

文章编号:1671-5896(2026)04-0940-08

混合注意力机制下竞技体育运动违规动作识别算法

李富兵^a, 刘丽^a, 龙厚彦^b

(四川工业科技学院 a. 体育学院; b. 计算机工程学院, 四川 德阳 618500)

摘要: 由于违规动作多为瞬时行为, 易被大量合规动作的冗余信息掩盖, 不同距离下的特征区分度不佳, 导致识别准确率不高。为此, 引入混合注意力机制, 对竞技体育运动违规动作识别算法进行研究。首先利用背景减除法定位运动员区域, 结合高斯滤波与下采样技术构建尺度空间, 以适配不同距离下的动作特征。然后采用 Hessian 行列式提取时空域与多尺度特征并通过双向传输融合高低层特征, 以提高特征的区分度。空间注意力聚焦于肢体关键部位, 时序注意力锁定违规动作的关键帧, 通道注意力强化有效特征通道, 三者协同作用以输出增强特征。最后通过端到端的训练优化模型, 结合序列距离判断区分相似动作, 实现违规动作的识别。实验结果表明, 该算法能有效分离相似动作特征, 违规动作识别准确率超过 99%, 平均识别准确率达 99.81%, 均优于对比算法, 具有较大的应用价值。

关键词: 混合注意力机制; 竞技体育; 违规动作; 动作识别; 空间通道注意力

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

Recognition Algorithm for Violation Actions in Competitive Sports under Hybrid Attention Mechanism

LI Fubing^a, LIU Li^a, LONG Houyan^b

(a. School of Physical Education; b. School of Computing & Engineering, Sichuan Institute of Industrial Technology, Deyang 618500, China)

Abstract: Due to the fact that most of the violations are instantaneous actions, they are easily obscured by redundant information from a large number of compliant actions, resulting in poor feature discrimination at different distances and low recognition accuracy. Therefore, a mixed attention mechanism is proposed to conduct research on the recognition algorithm of illegal movements in competitive sports. Background subtraction is used to locate the athlete's area, and Gaussian filtering and downsampling techniques are combined to construct a scale space to adapt to motion features at different distances. Hessian determinant is used to extract spatiotemporal and multi-scale features, and high-level features are fused through bidirectional transmission to improve feature discrimination. Spatial attention focuses on key parts of the limbs, temporal attention locks in keyframes of illegal actions, channel attention enhances effective feature channels, and the three work together to output enhanced features. Finally, the end-to-end training optimization model is used, combined with sequence distance judgment to distinguish similar actions and achieve the recognition of illegal actions. The experimental results show that the algorithm can effectively separate similar action features, with a recognition accuracy of over 99% for illegal actions, an average recognition accuracy of 99.81%, which are better than the comparative algorithms and have greater application value.

Key words: hybrid attention mechanism; competitive sports; illegal actions; action recognition; spatial and

收稿日期: 2025-08-22

基金项目: 四川省教育厅人文社会科学重点研究基地课题基金资助项目(XXTYCY2022D11)

作者简介: 李富兵(1982—), 男, 河南信阳人, 四川工业科技学院教授, 主要从事民族传统体育学研究, (Tel) 86-15008325536 (E-mail) ldbing2025@163.com.

channel attention

0 引言

人体动作识别已广泛应用于各种实际应用中^[1],在竞技体育运动中,为保持竞技体育运动员的高竞技水平,教练经常通过比赛和训练视频进行复盘分析^[2],拆解运动员的动作轨迹,并针对性地纠正其动作缺陷,帮助其规避错误动作^[3]。因此,为提高运动员的竞技水平,对违规动作的识别显得尤为重要。

近年来,人们对该领域进行了许多研究。赵登阁等^[4]构建了一种基于时空图卷积和通道-空间联合注意力模块融合改进的人体动作识别方法,首先通过空间图卷积获取动作的结构化特征,并由注意力模块强化动作的关键节点,然后经时间图卷积提取高级时空特征,最终通过分类器输出结果。但其不能对不同距离下的违规瞬时动作特征进行区分,识别准确性较低。张传宗等^[5]利用脉冲超宽带捕获动作导致的时域信号变化,并提取频域特征,然后构建双流网络模型实现动作识别。但其不能对动作特征进行精准识别,难以区分违规与合规动作在形态上的本质差异,导致识别准确性较低。李新春等^[6]利用动态目标指示与小波阈值滤波对信号进行预处理,并结合二维离散小波包分解与奇异值分解对信号进行特征提取和降维,随后采用改进粒子群算法优化 SVM(Support Vector Machine)模型,从而实现动作的识别。但其不能对大量合规动作的冗余信息进行处理,正常与违规动作的特征区分度不佳,导致识别的准确性较低。李晶晶等^[7]提取了动作骨架序列的高级运动特征,在时间维度学习运动相关图,构建运动引导拓扑图,通过该拓扑图进行空间图卷积,实现跨时空信息交互,交替使用时空图卷积完成识别。但其不能解决违规动作的时序边界模糊问题,且其对违规动作特征提取准确度不佳,无法精准定位违规瞬间,导致识别的准确性较低。

