

文章编号:1008-1542(2023)05-0459-09

## 基于优化 YOLOv5s 的老人跌倒检测算法

李春华<sup>1</sup>, 王玲玲<sup>2</sup>, 左 珺<sup>3</sup>, 付睿智<sup>2</sup>

(1. 河北科技大学文法学院, 河北石家庄 050018; 2. 河北科技大学信息科学与工程学院, 河北石家庄 050018; 3. 河北工业职业大学工商管理系, 河北石家庄 050091)

**摘 要:**针对跌倒对老年人安全性问题造成的影响,以及现有目标检测模型在人物跌倒时易漏检、鲁棒性和泛化能力差等问题,对 YOLOv5s 算法进行优化,提出一种老人跌倒检测算法。使用改进的 RepVGG 模块代替 YOLOv5s 算法中的  $3 \times 3$  卷积模块,优化损失函数,选择 K-means++ 算法对所用数据集进行聚类优化。结果表明,所提算法的鲁棒性好、泛化能力强,平均准确率比 YOLOv3, YOLOv4, YOLOv5s, CBAM-YOLOv5s 模型分别提高了 9%, 8%, 3% 和 1.2%。所提出的算法能够满足现实中不同场景对老人跌倒行为的检测需求,可以应用于移动设备或者监控设备中,在老年人安全保障领域发挥重要作用。

**关键词:**图像处理; 跌倒检测; YOLOv5s; RepVGG; IoU Loss

中图分类号: TP391

文献标识码: A

DOI: 10.7535/hbkd.2023yx05004

## An algorithm for elderly fall detection based on optimization YOLOv5s

LI Chunhua<sup>1</sup>, WANG Lingling<sup>2</sup>, ZUO Jun<sup>3</sup>, FU Ruizhi<sup>2</sup>

(1. School of Liberal Arts and Law, Hebei University of Science and Technology, Shijiazhuang, Hebei 050018, China; 2. School of Information Science and Engineering, Hebei University of Science and Technology, Shijiazhuang, Hebei 050018, China; 3. Department of Business Administrator, Hebei Vocational University of Industry and Technology, Shijiazhuang, Hebei 050091, China)

**Abstract:** In response to the safety concerns caused by falls and the limitations of existing object detection models in robustness, generalization and susceptibility to missing fall events, an optimized algorithm for detecting falls in the elderly population was proposed. The improved RepVGG modules was used for replacing the  $3 \times 3$  convolutional modules of the YOLOv5s algorithm, the loss function was optimized, and the K-means++ clustering algorithm was employed to enhance dataset clustering. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm exhibits strong robustness and generalization, achieving an average accuracy improvement of 9%, 8%, 3%, and 1.2% compared to YOLOv3, YOLOv4, YOLOv5s and CBAM-YOLOv5s models, respectively. The proposed

收稿日期: 2023-08-21; 修回日期: 2023-09-27; 责任编辑: 王淑霞

基金项目: 河北省重点研发计划项目(21351801D); 轨道交通关键装备智能运维平台研发项目(20310806D); 教育部人文交流专项(2023WHLY1022)

第一作者简介: 李春华(1974—), 女, 山东乐陵人, 副教授, 博士, 主要从事图像与视频处理技术、计算机视觉方面的研究。

通信作者: 左 珺。E-mail: 401603851@qq.com

李春华, 王玲玲, 左珺, 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 Chunhua, WANG Lingling, ZUO Jun, 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.

algorithm meets the diverse requirements for fall detection in different real-world scenarios and can be applied in mobile devices or monitoring equipment, making a significant contribution to the field of elderly safety and protection.

**Keywords:** image processing; fall detection; YOLOv5s; RepVGG; IoU Loss

随着人口老龄化趋势的日益加剧,老年群体的健康问题备受关注。跌倒是造成老年人伤害甚至死亡的重要原因,不仅会给老人自身带来痛苦和困扰,还给家庭、社会和国家带来了许多影响<sup>[1]</sup>。为了应对处置这些危险,需要进行快速准确的跌倒检测。

近年来,随着深度学习<sup>[2]</sup>的发展,目标检测算法取得了重大进展。现有算法可以分为二阶段(two-stage)检测算法和一阶段(one-stage)检测算法 2 类<sup>[3]</sup>。二阶段检测算法需要先通过 CNN(convolutional neural networks)<sup>[4]</sup>网络等方法锚定候选区域(region proposal)<sup>[5]</sup>,再在候选区域上进行分类与回归。一阶段检测算法有 SSD(single shot multibox detector)<sup>[6]</sup>,YOLO(you only look once)<sup>[7]</sup>等,可以仅使用一个 CNN 网络直接预测不同目标的类别与位置,经过单次检测得到最终的检测结果。其中 YOLO 算法提供 end-to-end 的检测,即一端输入原始数据一端输出最后的结果,检测速度更快,能实时检测跌倒行为,快速响应,降低跌倒带来的损害。由于跌倒行为在不同的环境和姿势下呈现出多样性,YOLO 算法可能会受到这些变化的影响,导致检测结果的不稳定性和不准确。

