

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416569

改进的 YOLOv8s 摔倒检测算法研究^{*}朱强军¹ 程靓靓¹ 汪慧兰² 王 杨³(1. 芜湖学院大数据与人工智能系 芜湖 241000; 2. 安徽师范大学物理与电子信息学院 芜湖 241000;
3. 安徽师范大学计算机与信息学院 芜湖 241000)

摘要: 为了能够准确的识别老人摔倒姿态,提出了一种改进的 YOLOv8s 摔倒检测模型。首先,在 YOLOv8s 模型的主干网络中引入 SE 注意力机制模块,将通道特征分成多个子图特征,让不同组的特征进行融合,使网络自适应地聚焦于关键特征,抑制对当前任务贡献度较小的特征,提高了特征提取能力;其次,用 EIoU 替换 CIoU 损失函数,加快收敛速度,提高了模型的精确率和稳定性;最后,将训练好的模型在 URFD+ 等数据集上验证。实验结果表明,该模型精确率达到了 99.50%,召回率达到了 99.00%,mAP50 达到了 99.50%,比原模型的性能全面提升。与 YOLOv5s+K-means++ 模型比较,精确率提升了 3.22%,召回率提升了 5.32%,mAP50 提升了 2.38%;与 C2D-YOLO 模型比较,精确率提升了 10.00%,召回率提升了 11.40%,mAP50 提升了 7.80%;与 YOLOv5s+C3new 模型比较,精确率提升了 2.50%,召回率提升了 6.80%,mAP50 提升了 4.1%。改进后模型较原模型和目前先进模型有较大的优势。

关键词: 摔倒检测;YOLOv8s 算法;EIoU 损失函数;SE 注意力机制

中图分类号: TP391.4;TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.20

Research on improved YOLOv8s fall detection algorithm

Zhu Qiangjun¹ Cheng Liangliang¹ Wang Huilan² Wang Yang³

(1. Department of Big Data and Artificial Intelligence, Wuhu University, Wuhu 241000, China;

2. School of Physics and Electronic Information, Anhui Normal University, Wuhu 241000, China;

3. School of Computer and Information, Anhui Normal University, Wuhu 241000, China)

Abstract: In order to accurately identify the fall posture of the elderly, an improved YOLOv8s fall detection model is proposed. Firstly, the SE attention mechanism module is introduced into the backbone network of the YOLOv8s model, which divides the channel features into multiple subgraph features, and fuses the features of different groups, so that the network can adaptively focus on the key features, suppresses the features that contribute less to the current task, and improves the feature extraction ability; secondly, the CIoU loss function is replaced by EIoU to accelerate the convergence rate and improve the accuracy and stability of the model. Finally, the trained model is verified on URFD+ and other data sets. The experimental results show that the precision rate of the model reaches 99.50%, the recall rate reaches 99.00%, and the mAP50 reaches 99.50%, which is better than the original model. Compared with the YOLOv5s+K-means++ model, the accuracy is increased by 3.22%, the recall rate is increased by 5.32%, and the mAP50 is increased by 2.38%. Compared with the C2D-YOLO model, the accuracy is increased by 10.00%, the recall rate is increased by 11.40%, and the mAP50 is increased by 7.80%. Compared with the YOLOv5s+C3new model, the accuracy is increased by 2.50%, the recall rate is increased by 6.80%, and the mAP50 is increased by 4.1%. The improved model has greater advantages than the original model and the current advanced model.

Keywords: fall detection;YOLOv8s algorithm;EIoU loss function;SE attention mechanism

0 引言

随着我国人口老龄化问题日益加剧,老人跌倒的问题

备受人们关注。在跌倒事故中,老年人的占比最大^[1]。跌倒是老年人伤残、失能和死亡的首要原因^[2]。为了能及时发现老人跌倒并提供救助,目前已有跌倒检测主要有 3 类

收稿日期:2024-07-31

^{*} 基金项目:安徽省高校自然科学研究重点项目(2023AH052459)、安徽师范大学皖江学院重点自然科研项目(WJKYZD-202301)、安徽省高等学校省级质量工程项目(2022sx052)、安徽师范大学皖江学院教学质量工程项目(WJXGK-202201)资助