为此,笔者提出引入混合注意力机制识别违规动作。将时空注意力机制用于表征动作的时空特征,通道注意力机制用于增强通道在时域上的相互依赖程度,运动注意力机制用于建模相邻两帧动作特征级别的时间差异。通过上述实现对竞技体育违规动作的识别。

1 提取竞技体育运动动作尺度信息

竞技体育运动视频可看作是由很多帧二维图片组成一个三维张量^[8],通过背景减除法可以检测出视频中是否存在竞技运动员^[9]。建立一个背景模型,将视频的每一帧与背景模型进行对比,若二者相同,则被判定为背景,反之则将其标记为竞技运动员的动作区域^[10]。通过阈值处理对比结果,即可得到表征竞技运动员的二值图,如下:

$$E(x,y)=\begin{cases} 0, & |Q_i(x,y)-B_i(x,y)|\geq\theta, \\ 1, & |Q_i(x,y)-B_i(x,y)|<\theta, \end{cases} \quad (1)$$

其中 $E(x,y)$ 表示竞技运动员的二值图, $Q_i(x,y)$ 表示视频前景建模, $B_i(x,y)$ 表示视频背景建模, θ 表示阈值。

判定竞技体育运动视频影像中存在竞技运动员后,将该视频导入三维卷积网络中对其进行处理。尺度主要由摄像设备与竞技运动员间的距离所决定^[11],为对不同尺度下的竞技运动员违规动作特征进行提取,笔者利用不同大小的高斯函数对视频图像进行卷积滤波,并通过下采样构建竞技体育运动尺度空间,如下:

$$Y=\frac{1}{2\pi\sigma^2}\exp\left(-\frac{(x-x_i)^2+(y-y_i)^2}{2\sigma^2}\right)*E(x,y), \quad (2)$$

其中 $*$ 表示二维卷积运算; $E(x,y)$ 为运动员二值图; Y 表示尺度空间, σ 表示方差。

通过上述,完成竞技运动员尺度信息提取,并将视频序列输入融合混合注意力机制的三维卷积网络,以备后续处理。

2 竞技体育运动违规动作多尺度特征融合

竞技运动员运动尺度信息表征的是其动作在时空维度上的多尺度动态特征,这些特征是构建违规

动作检测量化指标体系的核心要素。笔者以提取的尺度信息为基础,采用 Hessian 行列式进行特征计算,使提取的竞技运动违规动作特征可以同时与时空域两个尺度上定位^[12]。对包含竞技运动员的视频序列,笔者通过高斯核进行卷积运算,生成时空尺度空间特征,如下:

$$R_i = gf(Y), \quad (3)$$

其中 R_i 表示通过卷积生成的时空尺度空间特征, g 表示高斯核, $f(Y)$ 表示对输入视频序列 Y 提取的某种特征图时空信号。卷积操作在不同尺度上滑动高斯核,以捕获运动员动作在时空域的多尺度动态信息。

为消除尺度差异对违规动作特征一致性的影响^[13],采用尺度归一化的导数处理,确保同一动作在不同尺度下的特征值保持一致。对得到的多尺度特征进行融合,分别将竞技体育运动违规动作特征图按从底往上以及从顶向下的方向进行传输,并将融合后的特征传入下一层,如下:

$$R = \begin{cases} R_i \oplus g \frac{R_{i-1}, T_i}{T_{i-1}}, \\ R_i \oplus g \frac{R_{i+1}, T_i}{T_{i+1}}, \end{cases} \quad (4)$$

其中 R 表示特征融合结果, R_i 表示融合前的特征, T_i 表示时间序列。通过双向融合使特征各自互补,最后将不同层级的特征在通道上相连接,通过空间注意力以及时序注意力的处理,完成违规动作识别。

