猪的多目标跟踪,改善猪只外观高度相似与遮挡情况下的跟踪效果。

目前,视频监控技术由于其设备价格低廉和实现简单的优点,已广泛应用于生猪的行为识别与跟踪研究。但是,在真实养殖场景下,由于光照变化与猪群的密集遮挡,容易造成跟踪中目标 ID 频繁跳变;同时,很多研究只是对猪只的行为进行识别[13-15]或跟踪[16-17],算法获取的猪只信息难以满足现代化生猪养殖业的要求。基于此,本文将行为识别与多目标跟踪进行融合,并改进 DeepSORT 算法中的轨迹生成与匹配过程,提出基于 YOLO v5s 的改进 DeepSORT 算法。通过将 YOLO v5s 检测算法得到的行为类别信息引入 DeepSORT 跟踪算法,实现跟踪中的行为识别,使得在跟踪中算法可以获取到目标的行为信息;同时,针对特定场景下猪只数量稳定不变的特点,改进 DeepSORT 算法中的轨迹生成与匹配过程,提升跟踪中猪只 ID 的稳定性;最终在真实群养环境下实现稳定 ID 的猪只行为跟踪,以期为无接触式自动监测生猪提供技术支持。

1 实验数据与数据增广

1.1 数据集

实验数据从文献[18]的数据集中选择,筛选保留 15 段猪只移动较多的有效视频,每段视频为 60 s,每秒为 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 3 个数据集分别用于训练目标检测模块、重识别模块和验证行为跟踪算法效果,这 3 个数据集中均包含白天与夜间场景、猪只拥挤与稀疏场景、猪只活动频繁与较少场景。

选取真实群养环境下 4 段不同条件的视频段作为行为跟踪数据集,用于验证算法效果,记为序号 01~04,如表 1 所示。

表 1 行为跟踪数据集

Tab. 1 Behavior tracking dataset

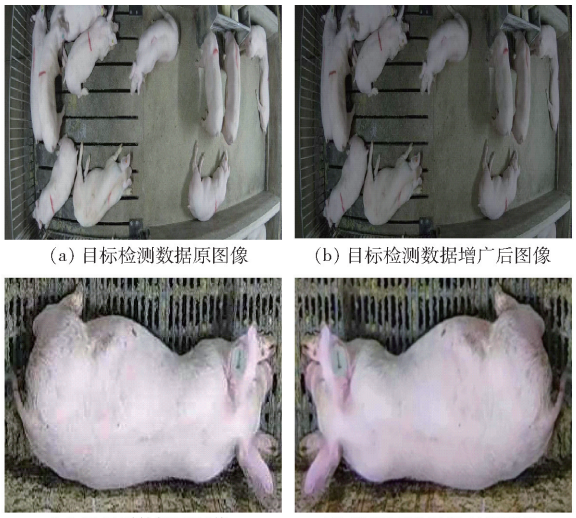
视频段序号	照明情况	密集程度	活动程度	猪只数量
01	白天	稀疏	频繁	7
02	白天	拥挤	较少	15
03	白天	拥挤	频繁	16
04	夜晚	拥挤	频繁	16

其余视频段利用 ffmpeg 工具分割成图像,使用脚本将图像与标注信息分别构建目标检测数据集和重识别数据集,其中目标检测数据集将猪只分为躺卧、站立、饮食和其他行为 4 种类别。目标检测数据集共 3 300 幅图像,按照比例 7∶2∶1随机划分为训练集、验证集和测试集。重识别数据集包含 137 头猪只,平均每头猪只 300 幅图像,按照比例 7∶3随机划分为训练集和测试集。

1.2 数据增广技术

为提升模型泛化能力,使用左右翻转、上下翻转、改变色彩属性的数据增广技术,扩充生猪的目标检测与重识别训练数据。其中,对图像进行左右翻转与上下翻转可以扩大数据集的规模,以获得理想的训练效果;改变图像色彩属性,如随机改变图像的色调、饱和度和明度可以模拟光照情况变化对图像

的干扰，在一定程度上消除光环境的影响[19]。最终目标检测训练数据集扩充到 4 620 幅图像，重识别训练数据集中每头猪只扩充到 420 幅图像。生猪的目标检测与重识别图像数据增广后样例见图 1。



(a) 目标检测数据原图像　(b) 目标检测数据增广后图像

(c) 重识别数据原图像　(d) 重识别数据增广后图像

图 1　数据增广后结果

Fig. 1　Results after data augmentation

2　行为跟踪算法原理

采用 YOLO v5s 检测器结合改进 DeepSORT 算法实现猪只行为跟踪，如图 2 所示，首先图像输入 YOLO v5s 目标检测器，得到检测结果；然后改进 DeepSORT 算法基于卡尔曼滤波与匈牙利算法对前后两帧之间目标进行匹配，生成跟踪轨迹；最后输出行为跟踪图像。

