

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508282

基于改进 YOLOv8 室内老人跌倒检测算法研究*

刘韵婷 刘欣然 肖培宇 李福望 王晓艺

(沈阳理工大学自动化与电气工程学院 沈阳 110159)

摘要: 针对传统跌倒检测在遮挡及光照干扰下易误检、难以平衡轻量化和检测精度的问题,提出了一种基于改进 YOLOv8 的室内老人跌倒检测算法。首先,设计了将全维动态卷积融合骨干网络的 C2f 模块中以此在特征提取阶段具备自适应性,提升了模型的特征提取能力。在颈部网络采用 FasterNet 模块改进 C2f 模块,有效降低了计算成本;同时,在快速空间金字塔池化(SPPF)中融合大核可分离卷积注意力机制(LSKA),提高了目标检测的精确度,并在检测头前引入 SEAM(spatial-enhanced attention module)注意力机制,进一步增强了检测能力。对模型进行了对比实验、消融实验,并利用改进后的算法将检测结果转化为热度图进一步验证算法的有效性。实验结果表明,与原始 YOLOv8n 模型相比,改进后的算法平均精度均值(mAP) mAP@0.5 达到 91.0%,提升了 1.1%,参数量减少了 20.6%,浮点计算量减少了 42.7%,证明所提算法在室内老人跌倒检测任务中实现了检测精度与模型轻量化之间的有效平衡。

关键词: 跌倒检测; YOLOv8; ODCConv; FasterNet; LSKA; SEAM

中图分类号: TN98; TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4

Research on improved YOLOv8 algorithm for indoor elderly fall detection

Liu Yunting Liu Xinran Xiao Peiyu Li Fuwang Wang Xiaoyi

(School of Automation and Electrical Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang 110159, China)

Abstract: To address the limitations of traditional fall detection methods, which are prone to false detections under occlusion and illumination interference and struggle to balance lightweight design with detection accuracy, this paper proposes an improved YOLOv8-based algorithm for indoor elderly fall detection. Specifically, omni-dimensional dynamic convolution is integrated into the C2f module of the backbone network, enabling adaptive feature extraction and enhancing representational capability. In the neck network, the C2f module is further optimized with the FasterNet module to effectively reduce computational cost. In addition, a large selective kernel attention (LSKA) mechanism is embedded into the SPPF module to improve detection precision, while a spatial-enhanced attention module (SEAM) is introduced into the detection head to further strengthen discriminative ability. Comparative and ablation experiments were conducted, and the detection results were further visualized as heatmaps to validate the effectiveness of the proposed approach. Experimental results demonstrate that, compared with the baseline YOLOv8n model, the improved algorithm achieves an mAP@0.5 of 91.0% (an improvement of 1.1%), with a 20.6% reduction in parameters and a 42.7% decrease in GFLOPs, thereby confirming that the proposed method effectively balances detection accuracy and lightweight design in indoor elderly fall detection tasks.

Keywords: fall detection; YOLOv8; ODCConv; FasterNet; LSKA; SEAM

0 引言

随着人口老龄化加剧,跌倒已成为威胁老年人健康

与生命安全的主要因素之一,研究显示髌部骨折病例中多达 95%源于跌倒^[1]。跌倒不仅造成严重的骨骼损伤,还可能因救助不及时导致二次伤害甚至死亡。然而,现有的人工监测和穿戴式传感器方法存在依从性差、覆盖范

围有限等问题,难以满足大规模、实时监测的需求。基于目标检测技术^[2]的跌倒检测方法能够在无接触条件下实时识别跌倒并自动触发报警与救援,在医疗、家庭、养老机构及公共场所等场景均具备广泛应用价值,可有效降低伤害率并减轻家庭与社会负担^[3]。为了最大限度减少老年人跌倒造成的伤害及二次损伤,研究如何准确预测和及时检测跌倒行为具有重要的现实意义。在实现跌倒行为预测与判断的过程中,选择高效可靠的跌倒检测算法成为研究的核心问题^[4]。

现有跌倒检测方法,包括基于传感器和传统计算机视觉的算法。传统的检测方法依赖于加速度传感器、压力传感器等硬件设备^[5-6]。传感器跌倒检测依赖于可穿戴设备或室内固定安装的传感器^[7],用以监测老年人的身体状况及运动状态^[8-9]。徐甲栋等^[10]研发了一种可穿戴的实时跌倒检测装置,该装置基于微机电系统传感器技术,配备了 SIM900A 数据通信模块与传感器定位单元,通过运用欧拉角旋转矩阵算法,该装置能够融合角速度与加速度信息,实现对跌倒事件的有效判别。Abdullah 等^[11]提出通过采集手机内置加速度计的三维运动数据,结合深度学习算法进行分析处理,能够有效识别老年人跌倒事件。该方法通过区分跌倒和非跌倒活动,一旦发现跌倒受害者,系统会立即跟踪其位置并向护理人员发送警报,以便及时提供援助。综上,基于传感器的跌倒检测方法虽具备一定实时性与精度,但受限于设备依赖性、用户佩戴负担、部署与维护成本及隐私风险,难以实现大规模应用。

相比之下,计算机视觉跌倒检测技术主要利用深度学习模型对人体动作姿态进行实时分析,具有非接触、无佩戴负担的优势,可在不干扰用户日常活动的情况下实现连续监测。曹萌迪等^[12]提出了基于 YOLOv8 的跌倒检测算法。设计了 SC 模块并嵌入 C2f 模块,利用边缘检测算法来提取跌倒行为的边缘特征,提升了模型对于复杂场景和不同尺度目标的检测精度。但仍难以解决模型体积大的问题。郑凯东等^[13]在 YOLOv8n 模型的基础上引入多维协作注意力机制(MCA),并在 Neck 端上采样阶段及各 C2f 模块后添加 MCA,以增强局部特征交互能力。采用 Alpha-SIoU 损失函数为边界框提供更高精度的定位信息,加快模型收敛并提高检测效率。其改进后的模型较原始 YOLOv8 检测准确率大幅提升,但其参数量也随之大幅提升。徐慧英等^[14]基于 YOLOv8n 采用 SPD-Conv 保留完整通道信息,提升低分辨率与小目标检测性能,引入位置信息注意力机制增强人体目标定位能力,在特征提取中加入 LSKNet 动态调整感受野,该模型提升了复杂场景的感知精度,但参数量和计算量也随之增加。上述基于 YOLOv8 改进的算法在诸多公开数据集中表现出色。但目前研究跌倒检测算法大多针对目标的检测精