3 混合注意力机制

完成竞技体育运动违规动作多尺度特征融合可有效提升动作表征的完备性和判别性,使违规动作的时空特征能被充分捕捉并区分。由于竞技体育运动中的动作存在时序信息^[14],且不同运动项目的违规行为通常呈现出特定的时空演化模式。因此,笔者以得到的融合竞技体育运动违规动作多尺度特征为基础,引入混合注意力机制对其进行处理,以实现竞技体育运动违规动作识别,其包括时空注意力模块以及通道注意力模块。

3.1 时空注意力模块

时空注意力模块可对竞技体育运动违规动作特征进行加权^[15],自动计算不同视频帧间的特征相关性,强化运动员肢体关键部位的特征表达。对输入的特征张量进行跨通道的平均池化,取通道维度上的全局时空张量,通过卷积核大小为 $3 \times 3 \times 3$ 的卷积层对全局时空张量进行卷积操作,如下:

$$F_0 = K * F_1, \quad (5)$$

其中 F_0 表示卷积操作结果, K 表示卷积层, F_1 表示全局时空张量。对卷积操作结果进行重构,并将其送入 Sigmoid 中激活得到掩膜,强化竞技体育运动视频的关键帧,将掩膜与经空间注意力优化后的运动员动作特征相乘,进而得到最终输出结果,如下:

$$F = RF_0 + RW, \quad (6)$$

其中 RF_0 和 RW 表示逐元素相乘; R 表示对卷积结果 F_0 进行重构后得到的特征图; F 表示时空注意力模块输出结果, W 表示掩膜。通过掩膜的激励作用^[16],空间注意力通道会进一步强化竞技运动员手部以及脚部等部位的动态特征,聚焦违规动作发生的关键帧,弱化冗余的非违规帧特征,同时自动学习竞技体育视频不同帧间特征的关联性。

3.2 通道注意力模块

通道注意力模块可构建通道之间的依赖关系^[17],重点强化肢体运动轨迹以及关节动态变化等与违规动作强相关的通道,抑制背景纹理、光照变化等无关通道。将输入的运动员违规特征通过二维卷积核进行卷积映射,得到不同通道的输出如下:

$$V = \sum_{s=1}^c g_c * F, \quad (7)$$

其中 V 表示不同的通道输出, g_c 表示二维卷积核, $*$ 表示卷积操作。这些输出特征由所有通道特征叠加生成,通道注意力机制通过不同通道间的权重关系,增强卷积后的竞技体育运动违规动作特征的区分度^[18]。

为建立不同通道间的依赖关系,对卷积后的违规动作特征进行全局平均池化,并将得到的两个一维特征向量输入多层感知机学习通道权重,以确保输出的权重矩阵与违规动作特征图的通道相匹配,如下:

$$S = \sigma(VW_2\delta(W_1z)),$$

(8)

其中 S 表示权重标量, σ 表示 sigmoid 激活函数, W_2 与 W_1 表示两个全连接层, δ 表示 ReLU 激活函数, z 表示平均池化后的特征向量。通过逐通道的权重乘法操作,将生成的权重向量与对应通道的特征图进行融合,在通道维度上重新标定了原始特征。肢体运动轨迹等有效通道因权重较高,特征表达被增强,背景干扰等无效通道因权重较低,影响被削弱,如下:

$$X_1 = F_{\text{scale}}(u_c, S),$$

(9)

其中 X_1 表示权重向量, F_{scale} 表示通道逐元素相乘, u_c 表示经通道注意力优化后的特征图。通道注意力模块在水平和垂直方向分别生成注意力权重,增强特征图中与违规动作相关的方向信息^[19]。

3.3 混合注意力模块

混合注意力模块主要由上述模块组成,每个模块负责相应注意力的功能作用。该混合注意力模块的结构如图 1 所示。上述注意力模块通过元素对应相加完成融合,形成整合后的混合注意力特征,并作为输入传递到网络的下一层级中。

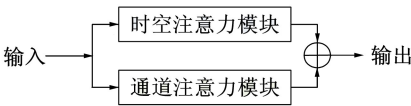


图 1 混合注意力模块

Fig. 1 Hybrid attention module

4 输出竞技体育运动违规动作识别结果

经混合注意力机制,可通过融合时空与通道注意力对特征进行增强。以此为基础,对整个模型进行端到端的训练。假设训练数据集包含 N 个带标记的动作序列,计算损失函数,如下:

$$L = -X_1 \sum_{i=1}^N \log P(y_i | x_i; \lambda),$$

(10)