2.1　YOLO v5s 检测算法

在基于检测的跟踪算法中，目标检测的效果对跟踪算法的效果起着至关重要的作用。当前基于深度学习的目标检测算法中，主要可划分为 One－stage 和 Two－stage 两类。在 One－stage 算法中占主流的是 YOLO[20－23]系列等。Two－stage 算法中占主流的是 R－CNN[24]、Fast R－CNN[25]、Faster R－CNN[26]等。One－stage 与 Two－stage 算法各有优劣，前者在检测速度上有明显的优势，后者在检测精度有更好的效果。YOLO v5s 算法可以兼顾速度与精度的要求，本文将其作为目标检测器。YOLO v5s 网络结构如图 3 所示，该算法主要包括输入端、主干网络、颈部和输出端 4 部分。其中，在输入端对数据进行预处理，采用如 Mosaic 数据增强、自适应图像缩放和自适应锚框计算等技术实现；主干网络主要由 Focus 层、CONV 层、C3 层、SPP 层等结构组成；颈部包含特征金字塔网络(Feature pyramid networks，FPN)[27]、路径聚合网络(Path aggregation network，PAN)[28]；输出端主要是在 3 个不同大小的特征图上预测不同尺寸的目标。

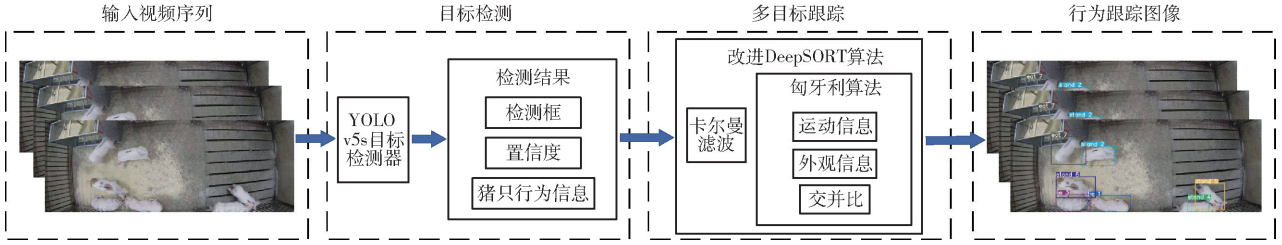


图 2　行为跟踪算法流程图

Fig. 2　Flow chart of behavior tracking algorithm

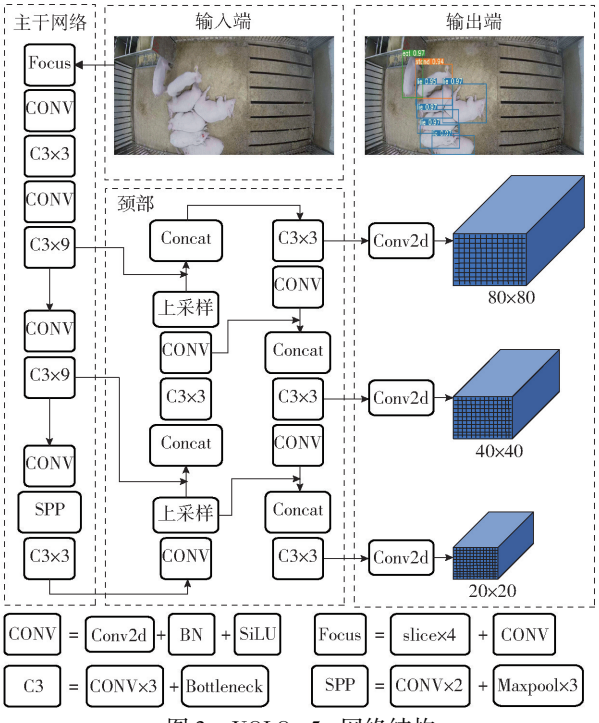


图 3　YOLO v5s 网络结构

Fig. 3　Network structure of YOLO v5s

2.2　DeepSORT 算法

DeepSORT 算法是在 SORT[29]基础上引入重识别模型，通过外观信息与运动信息增强匈牙利算法的匹配效果，减少 ID 切换的数量；其通过卡尔曼滤波器和匈牙利算法，分别处理跟踪问题的运动预测和数据关联部分。

2.2.1　轨迹的状态估计

轨迹中目标对象的状态和运动信息定义于 8 维状态空间$(u,v,\gamma,h,\dot{x},\dot{y},\dot{\gamma},\dot{h})$，其中$(u,v)$表示目标的中心位置坐标，$\gamma$ 为纵横比，h 为高度，$(\dot{x},\dot{y},\dot{\gamma},$

