

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416244

基于改进 YOLOv8pose 的校园体测运动姿势识别研究^{*}罗智杰^{1,2,3} 王泽宇¹ 岑 飘¹ 刘文静¹ 郭建军^{1,2,3}(1. 仲恺农业工程学院信息科学与技术学院 广州 510225; 2. 仲恺农业工程学院智慧农业工程技术研究中心 广州 510225;
3. 仲恺农业工程学院广州市农产品质量安全溯源信息技术重点实验室 广州 510225)

摘 要: 针对现有运动姿势识别算法在人体姿态检测的准确度和效率上的不足,本文提出一种基于改进 YOLOv8pose 的高效检测算法。该算法通过引入 RL_SEAM 模块优化关键点的遮挡情景,结合 C2f-Context 机制增强上下文信息的利用,提升模型对复杂姿态的识别能力,并利用 Pose_SA 轻量化检测头提升模型对运动姿势识别的效果与效率。实验结果显示,改进后的 YOLOv8pose 算法在人体运动姿势识别任务中取得了显著的提升,其参数量及模型大小相比原 YOLOv8n 基准模型分别降低了 14.24% 和 10.94%,同时精确率、召回率及平均精度均值相较于原模型分别提高了 7.60%、7.60% 和 10.54%。因此,本文提出的 YOLOv8-LSP 模型有助于解决人体运动姿势识别任务中面临的关键点遮挡、复杂多变姿态等难题。

关键词: YOLOv8; 运动姿势识别; RL_SEAM; C2f-Context; Pose_SA

中图分类号: TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2040

Research on human motion pose recognition algorithm
based on improved YOLOv8poseLuo Zhijie^{1,2,3} Wang Zeyu¹ Cen Piao¹ Liu Wenjing¹ Guo Jianjun^{1,2,3}(1. Zhongkai University of Agriculture and Engineering College of Information Science and Technology, Guangzhou 510225, China;
2. Zhongkai University of Agriculture and Engineering Intelligent Agriculture Engineering Research Center, Guangzhou 510225, China;
3. Zhongkai University of Agriculture and Engineering Guangzhou Key Laboratory of Agricultural Product Quality Safety Traceability Information Technology, Guangzhou 510225, China)

Abstract: In response to the shortcomings of existing motion pose recognition algorithms in terms of accuracy and efficiency in human pose detection, this paper proposes an efficient detection algorithm based on an improved YOLOv8pose. This algorithm optimizes the occlusion scenario of key points by introducing the RL-SEAM module, enhances the utilization of contextual information through the C2f-Context mechanism, enhances the model's ability to recognize complex poses, and uses the Pose_SA lightweight detection head to improve the model's effectiveness and efficiency in recognizing motion poses. The experimental results show that the improved YOLOv8pose algorithm has achieved significant improvement in human motion pose recognition tasks. Its number of parameters and model size have been reduced by 14.24 and 10.94 percentage points respectively compared to the original YOLOv8n benchmark model. At the same time, accuracy, recall, and mean average precision have been improved by 7.60, 7.60 and 10.54 percentage points respectively compared to the original model. Therefore, the YOLOv8-LSP model proposed in this article helps to solve the challenges faced in human motion pose recognition tasks, such as key point occlusion and complex and variable postures.

Keywords: YOLOv8; sports posture recognition; RL-SEAM; C2f-Context; Pose_SA

0 引 言

随着计算机视觉技术的快速发展,人体运动姿势识别

算法在精度和效率上均取得了长足的发展,广泛应用于运动分析、康复训练、人机交互、智能监控等多个领域。然而,现有的人体运动姿势识别算法在关键点遮挡、复杂环境和

收稿日期:2024-06-16

^{*} 基金项目:广东省自然科学基金面上项目(2021A1515011605)、广东省企业科技特派员项目(GDKTP2021004400)、广州市增城区农村科技特派员项目(2021B42121631)、2022 年仲恺农业工程学院研究生教育创新计划项目(KA220160228)资助

多变姿态下往往面临着识别精度不高、效率低下等问题。这些局限性不仅限制了现有算法在高精度需求场景下的应用,也阻碍了其在校园体测等日常环境中的普及与推广。因此,深入研究和改进高效、准确的人体运动姿势识别算法具有重要的现实意义和应用价值。

在相关领域的研究中,国内外学者已经取得了一系列的研究成果。国内的曹晓瑜^[1]设计了单人运动姿态评测系统,利用 Mediapipe 框架和改进支持向量机(support vector machine,SVM)算法,实时识别和分析运动姿态,提供精准监督和指导。申鹏洋^[2]提出基于 3D 人体模型的单目图像运动姿势识别方法,实时控制三维模型进行姿势匹配,对大范围活动识别率高。王佳^[3]提出跳水视频运动姿势识别方法,基于多特征融合和 SVM,准确识别跳水比赛中的空中姿势。周川等^[4]面向体育测试,提出基于 OpenPose 算法改进的姿态识别模型 Pos-RSF,快速准确识别运动姿势。沈恒^[5]提出基于姿态估计的人体运动分析及边缘计算方案,利用轻量级深度神经网络,分别应用于可见光和红外成像环境,实现高效准确识别。石阳阳^[6]提出基于关键点序列和 LSTM-Attention 网络的球类运动姿势识别方法,结合 Kinect 数据和特征增强预处理,准确识别球类运动姿势。商丘职业技术学院刘帅^[7]提出多特征融合的运动员姿势识别算法,融合 Radon 变换和离散小波变换特征,提高识别精度。冯心欣等^[8]提出基于 FMCW 雷达的多维信息融合的人体姿势识别方法。该方法在复杂环境下识别精度达 91.5%,并在边缘计算平台上验证有效。毛强等^[9]提出穿墙雷达多维参数人体姿态识别,通过三维张量数据集和神经网络,识别率达 97.78%,远超单一特征方法。国外的 Zhou^[10]实现了基于无线智能传感器的健美操运动姿态跟踪与识别系统,通过采样分析并简化算法,创建了高精度姿态跟踪和识别模型。Shan 等^[11]提出了一种基于深度学习的人体姿态动态识别方法,融合历史、当前图像信息和关联信息,通过注意力机制实现高效识别。Zhang 等^[12]设计了一种基于表面凸起结构的柔性压力传感器阵列,具有宽检