针对上述问题,提出一种实时准确的跌倒检测算法,在 YOLOv5 算法<sup>[8]</sup>基础上引入改进的 RepVGG 模块,以提高检测特征的可靠性,采用 K-Means++ 算法聚类优化训练数据集,以增强分类特征的显著性。

1 YOLOv5 目标检测优化算法

YOLOv5 网络模仿人体大脑对数据进行学习和分析的过程,通过人工智能网络训练,自动提取行为特征,得到模型分类最佳的权重,高效分类跌倒行为和非跌倒行为。在 YOLOv5 算法中,YOLOv5s 模型相对较小,具有参数少和计算量低、检测速度更快的优势,所以能够在资源受限的移动设备上高效运行,以高精度和低成本实现目标检测任务<sup>[9]</sup>。改进算法以 YOLOv5s 为基础模型并对其进行改进,算法框架如图 1 所示。首先,对原始图像进行填充、自适应锚框预处理等;然后,经过主干网络的 Focus 结构和 C3 卷积网络进行行为特征提取;再次,基于 SPP 结构生成分类特征,将 Neck 颈部层 PAN+FPN<sup>[10]</sup>的网络结构与 C3\_1×N 进行特征融合后,在网络输出端预测跌倒行为是否发生;最后,筛选出目标框,输出跌倒检测结果图像。

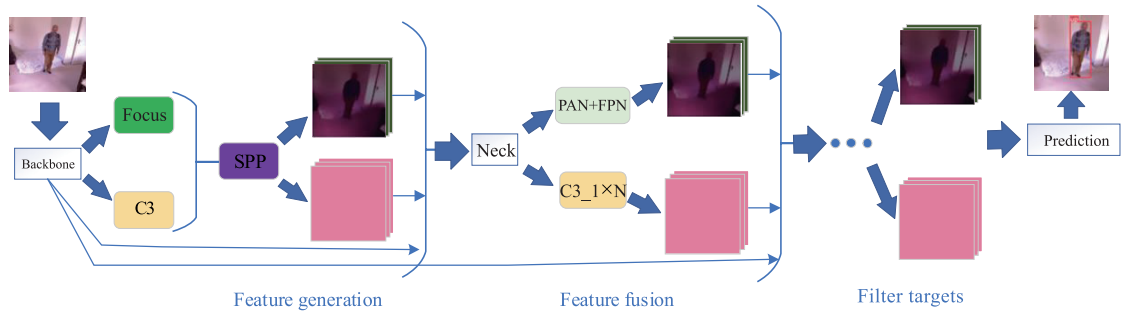


图 1 YOLOv5s 优化算法模型

Fig. 1 YOLOv5s optimization algorithm model

1.1 YOLOv5s 网络模型

YOLOv5s 的网络结构主要分为输入端、Backbone 主干网络、Neck 颈部层、Prediction 预测层 4 个部分。其中 Backbone 主干网络又包括 Focus,C3 和 SPP(spatial pyramid pooling)3 个模块<sup>[11]</sup>。Focus 模块实现了自我复制和切片操作,以减少计算量和加快特征提取的速度,它通过将输入图像分割成 4 个较小的图像块,并将它们连接在一起,形成了一个更深的特征图。在 C3 模块中,通过卷积、归一化和激活操作对输入图像进行处理,其中使用了 CSP(cross stage partial)残差结构来优化网络中的梯度信息,并减少推理的计算量,从而加快网络的计算速度<sup>[12]</sup>。CSP 结构将特征图分成 2 部分,其中一部分进行卷积操作,另一部分直接与卷积结果相加,以增强特征的表示能力。SPP 模块用于解决输入图像尺寸不统一的问题<sup>[13]</sup>,通过对输入特征图进行空间金字塔池化操作,将不同尺度的特征图转换为相同尺度的特征图,增强目标检测的能力。颈部层位于

主干网络和预测层之间,主要负责特征融合。YOLOv5s 使用了 PAN(path aggregation network)和 FPN(feature pyramid network)的结构来融合不同层次的特征图,这种融合方式有助于综合不同层次的特征信息,提高目标检测的精度和鲁棒性。预测层是 YOLOv5s 的最后一部分,它分别在网络的第 18 层、21 层和 24 层作为输出端进行预测,这些预测层会产生大量的预测框,并通过非极大值抑制(NMS)<sup>[14]</sup>筛选目标框。