$\dot{h}$)表示(u,v,γ,h)对应参数在图像坐标中各自的速度。算法采用带有等速运动和线性观测模型的标准卡尔曼滤波器,将边界框坐标(u,v,γ,h)作为目标对象的直接观测值。

2.2.2 匹配问题

DeepSORT 算法结合运动信息度量与外观信息度量,使用匈牙利算法解决检测框与轨迹的匹配问题。对于运动信息度量,算法表示为

$$d^{(1)}(i,j)=(\boldsymbol{d}_j-\boldsymbol{y}_i)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{S}_i^{-1}(\boldsymbol{d}_j-\boldsymbol{y}_i) \tag{1}$$

式中 $d^{(1)}(i,j)$——第 j 个检测框和第 i 个轨迹预测得到的边界框的马氏距离

$\boldsymbol{d}_j$——第 j 个检测框

$\boldsymbol{y}_i$——第 i 个轨迹预测后的边界框

$\boldsymbol{S}_i$——第 i 个轨迹预测得到的在当前测量空间的协方差矩阵

马氏距离用于过滤可能性极低的匹配,当 $d^{(1)}(i,j)$ 小于指定的阈值,认为匹配成功。

对于外观信息度量,引入重识别模型,用于提取目标的外观信息。重识别模型网络结构如表 2 所示,主要包括 1 个卷积层、1 个最大池化层、8 个残差层和 1 个平均池化层。

表 2 重识别模型网络结构

Tab. 2 Network structure of re-identification model

名称	卷积核尺寸、步幅	输出尺寸
卷积层 1	3×3、1	64×128×64
最大池化层 2	3×3、2	64×64×32
残差层 3	3×3、1	64×64×32
残差层 4	3×3、1	64×64×32
残差层 5	3×3、2	128×32×16
残差层 6	3×3、2	128×32×16
残差层 7	3×3、2	256×16×8
残差层 8	3×3、2	256×16×8
残差层 9	3×3、2	512×8×4
残差层 10	3×3、2	512×8×4
平均池化层 11	8×4、1	512×1×1

对于外观信息度量,算法表示为

$$d^{(2)}(i,j)=\min\{1-\boldsymbol{r}_j^{\mathrm{T}}\boldsymbol{r}_k^{(i)}\mid\boldsymbol{r}_k^{(i)}\in\boldsymbol{R}_i\} \tag{2}$$

式中 $d^{(2)}(i,j)$——第 j 个检测框与第 i 个轨迹的最小余弦距离

$\boldsymbol{r}_j$——第 j 个检测框 $\boldsymbol{d}_j$ 相应的外观描述符,设置 $\|\boldsymbol{r}_j\|=1$

$\boldsymbol{r}_k^{(i)}$——第 i 个轨迹相应的外观描述符

$\boldsymbol{R}_i$——第 i 个轨迹的外观信息仓库,保存最新 100 条目标成功匹配的外观描述符

当 $d^{(2)}(i,j)$ 小于指定阈值时,认为匹配成功。

马氏距离提供基于运动目标可能的位置信息,余弦距离通过考虑外观信息可以在目标发生遮挡重叠情况下恢复 ID,为提升跟踪效果,将马氏距离与余弦距离结合作为最终度量,公式为

$$c_{i,j}=\lambda d^{(1)}(i,j)+(1-\lambda)d^{(2)}(i,j) \tag{3}$$

式中 $c_{i,j}$——第 j 个检测框与第 i 个轨迹的关联程度

λ——权重系数

沿用原算法将 λ 设置为 0,即运动信息度量用于限制明显不可行的匹配,关联矩阵中只使用外观信息度量计算。

2.3 改进 DeepSORT 算法

2.3.1 跟踪中的行为识别

在原 DeepSORT 跟踪算法的基础上,将猪只行为类别添加到目标跟踪的轨迹中,其实现效果如图 4 所示,图 4a 中左上角为目标猪只的 ID 编号,是原算法效果;图 4b 中左上角为目标的行为类别和 ID 编号,是改进后效果。首先在 YOLO v5s 目标检测算法中将检测到的猪只行为类别分为躺卧、站立、饮食和其他 4 类;然后将行为类别作为 DeepSORT 算法的输入,存储在目标猪只轨迹的参数中,以此实现猪只跟踪过程中的行为识别。