测范围、高灵敏度和稳定性,可精准检测人体运动和手腕姿态。

尽管现有的研究已经取得了一定的成果,但鉴于学校体测设备普遍陈旧,难以支撑高精度、高效率的人体运动姿势识别需求,降低体测的有效性。为此,本文提出了一种基于 YOLOv8pose 改进的人体运动姿势识别模型。该模型在保持原有 YOLOv8 算法优势的基础上,针对人体运动姿势识别的特殊需求进行深度优化,旨在解决现有算法在多变复杂环境下的识别难题,提高校园体测的精确性与有效性。模型默认采用马赛克(mosaic)数据增强^[13]技术对输入图像进行预处理,有效提高了模型的泛化能力。改进后的算法命名为 YOLOv8-LSP,本研究的主要改进与创新如下:

1)使用 1×1 卷积^[14]和上下文引导块(context guided block,CG Block)所组合的 C2f-Context,在保证模型精确率有所提升的情况下减少网络参数量与模型复杂度,以提高复杂姿态的识别能力。

2)使用了注意力机制(spatially enhanced attention module,SEAM)并融合排斥损失(repulsion loss),以改善遮挡情况下的损失从而达到改善物体遮挡检测的效果,提升关键点在遮挡情况下的准确性和鲁棒性。

3)引入自注意力检测头(pose sattention head,Pose_SA)并替换原基准模型的检测头,利用自注意力与卷积设计轻量化检测头,实现内存高效利用的同时提升检测识别效果。

1 人体运动姿势识别算法研究

1.1 人体姿态算法模型

为增进人体运动姿势识别算法的精确度,本文提出一种改进的 you only look once (YOLO) 系列^[15-17]网络:YOLOv8-LSP,专门针对人体运动姿势识别中的关键点遮挡、复杂姿态识别以及实时性能要求而设计,算法模型框架如图 1 所示。



图 1 体测运动姿势识别模型框架

Fig. 1 Framework of physical measurement movement pose recognition model

该网络基于 YOLO 系列的 YOLOv8 版本进行改进,具体如图 2 所示。其中,改进算法主要包括以下 3 个方面:首先,针对原始 YOLOv8 网络参数量大、模型复杂度高以及检测速度慢等问题,本文在基准模型中采用了 C2f-Context 机制,该机制通过不同阶段利用局部和全局上下文信息来提高精确率,同时保持模型轻量级特性。其次,针对关键点的遮挡问题,在基准模型中集成了 RL_SEAM 模块来优化遮挡情景下的关键点检测,该模块通过融合不

同层级的特征信息,使模型能够更好地捕捉人体姿态的细微变化,提高被遮挡关键点的检测精确率。最后,为了提升模型对运动姿势的效果与效率,本文引入了 Pose_SA 轻量化检测头,强化模型对姿态空间关系的理解,以在保持记忆效率的同时实现特征提取。

