

基于 YOLO v8n-seg 和改进 Strongsort 的多目标小鼠跟踪方法

梁秀英¹ 贾学镇¹ 何磊¹ 王翔宇¹ 刘岩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: 多目标小鼠跟踪是小鼠行为分析的基本任务,是研究社交行为的重要方法。针对传统小鼠跟踪方法存在只能跟踪单只小鼠以及对多目标小鼠跟踪需要对小鼠进行标记从而影响小鼠行为等问题,提出了一种基于实例分割网络 YOLO v8n-seg 和改进 Strongsort 相结合的多目标小鼠无标记跟踪方法。使用 RGB 摄像头采集多目标小鼠的日常行为视频,标注小鼠身体部位分割数据集,对数据集进行增强后训练 YOLO v8n-seg 实例分割网络,经过测试,模型精确率为 97.7%,召回率为 98.2%,mAP50 为 99.2%,单幅图像检测时间为 3.5 ms,实现了对小鼠身体部位准确且快速地分割,可以满足 Strongsort 多目标跟踪算法的检测要求。针对 Strongsort 算法在多目标小鼠跟踪中存在的跟踪错误问题,对 Strongsort 做了两点改进:对匹配流程进行改进,将未匹配上目标的轨迹和未匹配上轨迹的目标按欧氏距离进行再次匹配;对卡尔曼滤波进行改进,将卡尔曼滤波中表示小鼠位置和运动状态的小鼠身体轮廓外接矩形框替换为以小鼠身体轮廓质心为中心、对角线为小鼠体宽的正方形框。经测试,改进后 Strongsort 算法的 ID 跳变数为 14, MOTA 为 97.698%, IDF1 为 85.435%, MOTP 为 75.858%, 与原 Strongsort 相比, ID 跳变数减少 88%, MOTA 提升 3.266 个百分点, IDF1 提升 27.778 个百分点,与 Deepsort、ByteTrack 和 Ocsort 相比,在 MOTA 和 IDF1 上均有显著提升,且 ID 跳变数大幅降低,结果表明改进 Strongsort 算法可以提高多目标无标记小鼠跟踪的稳定性和准确性,为小鼠社交行为分析提供了一种新的技术途径。

关键词: 小鼠行为; 多目标跟踪; YOLO v8n-seg; Strongsort

中图分类号: TP391.4; S24 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2024)02-0295-11

OSID:



Multi-object Mice Tracking Based on YOLO v8n-seg and Improved Strongsort

LIANG Xiuying¹ JIA Xuezhen¹ HE Lei¹ WANG Xiangyu¹ LIU Yan¹ 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: Multiple-object tracking of mice is a fundamental task in behavioral analysis and an important method for studying social behavior. In response to the limitations of traditional mouse tracking methods, such as the ability to track only a single mouse and the need for mouse labeling to track multiple-object mice, which affects mouse behavior, an unlabeled multiple-object mice tracking method was proposed based on the combination of instance segmentation network YOLO v8n-seg and improved Strongsort. RGB cameras were used to capture daily behavior videos of multiple-object mice, and a dataset for segmenting mouse body parts was annotated. After augmenting the dataset, the YOLO v8n-seg instance segmentation network was trained. The model achieved a precision of 97.7%, recall of 98.2%, mAP50 of 99.2%, and single-image detection time of 3.5 ms. It accurately and quickly segmented mouse body parts, meeting the detection requirements of the Strongsort multi-object tracking algorithm. To address tracking errors in the Strongsort algorithm for multiple-object mice tracking, two improvements were made. Firstly, the matching process was improved by re-matching trajectories that did not match objects and unmatched objects based on Euclidean distance. Secondly, the Kalman filter was improved by replacing the rectangular bounding box representing the mouse position and motion state in the Kalman

收稿日期: 2023-07-15 修回日期: 2023-10-07

基金项目: 国家自然科学基金项目 (U21A20205)、湖北省洪山实验室重大项目 (2022hszd024) 和山东省重点研发计划项目 (2022CXGC010609)

作者简介: 梁秀英 (1976—), 女, 副教授, 博士, 主要从事动物表型和智慧农业技术与装备研究, E-mail: nancy@mail.hzau.edu.cn

filter with a square box centered on the centroid of the mouse body contour and with a diagonal equal to the mouse body width. After testing, the improved Strongsort algorithm showed an ID switches of 14, MOTA of 97.698%, IDf1 of 85.435%, and MOTP of 75.858%. Compared with the original Strongsort, the ID switches count was reduced by 88%, MOTA was improved by 3.266 percentage points, and IDf1 was improved by 27.778 percentage points. Compared with Deepsort, ByteTrack, and Ocsort, there was a significant improvement in MOTA and IDf1, and the ID switches was greatly reduced. These results indicated that the improved Strongsort algorithm can enhance the stability and accuracy of unlabeled multiple-object mouse tracking, providing a technical approach for analyzing social behavior in mice.

Key words: mouse behavior; multi-object tracking; YOLO v8n-seg; Strongsort

0 引言

小鼠行为反映其生理和心理状态,研究小鼠行为对精神类疾病的治疗和药物的开发具有重要作用^[1-2]。对小鼠进行跟踪是研究小鼠行为的重要方法^[3],尤其是研究小鼠社交行为时,需要同时对多只小鼠进行跟踪^[4],但是对多只外观相似小鼠进行准确识别并正确跟踪难度较大,尤其是小鼠之间发生交互遮挡时,容易跟踪错误^[5]。传统的跟踪方法需要对小鼠身体进行人为标记,通过人工的标记物辨别不同小鼠^[6-9],或者对小鼠进行染色后根据纹理信息和颜色信息识别不同小鼠^[10-11],以及使用无线射频识别技术得到小鼠位置信息而实现跟踪^[12-13],但是对小鼠进行标记可能会影响小鼠的生理活动进而影响小鼠的行为,且无线射频识别技术结构复杂且成本较高。

随着计算机视觉和深度学习的发展,出现了众多卷积神经网络如 AlexNet^[14]、VGG^[15]、ResNet^[16], REN 等^[17]使用 AlexNet 网络识别小鼠并实现单只小鼠的跟踪。王斯博^[18]使用 RetinaFace 网络实现了小鼠身体、头和尾巴的识别和跟踪,并使用 LabVIEW 开发了用于实时小鼠跟踪的软件,但该方法同样只能跟踪单只小鼠。在行人多目标跟踪领域,出现了很多效果优良的多目标跟踪算法,例如,Deepsort^[19]、ByteTrack^[20],其也被广泛运用于动物的跟踪,如鱼类^[21]、生猪^[22-23]、牛^[24]。

PEREIRA 等^[25]提出了基于多目标动物姿态估计 LEAP^[26]的改进 SLEAP,其具有人机交互界面,可用于多只小鼠的跟踪和身体姿态估计,并以 U-net^[27]网络作为网络架构,使用运动或者外观信息进行跟踪,支持 30 多种主干神经网络。CHEN 等^[28]提出了同样可用于多只小鼠的跟踪和身体姿态估计的工具 AlphaTracker,其原理是使用 YOLO v3^[29]目标检测网络识别视频中每一帧小鼠,并根据输出框裁剪出每只小鼠输入到 SEnet^[30]网络中进行小鼠身体关键点的检测,后使用小鼠输出框的交并

比(IOUS)信息对前后帧小鼠进行匹配,从而实现跟踪的功能,但是此方法只使用了位置信息。SAKAMOTO 等^[31]使用实例分割网络 Mask R-CNN^[32]对多只小鼠身体部位进行分割,后使用基于颜色相关图^[33]的方法计算视频每帧中的小鼠分割区域的相似性,利用相似性进行轨迹和小鼠的匹配,但 Mask R-CNN 网络检测速度较慢,无法满足对小鼠的实时跟踪。

基于以上传统和现有方法中在小鼠多目标跟踪中存在的问题,本文提出一种基于 YOLO v8n-seg 和改进 Strongsort 的多目标小鼠跟踪方法,其中 YOLO v8n-seg 是一种参数量较少的实例分割网络,作为多目标跟踪算法的检测器,用来识别小鼠的轮廓位置信息,Strongsort 是一种同时使用目标外观特征和运动特征进行跟踪的多目标跟踪算法,本文通过对 Strongsort 算法的匹配流程和卡尔曼滤波进行改进,以提高多只无标记且外观相似小鼠的跟踪效果,为小鼠行为学分析研究提供研究方法支撑。