(a) 原算法效果 (b) 添加类别信息后效果

图 4 行为识别效果

Fig. 4 Effect of behavior recognition

2.3.2 改进匹配过程与轨迹生成

DeepSORT 算法在跟踪实验中,随着视频帧增长,同一猪只目标易被分配不同的 ID,导致 ID 最大值大幅超出真实的猪只目标数量。主要原因是目标猪只发生运动或遮挡重叠现象时,检测结果无法与原轨迹匹配,导致未匹配的检测结果生成新轨迹。基于上述问题,针对猪舍特定场景,对算法的匹配过程与轨迹生成进行改进。

由于猪舍为封闭场景,无目标新增或减少,为提升匹配效果,增加第 2 轮交并比匹配对未匹配的检测框进行处理。改进后的匹配过程:第 1 轮交并比匹配完成初步匹配,第 2 轮放宽交并比最大距离的限制来尽可能使未匹配的检测框与轨迹匹配成功。

在该场景下通过改进轨迹生成的方式来限制 ID 增长。具体实现如下:封闭场景下目标总数是稳定不变的,则 ID 最高数量是已知的,动态存储检测结果中的目标总数,将其计为 ID 极大值,由于检测

结果有一定概率出现误检漏检现象，ID 极大值由最近 3 帧中检测目标数量的平均数决定，若当前生成轨迹 ID 超过 ID 极大值，不生成新轨迹；若未超过，则生成新轨迹。

改进后算法匹配过程如图 5 所示，其中虚线框部分为算法改进内容。轨迹初始化为未确认态，满足连续 3 帧都成功匹配，将未确认态转化为确认态。

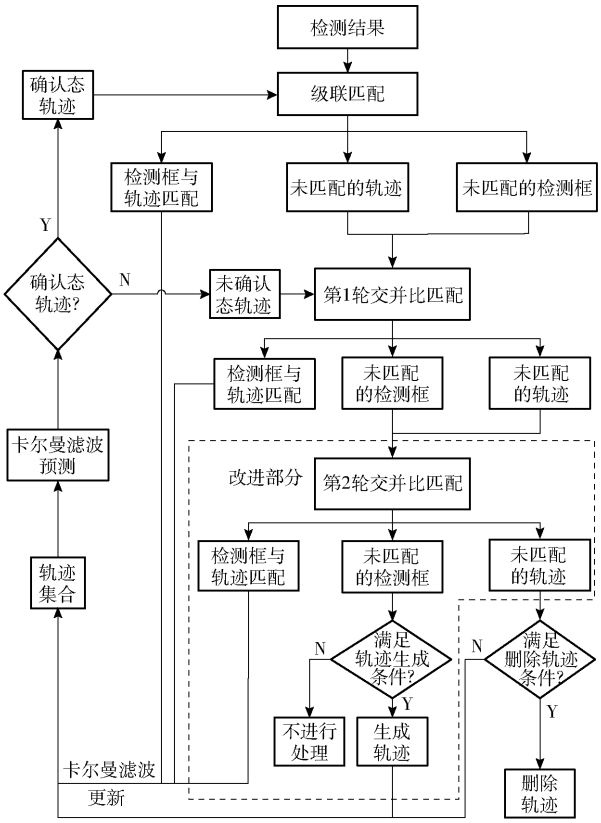


图 5　匹配过程流程图

Fig. 5　Flow chart of matching process

算法步骤如下：

(1) 首先将检测结果与卡尔曼滤波预测的确认态轨迹进行级联匹配；级联匹配采用匈牙利算法，对运动信息与外观信息的关联矩阵求解，从而匹配检测框与轨迹。

(2) 未确认态轨迹、级联匹配中未匹配的轨迹和未匹配的检测框进行第 1 轮交并比匹配；交并比匹配采用匈牙利算法，对交并比关联矩阵求解，从而匹配检测框与轨迹。

(3) 进行第 2 轮交并比匹配，将第 1 轮交并比匹配中未匹配的轨迹和未匹配检测框进行第 2 轮最大交并比距离匹配；判断未匹配的检测框是否满足轨迹生成条件，满足则生成轨迹，不满足则不做处理；最终判断未匹配的轨迹是否满足删除条件，满足则删除轨迹，不满足则继续参与匹配。

(4) 当前帧匹配过程结束后执行卡尔曼滤波更新。

3　实验与结果分析

针对猪舍中群养猪的行为跟踪进行 3 个实验，分别是：目标检测实验训练 YOLO v5s 检测器；重识别实验训练 DeepSORT 算法中重识别模块；在生猪行为跟踪数据集进行实验，测试与分析改进 DeepSORT 算法的性能。

实验采用 Windows 10 平台，编程语言为 Python 3.6，模型框架为 Pytorch 1.7.1，硬件环境为 AMD Ryzen5 2600X 处理器、64 GB 内存、NVDIA GeForce GTX TITAN X 显卡。