1.2 YOLOv5s 网络模型的改进

复杂应用场景下,传统的 YOLOv5 模型易出现漏检和错检的问题,检测精度不高。在 YOLOv5s 模型的基础上,一方面在 Backbone 主干网络添加 RepVGGs 模块,以便增强目标特征提取能力,降低复杂背景的干扰;另一方面改进损失函数,实现对 High IoU(high intersection over union)目标高精度的回归。改进后的网络结构如图 2 所示。

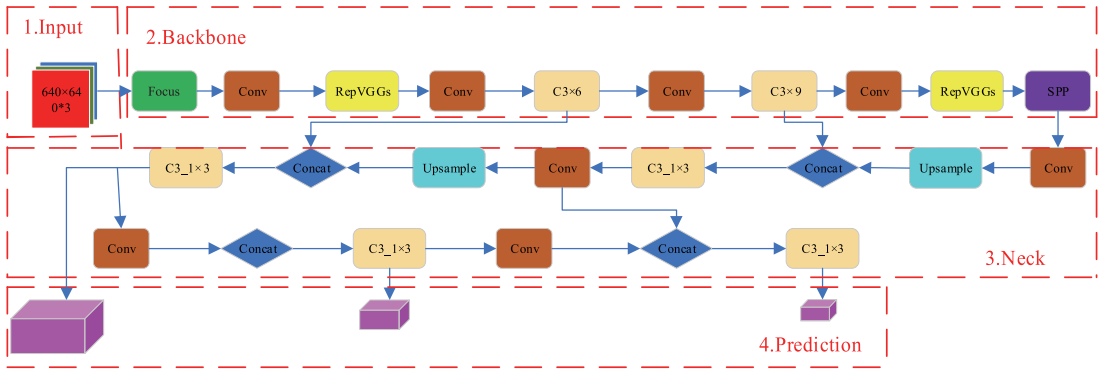


图 2 改进后的 YOLOv5s 网络结构

Fig. 2 Improved YOLOv5s network architecture

1.2.1 引入 RepVGGs 模块

RepVGGs<sup>[15]</sup>是一种简单而有效的卷积神经网络结构,RepVGG 模块如图 3 所示。它的主要特点是采用了重复使用的块结构,其中每块由一个或多个  $3\times3$  卷积层和 ReLU 激活函数组成。每个块与一个  $1\times1$  卷积层并行处理,用于调整通道数。通过这样的设计,RepVGG 块可以在保持较少参数的同时,提供更丰富的特征表示能力。RepVGG 还引入了一种与 ResNet<sup>[16]</sup>类似的设计思想,即引入 shortcut 连接。这些 shortcut 连接通过跳跃连接的方式,将输入直接连接到输出,能够捕获更丰富的特征。这种设计使得 RepVGG 可以在更深的层次上学习和利用信息,增强了模型的表示能力,特别适用于在 GPU 和专用推理芯片上进行高效的目标识别和分类任务。

RepVGG 采用的 ReLU 激活函数可能出现梯度消失的问题,导致在训练过程中无法进行有效的权重更新。因此提出的算法在 RepVGG 的基础上进行改进,使用 SiLU 激活函数代替 ReLU 函数,如图 4 所示。