1 材料与方法

1.1 视频采集

图 1 为自主研发的小鼠饲养箱,饲养箱中喂养 3 只 C57 小黑鼠,工业 RGB 摄像头(MCD-200POE 型)安装在饲养箱的正上方,摄像机采集视频的帧率设置为 10 f/s,分辨率为 3 840 像素×2 160 像素,采集的原始图像如图 2a 所示。由于摄像机镜头结



图 1 小鼠饲养箱
Fig. 1 Mouse breeding box

构原因,采集的视频图像会存在畸变现象,即图像中的物体发生扭曲,为了解决这一问题,采用张氏标定法^[34]对视频进行畸变校正,同时为了去除图像中不必要的部分以及加快后续的图像识别速度,将图像两边无关的部分裁剪掉,得到 2 160 像素 × 2 160 像素的图像,后采用双线性插值法将图像调整为 720 像素 × 720 像素,经过畸变校正和裁剪调整后图像如图 2b 所示。

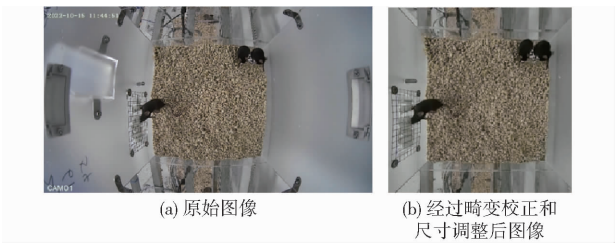


图 2 原始图像和处理后图像
Fig. 2 Original and processed images

1.2 数据集

1.2.1 小鼠实例分割数据集

为了保证数据集的均匀性,提高不同情况下分割网络的准确性,本文选取了不同时间段内,小鼠在鼠笼的不同位置以及 3 只小鼠遮挡情况不同的图像,即包含了小鼠分开、靠近、遮挡的场景,共选取 1 161 幅图像作为 YOLO v8n-seg 实例分割网络的数据集图像,按照比例 8:2 划分为训练集和测试集,其中训练集 928 幅,测试集 233 幅。为了改善模型的泛化能力和抗干扰能力,减少过拟合,并提高模型的性能和鲁棒性,采用调整亮度、添加噪声和镜像数据增强方式将训练集图像扩增至 2 784 幅,其中部分图像如图 3 所示,使用图像标注工具 LabelMe^[35]标注小鼠分割数据集,生成 JSON 格式的标签文件,后将 JSON 格式转换为训练 YOLO v8n-seg 所需要的 YOLO 格式。

1.2.2 小鼠跟踪测试数据集

为了计算多目标跟踪算法的评价指标,验证改进 Strongsort 算法的有效性,在不同时间段随机选取 3 只小鼠在运动状态下且带有遮挡的不同段视频作为小鼠多目标跟踪的测试集,视频总帧数为 13 110 帧,总时长约 22 min,视频图像尺寸为 720 像素 × 720 像素,帧率为 10 f/s,使用 DarkLabel 软件逐帧对视频中的小鼠身份 ID 进行标注,如图 4 所示,标签文件保存格式为 TXT。

1.3 YOLO v8n-seg 实例分割网络

YOLO v8 是 YOLO v5 团队在 2023 年 1 月提出,是 YOLO^[36]系列的延续,支持包括目标检测、实例分割、关键点检测和图像分类多种图像处理任务,每种任务都有 n、s、m、l、x 共 5 种不同参数量的模型

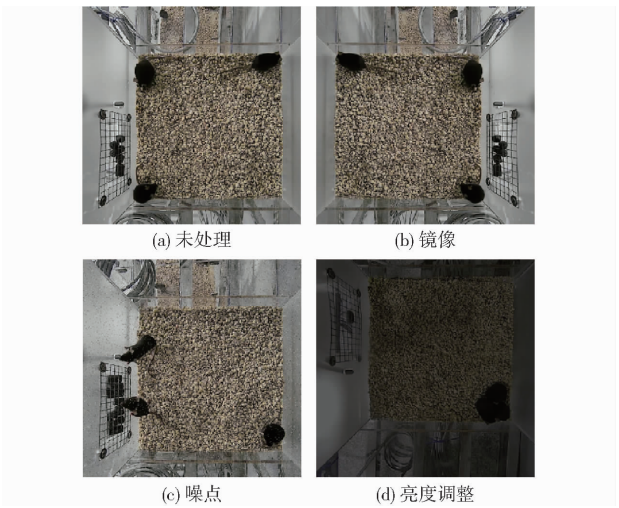


图 3 不同增强方式处理的数据集图像
Fig. 3 Images of datasets processed with different enhancements

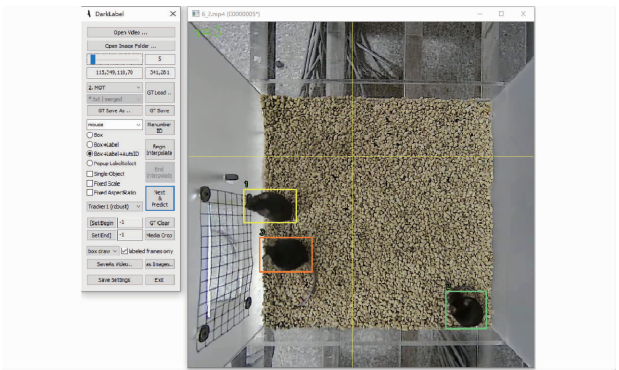


图 4 基于 DarkLabel 软件的小鼠视频跟踪标注
Fig. 4 Mouse video tracking annotation based on DarkLabel software

用于满足不同场景需求,其中模型 n 为参数量最小且检测速度最快的模型,本文使用 YOLO v8 网络中的 n 型实例分割模型。

YOLO v8 整体网络结构主要由 Input、Backbone、Head 3 部分组成,网络结构如图 5 所示,在 Input 中,YOLO v8 在数据增强部分最后 10 个迭代周期关闭 Mosaic 增强操作,可以有效地提升精度,在 Backbone 部分,YOLO v8 中的卷积使用 CBS 模块,即二维卷积 Conv2d、二维批归一化 BatchNorm2d、激活函数 SiLU。Backbone 的最后一层是 SPPF 模块,由前后 2 个 CBS 模块、中间 3 个串联的最大池化 MaxPooling 以及 1 个连接层组成,输入的特征图经过一个 CBS 模块后,再经过 3 个最大池化操作,最后经过一个 CBS 模块。连接层将经过 CBS、CBS 和 1 次最大池化、CBS 和 2 次最大池化、CBS 和 3 次最大池化共 4 个特征图进行连接操作,从而实现不同尺度的特征融合。YOLO v8 将 YOLO v5 中的所有 C3 模块换成 C2f 模块,可获得更丰富的梯度流信息,在 Head 部分,将 YOLO v5 原来的 Anchor-Based 换成 Anchor-Free。