3.1　目标检测实验与结果分析

目标检测实验采用 YOLO v5s 模型，检测生猪躺卧、站立、饮食和其他行为，其他行为描述猪只行为转换过程的中间状态。实验不采用预训练模型，输入图像尺寸为 640 像素 ×640 像素，优化器为随机梯度下降法（Stochastic gradient descent，SGD），初始学习率为 0.01，批量大小为 64，模型迭代 200 次。

为验证检测效果，选取精确率（Precision）、召回率（Recall）、调和平均数（F1-score，F1）、平均精度均值（Mean average precision，mAP）对模型进行综合评价。

YOLO v5s 在测试集上的精确率-召回率曲线如图 6 所示，检测器对猪只的 4 种行为均有较好的检测效果。

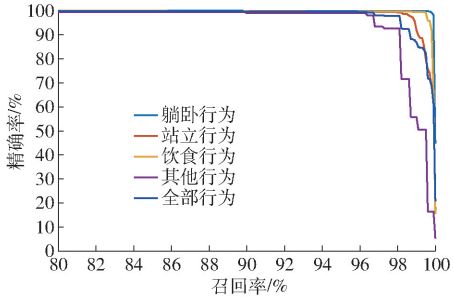


图 6　精确率-召回率曲线

Fig. 6　Precision－recall curves

算法在测试集上全部结果如表 3 所示。在猪只的躺卧、站立、饮食行为上检测效果较好，其平均精确率（AP）均达到 99% 以上，说明检测器对于猪舍场景中大多数行为的检测效果较好，而在其他行为上的召回率为 95.2%，说明模型在检测猪只行为转

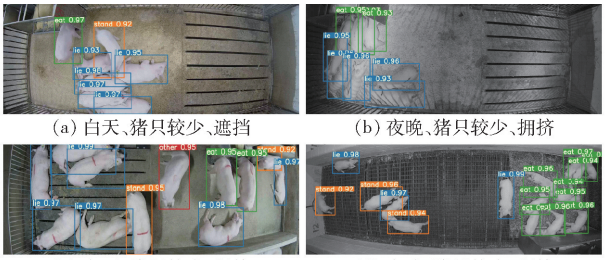
表 3　目标检测实验结果

Tab. 3　Experimental results of object detection　%

行为	精确率	召回率	F1 值	AP	mAP
躺卧	99.9	99.4	99.6	99.7	
站立	99.2	98.3	98.7	99.5	
饮食	99.1	99.6	99.3	99.5	
其他	99.0	95.2	97.1	98.6	
全部行为	99.3	98.1	98.7		99.3

换过程中存在少量漏检情况。综合猪只的各个行为结果,检测器在处理猪舍场景行为检测问题上效果良好,可为跟踪阶段建立最优的输入。

利用 YOLO v5s 算法对不同条件下群养生猪图像进行测试,结果如图 7 所示。图 7a 为白天、猪只较少和遮挡情况下检测效果,算法对于猪只较少的情况能达到优越的检测效果;图 7b 为夜晚、猪只较少和拥挤的情况下检测效果,在拥挤重叠情况下,算法仍保持着精准的检测效果;图 7c 为白天、猪只较多和拥挤的情况下检测效果,算法也具有精准的检测效果;图 7d 为夜晚、猪只较多和拥挤的情况下检测效果,算法在猪只严重拥挤情况下保持着较强的性能,无漏检。不同场景下 YOLO v5s 算法都能准确识别猪只行为。



(a) 白天、猪只较少、遮挡 (b) 夜晚、猪只较少、拥挤

(c) 白天、猪只较多、拥挤 (d) 夜晚、猪只较多、拥挤

图 7 YOLO v5s 算法的群养生猪检测结果

Fig. 7 Detection results of group-housed pigs based on YOLO v5s algorithm

3.2 重识别实验与结果分析

实验使用 Market－1501[30] 数据集上预训练得到的权重文件,为提升对生猪的重识别效果,在本文数据集上重新训练重识别模型,批量大小为 256,迭代 100 次,其余参数沿用原算法。

重识别模型可以提取出猪只具有区分度的特征,实现不同帧中同一猪只的重新识别,使用 Top－1 准确率评价模型效果,其表示模型预测概率最大结果的正确总数占所有样本的比率,值越接近 1 说明模型提取特征能力越强,即重识别效果越好。

图 8 为重识别模型的 Top－1 准确率曲线,在迭代 25 次后,曲线趋于平稳,此时模型基本达到收敛,迭代 100 次后 Top－1 准确率在测试集上结果为 99.88%,此时重识别模型能够较好地提取出目标的表观特征,从而准确地实现猪只的重识别。