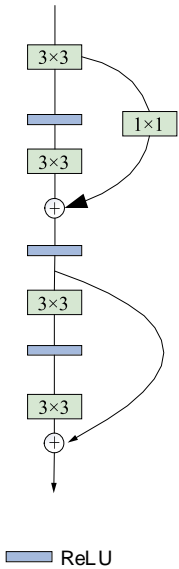


图 3 RepVGG 模块示意图  
Fig. 3 Schematic diagram of RepVGG module

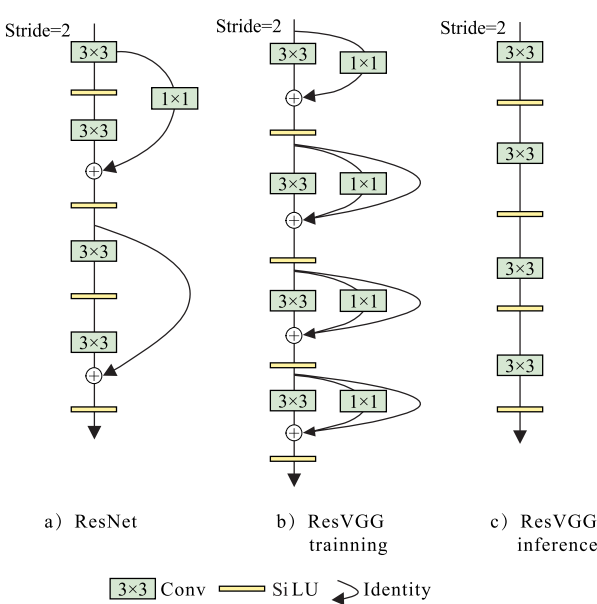


图 4 改进 RepVGG 模块示意图  
Fig. 4 Schematic diagram of improved RepVGG module

相较于传统的 ReLU 激活函数, SiLU 具有更加平滑的特性, 在整个输入范围内都具有连续的导数, 这有助于更好地传播梯度和提高模型的训练效果, 减轻梯度消失问题, 并且 SiLU 的平滑特性有助于更好地保留和融合特征信息, 提高了网络的表示能力和学习能力<sup>[17]</sup>。这种改进可以帮助模型更好地捕捉和利用特征之间的相关性, 从而提高目标检测的准确性和鲁棒性。

改进后的 RepVGG 模块结合了多分支模型训练的优势和单路模型推理的高效。在模型训练阶段, 多分支残差结构使得网络具有多条梯度流通过程, 从而提高训练的精度和速度, 实验结果表明, 精确率提高了 0.83%。

### 1.2.2 改进损失函数

损失函数是衡量模型预测结果准确性的一种方法。早期损失函数主要用于边界框回归, 然而随着目标检测方法的发展, 近年来更多地采用 IoU 作为定位损失。IoU 损失是一种衡量预测框与真实框重叠程度的指标。它通过计算预测框和真实框的交集面积与并集面积之比评估定位的准确性。当预测框与真实框不重叠时, IoU 损失梯度消失接近于 0, 无法提供足够的更新信号来调整模型的参数, 导致模型收敛减慢。由此也就激发了几种改进的基于 IoU 的损失函数, 为了解决当 IoU Loss 恒等于 0 时, 梯度恒为 0, 导致无法反向传播的问题, REZATOFI 等<sup>[18]</sup>提出了 GIoU Loss。ZHENG 等<sup>[19]</sup>认为衡量预测框的好坏应该考虑预测框与真实框的中心点距离以及长宽比之间的差异等因素, 于是提出了 DIoU 和 CIoU。然而它们都无法对 High IoU 的目标实现高精度的回归, 因此本文使用损失函数 Alpha IoU Loss<sup>[20]</sup>, 通过引入 power 变换, 将现有的基于 IoU 的损失函数(包括 GIoU, DIoU 和 CIoU)综合到一个新的 power IoU 损失函数中, 以实现更准确的边界框回归和目标检测效果。实验结果表明, 通过调整损失函数中的超参数  $\alpha$ , 可以有针对性地增加 High IoU 目标的损失和梯度, 从而提高边界框回归精度。

Alpha IoU Loss 的定义为

$$l_{\alpha-\text{IoU}} = \frac{1 - \text{IoU}^\alpha}{\alpha}, \quad \alpha > 0, \quad (1)$$

式中:  $\alpha$  是一个可调节参数, 当  $\alpha \rightarrow 0$  时,  $l_{\alpha-\text{IoU}} = -\log(\text{IoU})$ , 当  $\alpha \rightarrow \infty$  时,  $l_{\alpha-\text{IoU}} = 1 - \text{IoU}^\alpha$ 。

加入惩罚项时, 上述公式可以扩展到更加一般的形式:

$$l_{\alpha-\text{IoU}} = 1 - \text{IoU}^{\alpha_1} + p^{\alpha_2}(B, B^{\text{gt}}), \quad (2)$$

式中:  $\alpha - \text{IoU}$  可以通过压缩表示出 GIoU, DIoU, CIoU。实验结果表明, 参数  $\alpha$  ( $\alpha > 1$ ) 增加了 High IoU 目标的损失和梯度, 进而提高了 bbox 回归精度。为了提高 High IoU 目标的回归精度, 本文使用 Alpha IoU Loss 代替 CIoU Loss, 经过实验测试表明,  $\alpha$  参数为 3 取得的效果最好, 并且精确率较改进前提高了 0.56%。

### 1.3 基于 K-means++ 聚类算法的锚框优化

在训练时, YOLOv5s 采用 K-means 算法对 COCO 数据集进行聚类预处理并生成目标物体的锚框。K-means 算法虽然简单, 易于实现, 但在聚类之前需要自主选择初始化的  $k$  个样本作为初始聚类中心, 这些初始中心是需要人为确定的, 并且在实际应用过程中不同的初始聚类中心可能导致完全不同的聚类结果。当  $k$  值较小时, K-means 算法产生的锚框的值较大, 容易导致模型无法定位较小的目标; 当  $k$  值较大时, 运算量增大降低效率。