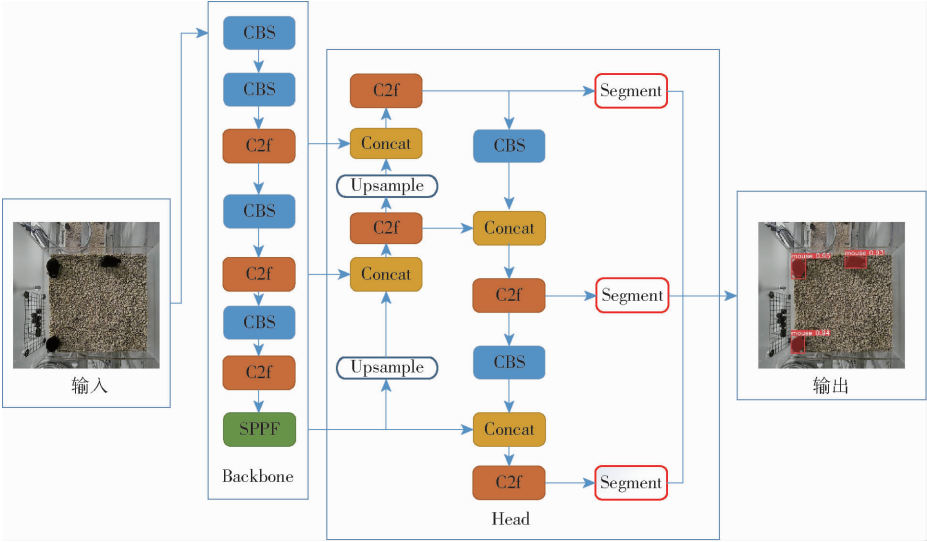


图 5 YOLO v8n-seg 网络结构图

Fig. 5 YOLO v8n-seg network structure diagram

1.4 多目标跟踪算法 Strongsort

1.4.1 Strongsort 原理

为了获得多只小鼠在视频序列中的运动轨迹, 本文使用 DU 等^[37]提出的多目标跟踪算法 Strongsort。Strongsort 是对 Deepsort 算法的改进, Deepsort 算法采用 Tracking By Detection(TBD)的经典跟踪范式, Strongsort 继续使用 TBD 跟踪范式。采用 YOLO v8n-seg 实例分割网络作为检测器, 整体跟踪流程如图 6 所示。首先 YOLO v8n-seg 实例分割网络对小鼠视频中每一帧图像进行检测, 得到每只小鼠的轮廓位置信息以及包围轮廓的最小外接框信息, 将这些信息和对应的图像输入到多目标跟踪算法 Strongsort 中, 外观特征提取网络 OSnet 提取每

只小鼠的外观信息, 自适应卡尔曼滤波预测小鼠的运动信息, 随后利用外观信息和运动信息两方面特征对轨迹和检测目标进行匹配, 最终实现多目标跟踪的效果。

Deepsort 中主要有 2 个分支: 外观分支和运动分支, Strongsort 对 Deepsort 的改进主要是在这两个分支中进行, 如图 7 所示。

在外观分支中, Deepsort 采用一个简单的卷积神经网络提取目标的外观特征, 用一个 128 维度的向量表示, 对于每个跟踪轨迹会有单独对应的外观特征库, 用来保存最近成功匹配的 100 帧外观信息, 计算该外观特征库与每一帧检测目标的外观特征的最小余弦距离, 来度量轨迹与检测目标的外观相似

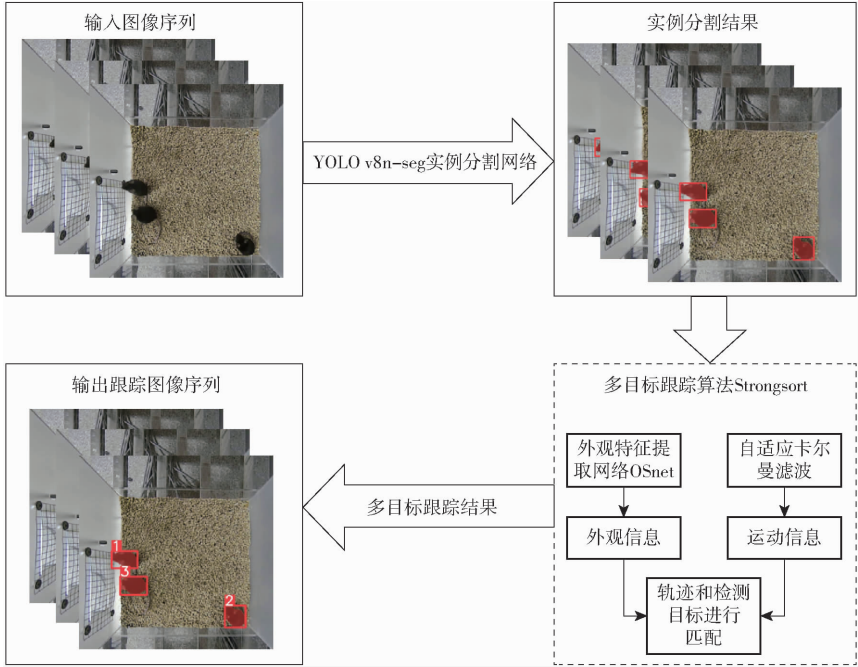


图 6 整体跟踪流程图

Fig. 6 Overall tracking flowchart

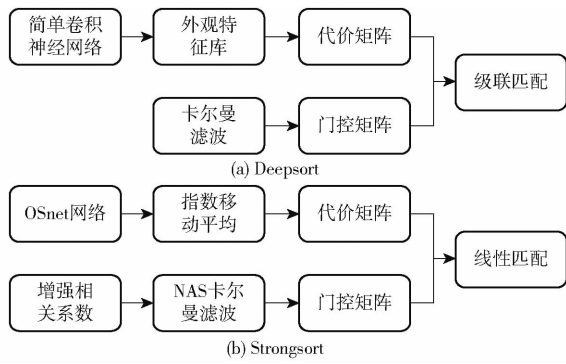


图 7 Deepsort 和 Strongsort 框架比较

Fig. 7 Comparison of Deepsort and Strongsort frameworks

程度,越相似则最小余弦距离越小,最小余弦距离 d 计算公式为

$$d = \min(1 - \mathbf{f}_j^T \mathbf{f}_k^{(i)} | \mathbf{f}_k^{(i)} \in B_i) \quad (1)$$

式中 $\mathbf{f}_j$ ——第 j 个目标的外观特征

$\mathbf{f}_k$ ——第 k 个轨迹的外观特征

B_i ——第 i 个轨迹的外观特征库

假设在某一帧中检测出 m 个目标,轨迹有 n 个,则会形成一个 $m \times n$ 的最小余弦距离矩阵 $\mathbf{M}_a$ 。

Strongsort 采用更强大的外观特征提取网络,原文使用 BoT^[38],本文使用在 Market1501 数据集上预训练的 OSnet^[39] 网络,以此来代替 Deepsort 中的简单卷积神经网络,以 1 个 512 维度的向量表示外观特征。针对 Deepsort 中的外观特征库机制虽然能保存长期的外观特征,但容易受到噪声影响,Strongsort 采用了指数移动平均^[40] (Exponential moving average, EMA) 的特征更新方法来更新第 i 个轨迹在第 t 帧的外观状态 e_i^t ,计算公式为

$$e_i^t = \alpha e_i^{t-1} + (1 - \alpha) f_i^t \quad (2)$$

式中 f_i^t ——第 t 帧匹配成功的检测目标外观特征

α ——动量项

指数移动平均更新策略利用帧间特征变化信息,可以有效抑制检测噪声,不仅提高了匹配质量,而且减少了耗时。

在运动分支中,Deepsort 采用卡尔曼滤波算法 (Kalman filter) 预测上一帧轨迹在当前帧中的位置,它主要分为 2 个阶段:预测和更新,预测阶段在匹配之前完成,更新阶段在匹配之后完成。在得到上一帧轨迹在当前帧中的位置以及当前帧中检测的目标后,利用马氏距离来衡量它们之间的位置关系,同时形成一个 $m \times n$ 的马氏距离矩阵 $\mathbf{M}_m$,当该矩阵中的某一位置的值大于一定阈值时,会将由外观特征计算所得的最小余弦距离矩阵 $\mathbf{M}_a$ 中对应位置设置为一个非常大的数,以此来过滤掉不合理的匹配,此时得到的矩阵 $\mathbf{M}_c$ 即为代价矩阵,匈牙利算法^[41] 会利用代价矩阵进行轨迹和检测目标之间的匹配。