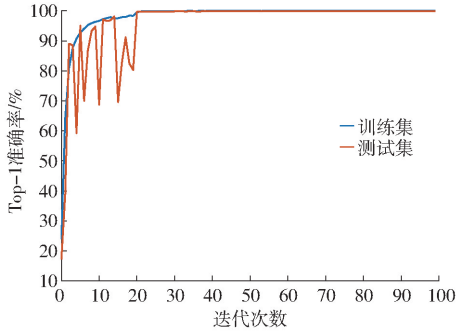


图 8 重识别模型的 Top－1 准确率曲线

Fig. 8 Top－1 accuracy curves of re-identification model

3.3 行为跟踪实验与结果分析

3.3.1 行为跟踪算法评价指标

选用 5 个指标评价行为跟踪算法的效果:身份编号切换次数(Identity switch,IDS),跟踪目标 ID 发生改变的次数,值越小表示跟踪稳定性越好。识别平均数比率(Identification F1,IDF1)是识别精确率与识别召回率的调和平均数,用于评价跟踪算法的稳定性,值越大说明算法越能长时间地对某个目标进行准确地跟踪。多目标跟踪准确率(Multiple object tracking accuracy,MOTA),同时考虑误报、漏报和 IDS,衡量跟踪算法在检测目标和保持轨迹时的性能,与目标检测精度无关,值越大表示算法的性能越好。多目标跟踪精确度(Multiple object tracking precision,MOTP),量化检测器的定位精度越大表示检测器的精度越高。帧率(Frames per second,FPS)是算法每秒处理的视频帧数,值越大表明处理速度越快。

3.3.2 行为跟踪实验结果与分析

为验证改进算法对性能的提升,沿用原算法的参数设置,利用生猪行为跟踪数据集测试改进 DeepSORT 算法,改进前后实验结果如表 4 所示。

表 4 改进前后实验结果

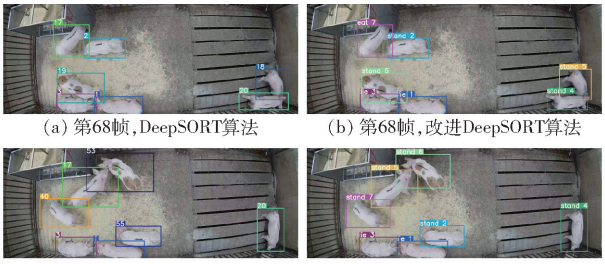
Tab. 4 Experimental results before and after improvement

算法	测试视频序号	IDS	IDF1/%	MOTA/%	MOTP/%	FPS/(f·s^{-1})
DeepSORT	01	47	52.7	91.8	92.9	11
	02	29	82.0	94.0	89.7	7
	03	71	66.9	85.2	88.0	7
	04	57	77.2	93.3	93.1	8
	总计/平均	204	72.3	90.9	90.6	8
改进 DeepSORT	01	0	97.2	94.5	92.5	11
	02	3	94.1	95.0	89.8	7
	03	13	83.2	88.8	87.9	7
	04	17	87.0	90.7	92.8	8
	总计/平均	33	89.2	91.9	90.5	8

在 IDS 方面,改进 DeepSORT 算法为 33,较改进前的 204,降低了 83.8%,特别是测试视频 01,改进算法对该测试视频的 IDS 为 0,即不发生 ID 切换,说明改进算法对跟踪场景条件良好(如猪只较少)的情况下效果显著。在 IDF1 方面,改进算法为 89.2%,较原算法提升了 16.9 个百分点,在所有测试视频段均有明显提升,说明改进部分在不同场景条件下可以明显提升跟踪算法的稳定性。在 MOTA

方面，改进算法为 91.9%，较改进前提升了 1.0 个百分点，改进算法对测试视频 01、02、03 的处理均优于原算法，说明在大多数场景条件下改进后算法均能提升跟踪准确率。在 MOTP 方面与 FPS 方面，改进前后算法基本维持不变。综上，改进算法在跟踪准确率与稳定性方面显著提升。

改进前后 DeepSORT 算法在白天、猪群稀疏、猪只活动频繁场景（视频段 01）下跟踪结果如图 9 所示，图 9a 中猪只最大 ID 为 20，而图 9b 中猪只最大 ID 稳定在 7，可以看出在猪只剧烈运动的情况下，原算法跟踪中 ID 频繁切换；图 9c 中原算法最大 ID 已经增长到 55，而图 9d 中改进算法最大 ID 依旧稳定在 7，无 ID 切换，跟踪性能优异，且可以准确识别全部猪只的行为。