度进行改进,仍存在出现误检、难以实现轻量化和准确率两者平衡的情况,并且忽略了用户的隐私问题。

因此,本文针对现有跌倒检测方法在遮挡与光照干扰下误检率高、难以兼顾轻量化与准确率的问题,提出了一种改进的 YOLOv8n 室内老人跌倒检测模型。通过在骨干网络引入全维动态卷积(omni-dimensional dynamic convolution, ODConv)增强特征自适应性^[15],在颈部网络融合 FasterNet 模块^[16]降低计算成本,并在快速空间金字塔池化(spatial pyramid pooling-fast, SPPF)与检测头前端嵌入大核可分离注意力机制^[17](large selective kernel attention, LSKA)与 SEAM (spatial-enhanced attention module)^[18]提升关键特征捕捉能力,同时,结合检测结果生成热度图的方式,有效兼顾了隐私保护需求。实验结果表明,本文模型在复杂环境下显著降低误检,并在准确性与轻量化之间实现平衡,为养老院、居家卧室、浴室等敏感场景的跌倒检测提供了有力支持。

1 改进的 YOLOv8 算法

1.1 改进的 YOLOv8 网络结构

YOLO 作为目标检测单阶段经典模型^[19],由于其优异的运行速度和良好的精度被广泛应用于系统检测,并能够支持 GPU 设备以及边缘设备到云端的部署。而 YOLOv8 算法通过引入不同尺度的特征图并将其进行融合,能够更好地处理不同大小的目标。因此,本文选用 YOLOv8n 基础网络作为室内老人跌倒检测模型,改进后的算法网络结构如图 1 所示。

YOLOv8 算法的骨干网络(Backbone)部分中 C2f 模块借鉴了 YOLOv7^[20]算法中 ELAN 的设计理念,提升了算法特征融合能力。但 YOLOv8 算法中的 C2f 模块由于引入了 Bottleneck 结构,而在计算上存在冗余问题。为解决此问题并进一步提升算法的特征提取能力,本文采用了 ODConv 对骨干网络中 C2f 模块进行改进,使用 FasterNet 模块改进颈部网络中的 C2f 模块,最终高效提取了图像特征,优化了卷积核的 4 个维度以增强特征提取能力,同时降低了计算的复杂度。SPPF 模块实现了将局部和全局的特征信息融合,然而,在处理遮挡目标时,SPPF 模块会过度关注图像的局部信息,进而造成全局信息的部分缺失,而影响检测的准确率,因此,将 SPPF 与 LSKA 注意力机制结合,从而增强模型的多尺度特征提取能力和检测精度。

检测头(detect)部分采用的是最新的解耦头架构,显著提升了在复杂场景中的定位精度和分类准确性。但在处理图像过程中,仍然会造成上下文信息丢失,导致信息的完整性和准确性受到影响。因此,在检测头中引入 SEAM 注意力机制,以提升检测头对难以识别的目标检

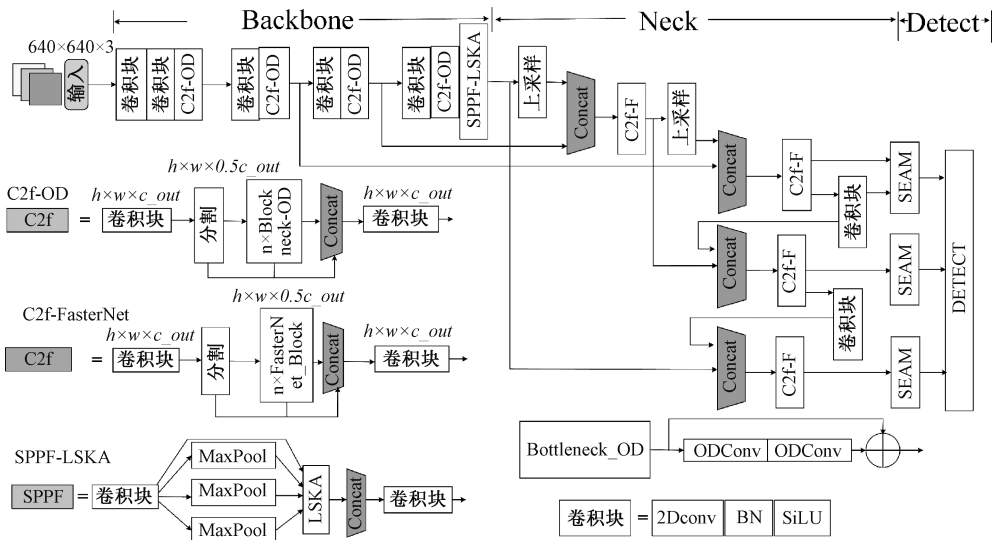


图 1 改进的 YOLOv8 目标检测算法

Fig. 1 Improved YOLOv8 target detection algorithm

测能力,从而输出多尺度的特征图。

1.2 C2f-ODConv 模块

传统的卷积操作仅采用单一的注意力机制,其对老人跌倒时特征提取能力相对固定,而老年人跌倒时具有加速度会突然增大而起身时动作相对缓慢等特殊特性,因此无法完全适应输入数据的动态变化。全维动态卷积则通过引入动态注意力机制,并将动态卷积扩展至多个维度,从而增强对动态特征提取能力,使得 ODConv 在处理复杂或变化多样的输入数据时更具优势。实现了更灵活、更自适应的特征提取。ODConv 模块定义如下:

$$Y = (\alpha_{w_1} \odot \alpha_{f_1} \odot \alpha_{c_1} \odot \alpha_{s_1} \odot W_1 + \dots + \alpha_{w_n} \odot \alpha_{f_n} \odot \alpha_{c_n} \odot \alpha_{s_n} \odot W_n) \cdot X \quad (1)$$

式中: $X \in R^{h \times w \times c_{in}}$ 和 $Y \in R^{h \times w \times c_{out}}$ 分别表示输入特征和输出特征; W_i 表示由 c_{out} 个滤波器组成的第 i 个卷积核; $W_i^m \in R^{k \times k \times c_{in}}$, $m = 1, \dots, c_{out}$ 表示第 i 个卷积核的第 m 个滤波器; \odot 表示在核空间中进行的乘法运算; $\alpha_{s_i} \in R^{k \times k}$ 表示在 $k \times k$ 空间位置中为卷积参数分配的不同的注意力权重; $\alpha_{c_i} \in R^{c_{in}}$ 表示每个卷积滤波器的 c_{in} 个通道分配不同的注意力权重; $\alpha_{f_i} \in R^{c_{out}}$ 表示为 c_{out} 个卷积滤波器分配不同的注意力权重; α_{w_i} 表示用于加权 W_i 的权重。全维动态卷积通过位置、通道、过滤器和卷积核权重依次乘以卷积核 W_i 。ODConv 计算过程如图 2 所示。