其中 L 表示损失函数, P 表示动作分类概率, y_i 表示动作样本标签, x_i 表示动作样本的特征, λ 表示模型参数, N 表示样本总数。

为进一步区分高相似的竞技运动合规与违规动作,笔者将具有相同起点和终点的两个时间序列作为特征向量,计算两者在各时刻的特征距离,如下:

$$D = \min \{ D(S_{t1-1}, S_{t2-1}), D(S_{t1-1}, S_{t2}), D(S_{t1}, S_{t2-1}), D(S_{t1}, S_{t2}) \}_L,$$

(11)

其中 D 表示序列在时间点处的特征距离, S_{t1} 与 S_{t2} 分别表示两个动作特征序列。

以基准序列为中心轨迹,当某时刻的序列距离大于特征距离时,标记为异常候选点,若连续 T 帧的距离均超过特征距离,则判定该区间为违规动作序列,从而识别竞技运动中的违规动作^[20]。

5 实验分析

5.1 实验环境

为验证笔者设计的混合注意力机制在竞技体育运行违规动作识别中的有效性,需要进行实验研究。实验硬件环境配置信息如表 1 所示。

表 1 实验环境

Tab. 1 Experimental environment

项目	参数	项目	参数
服务器	Intel® Xeon® Silver4216	学习框架	PyTorch
内存/GB	32	优化器	SGD
图像处理单元	NVIDIA® TITAN RTX	开发语言	C++
加速器	CUDA10.0	数据库	MySQL

5.2 实验数据集

实验针对竞技体育中的动作类别，构建了竞技体育运动违规动作数据集，包括篮球、田径等多项目的违规行为，数据集中共包含 5 000 个样本。

在进行网络训练前，将待输入的竞技体育运动图像进行裁剪，裁剪后的大小统一为 224×224 像素，并通过对图像进行水平翻转以及垂直翻转丰富训练样本。在数据集中随机选取 80% 的样本作为训练集，剩余 20% 的样本为验证集以及测试集。实验以平均识别准确率作为评价指标，通过量化所有类别中正确识别样本占比衡量算法性能，如下：

$$M_{\text{mAP}} = \frac{T_s}{T_s + F_s}, \tag{12}$$

其中 M_{mAP} 表示平均识别准确率， T_s 表示正确识别数量， F_s 表示错误识别数量。在模型训练参数设置上，训练总迭代周期设为 200，批次大小设置 8，初始学习率设置为 0.001，衰减因子设置为 0.1。

5.3 违规动作特征聚类分析

为评估所设计的识别方法对于竞技体育运动的违规动作识别性能，对网络的输出特征进行聚类可视化，得到聚类前后的对比结果如图 2 所示。

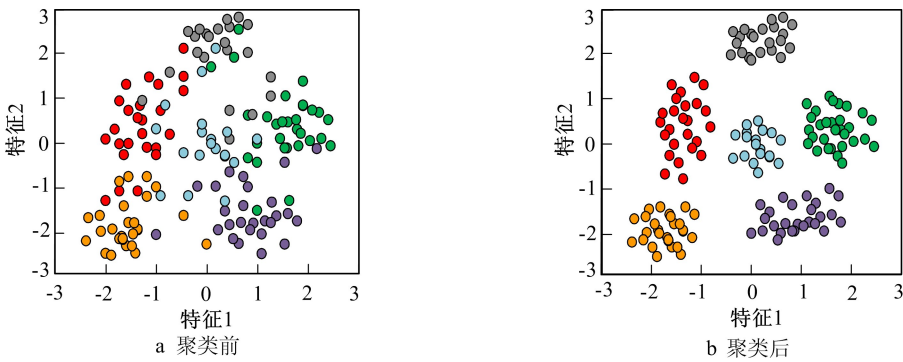


图 2 输出特征聚类可视化结果

Fig. 2 Visualization results of output feature clustering

如图 2 所示，笔者采用相同颜色标注同一类别的违规动作特征点。对比分析可见，在原始特征空间中(见图 2a)，由于部分违规动作具有相似的时空特征模式，导致不同类别的特征分布存在明显重叠，特别是某些动作的关键特征相互混淆，形成模糊的决策边界。而经过笔者方法处理后的特征空间(见图 2b)得到显著改善，通过空间注意力机制强化肢体关键部位的特征表达，时序注意力机制聚焦动作判别性帧段，配合通道注意力机制筛选最具区分度的特征组合，最终使不同类别违规动作的特征向量在嵌入空间中形成清晰的聚类分布。这种优化后的特征表示不仅扩大了类间距离，同时增强了类内紧密度，为后续识别网络提供了更具判别性的特征输入。