确定合适的锚框大小是实现高精度检测的前提, 由于 K-means 算法的初始化样本数量难以预见, 影响预测模型性能。因此, 采用 K-means++ 算法对所用数据集进行聚类优化, 以获取适合不同尺寸的目标物体的锚框。K-means++ 算法的聚类中心通过“轮盘法”生成, 轮盘法的基本思想是将一系列对象(通常是候选解或个体)与一个带权重的轮盘相联系, 其中每个对象的权重与其被选择的概率成正比, 可以克服 K-means 的不足, 更好地选择初始化聚类中心, 提高聚类的质量和稳定性。K-means++ 算法步骤如下。

1) 在数据点中随机选择一个中心点  $m_i$ 。

2) 使用欧式距离平方计算其余采样点  $x$  与中心点  $m_i$  的距离  $D(x)$ :

$$D(x) = \|x - m_i\|_2^2. \quad (3)$$

3) 分别计算每个采样点成为新聚类中心点的概率, 选取概率值最大的点成为新的聚类中心。

4) 重复步骤 2) 和步骤 3), 直到选出  $k$  个初始聚类中心点, 对于每个初始聚类中心点  $i \in \{1, 2, \dots, k\}$ , 定义最近点集  $M$  并更新  $M$  集的质心。

K-means++ 聚类优化算法对比实验结果, 如图 5 所示。图 5 a) 为 K-means 算法检测得到的目标物体





图 5 聚类对比结果图

Fig. 5 Cluster comparison result graph

的锚框,尺寸为[23,22,17,27,32,23],[39,71,77,51,60,114],[129,93,197,244,403,239],相对于目标对象偏大;图 5 b)为 K-means++ 算法检测得到的目标物体的锚框,尺寸为[8,24,10,45,14,34],[20,55,23,80,26,38],[38,68,59,112,98,198],锚框缩小,较为准确地框定目标对象。

2 实验设计

2.1 数据集

实验中使用的数据集分为 2 类,一类选取通用数据集 UR-Fall-Detection 和 Le2i Fall Detection Dataset 中的跌倒图像,共 3 500 多张图片;另一类为自建数据集,从网络收集跌倒图片进行创建,共 500 多张图片。图片分为 2 个子集:训练集和测试集,其中训练集占总数的 92%,测试集占总数的 8%,数据标注格式统一为 VOC 数据格式,标注了人体框的 3 个姿态:up(站立)、bending(弯腰,蹲下)和 down(躺下)。

2.2 评估标准与实验环境

实验训练环境和框架等具体配置如表 1 所示。实验使用 YOLOv5s 优化算法进行训练,训练迭代轮数 epochs=200,batchsize=4,输入图像大小为 640×640。为了客观评价提出网络模型的性能,使用精确率 (precision,P)、召回率(recall,R)、平均精度(average precision,AP)、平均精度均值(mAP),计算公式如下:

$$P = \frac{TP}{TP + FP}, \quad R = \frac{TP}{TP + FN}, \tag{4}$$

$$AP = \int_0^1 P dR, \quad mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i, \tag{5}$$

式中:TP(true positives)表示正确识别为正样本的正样本数量;FP(false positives)表示错误识别为正样本的负样本数量;FN(false negatives)表示错误识别为负样本的正样本数量;N 表示目标类别的数量;AP 表示 IoU 阈值为 0.5 情况下模型的检测性能,代表 P-R 曲线与坐标系围成的面积,AP 值越高,表明模型越准确地检测出目标;mAP 表示各类别 AP 的平均值,该值越高网络性能越好。

表 1 实验环境配置

Tab. 1 Experimental environment configuration

参 数	配 置
CPU	14 vCPU Intel(R) Xeon(R) Gold 6330 CPU @ 2.00 GHz
GPU	RTX 3090(24GB) 1
系统环境	Windows 10
解释器	Python 3.8
加速环境	Torch 1.7.0+CUDA 11.0

2.3 消融实验设计

为了更充分地分析所提的 K-means++ 聚类锚框、改进 RepVGG 模块、Alpha IoU Loss 对最终模型检测的贡献度,设计了 7 组消融实验,系统分析每个改进部分对最终跌倒检测算法的影响,从而更全面地评估优化算法的有效性和优势。

2.4 对比实验设计

为了验证所提方法的有效性和可靠性,本文将模型的检测结果与目前一些主流的深度学习算法——YOLOv3 算法、YOLOv4,YOLOv5s 和 CBAM-YOLOv5s 算法<sup>[21]</sup>进行对比分析。