总之,针对校园体测中的运动姿势识别任务,本研究对原有算法进行了改进,在不损失检测速度和模型轻量化情况下提高检测精度。这种设计不仅增强模型对复杂多

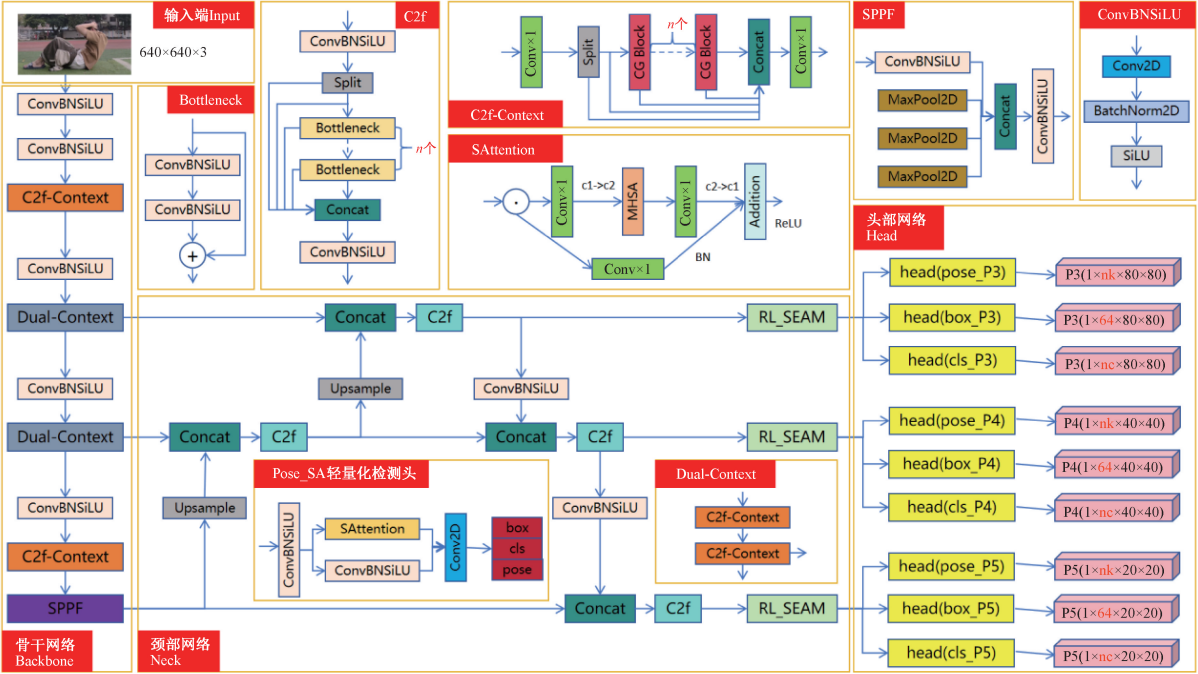


图 2 YOLOv8-LSP 网络框架

Fig. 2 YOLOv8-LSP network framework

变运动姿势的鲁棒性,还提升模型对关键点遮挡情况的识别能力,确保运动姿势识别的准确性和可靠性。在移动端

场景下可方便学生进行自我监测与体能跟踪。YOLOv8-LSP 算法流程如图 3 所示。

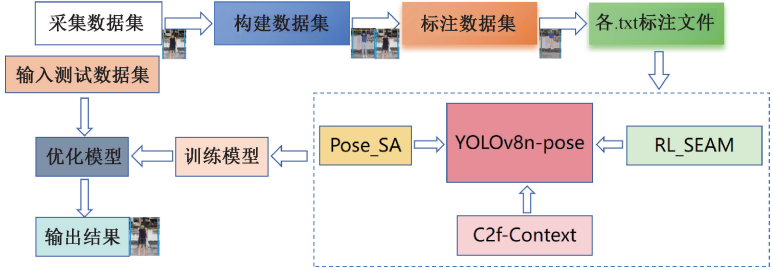


图 3 体测运动姿势识别模型 YOLOv8-LSP 流程图

Fig. 3 Flow chart of YOLOv8-LSP model for physical measurement movement pose recognition

1.2 引入 C2f-Context 模块

Wu 等^[18]提出 CG Block,以减少参数量。在原 C2f 模块基础上将 Bottleneck 修改为 CG Block,可大幅度降低模

型复杂度与减少网络参数量,且利用信息融合以提高精确率。其次将原 C2f 模块中的 Conv 模块修改为 1×1 卷积。C2f-Context 机制结构如图 4 所示。

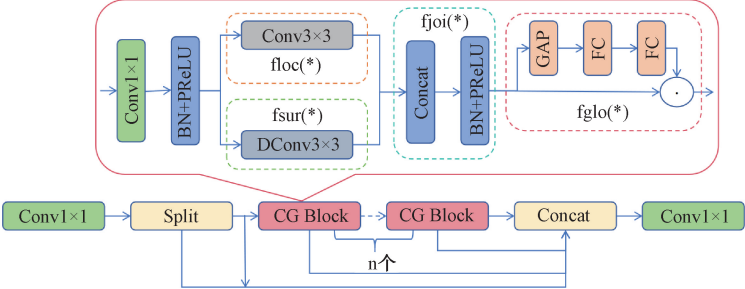


图 4 C2f-Context 机制结构

Fig. 4 C2f Context mechanism structure

CG Block 被设计用来捕获局部的身体部位特征、周围的 身体部位上下文以及全局的人体姿态上下文,并将这些 信息融合起来以提高运动姿势识别的准确性。这一模块 包含以下部分:

- 1)局部特征提取器(floc(*)):使用标准卷积层来学 习并提取身体各部位的局部特征。
- 2)周围上下文提取器(fsur(*)):利用空洞/膨胀卷积 层^[19]来捕获更大范围的上下文信息,这有助于理解身体部 位之间的相对位置和关系。
- 3)联合特征提取器(fjoi(*)):通过连接层、批量归一 化(BN)以及参数化 PReLU 操作来融合局部特征和周围 上下文的输出,得到联合特征。
- 4)全局上下文提取器(fglo(*)):使用全局平均池化 层来聚合全局上下文信息,并通过多层感知器进一步提取 全局特征;然后,使用这些全局上下文特征对联合特征进 行加权,强调对身体姿态识别有用的组件,并抑制无关的 信息。

C2f-Context 的设计使得人体运动姿势识别网络能够 有效地从底层到顶层聚合上下文信息,并在语义层面和空 间层面捕获重要的姿态信息,可提高姿势识别的精确率, 同时保持模型的轻量级特性,使得模型适合于移动设备、 嵌入式系统等资源受限的设备。

1.3 遮挡改进 RL_SEAM 模块

在校园体测运动姿势识别场景中,人体关键点的准确 检测对于评估学生的运动表现至关重要。当人体关键点 被其他物体或身体部位遮挡时,传统的识别方法往往会面 临挑战,导致识别精度下降,针对此问题,本研究将 SEAM^[20]与 Repulsion Loss^[21]相结合的创新方法,以提高 遮挡场景下人体关键点的识别精度。