由于 ODConv 模块展现出的卓越性能,本研究将其整合至骨干网络的 C2f 模块中,以增强模型对老人跌倒时的特征提取能力。改进后的模块被命名为 C2f-ODConv。C2f-ODConv 模块由两个卷积层以及 n 个 Bottleneck-ODConv 模块组成。Bottleneck-ODConv 模块将

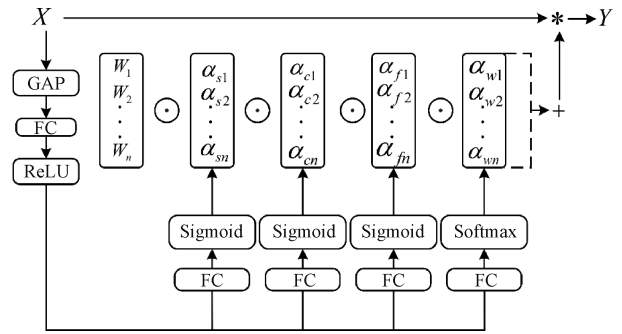


图 2 ODConv 计算流程

Fig. 2 ODConv computation process

传统的瓶颈层 (bottleneck) 模块中的标准卷积替换为 ODConv 模块。这种设计不仅保持了残差网络的基本结构,还进一步增强了性能。C2f-ODConv 模块既继承了 C2f 模块可以获得丰富梯度流信息的优势,又得益于 ODConv 模块在核空间 4 个维度上的并行学习,可以有效地关注不同的卷积核特性。C2f-ODConv 模块通过采用卷积核空间的 4 个维度增强了对老人跌倒时的特征提取能力,从而提升了算法的检测精度。

1.3 SPPF-LSKA 模块

在室内老人跌倒检测中,复杂的室内环境可能导致跌倒行为难以被准确捕捉。SPPF 模块通过优化特征融合和数据处理流程,有效增强了模型在复杂场景下的检测能力。然而,在处理光线条件较差或目标被遮挡的情况下,该模块会过多地关注于图像的局部信息,造成部分全局信息缺失。LSKA 是对大核注意力 (LKA) 的一种改进的可分离版本,该模块将二维深度卷积层的卷积核分

解为级联的水平垂直一维卷积核,实现了对大卷积核的直接使用,为模型在高分辨率图像或大规模数据集上的训练提供了可能,从而增强模型的全局感知能力。

LSKA 的输出公式如下:

$$\bar{Z}^C = \sum_{H,W} W_{(2d-1) \times (2d-1)}^C * F^C \quad (2)$$

$$Z^C = \sum_{H,W} W_{(k/d) \times (k/d)}^C * \bar{Z}^C \quad (3)$$

$$A^C = W_{1 \times 1} * Z^C \quad (4)$$

$$\bar{F}^C = A^C \times F^C \quad (5)$$

式中: * 表示卷积操作; d 表示膨胀率; Z^C 表示卷积核大小为 $(k/d) \times (k/d)$ 的深度膨胀卷积的输出; \bar{Z}^C 表示卷积核大小为 $(2d-1) \times (2d-1)$ 的深度卷积的输出; A^C 表示注意力图; \bar{F}^C 表示 LSKA 的输出。

因此,本文在 SPPF 模块中整合了 LSKA 注意力机制,形成了改进的 SPPF-LSKA 结构。这一改进有效提升了网络的特征提取能力,进而显著改善了目标检测模型的性能表现。

1.4 C2f-FasterNet 模块

为实现跌倒后及时警报,本文在模型设计中降低了计算复杂度。FasterNet 模块通过部分卷积(PCConv)在保持特征表达能力的同时减少计算量。PCConv 对输入维度为 $h \times w \times c$ 的特征图,使用滤波器对维度为 $h \times w \times c_p$ 的通道提取特征。标准卷积和部分卷积的浮点计算量(FLOPS)公式如下:

$$FLOPS_a = h \times w \times k^2 \times c^2 \quad (6)$$

$$FLOPS_b = h \times w \times k^2 \times c_p^2 \quad (7)$$

延迟(latency)计算公式如式(8)所示:

$$Latency = \frac{FLOPS_a}{FLOPS_b} = \frac{c^2}{c_p^2} \quad (8)$$

部分卷积的计算量公式如下:

$$h \times w \times 2c_p + k^2 \times c_p^2 \approx h \times w \times 2c \quad (9)$$

$$h \times w \times 2c + k^2 \times c^2 \approx h \times w \times 2c_p \quad (10)$$

式中: h 和 w 表示输入特征图的高度和宽度; c 表示总输入通道数; c_p 表示部分输入通道数; k 表示卷积核的尺寸。

逐点卷积(PWConv)与 PCConv 结合组成了 FasterNet 模块可以充分有效地利用来自所有通道的信息,整体呈现为一种倒残差结构。这种方式减少了计算冗余,并降低了内存访问的需求。FasterNet 结构如图 3 所示。

因此,为降低模型计算复杂度,将颈部网络 C2f 中的 Bottleneck 模块替换为 FasterNet 模块,显著减少了模型的计算负担。

1.5 SEAM 注意力机制

老人跌倒后易受到多部位的伤害,为增强检测头对跌倒相关人体特征的判别能力,在其前端引入 SEAM 注

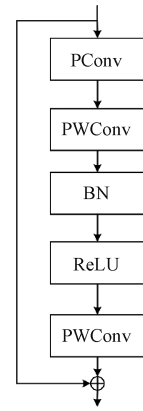


图 3 FasterNet 结构

Fig. 3 Diagram of the FasterNet structure

意力机制,通过融合空间与通道的多尺度特征增强策略,抑制复杂背景干扰,从而有效提升老人跌倒检测的准确性与鲁棒性,减少误检情况。SEAM 注意力机制的核心思想在于利用自监督和等变正则化(ER)^[20]技术来改进类激活图(CAM)^[21]的质量,从而提升分割性能。SEAM 模块结构如图 4 所示。图片输入后通过卷积进行特征提取后生成 CAM,再经过像素相关模块(PCM)^[22]对其进行细化后生成更加精确的检测图。