Strongsort 在卡尔曼滤波前先使用了增强相关系数算法^[42] (ECC) 来补偿摄像机运动产生的噪声信息,同时 Strongsort 使用自适应卡尔曼滤波 (NSA Kalman)^[43] 代替了 Deepsort 中的普通卡尔曼滤波,NSA Kalman 提出了自适应噪声协方差方法,解决了普通卡尔曼滤波对低质量检测和噪声的敏感性,提升了更新阶段的准确性。Deepsort 在第 1 次匹配的代价矩阵中,仅使用外观特征,而运动特征只用来去除不合理的匹配,但由于小鼠的外观十分相似,如果仅使用外观特征进行匹配则可能导致匹配错误,而在 Strongsort 中同时使用外观和运动信息,其代价矩阵计算公式为

$$\mathbf{M}_c = \lambda \mathbf{M}_a + (1 - \lambda) \mathbf{M}_m \quad (3)$$

式中 λ ——权重系数

由于代价矩阵是外观信息和运动信息的加权和,避免了过度依靠外观信息而导致匹配错误,本文中 λ 设置为 0.995。另外,由于 Deepsort 中的级联匹配 (Matching cascade) 方法随着跟踪算法性能的提升反而会导致错误的匹配,Strongsort 将级联匹配换为普通的全局线性匹配 (Vanilla matching)。

1.4.2 Strongsort 改进

为了进一步提高 Strongsort 多目标小鼠跟踪的准确性,对 Strongsort 做了两点改进:对 Strongsort 中轨迹和检测目标的匹配流程进行改进;对运动分支中的卡尔曼滤波进行改进。

1.4.2.1 匹配流程改进

在 Strongsort 中,所有跟踪轨迹分为确认态 (Confirmed) 和不确认态 (Unconfirmed),对于一个新的目标初始时被划分到不确认态轨迹,不确认态轨迹只有连续一定次数匹配上目标时,才会转化为确认态,对于确认态轨迹,如果连续若干帧中都没有匹配到目标时则会被删除,轨迹只有在确认态时才会输出。

Strongsort 首先使用全局线性匹配,利用小鼠外观特征和运动特征两方面信息将确认态轨迹与当前帧的检测目标进行匹配,匹配后会产生 3 种输出:匹配成功的轨迹 (Matched tracks)、未匹配上目标框的轨迹 (Unmatched tracks) 和未匹配上轨迹的目标框 (Unmatched detections), Matched tracks 表示上一帧中的轨迹找到了在当前帧中的对应检测目标,即形成了轨迹和检测目标对, Unmatched tracks 表示上一帧的轨迹和当前帧中的检测目标都未匹配上,未找到其在当前帧中的对应目标, Unmatched detections 表示当前帧中没有被上一帧的轨迹匹配成功的剩余检测目标,随后使用交并比匹配将 Unmatched tracks、Unmatched detections

和不确认态轨迹进行再次匹配,匹配后依旧得到以上 3 种输出。

在正确跟踪时,经过全局线性匹配和交并比匹配后不会存在 Unmatched tracks 和 Unmatched detections,即所有轨迹都能匹配到对应的检测目标,但由于小鼠的运动具有迅速、非线性和不可预测的特点,且小鼠的身体形状也会随着运动状态变化而变化,经常出现跟丢的情况,即轨迹匹配不上当前帧的检测目标,此时就会存在 Unmatched tracks 和 Unmatched detections,后者会被初始化为新的轨迹,被赋予新的 ID,从而引起跟踪错误,如图 8 所示,在第 k 帧中,有小鼠 1、2、3 的 3 个轨迹,在第 $k+1$ 帧中,小鼠 1 轨迹未能匹配上对应检测目标,该检测目标被初始化为新的不确认态轨迹,并在第 $k+3$ 帧中变为确认态轨迹后输出,原来的小鼠 1 被赋予了新的 ID 变成了小鼠 4,从而引起跟踪错误。

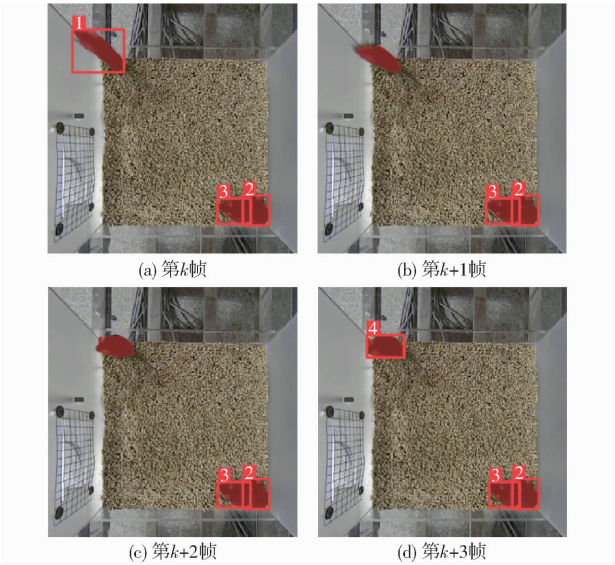


图 8 轨迹与检测目标匹配失败引起的跟踪错误
Fig. 8 Tracking errors caused by failure to match trajectory to detected object

针对这一问题,本文在 Strongsort 原有 2 次匹配结束后再进行 1 次匹配,使跟丢的轨迹再次匹配上

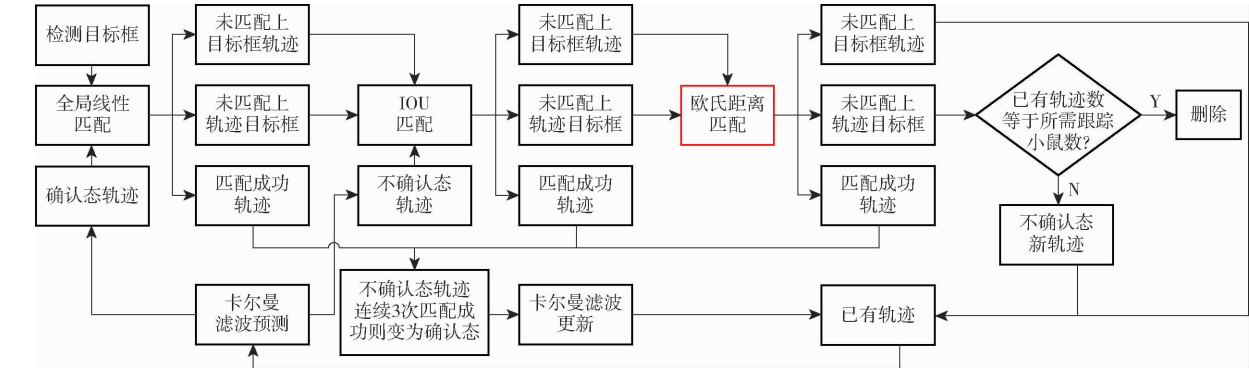


图 9 改进后 Strongsort 匹配流程
Fig. 9 Improved Strongsort matching process

对应的检测目标。具体思路如下:在某一帧轨迹跟丢时,对 Unmatched detections 和 Unmatched tracks 进行再次匹配,由于两者在数量上不一定相等,需要根据一定指标进行匹配,本文通过计算 Unmatched tracks 在上次匹配成功时的目标框中心点和当前帧中 Unmatched detections 中心点之间的欧氏距离进行匹配, D 计算公式为

$$D = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \tag{4}$$

式中 (x_i, y_i) ——上次匹配成功时第 i 个 Unmatched tracks 目标框中心点位置
 (x_j, y_j) ——第 j 个 Unmatched detections 中心点位置

两者按照欧氏距离最小原则进行匹配,实现第 3 次匹配,可以减少由于匹配失败而产生的跟踪错误问题,改进后的 Strongsort 跟踪流程如图 9 所示,图中红色框为本文所添加的第 3 次匹配。另外,在小鼠行为试验中,小鼠数量是固定的,故在跟踪过程中,轨迹数达到需要跟踪的目标数量后不再增加,同时轨迹也不被删除。从图 9 可以看出,所有轨迹均未被删除,当已有轨迹数量等于试验中所需要跟踪的小鼠数量后,之后未匹配上的轨迹目标框会被删除。