方式:穿戴式、环境部署式和机器视觉式。第1种是基于可穿戴设备的摔倒检测,通过在用户身上安装各种传感器来实时监测用户的运动状态,当检测到异常状态时,系统会自动判断为摔倒,触发报警系统或其他应急措施。仲济磊等^[3]为了解决多场景下可穿戴微机电系统(micro-electromechanical system, MEMS)传感器检测人体摔倒采用单一加速度阈值判断存在表征不完全的问题,提出了改进麻雀搜索算法优化支持向量机(support vector machine, SVM)的人体跌倒检测识别方法,该算法正确率高、鲁棒性好,但用户需要时刻佩戴设备,使用不便。第2种是基于环境传感器的摔倒检测,通过红外线或震动等方式来判断是否摔倒。许超超^[4]使用低分辨率红外阵列传感器监测室内人员,使用低分辨率红外图像识别人员的运动状态,采用支持向量机进行姿态识别,但检测准确性易受环境影响。第3种是基于机器视觉的摔倒检测,使用深度神经网络来分析数据,对数据进行特征训练,以实现摔倒检测,该方法避免了穿戴一些指定设备,只需要用摄像头进行数据采集即可,较为便利,因此,该方法成为摔倒检测的主流方法。

深度学习常见的目标检测算法主要可以分为两类:单阶段目标检测算法和两阶段目标检测算法^[5]。两阶段目标检测算法主要有R-CNN^[6](region based convolutional neural network)、Faster R-CNN^[7]、Mask R-CNN^[8]等,这类算法将目标检测任务分为两个阶段,第1阶段是候选区域生成网络,用于生成可能包含目标的区域;第2阶段是分类与回归网络,用于对候选区域进行分类和精确定位。崔悦等^[9]提出的基于特征金字塔(feature pyramid networks, FPN)结构的摔倒检测模型,通过改进Faster-RCNN算法,以残差网络为主干网络,以FPN结构逐层提取特征,结合遗传算法改进SVM的参数调优过程,提升了目标检测的精度,但其速度较慢,实时性低。单阶段目标检测算法主要有YOLO^[10](you only look once)和SSD^[11](single shot multibox detector),这类算法通过一次前向传播就能输出检测结果,在速度上具有明显优势。YOLO算法在行人检测、车辆检测等领域取得了较好的成果。高正中等^[12]提出的基于改进YOLOv3模型的实时摔倒检测算法,利用残差模块构建图像快速特征提取网络,引用通道域注意力机制,采用CIoU(complete intersection over union)边界框回归损失函数,提高了模型的检测速度和精度,但YOLOv3的网络结构相对较大且复杂。王新等^[13]设计了一种YOLOv5s和改进质心跟踪的跌倒检测模型,有效降低了参数量和模型大小,但检测精度不高。王晓雯等^[14]提出的改进YOLOv5的行人摔倒检测算法,通过改进马赛克(mosaic)算法来丰富数据集以提升训练速度,加入卷积注意力机制模块(convolutional block attention module, CBAM),提高算法的特征提取能力,但其收敛速度并未有明显的提升。张婧^[15]提出了改进YOLOv5的摔倒检测算法,通过K-means聚类算法得到更精确的边界框,提高了摔倒检测的

准确率,用EIoU(effective intersection over union)损失函数替换CIoU损失函数,使目标定位更准确,但是增加了计算的复杂性,影响训练效率。吴兴辉等^[16]提出了一种监控水域环境下人员识别YOLO-WA算法,但精度需要进一步提高。陈晨等^[17]提出了YOLOv8改进的跌倒检测算法,将骨干网络中的C2F模块替换成FasterNext模块,增强有效特征的复用率,降低模型的计算复杂度,但模型预测的目标边界框与实际目标边界框的重叠度不高。

综上所述,为了提高摔跤姿态检测精度,提出了一种改进YOLOv8s的摔倒检测算法,首先引入SE^[18]注意力机制(squeeze-and-excitation networks, SENet)模块,解决了在卷积池化过程中因为特征图的不同导致通道所占的重要性不同带来的损失问题,提高了神经网络的特征提取能力;使用EIoU^[19]损失函数替换原有的CIoU^[20]损失函数,将预测框和真实框的纵横比影响因子拆开,分别计算预测框和真实框的长和宽,加快收敛速度,提高了模型的精确度和稳定性。