1)SEAM 模块

SEAM 是一种注意力网络模块,旨在改善人体姿态估 计中由于遮挡导致的关键点检测问题。它通过增强未遮 挡关键点的响应来补偿被遮挡关键点的信息损失。SEAM 模块结合了深度可分离卷积^[22]和残差连接^[23],利用不同 尺寸的 patch 来提取多尺度特征,并通过深度可分离卷积 学习空间维度和通道之间的相关性。这种模块设计使得

SEAM 能够更有效地处理遮挡问题,提高运动姿势识别的 精度。SEAM 注意力机制原理图如图 5 所示。

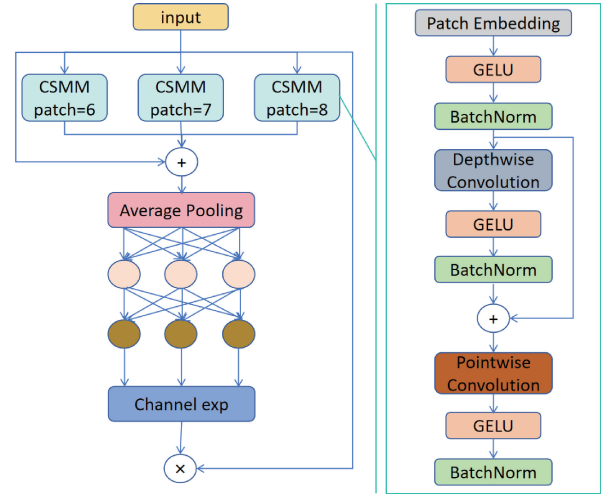


图 5 SEAM 注意力机制结构

Fig. 5 SEAM attention mechanism structure

2)排斥损失(Repulsion Loss)

在人体运动姿势识别中,类内遮挡是一个挑战,它可 能导致关键点特征混淆,增加错误率。因此,排斥损失被 引入 SEAM 模块中加以优化预测。其核心思想是通过增 加预测关键点与真实关键点及相邻预测关键点之间的距 离,减少重叠,从而提高遮挡情况下的姿态检测准确性。

RL_SEAM 模块结合 SEAM 与排斥损失,有效应对体 测中的遮挡挑战。SEAM 强化未遮挡关键点的特征表示, 而排斥损失优化关键点布局,减少重叠误判。该方法在遮 挡条件下提升关键点识别精度,为校园体测提供精准可靠 的评估工具。

1.4 轻量级检测头 Pose_SA

针对校园体测中的运动姿势识别,本文创新性地提出 了轻量级检测头 Pose_SA。该检测头在 YOLOv8n 模型的基 础上融入了 SAttention^[24]注意力机制,旨在通过高效的高分辨率 特征提取,提升运动姿态检测的效率和效果。Pose_SA 检测 头核心由内存高效的自注意力模块^[25]和 Conv 模块并联构成, 如图 6 所示,而自注意力模块结构如图 7 所示。

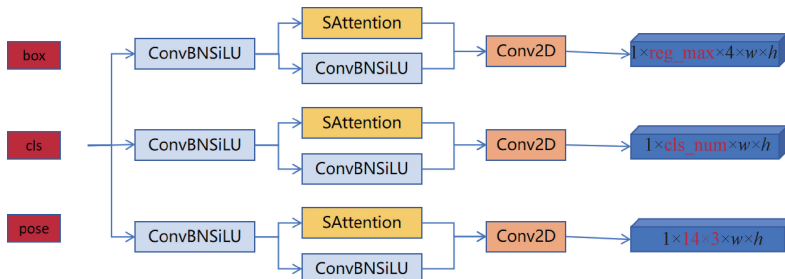


图 6 Posd_SA 模块结构

Fig. 6 Posd_SA module structure

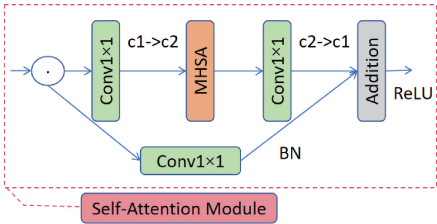


图 7 SAttention 注意力机制结构

Fig. 7 Structure of attention mechanism in SAttention

自注意力模块通过 1×1 卷积层降低特征维度,减少自注意力的计算负荷;利用多头自注意力层^[26](MHSA)捕捉长距离依赖关系,增强模型的全局感知能力;再经第 2 个 1×1 卷积层恢复特征维度,保持信息的完整性。同时,批量归一化层稳定训练,残差连接促进信息深层传递,ReLU 激活函数引入非线性因素,进一步提升模型的表达能力。

2 实验与讨论

2.1 数据集与实验环境

1)数据预处理

本文使用的数据集分为两部分,一部分是开源 LSP (leeds sports pose)数据集,另一部分则是由团队成员根据不同体育运动姿态而进行拍摄,共 3 000 张图片。实验数据集按照 7:1:2 的比例随机划分为训练集、验证集及测试集。在训练时,实验数据集通过 mosaic 方式对数据集进行增强。对数据集应用 mosaic 增强后,模型的精确率、召回率和平均精确率均有所提升。mosaic 方法通过将 4 个随机选择的图像拼接,有效增加了数据集的多样性,有助于模型在训练过程中学习更多样化的特征,从而提升了其泛化能力和鲁棒性,具体效果如表 1 所示。

表 1 不同数据增强方法的对比实验

Table 1 Comparative experiments of different data augmentation methods

Method	mosaic	Precision	Recall	mAP
YOLOv8	×	0.855	0.855	0.835
YOLOv8	✓	0.884	0.885	0.878