1.4.2.2 卡尔曼滤波改进

在 Strongsort 的运动分支中使用卡尔曼滤波算法来预测上一帧的轨迹在下一帧图像中的位置,卡尔曼滤波算法用一个 8 维度向量 $(x, y, a, h, \dot{x}, \dot{y}, \dot{a}, \dot{h})$ 来表示轨迹位置和运动信息,其中 (x, y) 表示轨迹矩形框中心点坐标, a 为框宽高比, h 为框高度, $(\dot{x}, \dot{y}, \dot{a}, \dot{h})$ 表示 (x, y, a, h) 在图像坐标系下速度。Strongsort 中卡尔曼滤波以小鼠身体轮廓的外接矩形框表示小鼠的位置和运动信息,但在小鼠相互靠近时,小鼠身体轮廓外接矩形框之间往会出现重叠,甚至互相包含情况,如图 10a 所示,红色框为小鼠身体轮廓的外接框,图中一只小鼠的外接框将其

靠近的另一只小鼠的外接框几乎完全包含,不利于区分两只小鼠,并且外接框的中心点位置容易受小鼠身体姿态的变化影响,如图 10b、10c 所示,图中红色点为小鼠的外接框中心,在小鼠蜷缩时,外接框中心点基本位于小鼠身体的中间,而在伸展时,外接框中心则靠近小鼠身体的边缘,不能很好地代表小鼠真实的位置信息。

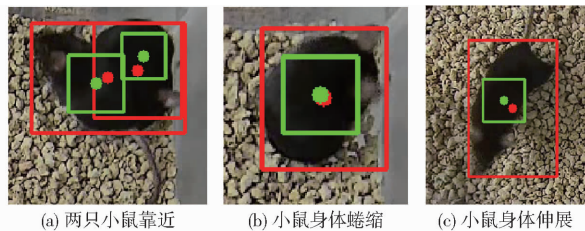


图 10 小鼠身体外接框和质心框

Fig. 10 Mouse body external box and center of mass box

针对以上问题,本文将卡尔曼滤波中的小鼠身体外接矩形框替换为以小鼠身体分割区域质心为中心的长方形框,以下简称为质心框,质心框的边长由小鼠的身体宽度所决定。采用基于最小二乘法原理的椭圆拟合算法对小鼠的身体分割轮廓区域进行椭圆拟合,如图 11 所示,图中红线围成的区域为拟合的椭圆,蓝色线段为椭圆短轴,从图 11 可以看出,短轴基本和小鼠的身体中部体宽一致。以椭圆短轴长度近似代表小鼠身体宽度,并作为质心框对角线长,由此得到质心框边长。



图 11 小鼠身体区域拟合椭圆及其短轴

Fig. 11 Mouse body region fitting ellipse and its short axis

在图 10 中,绿色框为质心框,绿色点为小鼠身体分割轮廓的质心点,从图 10a 可以看出,在小鼠靠近时,质心框并不会出现相互包含的现象,且图中两只小鼠质心点的距离相比外接框中心点的距离较大,更能突出小鼠的位置差异,有利于区分位置靠近的小鼠。从图 10b、10c 中可以看出,小鼠身体分割轮廓的质心不会受到小鼠姿态变化影响,在小鼠蜷缩和伸展的状态下,质心都接近于小鼠身体中间位置,更能代表小鼠在当前帧中的实际位置。另外,将质心框设置为正方形是为了减小外接框的宽高比和高的影响,原因在于 Strongsort 中卡尔曼滤波的宽高比和高原本用于行人的多目标跟踪,一般在视频前后帧中同一个人的宽高比和高变化不大,而在小鼠视频中,由于小鼠的运动具有迅速、非线性、不可预

测特点,身体姿态变化较快,视频前后帧同一只小鼠的身体外接框宽高比和高变化较大,故将每只小鼠质心框设置为正方形,固定宽高比,进一步突出质心点的作用。

1.5 试验环境与评价指标

1.5.1 试验环境

所有算法均由 Python 3.8 语言编写,采用 Pytorch 1.13.1 作为深度学习框架,PyCharm 为代码编辑器,显示适配器为英伟达 RTX 3090 Ti,在 Ubuntu 18.04 操作系统下运行。

1.5.2 实例分割评价指标

为了对 YOLO v8n-seg 实例分割网络效果进行测试,采用精确率 (Precision)、召回率 (Recall)、mAP50 和 mAP50:95 评价模型精度,这些指标越大则表示 YOLO v8n-seg 实例分割网络对小鼠身体部位分割精度越高,采用模型内存占用量评价网络复杂程度和参数量,采用单幅图像检测时间评价网络检测速度。

1.5.3 多目标跟踪评价指标

ID 跳变数 (ID switches, IDSW) 是指同一只小鼠在视频前后帧被赋予的 ID 不一致,每改变一次则 ID 跳变数增加一次,故 ID 跳变数越小,则跟踪效果和稳定性越好,ID 跳变数直观反映了跟踪算法准确性和稳定性。

多目标跟踪准确度 (Multiple object tracking accuracy, MOTA) 综合考虑假阳性 (FP)、假阴性 (FN) 和 ID 跳变数的影响,是评价多目标跟踪算法常用的指标之一,MOTA 越大则表示跟踪算法性能越好,其计算公式为

$$M_{OTA} = 1 - \frac{\sum (N_{FN} + N_{FP} + N_{IS})}{\sum N_{GT}} \quad (5)$$

式中 N_{FN} ——假阴性数量

N_{FP} ——假阳性数量

N_{IS} ——ID 跳变数

N_{GT} ——视频中真实目标数量

多目标跟踪精确度 (Multiple object tracking precision, MOTP) 考虑的是预测框位置的质量,主要评价检测器的性能,MOTP 越大则表示检测器精度越高,计算公式为

$$M_{OTP} = \frac{\sum_{t,i} d_{i,t}}{\sum_i c_i} \quad (6)$$

式中 $d_{i,t}$ ——预测框和真实框的交并比

t ——视频帧的序列号

i ——当前预测目标

c_t ——当前匹配成功数目

IDF1 主要判断多目标跟踪算法能否长时间地对目标进行准确地跟踪,用来评价跟踪器在标识目标身份方面的准确性,IDF1 越大则表示跟踪器在目标身份标识方面的准确性越高,计算公式为

$$I_{DF1} = \frac{2N_{IDTP}}{2N_{IDTP} + N_{IDFP} + N_{IDFN}} \tag{7}$$

式中 N_{IDTP} ——视频中目标跟踪正确数量
 N_{IDFP} ——目标跟踪错误数量
 N_{IDFN} ——目标被漏跟数量

表 1 YOLO v8 中 5 种参数量模型性能

Tab.1 Performance of five parametric quantitative models in YOLO v8

模型	精确率/%	召回率/%	mAP50/%	mAP50:95/%	模型内存占用量/MB	检测时间/ms
YOLO v8n-seg	97.7	98.2	99.2	87.4	6.45	3.5
YOLO v8s-seg	98.4	98.7	99.1	87.6	22.7	4.9
YOLO v8m-seg	98.9	98.8	99.3	87.9	52.2	7.4
YOLO v8l-seg	98.7	98.5	98.7	87.7	88.0	11.3
YOLO v8x-seg	98.7	98.8	98.8	87.8	137	17.3

从表 1 中可以看出,在分割精度方面,YOLO v8n-seg 模型的精确率和召回率以及 mAP50:95 都略低于其它 4 个模型,其精确率、召回率、mAP50、mAP50:95 分别低于最高值 1.2、0.6、0.1、0.5 个百分点,没有明显降低;从模型内存占用量来看,YOLO v8n-seg 模型的内存占用量远小于其它 4 种模型,这也是和不同模型参数量所对应,s、m、l、x 参数量依次增大;从单幅图像检测时间看,YOLO v8n-seg 模型相比 s、m、l、x 分别减少 1.4、3.9、7.8、13.8 ms,检测速度相比其它 4 个模型更快;从整体来看,YOLO v8n-seg 模型对小鼠身体部位的分割精度和其它 4 个模型基本一致,但检测速度明显快于其它 4 个模型,故本文采用的 YOLO v8n-seg 实例分割网络能以较高的精度和较快的检测速度对小鼠身体部位进行分割,为后续 Strongsort 多目标跟踪算法提供快速且准确的小鼠身体区域检测目标。图 12 为训练后的 YOLO v8n-seg 网络在小鼠相对位置不同情况下对小鼠身体部位分割效果图。