1 算法描述

YOLOv8s网络结构包含4个部分,分别为输入端(input)、主干网络(backbone)、融合层(neck)和检测头(head),其网络结构如图1所示。输入端采用Mosaic数据增强方法,通过随机选择4张图片进行随机缩放、裁剪和分布拼接,丰富了数据集;YOLOv8s模型在最后的10轮Epoch关闭了Mosaic数据增强的功能,通过这种方式,让模型学习到真实的图像特征,提高模型的泛化能力,增强模型的鲁棒性。主干网络由CBS(conv batch normalization silu)、C2F和SPPF(spatial pyramid pooling and pyramid feature fusion)等模块构成。CBS模块由Conv、BN(batch normalization)和SiLU激活函数组成,主要完成特征图的卷积操作;C2F模块是提取特征的主要部分,通过残差网络进行学习,实现更多的分支跨层连接,丰富了梯度流信息,加强特征的代表能力。SPPF模块实现了一个自适应的输出,且不用指定全连接的输入。通过3个最大池化层,提取不同的感受野特征,减少了计算量的同时提高了模型的处理速度。Neck结合了FPN^[21]与PAN^[22](path aggregation network)的结构,避免随着特征提取不断深入带来的局部信息消失和起到了一个连接和融合的作用。Neck连接着不同深度的特征提取部分,并将这些特征进行融合,以获得更加丰富的特征信息。检测头采用了Anchor-Free的设计理念,直接学习各种框的形状,简化了模型的训练过程。在训练中,模型不依赖聚类,而是根据学习到的边框距离和关键点位置拟合物体尺寸。YOLOv8模型主要是将分类和回归所得到的结果进行加权融合对样本的类别进行判定, Loss计算只有分类分支和回归分支,在回归分支中使用的是CIoU Loss和DFL(distribution focal loss)损失函数。CIoU损失函数在纵横比描述的相对值方面具有一定的模

糊,且未考虑样本的平衡等问题。

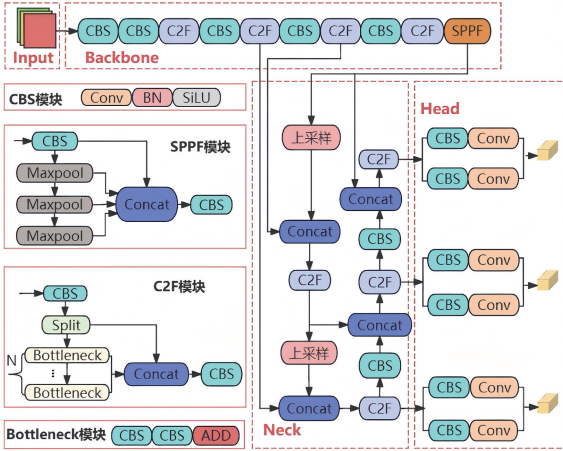


图 1 YOLOv8 网络结构图
Fig. 1 YOLOv8 network diagram

2 模型改进

2.1 SE 注意力机制

SE 模块在通道维度上引入注意力机制,通过挤压操作和激励操作来建立通道之间的依赖关系。SE 注意力机制通过自适应学习的方式,获取特征图每个通道的重要程度,根据这个重要程度计算每个特征的权重,从而让神经网络重点关注某些特征通道,提升对当前任务有用的通道,抑制对当前任务用处不大的通道。SE 注意力机制的网络结构如图 2 所示。

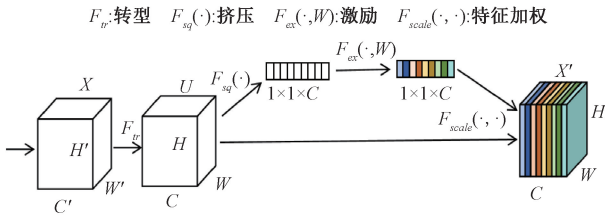


图 2 SE 注意力机制网络结构
Fig. 2 SE attention mechanism network structure

转型操作: 设给定一个输入特征图 X , 且 $X \in R^{C' \times H' \times W'}$, 通过转型操作后生成特征图 U , 且 $U \in R^{C \times H \times W}$ 。将转型操作视为一个卷积操作, 用 $V = [v_1, v_2, \dots, v_c]$ 表示, 其中 v_c 表示第 C 个卷积核, 输出用 $U = [u_1, u_2, \dots, u_c]$ 表示, 输入特征图 X 的卷积操作如式(1)所示。

$$u_c = v_c * X = \sum_{s=1}^{c'} v_c^s * x^s \quad (1)$$

其中, $*$ 表示卷积操作, $v_c = [v_1^c, v_2^c, \dots, v_{c'}^c]$, $X = [x^1, x^2, \dots, x^{c'}]$, 且 $U \in R^{H \times W}$ 。