2)实验环境与参数配置

为验证改进后的 YOLOv8-LSP 模型在体测运动姿势识别中的效果,本文在相同配置下对实验数据集进行了先验实验与消融实验。具体实验环境及参数配置如表 2 所示。

2.2 评估指标

本研究的实验中主要使用召回率(recall,R)、精确率(precision,P)和平均精度均值(mean average precision, mAP)作为关键指标来评判网络性能。具体计算如下:

1)召回率(R)反映了全局正样本中被正确预测为正

表 2 训练参数配置

Table 2 Training parameter configuration

参数名称	配置	参数名称	配置
操作系统	Windows11	显卡(GPU)	NVIDIA GeForce RTX 4060
开发环境	CUDA 12.1	YOLO-version	YOLOv8-n-pose
编程语言	Python 3.10.14	深度学习框架	torch-2.2.1+cu121
epochs	500	optimizer	SGD
batch	4	close_mosaic	10
workers	2	momentum	0.937
imgsz	640	lr0	0.01

例的比例,其计算公式如下:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{1}$$

2)精确率(P)指检测完成的目标中结果正确的概率,它的计算公式如下:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{2}$$

3)平均精度均值(mAP),基于 PR 曲线(PR_curve)下的 AUC 面积(area under curve)计算,用于评估多类别分类器的模型目标检测水平。mAP 值越大,模型性能越理想。它的计算公式如下:

$$mAP = \frac{AP}{\text{类别数量}} \tag{3}$$

本研究还以参数大小 Param、权重大小 Weight 以及计算复杂度 GFLOPS 作为评估网络轻量化的标准。

2.3 实验结果分析

1)基线算法先验实验

为探究 YOLOv8pose 系列算法中哪个版本更契合体测运动姿势识别场景,现将各版本 YOLOv8pose 算法在实验数据集上进行同一体系下的先验实验,对比结果如表 3、图 8 所示。

由先验实验结果可知,在精度和召回率方面,YOLOv8n、YOLOv8s、YOLOv8m 和 YOLOv8x 均达到了 0.85 及以上的水平,而 YOLOv8l 较低。在 mAP 方面,YOLOv8s 表现最佳,但其他模型也保持了相当高的水平。虽然 YOLOv8s 在 mAP 上略胜一筹,但 YOLOv8n 在 Param、Weight 和 GFLOPS 方面均表现出优势。因此,本文选取 YOLOv8n 作为基准模型(baseline)。

2)消融实验

为验证本文所提出的算法在人体运动姿势检测识别效果上的优势,在实验数据集上对各个改进模块进行消融实验,评估了不同组件(C2f-Context, RL_SEAM, Pose_SA)对 YOLOv8 模型的影响,同时考虑了这些改进对模型 Param、Weight 和 GFLOPS 的影响。通过与 baseline 的对

表 3 基准算法先验实验

Table 3 Prior experiments of benchmark algorithm

Method	Precision	Recall	mAP	Param/M	Weight/MB	GFLOPS
YOLOv8n	0.855	0.855	0.835	3.23	6.4	9.0
YOLOv8s	0.85	0.85	0.849	11.53	22.3	30.0
YOLOv8m	0.87	0.87	0.843	26.42	50.7	81.2
YOLOv8l	0.84	0.84	0.817	44.49	85.3	169.1
YOLOv8x	0.875	0.875	0.847	69.49	133.0	263.9