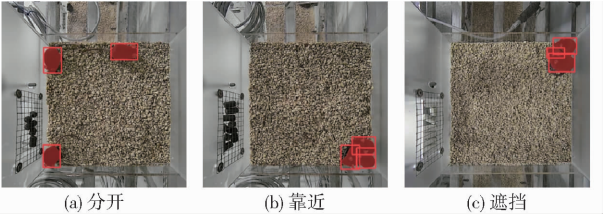


图 12 YOLO v8n-seg 网络分割小鼠身体部位效果图

Fig.12 Segmentation effects of YOLO v8n-seg network on mouse body parts

2 试验结果与分析

2.1 基于 YOLO v8n-seg 的小鼠身体轮廓分割结果

为了验证 YOLO v8n-seg 网络对小鼠的身体部位分割的效果,使用本文所制作的小鼠实例分割数据集对 YOLO v8n-seg 网络进行训练并对训练好的模型进行测试,同时与 YOLO v8 中 s、m、l、x 共 4 种不同大小的模型进行比较,使用相同的数据集进行训练,每个模型训练 100 轮次,测试结果如表 1 所示。

2.2 基于改进 Strongsort 的多目标小鼠跟踪结果

2.2.1 匹配流程和卡尔曼滤波改进对跟踪结果的影响

为了验证对 Strongsort 算法的匹配流程和卡尔曼滤波两点改进对多目标小鼠跟踪的效果,使用本文制作的小鼠跟踪测试数据集对改进 Strongsort 算法进行测试,并且为了更明显地比较两点改进方法对跟踪效果的贡献和影响,针对两点改进方法进行消融试验,即对比原 Strongsort、匹配流程改进后 Strongsort、卡尔曼滤波改进后 Strongsort 以及匹配流程和卡尔曼滤波同时改进后的 Strongsort 的跟踪结果,试验结果见表 2。

表 2 改进 Strongsort 算法消融试验

Tab.2 Improved Strongsort algorithm ablation experiment

多目标跟踪 算法	匹配流 程改进	卡尔曼滤 波改进	IDSW/ 次	MOTA/ %	MOTP/ %	IDF1/ %
Strongsort	×	×	121	94.432	75.862	57.657
	√	×	22	97.533	75.86	82.589
改进 Strongsort	×	√	84	95.072	75.694	68.187
	√	√	14	97.698	75.858	85.435

注:“×”表示未使用此改进方法,“√”表示使用此改进方法。

从表 2 可以看出,匹配流程改进后 Strongsort 的 ID 跳变数为 22,相比原 Strongsort 算法减少 99 次,这是因为改进匹配流程的 Strongsort 在发生跟丢情况时,对未匹配上轨迹的目标框和未匹配上目标框的轨迹使用欧氏距离度量进行再次匹配,视频跟踪效果如图 13 所示,从图 13 可以看出,原 Strongsort 在小鼠 1 跟丢时,在后面帧为其赋予了

新的 ID 变成了小鼠 4, 而改进匹配流程的 Strongsort 添加的欧氏匹配将原 Strongsort 的第 $k + 1$ 帧中的未匹配上检测目标的小鼠 1 重新匹配上对应的检测目标, 防止小鼠 1 被重新赋予新的 ID, 从而使得 ID 跳变数减少。另外, 匹配流程改进后 Strongsort 相比原 Strongsort 在 MOTA 指标上提升了 3.101 个百分点, IDF1 提升了 24.932 个百分点,

进一步说明了对匹配流程的改进有利于跟踪效果的提升。MOTP 为 75.86%, 表明检测器的定位精度较高, 基本与原 Strongsort 一致, 这是因为 MOTP 指标主要衡量的是检测器的定位精度, 与跟踪器效果无关, 卡尔曼滤波改进后 Strongsort 与匹配流程和卡尔曼滤波改进后 Strongsort 的 MOTP 也都基本和原 Strongsort 一致。

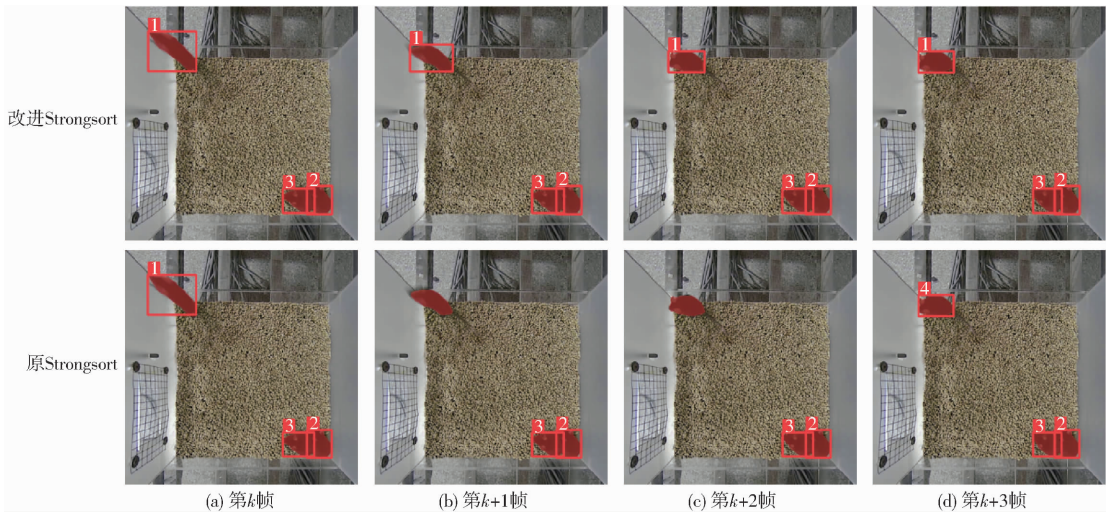


图 13 匹配流程改进 Strongsort 与原 Strongsort 跟踪效果

Fig. 13 Matching process improved Strongsort and original Strongsort tracking effect

卡尔曼滤波改进后 Strongsort 的 ID 跳变数为 84, 相比原 Strongsort ID 跳变数减少 37 次, MOTA 提升 0.64 个百分点, IDF1 提升了 10.53 个百分点, 表明了对 Strongsort 改进卡尔曼滤波后提升了小鼠多目标跟踪效果, 这是因为卡尔曼滤波改进后 Strongsort 以小鼠分割轮廓区域信息得出的质心点代替了原本的外接矩形框中心点, 质心点不会受到小鼠姿态变化影响, 更能代表小鼠真实位置, 另外还使用小鼠身体宽度信息得出质心框边长, 使得质心框即使在小鼠相互靠近的情况下也不会相互包含, 更能突出每只小鼠位置信息。

从表 2 中可以看出, 匹配流程和卡尔曼滤波同时改进后 Strongsort 的 ID 跳变数为 14、MOTA 为 97.698%、MOTP 为 75.858%、IDF1 为 85.435%, 相比匹配流程改进后 Strongsort 和卡尔曼滤波改进后 Strongsort 在 ID 跳变数进一步降低, MOTA 和 IDF1 也都有提升, 这说明匹配流程和卡尔曼滤波同时改进相比单独改进匹配流程或者改进卡尔曼滤波在跟踪效果上有进一步的提升, 从消融试验结果整体上来看, 匹配流程和卡尔曼滤波改进后 Strongsort 相比原 Strongsort 在 ID 跳变数上减少了 107 次, MOTA 提升了 3.266 个百分点, IDF1 提升了 27.778 个百分点, 有效提高了多目标小鼠跟踪准确性。另外, 从表 2 可以看出, 对于 Strongsort 匹配流程的改进相比