挤压操作: 通过全局平均池化操作, 将包含全局信息的 $C \times H \times W$ 的特征图压缩成 $1 \times 1 \times C$ 的特征向量, 使每个通道由一个数值表示, 频道级统计数据 z 包含了特征图的

上下文信息, 缓解了通道依赖性的问题。 z_c 表示 z 的第 c 个元素, 其定义如式(2)所示。

$$z_c = F_{sq}(u_c) = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W u_c(i, j) \quad (2)$$

激励操作: 通过两个全连接层来完成, 第 1 个全连接层对特征进行降维, 第 2 个全连接层对特征进行升维, 降低模型计算的复杂度, 提高模型的泛化能力。最后将得到的特征向量 z 通过 Sigmoid 激活函数映射到 $0 \sim 1$ 之间, 得到不同通道的通道权重 s 。通道权重 s 的计算如式(3)所示。

$$s = F_{ex}(z, W) = \sigma(g, (z, W)) = \sigma(W_2 \delta(W_1 z)) \quad (3)$$

其中, W 是用于学习权重的卷积核, σ 表示 ReLU 激活函数, δ 表示 Sigmoid 激活函数, W_1 为降维层的参数, $W_1 \in R^{\frac{C}{r} \times C}$, W_2 为升维层的参数, $W_2 \in R^{C \times \frac{C}{r}}$ 。

特征加权操作: 将激励操作输出的权重 s 与特征图 U 的每个通道对应相乘, 得到加权后的特征图。最后, 将所有加权的特征图重新组合起来, 得到最终的输出特征图 X' , 输出特征图 X' 如式(4)所示。

$$X' = F_{scale}(u_c, s_c) = s_c u_c \quad (4)$$

在标准的卷积神经网络中, 特征提取主要依赖于卷积层和池化层, 但这种方法没有充分考虑不同特征通道之间的关系, 对于给定的任务, 某些通道可能包含关键信息, 而其他通道的贡献相对较小。为了解决该问题, 本文引入 SE 注意力机制模块, 学习每个通道的重要性并进行动态调整, 使得网络可以自适应地调整对当前任务更有用的通道, 同时减少对其他用处不大的通道的依赖性, 提升了网络特征提取的效率。引入 SE 模块后 Backbone 的网络架构如图 3 所示。

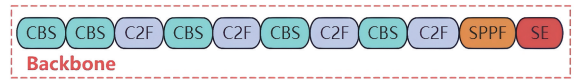


图 3 改进后的 Backbone 网络架构
Fig. 3 Improved backbone network architecture

2.2 损失函数

损失函数用于衡量模型预测与真实标签之间的差异, 通过降低损失函数的值以优化模型参数, 提高模型预测的准确性。损失函数引导着模型的优化方向, 并以此评估模型的性能表现, 选择合适的损失函数对于提高模型的性能和检测效果至关重要。

$IoU\ loss$ 是传统的 IoU 损失函数, 用于计算目标框的交并比, $IoU\ loss$ 的计算如式(5)、(6)所示。

$$IoU = \frac{I^A}{U^A} \quad (5)$$

$$IoU\ loss = 1 - IoU \quad (6)$$

其中, I^A 表示预测框和真实框交集区域的面积, U^A 表示预测框和真实框并集区域的面积。可知两个矩形框的重合度越高, IoU 越接近 1, $IoU\ loss$ 越接近 0。

YOLOv8 算法采用的是 $CIoU$ 损失函数, $CIoU$ 在

DIoU的基础上考虑了两框的长宽比,该损失函数考虑了目标的尺寸和位置偏移,能够更好地衡量目标框的匹配程度,但是没有考虑到真实框与预测框之间的角度问题,从而导致训练过程中收敛速度慢且容易产生较差模型。为了解决该问题,采用EIoU损失函数代替CIoU损失函数。EIoU包括3个部分:IoU损失(重叠面积)、距离损失(中心点距离)、高宽损失(高宽比),高宽损失直接最小化了预测目标边界框和真实边界框的高度和宽度的差异,使其有更快的收敛速度和更好的定位结果,EIoU损失函数如式(7)所示。

$$L_{EIoU} = L_{IoU} + L_{dis} + L_{asp} = 1 - IoU + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{(\tau w^c)^2 + (h^c)^2} + \frac{\rho^2(\tau w, \tau w^{gt})}{(\tau w^c)^2} + \frac{\rho^2(h, h^{gt})}{(h^c)^2} \quad (7)$$