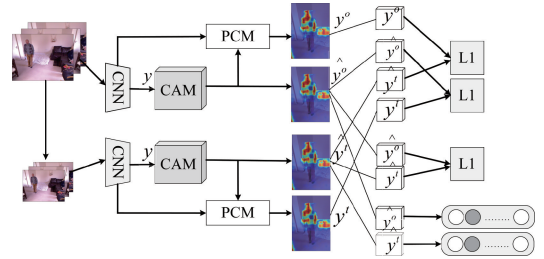


图 4 SEAM 网络结构

Fig. 4 SEAM network architecture

等变正则化是指在进行数据增强时会用到各种仿射变换。在全监督的情况下,由于会同时给 ground truth 做数据增强^[23],因此隐式的给网络加上了等变化的约束,使得其在各种尺度下的分割都保持一定的一致性。等正则化公式如下:

$$R_{ER} = \| F(A(I)) - A(F(I)) \|_1 \quad (11)$$

式中: $F(\cdot)$ 表示网络; $A(\cdot)$ 表示任何空间仿射变换。

通过对输入图像进行多种仿射变换,SEAM 利用共享权重的孪生网络生成不同变换下的 CAM,并引入等变正则化损失来确保 CAM 之间的一致性,从而提供自监督信息。

PCM 架构^[24]的核心在于自我注意机制,该机制在等变正则化的指导下进行了特定的调整与优化。采用 ReLU 激活函数对相似性特征进行非线性变换,ReLU 函

数能够将输入的非线性关系映射到一个线性输出,同时对于负输入则输出为零。这种特性使得 ReLU 函数在训练深层网络时表现出良好的性能,通过其非线性变换可以有效提高模型的性能和泛化能力。

最终,通过将原始 CAM 与标准化后的相似性进行加权求和而得到生成的 CAM。其评估公式如下:

$$y_i = \frac{1}{C(x_i)} \sum_{x_j} ReLU \left(\frac{\theta(x_i)^T \theta(x_j)}{\|\theta(x_i)\| \cdot \|\theta(x_j)\|} \right) \hat{y}_j \quad (12)$$

式中: x_i, x_j 表示输入特征向量,其中 i 和 j 分别表示不同的像素或特征点; $\theta(\cdot)$ 表示嵌入函数; $ReLU(\cdot)$ 表示 ReLU 激活函数,用于对相似性得分进行非线性变换; \hat{y}_j 表示原始 CAM 对应的像素值; y_i 表示最终的 CAM。

因此,在检测头前嵌入 SEAM 自我监督的等变量注意机制,能够更好地融合不同尺度的上下文信息,从而高效提高网络预测的准确性。

2 实验结果分析与评价

2.1 数据集

本文采用公开的 URFD (UR fall detection dataset) 数据集^[25]、MCF (multiple cameras fall) 数据集^[26]和 FDD (fall detection dataset) 跌倒检测数据集^[27]融合后制作的 UMFD 跌倒数据集。URFD 数据集包括 30 条跌倒事件与 40 条日常活动的视频。MCF 数据集是涵盖 24 种跌倒情景的视频片段。FDD 数据集基于 Kinect 摄像头采集的视觉数据集,包含图像来自 5 个房间场景、8 个采集角度。

结合老年人跌倒具有加速度突然增大、身体姿态剧烈变化及跌倒后运动轨迹突然停止等特征,从上述 3 种跌倒数据集构建用于跌倒检测的复合 UMFD 数据集。UMFD 数据集中共包含 5 635 张图片,分为站立 (up)、下蹲 (bending) 和跌倒 (down)。为增强其泛化性,每个图片人体框区域分别按照外扩 1.0、1.1 和 1.2 倍裁剪为 3 张图片,将其按照 8:2 的比例分为训练数据集和测试数据集。数据集部分示例如图 5 所示。



图 5 数据集示例

Fig.5 Example of a dataset

2.2 实验配置

实验在 Windows 10 Professional 环境下进行,使用 12th Generation Intel Core i9-12900K 处理器与 NVIDIA RTX 3090 Ti GPU (32 GB 显存)。编程语言为 Python3.10,深度学习框架为 PyTorch2.1.1,并利用 CUDA12.0 进行 GPU 并行计算。训练参数设置为批量大小 16,训练轮数 300,初始学习率 0.01,采用余弦退火学习率衰减和权重衰减 1×10^{-2} 。该配置在控制显存占用的同时稳定梯度估计,有助于提升模型泛化能力。

2.3 评价标准

本文采用参数量 (Params)、浮点计算量、准确率 (precision, P)、召回率 (recall, R)、平均精度均值 (mean average precision, mAP) 作为评价指标。P、R、mAP 的定义计算公式如下:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (13)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (14)$$

$$mAP = \frac{\sum_{i=1}^k AP}{k} \quad (15)$$

式中: TP 表示被正确检测为跌倒的实例; FP 表示被错误检测为跌倒的实例; TN 表示被正确检测为非跌倒的实例; FN 表示被错误检测为非跌倒的实例; k 表示不同类别的总数。

2.4 实验结果

1) 对比实验

为验证 YOLOv8 基础模型相较于 YOLO 系列其他基础模型的优势性及本文改进模型在老人跌倒检测任务方面性能的优越性。本文分别将 YOLOv5s、YOLOv6n、YOLOv9t、YOLOv10n、YOLOv8n 以及文献 [28-29] 在复合 UMFD 数据集进行对比实验。由于本研究实验数据集与文献 [28-29] 论文中所采用的数据集不一致,因此对比结果仅作为性能对比的参考指标,而非严格意义上的直接对比。在此背景下,所有实验均在统一的实验环境下进行。实验结果如表 1 所示。

分析表 1 结果可知, YOLOv5s、YOLOv6n、YOLOv8n、YOLOv9t 及 YOLOv10n 检测模型在跌倒检测任务中均表现出一定的优势。其中, YOLOv5s 在所有动作准确率上达到 90.6%,但其参数量和计算量分别为 9.11×10^6 与 23.8 GFLOPs,模型复杂度过高,不利于实际部署。YOLOv6n 与 YOLOv9t 虽在复杂度上有所下降,但在整体精度上存在一定不足。而 YOLOv8n 在保持较高准确率的同时,其参数量与浮点计算量均显著低于 YOLOv5s 和 YOLOv6n,实现了检测精度与计算复杂度之间的较好平衡。因此, YOLOv8n 被选作本文的基础模型,以在保证

模型精度的同时兼顾实时性与资源消耗。改进后的算法在整体准确率上达到 91.0%，较 YOLOv8n 提升 1.1%，其中在跌倒类别上提升了 2.7%。同时，本文算法在保持较高精度的情况下，参数量和浮点计算量分别降至 2.78×10^6 与 5.1 GFLOPs，较 YOLOv8n 减少 21% 和 43%。文