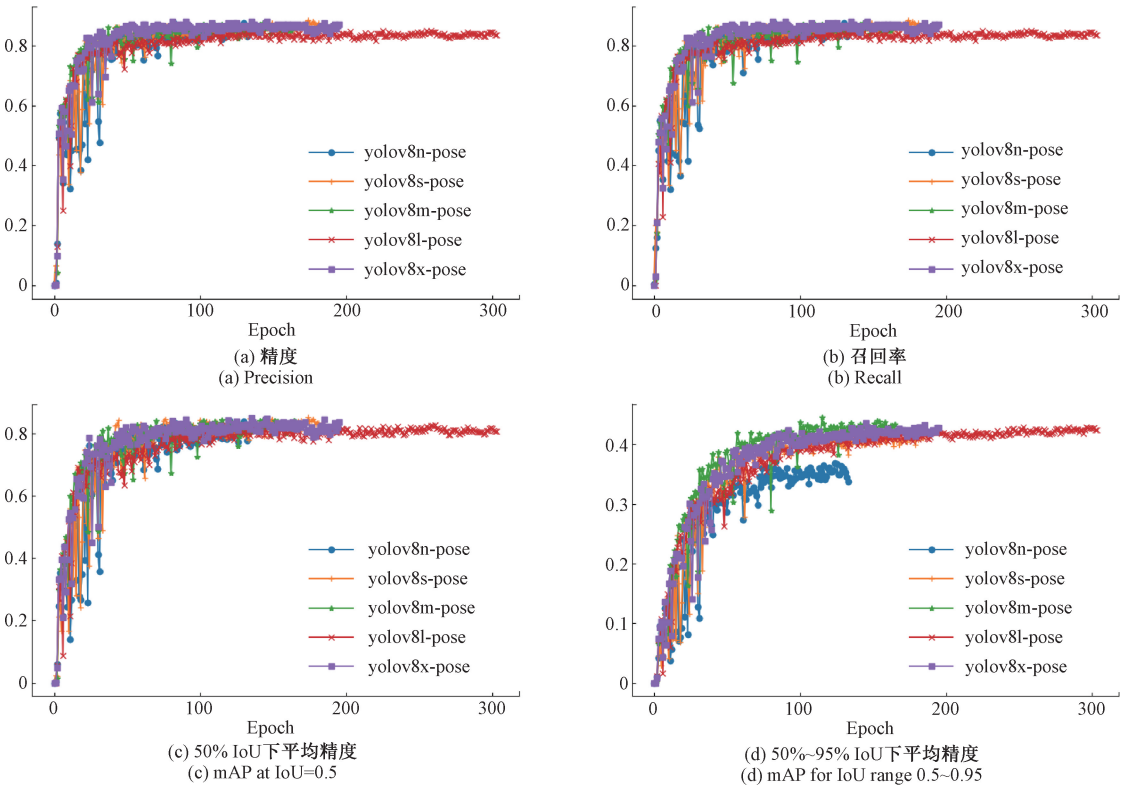


图 8 先验实验结果对比图

Fig. 8 Comparison of prior experimental results

比,消融实验结果显示 YOLOv8-LSP 模型在检测识别方面表现出色,证明了其可行性和有效性。

如表 4 所示,通过消融实验对 YOLOv8 模型进行了一系列改进,并评估了其在人体运动姿势检测识别方面的性能。实验结果表明,采用 mosaic 数据增强、C2f-Context 上下文模块、RL_SEAM 结构以及 Pose_SA 轻量化检测头在提升检测精度和模型轻量化方面都展现出了显著的效果。其中,将它们同时集成在 YOLOv8 模型中,得到了本文提出的改进模型:YOLOv8-LSP,其在精度、召回率和 mAP 上分别达到了 0.92、0.92 和 0.923,相较于 baseline 分别提升了 7.6%、6.5%和 10.5%。

如表 5 所示,实验结果表明,尽管某些改进会增加模型的 Param、Weight 和 GFLOPS,但 YOLOv8-LSP 模型在保持高性能的同时,成功实现了模型的轻量化。具体分析如下:

(1) C2f-Context: 引入 C2f-Context 模块后,模型的 Param 从 3.23 M 减少到 2.81 M,Weight 从 6.4 MB 减少到 5.6 MB,GFLOPS 从 9.0 减少到 7.9。这表明 C2f-Context 模块不仅提高了模型的性能,还有助于减少模型的复杂度和大小。

(2) RL_SEAM: 加入 RL_SEAM 模块后,模型的 Param 从 3.23 M 增加到 3.34 M,Weight 和 GFLOPS 也相应增加。这表明 RL_SEAM 模块在提高性能的同时,也增加了模型的复杂度和大小。

(3) Pose_SA: 引入 Pose_SA 模块后,模型的 Param 从 3.23 M 减少到 3.09 M,但 Weight 和 GFLOPS 的变化不大。这表明 Pose_SA 模块在保持高性能的同时,对模型的复杂度和大小影响较小。

综合考虑所有组件,YOLOv8-LSP 模型在保持较高性

表 4 消融实验结果(模型表现)

Table 4 Results of ablation experiment (model performance)

Method	mosaic	C2f-Context	RL_SEAM	Pose_SA	Precision	Recall	mAP
YOLOv8	×	×	×	×	0.855	0.855	0.835
YOLOv8	✓	×	×	×	0.884	0.885	0.878(+5.1%)
YOLOv8	✓	✓	×	×	0.870	0.875	0.881(+5.5%)
YOLOv8	✓	×	✓	×	0.895	0.895	0.903(+8.1%)
YOLOv8	✓	×	×	✓	0.905	0.905	0.895(+7.2%)
YOLOv8	✓	✓	✓	×	0.910	0.910	0.912(+9.2%)
YOLOv8	✓	✓	×	✓	0.915	0.915	0.909(+8.7%)
YOLOv8	✓	×	✓	✓	0.925	0.925	0.925(+10.8%)
YOLOv8	✓	✓	✓	✓	0.920	0.920	0.923(+10.5%)

表 5 消融实验结果(模型比例)

Table 5 Results of ablation experiment (model ratio)

Method	C2f-Context	RL_SEAM	Pose_SA	Param/M	Weight/MB	GFLOPS
YOLOv8	×	×	×	3.23	6.4	9.0
YOLOv8	✓	×	×	2.81	5.6	7.9
YOLOv8	×	✓	×	3.34	6.7	9.2
YOLOv8	×	×	✓	3.09	6.3	7.9
YOLOv8	✓	✓	×	2.91	5.9	8.1
YOLOv8	✓	×	✓	2.67	5.5	6.8
YOLOv8	×	✓	✓	3.20	5.9	8.1
YOLOv8	✓	✓	✓	2.77	5.7	7.0