其中, τw^c 和 h^c 是预测边界框与真实边界框的最小外接矩形的宽度和高度。 ρ 是两点之间的欧氏距离,EIoU损失的参数含义如图4所示。

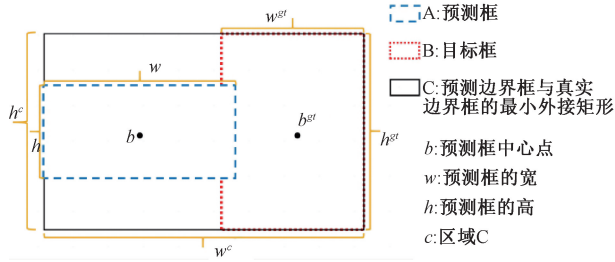


图4 EIoU损失的参数含义

Fig. 4 EIoU loss calculation diagram

3 实验过程与结果分析

3.1 实验环境和实验数据集

实验环境为:Windows10操作系统,13th Gen Intel(R) Core(TM) i9-13900KF,NVIDIA GeForce RTX 4080;软件采用PyTorch2.2.1,python3.8,cuda11.8,pycharm2023.3.2,训练的迭代次数为100,batch-size为16。

实验数据集以热舒夫大学构建的URFD(UR fall detection)数据集为基础,增加了56张自己拍摄和网络搜集的摔倒图片,构成自建数据集,命名为URFD+。URFD数据集记录了人在不同场景、不同光线下的摔倒状态,通过对视频数据进行预处理,将视频转换为图片,共提取了2506张图片。构建的URFD+数据集共计2562张图片,正常状态图片1518张,跌倒状态图片1044张。采用Labelimg工具对图片进行标注,URFD+数据集划分为训练集、验证集和测试集,占比分别为0.7、0.2、0.1。

标注分为正常和摔倒两类,分别代表正常状态和摔倒状态,用不同颜色进行标注,两种不同状态下的标注示例如图5所示。

3.2 算法评价指标

实验中,检测目标并对检测效果进行评价。评价指标

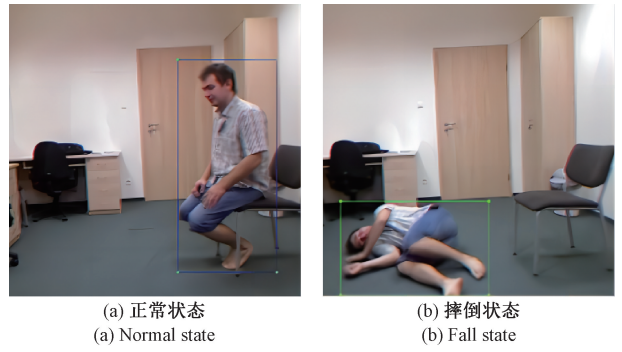


图5 标注示例

Fig. 5 Labeling examples

有精确率(precision, P)、召回率(recall, R)、每个类别的平均精度(average precision, AP)和每个类别的平均精度的均值(mean average precision, mAP)。

精确率是指预测为正类的样本中,预测正确的样本占比,精确率计算如式(8)所示。

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (8)$$

召回率是指正类样本在预测过程中,被正确预测为正类的占比,召回率计算如式(9)所示。

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (9)$$

其中,TP(true positive)表示将正类样本预测为正类;FP(false positive)表示将负类样本预测为正类;FN(false negative)表示将正类样本预测为负类;TN(true negative)表示将负类样本预测为负类。

AP表示每个类别的平均精度,是横坐标为Recall,纵坐标为Precision的曲线围成的面积,AP计算如式(10)所示。

$$AP = \int_0^1 P(t) dt \quad (10)$$

mAP是指数据集中每个类别的平均精度的均值,m是指测试集中的样本数,mAP计算如式(11)所示。

$$mAP = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (AP_i) \quad (11)$$

3.3 实验结果与分析

在自建数据集上对不同人的摔倒和日常行为进行检测,YOLOv8算法和本文算法的精确率曲线变化对比如图6所示,从图中可以看出在整个迭代过程中,本文算法的精确率波动较小,而YOLOv8在某些迭代次数上出现了明显的下降,这说明本文的模型在目标检测任务上表现更加稳定。