献[28]在跌倒类别的准确率相较于原始 YOLOv8n 提升了 0.9%，参数量和浮点计算量分别降低了 4.5% 和 25.5%。文献[29]参数量相较于原始 YOLOv8n 参数量降低了 13.4%。但本文算法不仅在准确率方面优于文献[28-29]，且在降低计算复杂度方面也表现出明显优势。

表 1 模型对比实验结果

Table 1 Comparative experiments of different algorithms

网络模型	准确率/%				参数量/ $(\times 10^6)$	计算量/GFLOPs
	站立	下蹲	摔倒	所有动作		
YOLOv5s	94.5	90.6	86.8	90.6	9.11	23.8
YOLOv6n	94.3	90.5	86.7	90.5	4.23	11.8
YOLOv8n	94.3	90.8	84.8	89.9	3.50	8.9
YOLOv9t	93.7	88.3	85.7	89.3	1.97	7.6
YOLOv10n	93.7	88.9	86.8	89.8	2.26	6.5
文献[28]	94.0	88.6	85.7	89.4	3.34	6.6
文献[29]	92.9	87.8	83.2	88.0	3.03	20.0
本文	94.8	90.6	87.5	91.0	2.78	5.1

综上，本文改进的算法在精度、参数量和计算量方面都较优于其他网络效果更好，说明本文提出的改进的 YOLOv8n 算法在老人跌倒检测任务中具有优越性。

由于骨干的 C2f 模块在特征提取阶段对检测性能影

响较大。因此针对骨干的 C2f 模块分别尝试了多种改进方案。将本文骨干 C2f 改进方法与其他优秀的骨干 C2f 改进算法进行对比试验，所有实验均在 UMGD 跌倒检测数据集以及统一的实验环境下进行，实验结果如表 2 所示。

表 2 C2f 模块改进方案的对比试验

Table 2 Comparison test of improvement schemes for the C2f module

网络模型	准确率/%				参数量/ $(\times 10^6)$	计算量/GFLOPs
	站立	下蹲	跌倒	所有动作		
YOLOv8n (baseline)	94.3	90.8	84.8	89.9	3.50	8.9
YOLOv8-C2f-RVB ^[30]	96.1	93.0	78.9	89.3	2.28	6.3
YOLOv8-C2f-DRB ^[31]	93.8	89.7	84.7	89.4	2.78	5.2
YOLOv8-C2f-DynamicConv ^[32]	95.1	91.5	85.7	90.8	4.42	6.9
YOLOv8-C2f-ODConv ^[33]	94.9	89.9	85.1	90.0	2.84	7.9

由表 2 可知，不同模块改进 C2f 在精度提升与计算量方面存在差异。在骨干 C2f 中使用 DynamicConv 改进时虽然其 mAP_{0.5} 提升了 0.9%，但其参数量增加了 26.4%。而本文提出的 ODConv 改进骨干 C2f 模块较基础算法的 mAP_{0.5} 小幅度提升，参数量降低了 18.9%，浮点计算量减少了 11.2%；证明提出的 ODConv 改进骨干 C2f 模块的方法在提升检测精度的同时还可以降低参数量和计算复杂度，因此综合考虑本文最终选用的 ODConv 改进骨干的 C2f 模块。

2) 消融实验

为验证各改进模块的优化效果，基于基础的

YOLOv8n 算法，本文采用提出的 4 种改进方法分别为 ODConv、FasterNet Block、SEAM 注意力机制和 LSKA 注意力机制进行消融实验，其消融实验结果性能对比结果如表 3 所示。

分析表 3 可知，本文提出的 4 种改进方法对 YOLOv8n 算法的性能都产生了积极的影响。本文集成 4 种改进方法经过 300 轮迭代训练，在 UMGD 跌倒检测数据集上 mAP@0.5 高达 91.0%，浮点计算量减少了 42.7%，参数量减少了 20.5%。表明改进后的模型在保证高检测精度的前提下显著降低计算复杂度和模型体积。

表 3 不同模块设计的消融实验

Table 3 Ablation experiment of different module designs

序号	ODConv	FasterNet	LSKA	SEAM	准确率/%	召回率/%	mAP@0.5/%	参数量/($\times 10^6$)	计算量/GFLOPs
1	×	×	×	×	99.9	97.0	89.9	3.50	8.9
2	√	×	×	×	94.9	89.9	90.0	2.84	7.9
3	×	√	×	×	77.4	78.5	82.1	3.04	6.7
3	×	×	√	×	87.6	81.4	89.9	3.28	8.1
4	×	×	×	√	85.6	83.4	90.1	2.81	7.0
5	√	×	√	×	87.4	83.6	89.8	3.31	6.9
6	√	×	×	√	86.6	81.4	89.5	2.85	5.6
7	√	√	×	√	76.2	90.0	89.9	2.69	6.0
8	√	√	√	√	96.1	97.0	91.0	2.78	5.1
							(↑ 1.1)	(↓0.72)	(↓ 3.8)



图 6 正常视角下检测效果对比

Fig. 6 Comparison of detection effects under normal lighting and low-light conditions

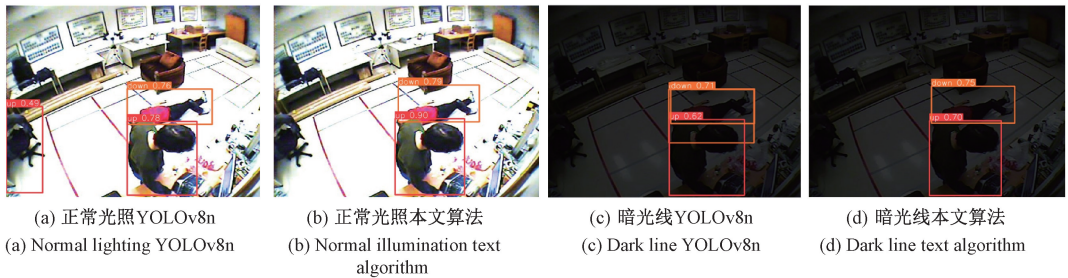


图 7 遮挡视角下检测效果对比

Fig. 7 Comparison diagram of detection effectiveness under obstructed view

3) 检测效果分析

为验证所提算法的有效性,本文在室内老年人跌倒的场景下进行了对比实验,将改进算法与基础算法进行了性能对比分析。对于室内正常光照、暗光线以及遮挡视角条件下,检测效果如图 6 和 7 所示。

由检测效果可知,在正常光照条件下,传统 YOLOv8 算法检测结果为 90%,而本文算法检测结果为 92%。YOLOv8n 算法在暗光线环境下检测出的置信度为 66%,改进后的算法置信度高达 89%;在视角部分遮挡正常光照环境下,YOLOv8n 算法存在误检的情况,而本文提出的改进的 YOLOv8 算法则优化了误检的问题。视角部分