（a）第68帧，DeepSORT算法　（b）第68帧，改进DeepSORT算法

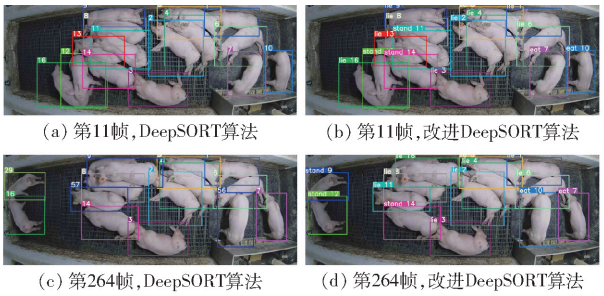
（c）第207帧，DeepSORT算法　（d）第207帧，改进DeepSORT算法

图 9　改进前后 DeepSORT 算法跟踪结果（视频段 01）

Fig. 9　Tracking results of DeepSORT algorithm before and after improvement (video segment 01)

改进前后 DeepSORT 算法在白天、猪群拥挤、猪只活动较少场景（视频段 02）下跟踪结果如图 10 所示，在猪只发生严重遮挡重叠情况下，改进前后算法均出现少量目标丢失，图 10a 与图 10b 中猪只最大 ID 均为 16；图 10c 中原算法最大 ID 已经增长到 57，而图 10d 中改进算法最大 ID 稳定在 16，可以看出改进算法可以大幅抑制 ID 切换，在猪只严重密集拥挤情况下仍可以实现良好跟踪，并且可以识别到大部分猪只的行为。

改进前后 DeepSORT 算法在夜晚、猪群拥挤、猪只活动频繁场景（视频段 04）下跟踪结果如图 11 所示，图 11a 与图 11b 中猪只最大 ID 均为 16，图 11c 与图 11d 为第 246 帧中算法对比结果，光照条件较弱与猪群发生严重遮挡导致原算法在跟踪中出现大量 ID 切换，而改进算法能有效抑制 ID 切换，表明在复杂环境下改进算法仍有良好的跟踪效果，并且可以准确识别到大部分猪只行为。

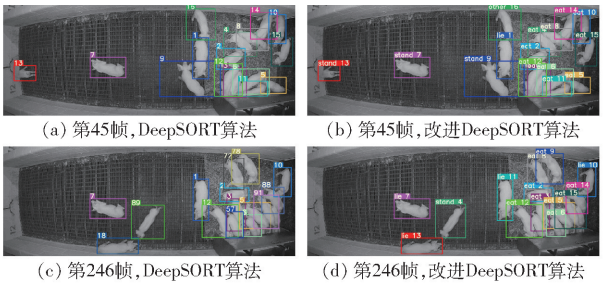


（a）第11帧，DeepSORT算法　（b）第11帧，改进DeepSORT算法

（c）第264帧，DeepSORT算法　（d）第264帧，改进DeepSORT算法

图 10　改进前后 DeepSORT 算法跟踪结果（视频段 02）

Fig. 10　Tracking results of DeepSORT algorithm before and after improvement (video segment 02)



（a）第45帧，DeepSORT算法　（b）第45帧，改进DeepSORT算法

（c）第246帧，DeepSORT算法　（d）第246帧，改进DeepSORT算法

图 11　改进前后 DeepSORT 算法跟踪结果（视频段 04）

Fig. 11　Tracking results of DeepSORT algorithm before and after improvement (video segment 04)

综上，改进 DeepSORT 算法可以有效抑制 ID 切换，在复杂环境中仍有效，可以良好稳定地跟踪群养生猪并准确识别其行为。

4　结论

（1）在 YOLO v5s 检测算法基础上，将检测结果中行为信息引入 DeepSORT 算法，并针对猪舍特定场景改进 DeepSORT 算法中的轨迹生成与匹配过程，提出了改进 DeepSORT 算法。

（2）实验结果表明，YOLO v5s 目标检测实验的 mAP 为 99.3%，F1 值为 98.7%；生猪重识别实验的 Top－1 准确率达到 99.88%；在跟踪方面，改进 DeepSORT 算法的 MOTA 为 91.9%，IDF1 为 89.2%，IDS 为 33，MOTA 和 IDF1 比原算法分别提升了 1.0、16.9 个百分点，IDS 下降了 83.8%。

（3）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，能够为无接触式的生猪自动监测提供技术支持。

参　考　文　献

[1]　沈明霞，王梦雨，刘龙申，等. 基于深度神经网络的猪咳嗽声识别方法[J]. 农业机械学报，2022，53(5)：257－266.
SHEN Mingxia, WANG Mengyu, LIU Longshen, et al. Recognition method of pig cough based on deep neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(5): 257－266. (in Chinese)