5.4 竞技体育运动违规动作识别结果分析

在混合注意力机制下的竞技体育运动违规动作识别过程中，得到的违规动作识别结果如图 3 所示。



图 3 违规动作数据集

Fig. 3 Violation action dataset

从图3可看出,笔者方法在多种运动项目的违规动作检测中表现出良好的判别能力。在图3a羽毛球发球场景中,系统准确捕捉到发球瞬间球的最高点与运动员腰部的空间位置关系,当检测到球体任何部分超过腰部水平线时,即判定为“发球过腰”违规,这与国际羽联(BWF: Badminton World Federation)规则完全吻合。图3b田径比赛场景展示了跑步项目的步态分析能力,通过连续帧的足部轨迹追踪,系统能可靠地检测到运动员双脚同时离地的腾空状态,从而识别出竞走项目中的“腾空犯规”。特别值得注意的是图3c篮球防守场景的识别结果。与常规认知不同,篮球规则中单纯的手部遮挡视线行为并不构成犯规,但当防守者与进攻者发生实质性身体接触时则构成防守犯规。笔者方法通过三维姿态估计精确量化球员间的接触程度,结合运动力学特征分析,有效区分了合规的防守动作与违规的身体接触行为。这种细微差异的识别得益于笔者提出的时序特征融合策略:一方面提取短时域帧间运动变化特征,捕捉瞬时接触行为;另一方面通过自适应权重分配,强化关键帧的决策贡献,从而在保证实时性的同时提升了识别精度。

混淆矩阵为一种可视化工具,通常用于评估识别方法的性能,通过混淆矩阵对篮球运动中的违规动作识别结果与实际标签进行分析,得到的篮球运动违规动作识别混淆矩阵如图4所示。

从图4可看出,笔者提出的识别方法在篮球运动动作分类任务中表现出卓越的性能。针对篮球运动中包含的4种主要动作类型,系统均表现出极高的识别准确率,均超过了99%。尤其值得注意的是,正常运动行为的识别准确率达到近乎完美的水平,均高达100%,这主要得益于合规动作与各类违规动作在运动模式上存在本质性差异,其动作特征具有明显的区分度。深入分析混淆矩阵可以发现,系统在避免将违规动作误判为正常行为方面具有突出优势。其优异性能的实现主要归功于笔者设计的混合注意力机制,该机制通过多维度特征强化策略实现了精准识别:首先,在空间维度上关注肢体关键部位的运动轨迹;其次,在时间维度上锁定违规动作的典型阶段;最后,通过通道维度筛选最具判别性的特征组合。这种多层次的特征提取方式有效捕捉了违规动作的本质特征,从根本上避免了将违规动作误判为正常行为的可能性。

识别结果	正常动作	撞人	阻挡	手臂接触
	100	0	0	0
	0	99	1	0
	0	0	100	0
	正常动作	撞人	阻挡	手臂接触
	实际标签			

图4 违规动作混淆矩阵

Fig.4 Confusion matrix of violation actions

5.5 竞技体育运动违规动作识别对比分析

为进一步验证所提方法的有效性,将其与另外3种动作识别算法进行比较,得到的对比结果如图5所示。

从图5可看出,笔者提出的基于混合注意力机制的识别方法在性能上显著优于其他3种对比方法。通过将空间与通道注意力有机结合,该方法实现了运动特征提取与时空建模的统一优化,有效增强了关键运动细节的捕捉能力和时序关联特征的表达能力。实验结果表明,该方法取得了99.81%的违规动作识别准确率,相较于3种对比方法,分别提升了13.97%、11.16%和7.28%。其显著的性能优势充分验证了混合注意力机制在运动违规识别任务中的独特价值。特别值得注意的是,该方法在维持高准确率的同时,通过注意力权重的自适应分配,避免了传统方法对人工设计特征的依赖,实现了端到端的特征学习与决策优化,从而为复杂运动场景下的违规行为检测提供了更可靠的解决方案。