遮挡暗光线环境下,本文算法的置信度均有所提升。结果证明,本文算法在检测精度和鲁棒性方面均展现出显著优势。

为了证明本文所提算法在实际应用的有效性,利用本文算法将数据集中部分图片转化为热度图,并且与原始图片检测结果进行对比。热度图中颜色越红则表示数值越高,颜色越蓝代表数值越低。检测结果如图 8 所示,可以看出转化为热度图后的图像中红色光影部分为人物部分,说明可以较准确的检测到人物,且通过检测框可判断人体行为状态。后续可用于卫生间、浴室等敏感场所。

结果明确显示,改进的 YOLOv8 算法能够在不同光



(a) 本文算法检测效果
(a) The detection effectiveness of the algorithm described in this paper

(b) 本文算法转化为热度图效果
(b) Transforming the algorithm in this section into a heatmap effect

图 8 本文算法热度图检测对比

Fig. 8 Comparison of heat map detection effects using the algorithm proposed in this paper

线以及遮挡环境下精确辨识跌倒和正常行为,并准确框定目标区域。并且转化为热度图后也有较好的检测效果。

4) 模型评估结果分析

图 9 所示为本文选用的基础网络和本文算法的混淆矩阵,纵轴表示预测值,横轴表示真实值,标签依次表示站立、蹲坐和跌倒。从图 9 可见,相较于原始网络本文所提出的算法识别仅有少数跌倒样本被误判为蹲坐动作,站立状态混淆情况减少。

图 10 所示为本文对比实验中各算法的 P-R 曲线。圆、三角、方块标记曲线分别代表站立状态,下蹲状态、跌倒状态的 mAP@0.5 值。本文所提出的改进的 YOLOv8n 算法中跌倒状态 mAP@0.5 达到了 94.8%, 站立状态 mAP@0.5 达到了 91.0%。证明改进后的 YOLOv8 算法提升了整体检测的准确性。

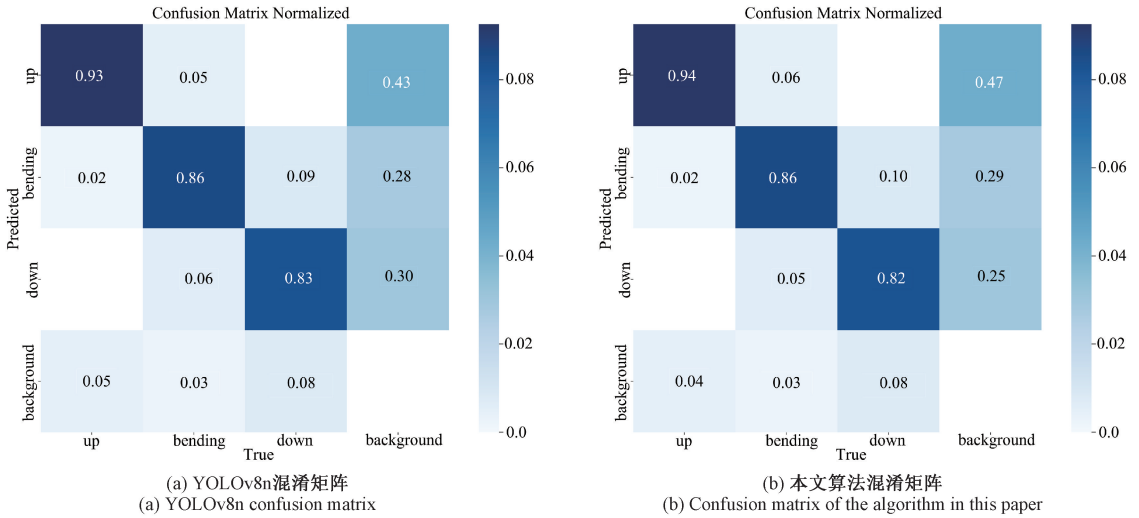
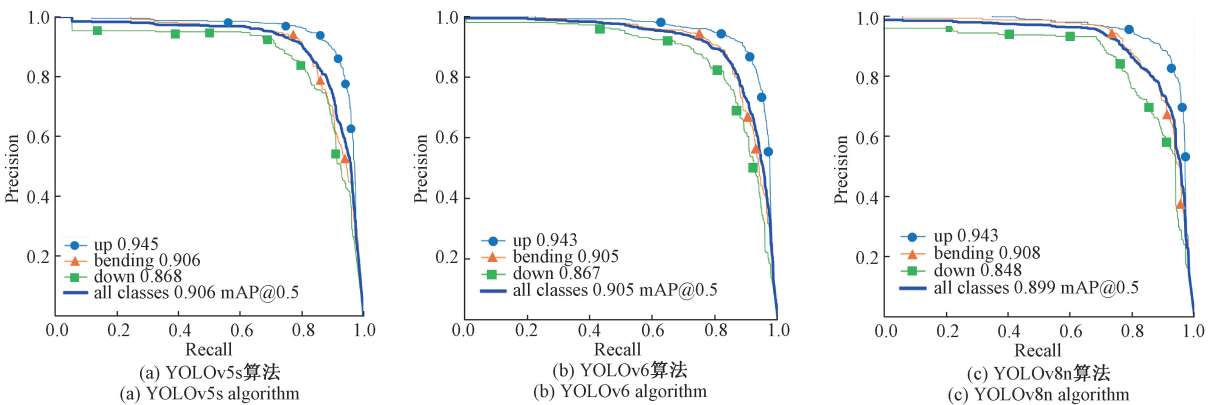