改进后的YOLOv8摔倒检测模型在URFD+数据集上的部分检测效果如图7所示,通过效果展示可以看出,该算法可以正确检测出目标的状态。

为了验证SE注意力机制模块、EIoU损失函数以及SE注意力机制和EIoU损失函数共同作用的效果,进行了

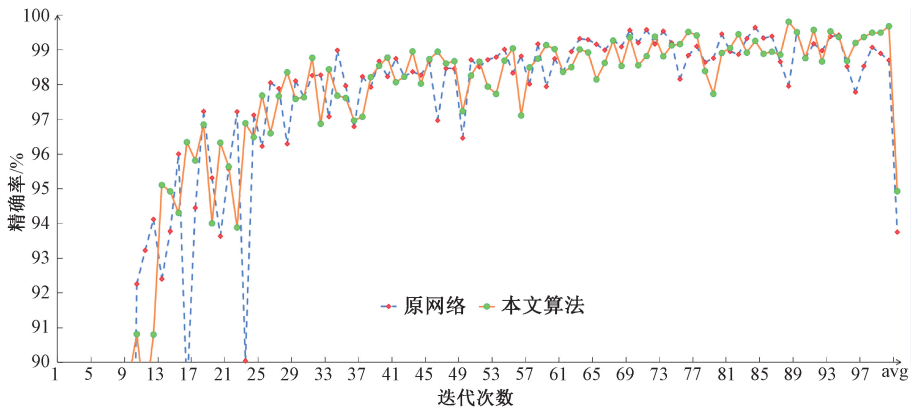


图 6 精确率变化曲线

Fig. 6 Accuracy variation curve



图 7 部分检测结果展示

Fig. 7 Some of the test results are displayed

消融实验,消融实验结果如表 1 所示。

表 1 消融实验结果
Table 1 Ablation test results

算法	P	R	mAP50	mAP50-95
YOLOv8s	98.70	98.60	99.50	90.20
YOLOv8s+SE	99.00	98.90	99.50	90.40
YOLOv8s+EIoU	99.30	99.40	99.50	90.40
YOLOv8s+EIoU+SE	99.50	99.00	99.50	99.40

由表 1 可知,添加 SE 注意力机制模块后,精确率和召回率均提升了 0.30%;用 EIoU 损失函数替换 CIoU 损失

函数后,精确率提升了 0.60%,召回率提升了 0.80%;SE 注意力机制模块和 EIoU 损失函数两者共同作用,精确率提升了 0.80%,召回率提升了 0.40%;上述消融实验中,与原模型比较,mAP50-95 均提升了 0.20%,mAP50 保持不变。因此,改进后的算法检测能力相对更强,提高了模型预测的准确率和稳定性,提升了模型的检测性能。

为了突出改进后的模型优点,与当前比较先进的姿态检测模型进行比较,选取精确率、召回率、mAP 作为模型精度评价指标。不同模型的跌倒检测结果如表 2 所示。

由表 2 可知,与 YOLOv8s 模型比较,改进后模型的精确率提升了 0.80%,召回率提升了 0.40%;与 YOLOv5s+K-means++模型比较,改进后模型的精确率提升了 3.22%,

表2 对比实验结果

Table 2 Compare the results of the experiment

%

网络模型	数据集	<i>P</i>	<i>R</i>	mAP50
YOLOv8s	URFD+	98.70	98.60	99.50
YOLOv5s+K-means++ ^[23]	URFD、Le2i Fall	96.28	93.68	97.12
C2D-YOLO ^[24]	URFD	89.50	87.60	91.70
YOLOv5s+C3new ^[25]	URFD	97.00	92.20	95.40
本文模型	URFD+	99.50	99.00	99.50

召回率提升了5.32%，mAP50提升了2.38%；与C2D-YOLO模型比较，改进后模型的精确率提升了10.00%，召回率提升了11.40%，mAP50提升了7.80%；与YOLOv5s+C3new模型比较，改进后模型的精确率提升了2.50%，召回率提升了6.80%，mAP50提升了4.1%。改进后的YOLOv8s模型在自然的场景下，跌倒检测效果更好。

为了验证算法的鲁棒性和泛化性，使用URFD+、Le2i Fall Dataset和50 Ways to Fall数据集分别在YOLOv8s模型和改进模型上进行验证，泛化实验的结果如表3所