3 结果分析

3.1 消融实验结果分析

实验结果如表 2 所示。由表 2 可知,基准模型 YOLOv5s 添加 RepVGGs 模块和 K-means++聚类后,精确率提升了 1.49%, $mAP_{0.5}$  值提升了 1.57%, $mAP_{(0.5\sim 0.95)}$  值提升了 1.27%;基准模型 YOLOv5s 添加 RepVGGs 模块和 Alpha IoU Loss 后,精确率提升了 1.02%, $mAP_{0.5}$  值提升了 1.17%, $mAP_{(0.5\sim 0.95)}$  值提升了 1.08%。相较于基准模型,本文算法精确率提升了 2.36%, $mAP_{0.5}$  值提升了 1.84%, $mAP_{(0.5\sim 0.95)}$  值提升了 4.68%。综上可知,提出的 3 种改进方式均能够提升模型的性能,同时与基准模型或者使用任一种以上模块的模型相比,使用本文所提出的完整模型性能最优,检测效果最好。

表 2 消融实验结果

Tab. 2 Ablation experiment result table

序号	实验配置及评价参数					
	K-means++	RepVGG	Alpha_IoU	P/%	$mAP_{0.5}/\%$	$mAP_{(0.5\sim 0.95)}/\%$
1	×	×	×	93.92	95.28	71.05
2	×	×	√	94.48	95.96	71.62
3	×	√	×	94.75	96.22	71.87
4	√	×	×	94.16	95.67	71.35
5	√	√	×	95.41	96.85	72.32
6	×	√	√	94.94	96.45	72.13
7	√	√	√	96.28	97.12	75.73

注:“√”表示此次使用本模块;“×”表示此次实验未使用本模块。

3.2 对比实验结果分析

对比结果如表 3 所示。由表 3 可知,所提 YOLOv5s 优化模型相较于其他模型检测效果最好。其中 P 比 YOLOv3,YOLOv4,YOLOv5 和 CBAM-YOLOv5s 分别提高了 8.75%,8.02%,2.96%和 1.12%;R 比 YOLOv3,YOLOv4,YOLOv5 和 CBAM-YOLOv5s 分别提高了 7.55%,7.31%,2.19%和 1.60%; $mAP_{0.5}$  比 YOLOv3,YOLOv4,YOLOv5 和 CBAM-YOLOv5s 分别提高了 8.07%,7.09%,1.84%和 0.70%; $mAP_{(0.5\sim 0.95)}$  比 YOLOv3,YOLOv4,YOLOv5 和 CBAM-YOLOv5s 分别提高了 7.26%,6.40%,4.68%和 3.15%,各项指标显著高于其他模型。优化算法的训练时长为 10.5 h,模型大小为 15.4 MB,由于引入新的网络模块,网络变得更深且参数更多,相较于 YOLOv5s 算法,训练时间和模型大小略微增加。

表 3 不同模型实验结果对比表

Tab. 3 Comparison table of experimental results of different models

网络模型	评价参数				
	P/%	R/%	$mAP_{0.5}/\%$	$mAP_{(0.5\sim 0.95)}/\%$	时长/h
YOLOv3	87.53	86.13	89.05	68.47	13.0
YOLOv4	88.26	86.37	90.03	69.33	12.8
YOLOv5s	93.32	91.49	95.28	71.05	10.0
CBAM-YOLOv5s	95.16	92.08	96.42	72.58	12.0
所提 YOLOv5s	96.28	93.68	97.12	75.73	10.5

3.3 应用场景实验结果分析

使用网上随机选取场景下老人跌倒情况的视频或者图片作为测试样本,分单目标和多目标 2 种情况测试检测算法的性能,检测结果分别如图 6 和图 7 所示。所提算法标注了人体框的 3 个姿态,其中跌倒



Fig. 6 Home scene model detection results



Fig. 7 Generic scenario model detection results

状态单目标和多目标的平均置信度为 92.2%, 明显优于其余 4 类算法的 80.4%, 84.5%, 88.2%, 90.5%。可见, 所提算法在不同场景下的检测性能均得到改善, 鲁棒性得到提升。

### 3.4 模型评估结果分析

最终的模型评估结果如图 8 所示。经过 200 轮(epoch)的模型训练,模型精确率达到 97%;整个训练过程中,R 和 mAP<sub>0.5</sub>持续提升,并逐渐接近于 100%。在 RTX 3090(24 GB)×1 上,识别速度达到 30 帧/s,能够较好地满足实时检测的要求。