能的同时,实现了模型的轻量化。其 Param(2.77 M)和 Weight(5.7 MB)均低于 baseline(3.23 M)和(6.4 MB),同

时 GFLOPS 也从 9.0 降低到 7.0,表明模型复杂度有所降低。消融实验对比结果如图 9 所示。

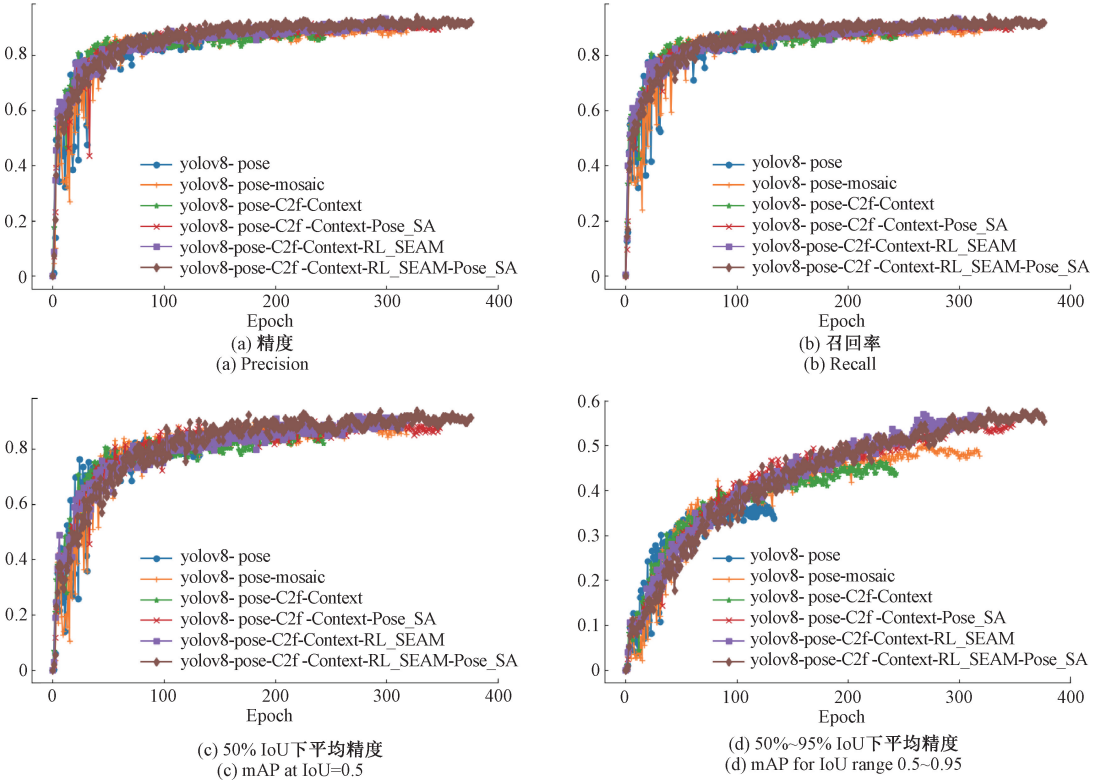


图 9 消融实验结果对比图

Fig. 9 Comparison of ablation experiment results

3)对比实验

如表 6 所示,YOLOv8-LSP 表现出色,在 P(0.92)、R(0.92)、mAP(0.923)上均为最高,且模型 Param(2.77 M)和 Weight(5.7 MB)最小,GFLOPS(7.0)也最低,是高效且高性能的选择。而 YOLOv8n 与 YOLOv7-pose^[27] 两者在

精度和召回率上相近,但 YOLOv7-pose 在 mAP 上略优(0.838 vs 0.835)。两者模型大小和计算复杂度也相似,适合资源受限环境;YOLOv8-pose-p6 在各项指标上表现相对较弱,尤其是在 P、R 和 mAP 上,且模型参数和大小较大,可能更适合对精度要求不高的场景。

表 6 对比实验结果
Table 6 Comparison of experimental results

Model	Precision	Recall	mAP	Param/M	Weight/MB	GFLOPS
YOLOv8n	0.855	0.855	0.835	3.23	6.4	9.0
YOLOv8-pose-p6	0.820	0.820	0.801	4.77	10.0	9.0
YOLOv7-pose	0.854	0.855	0.838	3.23	6.5	9.2
YOLOv8-LSP	0.920	0.920	0.923	2.77	5.7	7.0

通过上述实验结果分析,可以认为对于校园体测运动姿势检测识别任务,本研究在基本 YOLOv8 基础上引入 mosaic 数据增强、C2f-Context 上下文特征融合、RL_SEAM 遮挡改进模块和 Pose_SA 轻量化检测头提出的改进 YOLOv8-LSP 模型,不仅提高了检测精度,还实现了模

型的轻量化,实现了对运动姿势识别的效率与效果,这种轻量化特性使得 YOLOv8-LSP 模型更适合在移动设备或嵌入式系统的环境中运行。

YOLOv8-LSP 在实验数据集上的可视化实验结果如图 10 所示。



图 10 可视化实验结果
Fig. 10 Visualization of experimental results

3 结 论

本文基于 YOLOv8n-pose 算法,提出了一种改进的人体运动姿势识别算法,目的在于解决当前主流人体姿态识别算法在处理运动姿势时面临的关键点遮挡检测精度低、复杂姿态下误检和漏检频发的问题。经过实验验证,改进后的算法在测试数据集上的平均精度达到了 90.23%,相较于原 YOLOv8n-pose 算法,精度提升了 10.54%。特别是在处理复杂多变姿态和遮挡场景时,该算法的检测效果得到了显著增强。

尽管改进算法在人体运动姿势识别方面取得了显著进步,但在复杂环境下仍偶尔出现漏检的情况。本研究后续工作将聚焦于进一步优化算法结构,以提升检测精度,特别是加强对被遮挡的人体关键点的检测能力。

参考文献

[1] 曹晓瑜. 基于 Mediapipe 单人运动姿态评测系统的研究与开发[D]. 黄石:湖北师范大学,2024.
CAO X Y. Research and development of mediapipe single person movement posture evaluation system [D]. Huangshi: Hubei Normal University, 2024.