示。Le2i Fall Dataset数据集是由法国勃艮第-弗朗什孔泰大学的智能工程实验室提供的，选取了办公室、实验室、咖啡馆等不同场景下的摔倒视频，将视频转换为图片，制作成验证数据集，验证集包含181张正常状态图片和159张摔倒状态的图片。50 Ways to Fall数据集是根据Kevin parry发布在Youtube网站上的视频，该视频模拟人摔倒的50种不同姿势，将该视频转换为图片，制作成验证数据集，命名为50 Ways to Fall，验证集包含226张正常状态图片和259张摔倒状态图片。

表3 泛化实验结果

Table 3 Generalization experiment results

%

评价指标	URFD+		Le2i Fall Dataset		50 Ways to Fall	
	本文模型	YOLOv8s	本文模型	YOLOv8s	本文模型	YOLOv8s
<i>P</i>	99.50	98.70	84.60	67.00	93.70	92.60
<i>R</i>	99.00	98.60	64.10	75.90	95.50	94.20
mAP50	99.50	99.50	80.90	73.10	98.00	97.40

由表3可知，在URFD+数据集上，改进后模型(本文模型)的*P*和*R*较原YOLOv8s模型均有提高，mAP50保持不变；在Le2i Fall Detection Dataset数据集上，改进后模型的*P*和mAP50较原YOLOv8s模型分别提高17.60%和7.80%，同时*R*降低了11.8%，改进后的模型总体优于原模型；在50 Ways to Fall数据集上，改进后模型在*P*、*R*和mAP50上的表现均优于原YOLOv8s模型。综上所述，本文模型具有较强鲁棒性和泛化能力，与YOLOv8s模型相比，具有较大的优势。

4 结 论

以YOLOv8s模型为基础，在该模型的主干网络中引入SE注意力机制模块，提高了神经网络的特征提取能力；用EIoU损失函数替换CIoU损失函数，通过最小化预测框和真实框中心点的距离，提高了模型检测的性能。改进后的YOLOv8s摔倒检测模型的精确率和mAP50都达到99.50%，召回率达到了99.00%，精确率和召回率都优于原YOLOv8s模型，mAP50保持不变，改进后的模型取得一定效果，改进有效。在今后的研究中，维持高精度摔倒检测基础上，对改进后模型的鲁棒性、轻量化等进一步研

究，实现在复杂的场景下能实时对摔倒检测、定位、呼救等功能。

参考文献

- [1] 张田田, 丰志强, 王婉晨, 等. 中国老年人跌倒现状及影响因素研究[J]. 中华疾病控制杂志, 2022, 26(5): 502-507.
ZHANG T T, FENG ZH Q, WANG W CH, et al. A study on the status quo and influencing factors of falls among the elderly in China[J]. Chinese Journal of Disease Control and Prevention, 2022, 26(5): 502-507.
- [2] 姚晶, 刘伟, 李娜, 等. 老年人跌倒警觉度研究进展[J]. 护理学杂志, 2023, 38(24): 109-112.
YAO J, LIU W, LI N, et al. Self-awareness of falls in the elderly: a literature review[J]. Journal of Nursing Science, 2023, 38(24): 109-112.
- [3] 仲济磊, 黄震宇, 陈珍萍, 等. 多场景下的人体跌倒检测方法及应用[J]. 电子测量技术, 2022, 45(20): 21-28.
ZHONG J L, HUANG ZH Y, CHEN ZH P, et al. Detection method and application of human fall in multiple scenarios[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(20): 21-28.
- [4] 许超超. 基于红外阵列传感器的室内人员监测系统的