图 9 不同模型的混淆矩阵

Fig. 9 Confusion matrix of different models on the test set



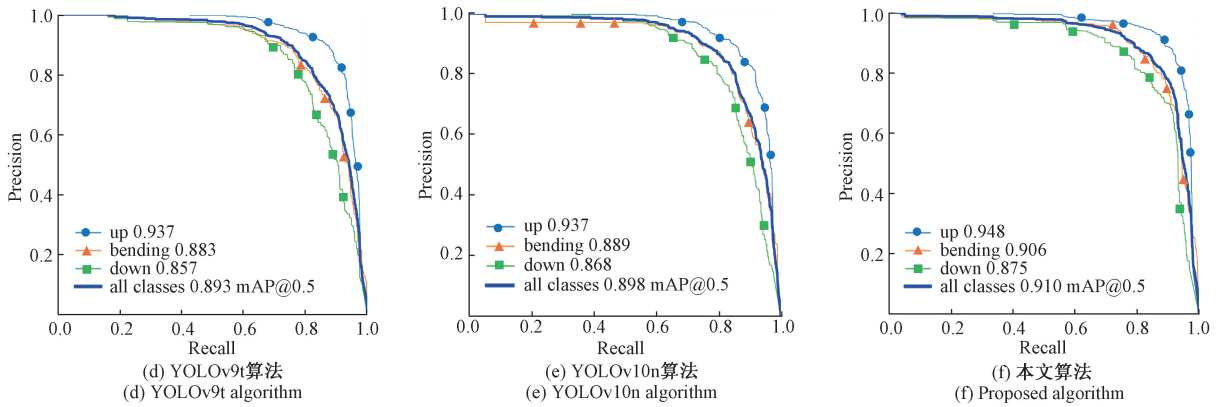


图 10 各算法跌倒检测的 P-R 曲线

Fig. 10 Precision-recall curves for fall detection by various algorithms

3 结论

本文针对室内老人跌倒检测中因遮挡与光照变化导致的精度低、误检率高及计算复杂度大的问题,提出了一种改进 YOLOv8n 的算法;在骨干网络引入 C2f-OD 提升特征提取能力,颈部采用 FasterNet 降低计算成本,SPPF 中融合 LSKA 注意力增强精度,并在检测头加入 SEAM 注意力提升检测性能。实验结果表明,该方法在保证轻量化的同时有效提高了检测精度,误检更少,并可检测结果转化为热度图以兼顾隐私保护,适用于养老院、卧室、浴室等敏感场景。

然而,该模型主要针对室内环境,尚未在公共场所的密集行人场景下验证实时性与精度的平衡。未来研究可通过引入高效注意力机制、时空特征建模及大规模多样化训练数据来提升模型的实时性与泛化能力。

参考文献

- [1] 任晶秋,蒋杨,张光华. AHRS 的老人跌倒检测算法[J]. 电子测量与仪器学报,2020,34(12):190-196.
REN J Q, JIANG Y, ZHANG G H. Fall detection algorithm for elderly using AHRS [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(12): 190-196.
- [2] 徐印赞,江明,李云飞,等. 基于改进 YOLO 及 NMS 的水果目标检测[J]. 电子测量与仪器学报,2022,36(4):114-123.
XU Y Y, JIANG M, LI Y F, et al. Fruit object detection based on improved YOLO and NMS [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(4): 114-123.
- [3] 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. Improved indoor pedestrian fall detection algorithm FDW-YOLO based on YOLOv8 [J]. Computer Engineering and Science, 2024, 46(8): 1455-1465.
- [4] SHIN J, MIAH M S A, EGAWA R, et al. Fall recognition using a three stream spatio temporal GCN model with adaptive feature aggregation [J]. Scientific Reports, 2025,15(1): 10635-10635.
- [5] 赵东辉,王威,张紫涵,等. 基于多模态步行意图识别的助行机器人柔顺控制[J]. 仪器仪表学报,2022,43(2):205-215.
ZHAO D H, WANG W, ZHANG Z H, et al. Adaptive control of assistive robots based on multimodal walking intention recognition [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(2): 205-215.
- [6] 石静宇,何秋生,曹京威. 一种低照度下行人关键点的轻量化检测算法[J/OL]. 控制工程,1-8[2024-10-08].
SHI J Y, HE Q SH, CAO J W. A lightweight detection algorithm for pedestrian key points under low illumination conditions [J/OL]. Control Engineering, 1-8 [2024-10-08].
- [7] 刘瑞佳,周怡. 基于多传感器融合的跌倒检测研究综述[J]. 现代计算机,2020(34):55-58,82.
LIU R J, ZHOU Y. Review of fall detection based on multi-sensor fusion [J]. Modern Computer, 2020 (34): 55-58,82.
- [8] IBRAHIM A, CHACCOUR K, BADR G, et al. Fall detection algorithm using body angle for accurate classification of falls and ADLs[C]. 2021 International

- Conference on e-Health and Bioengineering (EHB), 2021:1-4.
- [9] 程世通,张李辉,楚遵恒,等. 基于视觉识别和多传感器的跌倒检测系统设计[J]. 传感器与微系统,2024,43(8):91-94.
- CHENG SH T, ZHANG L H, CHU Z H, et al. Design of a fall detection system based on visual recognition and multi-sensor technology [J]. Sensors and Microsystems, 2024, 43(8) : 91-94.
- [10] 徐甲栋,陈强,徐一雄,等. 基于 MEMS 传感器的实时跌倒检测系统设计[J]. 传感器与微系统,2022,41(7):77-80.
- XU J D, CHEN Q, XU Y X, et al. Design of real-time fall detection system based on MEMS sensors [J]. Sensors and Microsystems, 2022, 41(7) : 77-80.
- [11] ABDULLAH C S, KAWSER M, OPU M T I, et al. Human fall detection using built-in smartphone accelerometer[C]. 2020 IEEE International Women in Engineering (WIE) Conference on Electrical and Computer Engineering (WIECON-ECE), 2020: 372-375.
- [12] 曹萌迪,杨梦凡,王留毅,等. 基于改进YOLOv8的复杂场景跌倒检测算法[J]. 现代信息科技,2025,9(5):66-71.
- CAO M D, YANG M F, WANG L Y, et al. A fall detection algorithm for complex scenarios based on improved YOLOv8 [J]. Modern Information Technology, 2025, 9(5) : 66-71.
- [13] 郑凯东,金婷婷. 基于改进YOLOv8的人体跌倒检测算法[J]. 信息技术与信息化,2024(6):38-41.
- ZHENG K D, JIN T T. Human Fall Detection Algorithm Based on Improved YOLOv8[J]. Information Technology and Informatization, 2024 (6) : 38-41.
- [14] 徐慧英,赵蕊,朱信忠,等. 基于YOLOv8改进的跌倒检测算法: CASL-YOLO[J]. 浙江师范大学学报(自然科学版),2025,48(1):36-44.
- XU H Y, ZHAO R, ZHU X ZH, et al. Improved fall detection algorithm based on YOLOv8: CASL-YOLO[J]. Journal of Zhejiang Normal University (Natural Sciences), 2025, 48(1) : 36-44.
- [15] JI B, XU J, LIU Y, et al. Improved YOLOv8 for small traffic sign detection under complex environmental conditions[J]. Franklin Open,2024,8:100167.
- [16] 林哲,潘慧琳,陈丹. 融合改进YOLO和语义分割的遮挡目标抓取方法[J]. 电子测量与仪器学报,2024,38(12):190-201.
- LIN ZH, PAN H L, CHEN D. A method for grasping occluded objects by integrating improved YOLO and semantic segmentation [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38 (12) : 190-201.
- [17] XUN J, WANG X, WANG X, et al. An efficient algorithm for pedestrian fall detection in various image degradation scenarios based on YOLOv8n[J]. Scientific Reports,2025,15(1):9036-9036.
- [18] YU Z, HUANG H, CHEN W, et al. YOLO-FaceV2: A scale and occlusion aware face detector [J]. Pattern Recognition,2024,155: 110714.
- [19] SHI H, WANG X, SHI J. Fall detection algorithm using enhanced HRNet combined with YOLO [J]. Sensors, 2025,25(13):4128-4128.
- [20] AHMAD I, LU W, CHEN B S, et al. Lightweight oriented object detection with dynamic smooth feature fusion network[J]. Neurocomputing,2025,628:129725.
- [21] 朱正林,钱予阳,马辰宇,等. 基于改进YOLOv5s的跌倒行为检测[J]. 计算机测量与控制,2024,32(10):26-31,38.
- ZHU ZH L, QIAN Y Y, MA CH Y, et al. Fall behavior detection based on improved YOLOv5s [J]. Computer Measurement & Control, 2024, 32(10) : 26-31,38.
- [22] KOKKOTIS C, APOSTOLIDIS K, MENYCHTAS D, et al. Explainable siamese neural networks for detection of high fall risk older adults in the community based on gait analysis [J]. Journal of Functional Morphology and Kinesiology,2025,10(1):73-73.
- [23] 王建芳,段思源,潘红光,等. 轻量化姿态估计时空增强图卷积模型下的矿工行为识别[J]. 工矿自动化,2024,50(11):34-42.
- WANG J F, DUANG S Y, PAN H G, et al. Miner behavior recognition under lightweight pose estimation spatiotemporal enhanced graph convolutional model [J]. Industrial and Mine Automation, 2024, 50(11) : 34-42.
- [24] LIU Y, YANG Z. DDH-YOLO: A dual-head YOLOv8 model for small object detection in UAV aerial images[J]. Signal, Image and Video Processing, 2025, 19 (10) : 816-816.
- [25] 朱强军,程靓靓,汪慧兰,等. 改进的YOLOv8s摔倒检测算法研究[J]. 电子测量技术,2024,47(19):190-196.
- ZHU Q J, CHENG L L, WANG H L, et al. Research on