卡尔曼滤波的改进在跟踪效果上的提升更为突出, 匹配流程的改进起主要贡献, 这是因为匹配流程很大程度影响了轨迹和目标的匹配结果, 从而影响跟踪准确性。

2.2.2 改进 Strongsort 和其他多目标跟踪算法结果比较

为进一步证明本文改进 Strongsort 多目标跟踪算法的效果, 将改进 Strongsort 算法与目前 3 种同样采用 DBT 范式的多目标跟踪算法 Deepsort、ByteTrack 和 Ocsort^[44] 进行比较, 其中 ByteTrack 和 Ocsort 都是只使用了目标框的运动和位置信息进行轨迹和目标的匹配, ByteTrack 的特点是将所有检测框都保留, 并分为高分框和低分框分别进行轨迹匹配, Ocsort 的特点是采用以观测值为中心的思想。依旧使用 YOLO v8n-seg 实例分割网络作为 Deepsort、ByteTrack 和 Ocsort 的检测器, 并使用本文所制作的小鼠跟踪测试数据集进行测试, 结果见表 3。

从表 3 中可以看出, 改进 Strongsort 多目标跟踪算法相比 Deepsort 在 ID 跳变数上减少 128 次, MOTA 增加 5.958 个百分点, IDF1 增加 40.949 个百分点; 相比 ByteTrack 在 ID 跳变数上减少 78 次, MOTA 增加 5.047 个百分点, IDF1 增加 33.471 个百分点; 相比 Ocsort ID 跳变数减少 89 次, MOTA 增加

表 3 不同多目标跟踪算法跟踪测试视频的精度

Tab.3 Accuracy of different multi-object tracking algorithms for tracking test videos

多目标跟踪算法	IDSW/次	MOTA/%	MOTP/%	IDF1/%
改进 Strongsort	14	97.698	75.858	85.435
Deepsort	142	91.740	74.674	44.486
ByteTrack	92	92.651	73.721	51.964
Ocsort	103	93.792	75.854	52.239

3.906 个百分点, IDF1 增加 33.196 个百分点, 故改进后 Strongsort 在 ID 跳变数、MOTA 和 IDF1 指标上均明显优于 Deepsort、ByteTrack 和 Ocsort, 这是因为改进 Strongsort 同时使用外观特征和运动特征进行轨迹和目标的匹配, 并且对匹配流程和卡尔曼滤波进行了改进, ByteTrack 和 Ocsort 仅使用运动特征, 在小鼠位置接近时容易发生跟踪错误。Deepsort 虽然也使用外观特征和运动特征, 但其外观特征提取网络较为简单, 且其运动特征仅用来去除不合理匹配, 过度依赖了外观特征, 而小鼠外观又较为相似, 容易造成身份切换频繁问题。由于本文所有多目标跟踪算法均使用 YOLO v8n-seg 为检测器, 在 MOTP 指标上 4 种算法并无较大差别, 仅 Deepsort 和 ByteTrack 相比其它算法较低, 原因是 Deepsort 和 ByteTrack 的输出目标框是经过卡尔曼滤波更新阶段后的目标框, 故目标框位置受到卡尔曼滤波的影响。

2.2.3 小鼠轨迹可视化

为了更直观地观察每只小鼠在饲养箱中的活动情况, 利用 YOLO v8n-seg 和改进 Strongsort 多目标跟踪算法所得到的信息画出每只小鼠的轨迹线图, 同时利用高斯模糊和伪彩方法画出每只小鼠的轨迹热图, 如图 14 所示, 轨迹热图中颜色越红的地方表示小鼠停留时间则越久, 颜色越蓝的地方则停留时间越短, 从图 14 可以看出, 小鼠 1 和小鼠 2 的轨迹线图相较于小鼠 3 更为密集, 说明小鼠 1 和小鼠 2 活动量多于小鼠 3, 另外, 从轨迹热图中可以看出小鼠停留时间较多的地方主要是靠近笼子的四周边缘区域。

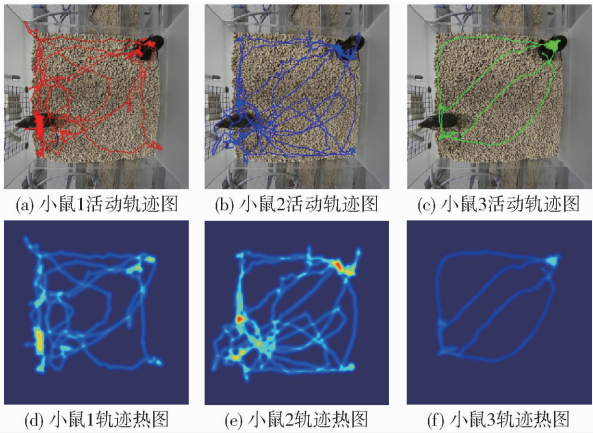


图 14 不同小鼠的活动轨迹图和轨迹热图

Fig. 14 Activity trajectory maps and trajectory thermograms of different mice

3 结论

- (1) 将 YOLO v8n-seg 实例分割网络作为多目标跟踪算法的检测器, 使用增强后的数据集训练 YOLO v8n-seg 网络, 实现了小鼠身体部位快速准确的分割效果, 为后续改进 Strongsort 多目标跟踪算法提供了良好的检测基础。
- (2) 对多目标跟踪算法 Strongsort 匹配流程改进, 在匹配流程中添加针对未匹配上目标框的轨迹和未匹配上轨迹的目标框的欧氏距离匹配, 改进匹配流程后的 Strongsort 相比原 Strongsort 的 ID 跳变数减少 99 次, 有效降低了 ID 跳变数。
- (3) 在改进匹配流程的基础上, 将 Strongsort 卡尔曼滤波中的小鼠身体外接框替换为以小鼠身体分割区域质心为中心的质心框, 最终改进后 Strongsort 算法 MOTA 为 97.698%, IDF1 为 85.435%, MOTP 为 75.858%, ID 跳变数为 14, 相比原 Strongsort、Deepsort、ByteTrack 和 Ocsort 在 MOTA 和 IDF1 上显著提升, ID 跳变数大幅降低, 证明了本文改进 Strongsort 多目标跟踪算法的有效性, 有利于提高多目标小鼠跟踪的稳定性和准确性, 可以为小鼠行为研究提供新的技术支持。

参 考 文 献

[1] PLOMIN R, DEFRIES J C, LOEHLIN J C. Genotype-environment interaction and correlation in the analysis of human behavior [J]. Psychological Bulletin, 1977, 84(2): 309.

[2] 金玫蕾. 动物行为学在现代生命科学研究中的应用[J]. 实验动物与比较医学, 2008, 28(1): 1-3.

JIN Meilei. Application of animal behavior in modern life science research [J]. Laboratory Animals and Comparative Medicine, 2008, 28(1): 1-3. (in Chinese)

[3] CHOI H, KIM M, LEE O. An extended Kalman filter for mouse tracking [J]. Medical & Biological Engineering & Computing, 2018, 56: 2109-2123.

[4] HONG W, KENNEDY A, BURGOS-ARTIZZU X P, et al. Automated measurement of mouse social behaviors using depth sensing, video tracking, and machine learning [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2015, 112(38): 5351-5360.