[2]　李丹，张凯锋，李行健，等. 基于 Mask R－CNN 的猪只爬跨行为识别[J]. 农业机械学报，2019，50(增刊)：261－266，275.
LI Dan, ZHANG Kaifeng, LI Xingjian, et al. Mounting behavior recognition for pigs based on Mask R－CNN[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(Supp.): 261－266, 275. (in Chinese)

[3] CHEN C, ZHU W X, NORTON T. Behaviour recognition of pigs and cattle: journey from computer vision to deep learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 187: 106255.
[4] ZHU W X, GUO Y Z, JIAO P P, et al. Recognition and drinking behaviour analysis of individual pigs based on machine vision [J]. Livestock Science, 2017, 205: 129 - 136.
[5] 李菊霞,李艳文,牛帆,等. 基于 YOLOv4 的猪只饮食行为检测方法[J]. 农业机械学报,2021,52(3):251 - 256.
LI Juxia, LI Yanwen, NIU Fan, et al. Pig diet behavior detection method based on YOLOv4[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(3): 251 - 256. (in Chinese)
[6] ALAMEER A, KYRIAZAKIS I, BACARDIT J. Automated recognition of postures and drinking behaviour for the detection of compromised health in pigs[J]. Scientific Reports, 2020, 10(1): 13665.
[7] 高云,陈斌,廖慧敏,等. 群养猪侵略性行为的深度学习识别方法[J]. 农业工程学报,2019,35(23):192 - 200.
GAO Yun, CHEN Bin, LIAO Huimin, et al. Recognition method for aggressive behavior of group pigs based on deep learning [J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(23): 192 - 200. (in Chinese)
[8] XIAO D Q, FENG A J, LIU J. Detection and tracking of pigs in natural environments based on video analysis[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2019, 12(4): 116 - 126.
[9] SUN L Q, CHEN S H, LIU T, et al. Pig target tracking algorithm based on multi-channel color feature fusion[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2020, 13(3): 180 - 185.
[10] ZHANG L, GRAY H, YE X J, et al. Automatic individual pig detection and tracking in pig farms[J]. Sensors, 2019, 19(5): 1188.
[11] 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)
[12] 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.
[13] 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.
[14] LI D, ZHANG K F, LI Z B, et al. A spatiotemporal convolutional network for multi-behavior recognition of pigs[J]. Sensors, 2020, 20(8): 2381.
[15] 杨秋妹,肖德琴,张根兴. 猪只饮水行为机器视觉自动识别[J]. 农业机械学报,2018,49(6):232 - 238.
YANG Qiumei, XIAO Deqin, ZHANG Genxing. Automatic pig drinking behavior recognition with machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(6): 232 - 238. (in Chinese)
[16] JUNG W, KIM S H, HONG S P, et al. An AIoT monitoring system for multi-object tracking and alerting[J]. CMC-Computers Materials & Continua, 2021, 67(1): 337 - 348.
[17] GAN H M, OU M Q, ZHAO F Y, et al. Automated piglet tracking using a single convolutional neural network[J]. Biosystems Engineering, 2021, 205: 48 - 63.
[18] 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.
[19] 魏贤哲,卢武,赵文彬,等. 基于改进 Mask R - CNN 的输电线路防外破目标检测方法研究[J]. 电力系统保护与控制,2021,49(23):155 - 162.
WEI Xianzhe, LU Wu, ZHAO Wenbin, et al. Target detection method for external damage of a transmission line based on an improved Mask R - CNN algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(23): 155 - 162. (in Chinese)
[20] REDMON J, DIVVALA S K, GIRSHICK R B, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016: 779 - 788.
[21] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017: 6517 - 6525.
[22] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement[J]. ArXiv, 2018: 1804.02767.
[23] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection[J]. ArXiv, 2020: 2004.10934.
[24] GIRSHICK R B, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 580 - 587.
[25] GIRSHICK R B. Fast R - CNN[C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2015: 1440 - 1448.
[26] REN S, HE K, GIRSHICK R B, et al. Faster R - CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 39(6):1137 - 1149.
[27] LIN T Y, DOLLÁR P, GIRSHICK R B, et al. Feature pyramid networks for object detection[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017: 936 - 944.
[28] LIU S, QI L, QIN H, et al. Path aggregation network for instance segmentation[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 8759 - 8768.
[29] BEWLEY A, GE Z, OTT L, et al. Simple online and realtime tracking[C]//2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2016: 3464 - 3468.
[30] ZHENG L, SHEN L, TIAN L, et al. Scalable person re-identification: a benchmark[C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2015: 1116 - 1124.