- [2] 申鹏洋. 基于 3D 人体模型的单目图像运动姿势识别研究[D]. 北京:北京理工大学, 2012.
SHEN P Y. Research on monocular image motion pose recognition based on 3D human body model[D]. Beijing:Beijing Institute of Technology, 2012.
- [3] 王佳. 跳水视频中运动姿势识别方法的研究[D]. 重庆:西南大学, 2012.
WANG J. Research on the method of sports pose recognition in diving videos [D]. Chongqing: Southwest University, 2012.
- [4] 周川, 秦蕾, 毛小薇, 等. 面向体育测试的人体运动姿势实时识别研究[J]. 软件导刊, 2023, 22(12): 92-98.
ZHOU CH, QIN L, MAO X W, et al. Research on real time recognition of human movement posture for sports testing[J]. Software Guide, 2023, 22(12): 92-98.
- [5] 沈恒. 基于姿态估计的人体运动分析及边缘计算平台实现[D]. 南京:南京邮电大学, 2023.
SHEN H. Human motion analysis and edge computing platform implementation based on pose estimation[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2023.
- [6] 石阳阳. 基于关键点序列的球类运动姿势识别研究及应用[D]. 镇江:江苏大学, 2022.
SHI Y Y. Research and application of ball sports pose recognition based on key point sequence [D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2022.
- [7] 刘帅. 利用多特征融合的运动员人体姿势识别算法[J]. 信息技术, 2019, 43(8): 17-19, 23.
LIU SH. Athlete body pose recognition algorithm using multi feature fusion[J]. Information Technology, 2019, 43(8): 17-19, 23.
- [8] 冯心欣, 李文龙, 何兆, 等. 基于调频连续波雷达的多维信息特征融合人体姿势识别方法[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(10): 3583-3591.
FENG X X, LI W L, HE ZH, et al. Multi dimensional information feature fusion human pose recognition method based on frequency modulated continuous wave radar[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2022, 44(10): 3583-3591.
- [9] 毛强, 晋良念, 刘庆华. 穿墙雷达多维参数人体姿态识别方法[J]. 雷达科学与技术, 2021, 19(1): 40-47.
MAO Q, JIN L N, LIU Q H. Multi dimensional parameter human pose recognition method for wall penetrating radar[J]. Radar Science and Technology, 2021, 19(1): 40-47.
- [10] ZHOU W T. Aerobics exercise posture tracking and recognition system based on wireless smart sensors[J]. Journal of Sensors, 2021(1): 7694835.
- [11] SHAN Z R, LI ZH P, SONG W L. Research on human posture recognition method based on deep learning[J]. Journal of Mechanics in Medicine and Biology, 2024, 24(2): 2440010.
- [12] ZHANG H, CHEN X Y, LIU Y, et al. PDMS film-based flexible pressure sensor array with surface protruding structure for human motion detection and wrist posture recognition[J]. ACS Applied Materials & Interfaces, 2024, 16(2): 2554-2563.
- [13] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection [J]. ArXiv preprint arXiv: 2004.10934, 2020.
- [14] LIN M. Network in network [J]. ArXiv preprint arXiv:1312.4400, 2013.
- [15] QIAO S, CHEN L C, YUILLE A. Detectors: Detecting objects with recursive feature pyramid and switchable atrous convolution [C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 10213-10224.
- [16] LI CH Y, LI L L, JIANG H L, et al. YOLOv6: A single-stage object detection framework for industrial applications [J]. ArXiv preprint arXiv: 2209.02976, 2022.
- [17] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y M. YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023: 7464-7475.
- [18] WU T Y, TANG SH, ZHANG R, et al. CGNET: A light-weight context guided network for semantic segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 30: 1169-1179.
- [19] YU F. Multi-scale context aggregation by dilated convolutions [J]. ArXiv preprint arXiv: 1511.07122, 2015.
- [20] YU Z P, HUANG H B, CHEN W J, et al. Yolo-facev2: A scale and occlusion aware face detector[J]. Pattern Recognition, 2024, 155: 110714.
- [21] WANG X L, XIAO T T, JIANG Y N, et al. Repulsion loss: Detecting pedestrians in a crowd[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 7774-7783.
- [22] CHOLLET F. Xception: Deep learning with depthwise separable convolutions [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 1251-1258.

- [23] HE K M, ZHANG X Y, REN SH Q, et al. Deep residual learning for image recognition [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 770-778.
- [24] YU H Y, WAN CH, LIU M CH, et al. Real-time image segmentation via hybrid convolutional-transformer architecture search [J]. ArXiv preprint arXiv:2403.10413, 2024.
- [25] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need [J]. ArXiv preprint arXiv:1706.03762, 2017.
- [26] SRINIVAS A, LIN T Y, PARMAR N, et al. Bottleneck transformers for visual recognition [C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 16519-16529.
- [27] MAJI D, NAGORI S, MATHEW M, et al. Yolo-pose: Enhancing yolo for multi person pose estimation

using object keypoint similarity loss [C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2022: 2637-2646.

作者简介

罗智杰,特聘副教授,硕士生导师,主要研究方向为智能检测,数字微流控系统。

E-mail:jackeyljz@163.com

王泽宇,本科生,主要研究方向为计算机视觉、深度学习。

E-mail:zywcv8821@163.com

岑飘,本科生,主要研究方向为物联网系统、数据分析。

E-mail:2797013880@qq.com

刘文静,本科生,主要研究方向为物联网系统、时间序列分析。

E-mail:3241661472@qq.com

郭建军(通信作者),副教授,硕士生导师,主要研究方向为智能信息获取、大数据分析 with 挖掘。

E-mail:guojianjun@zhku.edu.cn