improved YOLOv8s fall detection algorithm [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2024, 47(19): 190-196.

- [26] KWOLEK B, KEPSKI M. Human fall detection on embedded platform using depth maps and wireless accelerometer[J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2014, 117(3): 489-501.
- [27] KONG V, SOENG S, THON M, et al. PIFR: A novel approach for analyzing pose angle-based human activity to automate fall detection in videos [J]. *PLoS One*, 2025, 20(6): e0325253.
- [28] CAO X, LI C, ZHAI H. YOLO-AB: A fusion algorithm for the Elders' falling and smoking behavior detection based on improved YOLOv8[J]. *Computers, Materials & Continua*, 2025, 83(3): 5487-5515.
- [29] 胡伟超, 皮建勇, 胡倩, 等. 面向复杂场景密集行人检测的 YOLOv8 改进模型 [J]. *电子测量技术*, 2024, 47(14): 159-169.
- HU W CH, PI J Y, HU Q, et al. Improved YOLOv8 model for dense pedestrian detection in complex scenes [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2024, 47(14): 159-169.
- [30] 娄文, 郭杜杜, 张杰, 等. 基于 YOLOv7 的驾驶人使用手机与抽烟行为识别方法 [J]. *电子测量技术*, 2023, 46(21): 123-131.
- LOU W, GUO D D, ZHANG J, et al. A method for identifying mobile phone use and smoking behavior of drivers based on YOLOv7 [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2023, 46(21): 123-131.
- [31] PEGLER L J, OULTRAM J M J, GROF L P C, et al. DRB1 and DRB2 are required for an appropriate miRNA-Mediated molecular response to salt stress in *Arabidopsis thaliana* [J]. *Plants*, 2025, 14(6): 924-924.
- [32] 陈娟, 李燕, 阚希, 等. 基于 EfficientNet 的轻量化行人检测算法 [J]. *国外电子测量技术*, 2023, 42(6): 1-9.
- CHEN J, LI Y, KAN X, et al. Lightweight pedestrian detection algorithm based on EfficientNet [J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2023, 42(6): 1-9.
- [33] CARDENAS J D, GUTIERREZ C A, AGUILAR-PONCE R. Deep learning multi-class approach for human fall detection based on Doppler signatures [J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2023, 20(2): 1123-1123.

作者简介



刘韵婷(通信作者), 2015 年于东北大学获得博士学位, 现为沈阳理工大学副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为无线传感器网络、人工智能技术和数据分析。

E-mail: liuyunting0224@163.com

Liu Yunting (Corresponding author)

received her Ph. D. degree from Northeastern University in 2015. She is now an associate professor and M. Sc. supervisor of Shenyang Ligong University. Her main research interests include wireless sensor networks, artificial intelligence technology and data analysis.



刘欣然, 2023 年于滁州学院获得学士学位, 现为沈阳理工大学硕士研究生, 主要研究方向为目标检测、姿态识别。

E-mail: lxr15856233615@163.com

Liu Xinran received her B. Sc. degree

from Chuzhou University in 2023. She is now a M. Sc. candidate at Shenyang Ligong University. Her main research interests include object detection and pose recognition.

肖培宇, 2022 年于辽宁科技学院获得学士学位, 2025 年获得沈阳理工大学硕士学位, 主要研究方向为目标检测、姿态识别。

E-mail: 2648239556@qq.com

Xiao Peiyu received his B. Sc. degree



from Liaoning Science and Technology College in 2022, M. Sc. degree from Shenyang Ligong University in 2025. His main research interests include object detection and pose recognition.

李福望, 2021 年于大连民族大学获得学士学位, 现为沈阳理工大学硕士研究生, 主要研究方向为目标检测。

E-mail: 1045109158@qq.com

Li Fuwang received his B. Sc. degree



from Dalian Minzu University in 2021. He is now a M. Sc. candidate in Shenyang Ligong University. His main research interest includes object detection.

王晓艺, 2024 年于山东华宇工学院获得学士学位, 现为沈阳理工大学硕士研究生, 主要研究方向为目标检测、姿态识别。

E-mail: 525416938@qq.com

Wang Xiaoyi received her B. Sc. degree



from Shandong Huayu Institute of Technology in 2024. She is now a M. Sc. candidate in Shenyang Ligong University. Her main research interests include object detection and pose recognition.