- [5] UNGER J, MANSOUR M, KOPACZKA M, et al. An unsupervised learning approach for tracking mice in an enclosed area[J]. BMC Bioinformatics, 2017, 18: 1–14.
- [6] SPINK A J, TEGELENBOSCH R A J, BUMA M O S, et al. The EthoVision video tracking system—a tool for behavioral phenotyping of transgenic mice[J]. Physiology & Behavior, 2001, 73(5): 731–744.
- [7] NOLDUS L. The observer; a software system for collection and analysis of observational data[J]. Behavior Research Methods, Instruments & Computers, 1991, 23(3): 415–429.
- [8] NOLDUS L, TRIENES R, HENDRIKSEN A, et al. The observer Video-Pro; new software for the collection, management, and presentation of time-structured data from videotapes and digital media files[J]. Behavior Research Methods, Instruments & Computers, 2000, 32(1): 197–206.
- [9] CRALL J D, GRAVISH N, MOUNTCASTLE A M, et al. BEEtag: a low-cost, image-based tracking system for the study of animal behavior and locomotion[J]. PloS ONE, 2015, 10(9): e0136487.
- [10] OHAYON S, AVNI O, TAYLOR A L, et al. Automated multi-day tracking of marked mice for the analysis of social behaviour[J]. Journal of Neuroscience Methods, 2013, 219(1): 10–19.
- [11] BALLESTA S, REYMOND G, POZZOBON M, et al. A real-time 3D video tracking system for monitoring primate groups[J]. Journal of Neuroscience Methods, 2014, 234: 147–152.
- [12] KRITZLER M, LEWEJOHANN L, KRÜGER A, et al. An RFID-based tracking system for laboratory mice in a semi natural environment[J]. Proc. PTA, 2006, 77(1): 157–173.
- [13] CATARINUCCI L, COLELLA R, MAINETTI L, et al. Smart RFID antenna system for indoor tracking and behavior analysis of small animals in colony cages[J]. IEEE Sensors Journal, 2013, 14(4): 1198–1206.
- [14] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2012, 60(6): 84–90.
- [15] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J]. arXiv preprint arXiv: 1409.1556, 2014.
- [16] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 770–778.
- [17] REN Z, ANNIE A N, CIERNIA V, et al. Who moved my cheese? Automatic annotation of rodent behaviors with convolutional neural networks[C]// Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV). IEEE, 2017: 1277–1286.
- [18] 王斯博. 面向动物行为学的实时目标检测及跟踪系统研究[D]. 长春: 长春大学, 2021.
- WANG SibO. Research on real-time target detection and tracking system oriented to animal behavior[D]. Changchun: Changchun University, 2021. (in Chinese)
- [19] WOJKE N, BEWLEY A, PAULUS D. Simple online and realtime tracking with a deep association metric[C]// International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2017: 3645–3649.
- [20] ZHANG Y, SUN P, JIANG Y, et al. Bytetrack: multi-object tracking by associating every detection box[J]. arXiv preprint arXiv: 2110.06864, 2021.
- [21] 吴必朗, 柳春娜, 姜付仁. 基于 DeepSORT 算法的鱼道过鱼种类识别和计数研究[J]. 水利水电技术, 2022, 53(9): 152–162.
- WU Bilang, LIU Chunna, JIANG Furen. Species identification and counting of fishes in fishway based on DeepSORT algorithm[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2022, 53(9): 152–162. (in Chinese)
- [22] 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)
- [23] 涂淑琴, 汤寅杰, 李承桀, 等. 基于改进 ByteTrack 算法的群养生猪行为识别与跟踪技术[J]. 农业机械学报, 2022, 53(12): 264–272.
- TU Shuqin, TANG Yinjie, LI Chengjie, et al. Behavior recognition and tracking of group-housed pigs based on improved ByteTrack algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(12): 264–272. (in Chinese)
- [24] 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)
- [25] PEREIRA T D, TABRIS N, MATSLIAH A, et al. SLEAP: a deep learning system for multi-animal pose tracking[J]. Nature Methods, 2022, 19(4): 486–495.
- [26] PEREIRA T D, ALDARONDO D E, WILLMORE L, et al. Fast animal pose estimation using deep neural networks[J]. Nature Methods, 2019, 16(1): 117–125.
- [27] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: convolutional networks for biomedical image segmentation[C]// International Conference on Medical Image Computing and Computer-assisted Intervention, 2015: 234–241.
- [28] CHEN Z, ZHANG R, FANG H S, et al. AlphaTracker: a multi-animal tracking and behavioral analysis tool[J]. Frontiers in Behavioral Neuroscience, 2023, 17: 1111908.
- [29] REDMON J, FARHADI A. Yolov3: an incremental improvement[J]. arXiv preprint arXiv: 1804.02767, 2018.

DENG Liangwei, WU Youlin, DING Nengshui, et al. A review of energy utilization of animal manure[J]. China Biogas, 2019,37(5):3-14. (in Chinese)

[23] 马艳茹,丁惊涛,赵立欣,等. 沼液中氮的回收利用技术研究进展[J]. 环境污染与防治, 2018, 40(3): 339-344. MA Yanru, DING Jingtao, ZHAO Lixin, et al. Advances in recycling and reuse of nitrogen from biogas slurry[J]. Environmental Pollution and Prevention and Control, 2018, 40(3): 339-344. (in Chinese)

[24] 周谈龙,尚斌,董红敏,等. 低碳氮比条件下猪粪堆肥氨气和温室气体排放[J]. 中国农业气象, 2017, 38(11): 689-698. ZHOU Tanlong, SHANG Bin, DONG Hongmin, et al. Emission characteristics of ammonia and greenhouse gas during the low C/N ratio swine manure composting[J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2017,38(11): 689-698. (in Chinese)

[25] 邓隆华. 好氧堆肥恶臭气体排放特征及其生物法去除应用研究[D]. 广州:广东工业大学,2022. DENG Longhua. Odor emission characteristics of the off-gas from livestock manure aerobic composting tank and its bioreactor deodorization[D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2022. (in Chinese)

[26] 余鑫,郑云昊,朱志平,等. 猪场沼渣与玉米芯混合槽式堆肥氨气排放特征[J]. 中国农业气象, 2020, 41(3): 138-145. YU Xin, ZHENG Yunhao, ZHU Zhiping, et al. Characteristics of ammonia emissions from trough composting of swine manure biogas residue and corn cob[J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2020,41(3):138-145. (in Chinese)

[27] BONMATHÍ A, FLOTATS X. Air stripping of ammonia from pig slurry: characterisation and feasibility as a pre- or post-treatment to mesophilic anaerobic digestion[J]. Waste Management, 2003, 23(3): 261-272.

[28] SERNA-MAZA A, HEAVEN S, BANKS C J. Biogas stripping of ammonia from fresh digestate from a food waste digester[J]. Bioresource Technology, 2015, 190: 66-75.

[29] ZHANG J, LI K, XIE M, et al. A new insight into the low membrane fouling tendency of liquid-liquid hollow fiber membrane contactor capturing ammonia from human urine[J]. Water Research, 2023, 233: 119795.

(上接第 305 页)

[30] HU J,SHEN L,SUN G. Squeeze-and-excitation networks[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2018;7132-7141.

[31] SAKAMOTO N,KAKENO H,OZAKI N,et al. Marker-less tracking system for multiple mice using Mask R-CNN[J]. Frontiers in Behavioral Neuroscience,2023,16:1086242.

[32] HE K,GKIOXARI G,DOLLÁR P,et al. Mask R-CNN[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. 2017;2961-2969.

[33] PÉREZ-ESCUADERO A, VICENTE-PAGE J, HINZ R C, et al. idTracker: tracking individuals in a group by automatic identification of unmarked animals[J]. Nature Methods,2014,11(7):743-748.

[34] ZHANG Z. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2000,22(11):1330-1334.

[35] RUSSELL B C, TORRALBA A, MURPHY K P, et al. LabelMe: a database and web-based tool for image annotation[J]. International Journal of Computer Vision,2008,77(1):157-173.

[36] REDMON J,DIVVALA S,GIRSHICK R,et al. You only look once:unified,real-time object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2016;779-788.

[37] DU Y,ZHAO Z,SONG Y,et al. Strongsort: make deepsort great again[J]. IEEE Transactions on Multimedia,2023,25: 8725-8737.

[38] LUO H,JIANG W,GU Y,et al. A strong baseline and batch normalization neck for deep person re-identification[J]. IEEE Transactions on Multimedia,2019,22(10):2597-2609.

[39] ZHOU K,YANG Y,CAVALLARO A,et al. Omni-scale feature learning for person re-identification[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision,2019;3702-3712.

[40] WANG Z,ZHENG L,LIU Y,et al. Towards real-time multi-object tracking[C]//European Conference on Computer Vision, 2020;107-122.

[41] KUHN H W. The Hungarian method for the assignment problem[J]. Naval Research Logistics Quarterly,1955,2(1-2): 83-97.

[42] EVANGELIDIS G D,PSARAKIS E Z. Parametric image alignment using enhanced correlation coefficient maximization[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2008,30(10):1858-1865.

[43] DU Y,WAN J,ZHAO Y,et al. Giaotracker: a comprehensive framework for memot with global information and optimizing strategies in visdrone 2021[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision,2021;2809-2819.

[44] CAO J,WENG X,KHIRODKAR R,et al. Observation-centric sort: rethinking sort for robust multi-object tracking[J]. arXiv preprint arXiv:2203.14360,2022.