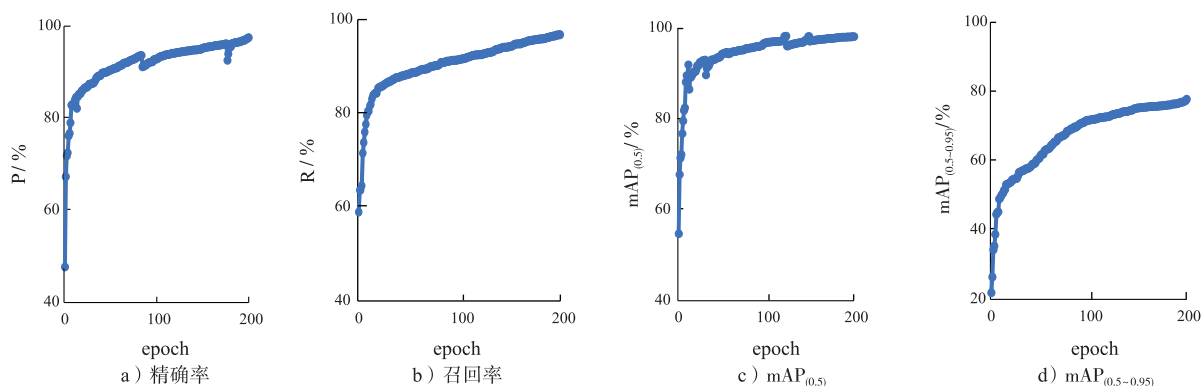


Fig. 8 Model evaluation results

所提 YOLOv5s 改进模型的 P-R 曲线如图 9 所示。通过 P-R 曲线,可以得出以下结论。在大部分情况下,绿色曲线(down)更接近坐标(1,1)的位置,相比于浅蓝色曲线(up)和黄色曲线(bending),绿色曲线表示的类别更具准确性。同时,深蓝色曲线表示的所有类别的 mAP 也高于 up 类别曲线和 bending 类别曲线,这表明改进后的 YOLOv5s 模型显著提升了检测准确性。图 10 为改进后的算法与其他 4 类算法在训练时的 mAP 对比。从图 10 可以清楚看出,改进后模型的检测精度优于其他 4 个模型,且有了显著的提升,取得了更好的检测效果。

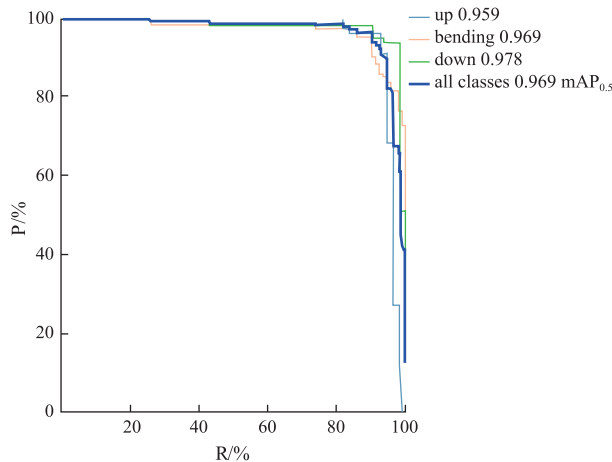


图 9 改进 YOLOv5s 算法的  
P-R 曲线

Fig. 9 Improved the P-R curve of YOLOv5s algorithm

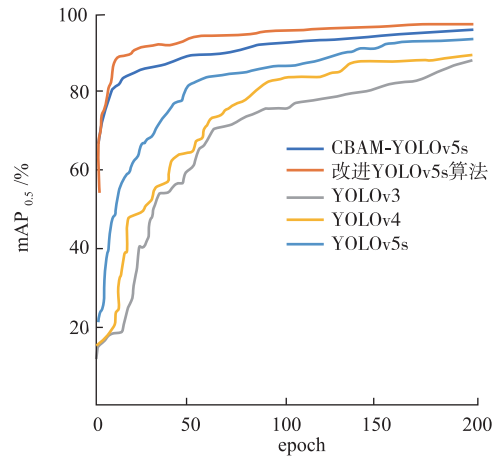


图 10 改进 YOLOv5s 与其他算法训练时  
mAP 对比图

Fig. 10 Comparison of mAP during training between the improved algorithm and other algorithms

## 4 结 语

为了改善 YOLOv5s 算法在人体跌倒检测方面仍存在实时性和准确性较差,不同场景易出现误判和漏检的情况,所提算法针对 YOLOv5s 在特征提取等部分存在的不足进行了改进,使用 K-means++ 算法对所用数据集进行聚类优化,改进损失函数,使得模型更关注于高质量的正样本信息,因此提升了检测精度和检测速度。结果表明,所提算法的准确率高 YOLOv5s 算法,能够满足现实中不同场景对老人跌倒行为的检测需求,可以应用于移动设备或者监控设备中,完成跌倒检测和报警工作。但所提算法在检测人物出现遮挡或者光线较暗情况下的检测效果还需进一步研究。今后将致力于提升算法对遮挡人物和光线情况下的鲁棒性研究,以便能够适用更加复杂的检测场景。