- 设计[D]. 福州: 福州大学, 2020.
- XU CH CH. Design of an indoor personnel monitoring cyst embossed on infrared array sensor[D]. Fuzhou: Fuzhou University, 2020.
- [5] 曾文炳, 李军. 基于深度学习的目标检测算法综述[J]. 汽车工程师, 2024(1): 1-11.
- ZENG W B, LI J. Review of target detection algorithms based on deep learning [J]. Automotive Engineer, 2024(1): 1-11.
- [6] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 580-587.
- [7] REN SH Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 39(6): 1137-1149.
- [8] HE K M, GKIOXARI G, DOLLÁR P, et al. Mask R-CNN [C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 2961-2969.
- [9] 崔悦, 张德育, 王国杰. 基于 F-Faster-RCNN 算法的摔倒检测研究[J]. 沈阳理工大学学报, 2023, 42(1): 1-6.
- CUI Y, ZHANG D Y, WANG G J. Research on fall detection based on F-Faster-RCNN algorithm [J]. Journal of Shenyang Ligong University, 2023, 42(1): 1-6.
- [10] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779-788.
- [11] LIU W, ANGUILOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector[C]. Computer Vision-ECCV 2016; 14th European Conference, 2016: 21-37.
- [12] 高正中, 孙健, 张天航, 等. 基于改进 YOLOv3 的室内摔倒行为检测算法[J]. 实验技术与管理, 2022, 39(11): 132-137, 149.
- GAO ZH ZH, SUN J, ZHANG T H, et al. Indoor fall behavior detection algorithm based on improved YOLOv3[J]. Experimental Technology and Management, 2022, 39(11): 132-137, 149.
- [13] 王新, 杨秀梅. 基于 YOLOv5s 和改进质心跟踪的人员跌倒检测[J]. 电子测量技术, 2023, 46(24): 172-178.
- WANG X, YANG X M. Personnel fall detection based on YOLOv5s and improved centroid tracking[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(24): 172-178.
- [14] 王晓雯, 梁博, 刘芳芳. 基于注意力机制与加权盒函数的 YOLOv5 的行人摔倒检测算法[J]. 山西大学学报(自然科学版), 2023, 46(2): 334-341.
- WANG X W, LIANG B, LIU F F. Pedestrian fall detection algorithm based on attention mechanism and weighted box function for YOLOv5 [J]. Journal of Shanxi University (Natural Science Edition), 2023, 46(2): 334-341.
- [15] 张靖. 改进 YOLOv5 的人体摔倒检测[J]. 现代信息科技, 2023, 7(4): 121-124.
- ZHANG J. Improved YOLOv5 human fall detection[J]. Modern Information Technology, 2023, 7(4): 121-124.
- [16] 吴兴辉, 何赞泽, 周辉, 等. 改进 YOLOv7 算法下的监控水域环境人员识别研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(5): 20-27.
- WU X H, HE Y Z, ZHOU H, et al. Research on the personnel recognition in monitored water area based on improved YOLOv7 algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(5): 20-27.
- [17] 陈晨, 徐慧英, 朱信忠, 等. 基于 YOLOv8 改进的室内行人跌倒检测算法 FDW-YOLO[J]. 计算机工程与科学, 2024, 46(8): 1455-1465.
- CHEN CH, XU H Y, ZHU X ZH, et al. FDW-YOLO: An improved indoor pedestrian fall detection algorithm based on YOLOv8 [J]. Computer Engineering & Science, 2024, 46(8): 1455-1465.
- [18] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 7132-7141.
- [19] ZHANG Y F, REN W Q, ZHANG ZH, et al. Focal and efficient IOU loss for accurate bounding box regression[J]. Neurocomputing, 2022, 506: 146-157.
- [20] ZHENG ZH H, WANG P, LIU W, et al. Distance-IoU loss: Faster and better learning for bounding box regression [C]. AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020, 34(7): 12993-13000.
- [21] LIN T Y, DOLLÁR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 2117-2125.
- [22] LIU SH, QI L, QIN H F, et al. Path aggregation network for instance segmentation [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 8759-8768.
- [23] 李春华, 王玲玲, 左璐, 等. 基于优化 YOLOv5s 的老人跌倒检测算法[J]. 河北科技大学学报, 2023, 44(5): 459-467.
- LI CH H, WANG L L, ZUO J, et al. An algorithm for elderly fall detection based on optimization YOLOv5s[J]. Journal of Hebei University of Science and Technology, 2023, 44(5): 459-467.
- [24] 朱胜豪, 钱承山, 阚希. 改进 YOLOv5 的高精度跌倒检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(11): 105-114.
- ZHU SH H, QIAN CH SH, KAN X. High-precision fall detection algorithm with improved YOLOv5 [J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(11): 105-114.
- [25] 周彤彤, 彭月平, 郑璐, 等. 基于 YOLOv5s 的跌倒行为检测算法[J]. 中国科技论文, 2023, 18(7): 786-792.
- ZHOU T T, PENG Y P, ZHENG L, et al. Fall behavior detection algorithm based on YOLOv5s [J]. China Sciencepaper, 2023, 18(7): 786-792.

作者简介

朱强军, 硕士, 副教授, 主要研究方向为智能算法、机器视觉、数学建模等。
E-mail: zhuqiangjun@ahnu.edu.cn

王杨(通信作者), 博士, 教授, 主要研究方向为人工智能系统和机器视觉。
E-mail: wycap@126.com