## 参考文献/References:

- [1] 吴延,王广玲,聂作婷,等. 2022 年版《世界指南:老年人跌倒的预防与管理》解读[J]. 中国全科医学, 2023, 26(10): 1159-1163.  
WU Yan, WANG Guangling, NIE Zuoting, et al. Interpretation of the 2022 world guidelines for falls prevention and management for older adults: A global initiative[J]. Chinese General Practice, 2023, 26(10): 1159-1163.
- [2] RUSK N. Deep learning[J]. Nature Methods, 2016, 13(1). DOI:10.1038/nmeth.3707.
- [3] 陈强. 基于深度学习的自动驾驶目标检测研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2020.  
CHEN Qiang. Research on Automatic Driving Object Detection Based on Deep Learning[D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2020.
- [4] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Santiago: IEEE, 2015: 1440-1448.
- [5] 谢晓方, 刘厚君, 张龙杰, 等. 融合轻量级 YOLOv4 与 KCF 算法的红外舰船目标识别[J]. 兵器装备工程学报, 2021, 42(6): 175-182.  
XIE Xiaofang, LIU Houjun, ZHANG Longjie, et al. Infrared ship target recognition fused with lightweight YOLOv4 and KCF algorithm [J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2021, 42(6): 175-182.
- [6] 汪宋, 费树岷. SSD(Single Shot MultiBox Detector)目标检测算法的研究与改进[J]. 工业控制计算机, 2019, 32(4): 103-105.  
WANG Song, FEI Shumin. Research and improvement of single shot MultiBox detector target detection algorithm[J]. Industrial Control Computer, 2019, 32(4): 103-105.
- [7] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas: IEEE, 2016: 779-788.
- [8] JOCHER G. YOLOv5[EB/OL]. [2022-07-01]. <https://github.com/ultralytics/yolov5>.
- [9] 黄全宇, 胡斌杰, 朱婷婷. 面向道路交通场景的轻量级目标检测方法[J]. 现代电子技术, 2022, 45(3): 88-95.  
HUANG Tongyu, HU Binjie, ZHU Tingting. Lightweight object detection method for road traffic scene[J]. Modern Electronics Technique, 2022, 45(3): 88-95.
- [10] LIPPMANN R. Book review: "Neural Networks, A Comprehensive Foundation", by Simon Haykin[J]. International Journal of Neural Systems, 1994, 5(4): 363-364.
- [11] HE Kaiming, ZHANG Xiangyu, REN Shaoqing, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J].



- IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9):1904-1916.
- [12] WANG C Y, LIAO H Y, WU Y H, et al. CSPNet: A new backbone that can enhance learning capability of CNN[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops(CVPRW). Seattle: IEEE, 2020:1571-1580.
- [13] 邓天民, 谭思奇, 蒲龙忠. 基于改进 YOLOv5s 的交通信号灯识别方法[J]. 计算机工程, 2022, 48(9):55-62.  
DENG Tianmin, TAN Siqi, PU Longzhong. Traffic light recognition method based on improved YOLOv5s[J]. Computer Engineering, 2022, 48(9):55-62.
- [14] NEUBECK A, VAN GOOL L. Efficient non-maximum suppression[C]//18th International Conference on Pattern Recognition(ICPR'06). Hong Kong: IEEE, 2006:850-855.
- [15] DING Xiaohan, ZHANG Xiangyu, MA Ningning, et al. RepVGG: Making VGG-style ConvNets great again[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). Nashville: IEEE, 2021:13728-13737.
- [16] HE Kaiming, ZHANG Xiangyu, REN Shaoqing, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas: IEEE, 2016:770-778.
- [17] 李小军, 邓月明, 陈正浩, 等. 改进 YOLOv5 的机场跑道异物目标检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(2):202-211.  
LI Xiaojun, DENG Yueming, CHEN Zhenghao, et al. Improved YOLOv5's foreign object debris detection algorithm for airport runways [J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(2):202-211.
- [18] REZATOFIGHI H, TSOI N, GWAK J, et al. Generalized intersection over union: A metric and a loss for bounding box regression[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). Long Beach: IEEE, 2019:658-666.
- [19] ZHENG Zhaohui, WANG Ping, LIU Wei, et al. Distance-IoU loss: Faster and better learning for bounding box regression[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020, 34(7):12993-13000.
- [20] HE Jiabo, ERFANI S M, MA Xingjun, et al. Alpha-IoU: A family of power intersection over union losses for bounding box regression [C]//35th Conference on Neural Information Processing Systems(NeurIPS 2021). Online: NeurIPS, 2021:1-13.
- [21] JIANG Tingyao, LI Cheng, YANG Ming, et al. An improved YOLOv5s algorithm for object detection with an attention mechanism[J]. Electronics, 2022, 11(16). DOI:10.3390/electronics11162494.