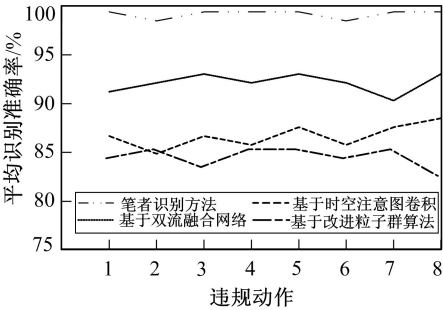


图5 平均识别准确率对比结果

Fig.5 Comparison results of average recognition accuracy

6 结 语

笔者提出的基于混合注意力机制的竞技体育运动违规动作智能识别系统,通过背景减除算法与多尺度空间构建技术,采用高斯滤波与下采样相结合的预处理方式,能从复杂比赛视频中精准定位运动员的运动区域,并提取具有判别力的多尺度时空特征。该方法通过构建多分辨率特征,实现了对违规动作关键区域的有效分离,确保从宏观运动趋势到微观细节特征的全尺度信息捕获。在特征优化阶段,系统创新性地引入由空间、时序和通道注意力组成的混合注意力机制,其中空间注意力模块聚焦于运动员肢体关键关节点的运动轨迹变化,时序注意力模块通过长短时记忆网络自动定位违规动作发生的特征性时间片段,通道注意力模块则通过自适应特征选择机制筛选最具判别力的特征维度。这3个模块通过协同加权与特征融合策略,有效区分了真实违规动作特征与赛场环境干扰信号,显著提升了特征的类内紧凑性与类间区分度。实验结果表明,该系统在多种常见运动违规行为的识别任务中取得了97.1%的平均识别准确率。展望未来,研究团队计划针对转体动作与假动作等极端相似案例优化特征判别边界,同时将结合职业联赛的实际判罚需求,探索更具实用性的实时违规预警应用方案,为竞技体育的公平判罚提供智能技术支持。

参考文献:

- [1] 古学茹,张备伟,丁雯. 基于多流自适应时空图卷积网络的人体行为识别[J]. 南京师大学报(自然科学版), 2025, 48(3): 112-119.
GU X R, ZHANG B W, DING W. Human Behavior Recognition Based on Multi-Stream Adaptive Spatio-Temporal Graph Convolutional Networks [J]. Journal of Nanjing Normal University (Natural Science Edition), 2025, 48(3): 112-119.
- [2] 陶峰,李燕苹,王瑞. 基于图卷积网络改进的人体动作识别模型[J]. 电子测量技术, 2023, 46(8): 59-64.
TAO F, LI Y P, WANG R. Improved Human Action Recognition Model Based on Graph Convolutional Networks [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(8): 59-64.
- [3] 胡明,许佳炜,赵立军,等. 基于小样本和随机化的跨域人体动作泛化识别模型[J]. 计算机应用研究, 2025, 42(3): 849-855.
HU M, XU J W, ZHAO L J, et al. Cross Domain Human Action Generalization Recognition Model Based on Small Sample Size and Randomization [J]. Application Research of Computers, 2025, 42(3): 849-855.
- [4] 赵登阁,智敏. 基于时空注意力图卷积的人体动作识别[J]. 计算机应用与软件, 2024, 41(7): 165-170,254.
ZHAO D G, ZHI M. Action Recognition Based on Spatial-Temporal Attention Graph Convolution Neural Network [J]. Computer Applications and Software, 2024, 41(7): 165-170,254.
- [5] 张传宗,王冬子,郭政鑫,等. 基于双流融合网络的非接触式 IR-UWB 人体动作识别方法[J]. 计算机科学, 2025, 52(1): 221-231.
ZHANG C Z, WANG D Z, GUO Z X, et al. Contact-Free IR-UWB Human Motion Recognition Based on Dual-Stream Fusion Network [J]. Computer Science, 2025, 52(1): 221-231.
- [6] 李新春,曾仕豪. 基于改进粒子群算法的 UWB 雷达人体动作识别研究[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2024, 36(2): 268-276.
LI X C, ZENG S H. Research on UWB Radar Human Motion Recognition Based on Improved Particle Swarm Optimization Algorithm [J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2024, 36(2): 268-276.
- [7] 李晶晶,黄章进,邹露. 基于运动引导图卷积网络的人体动作识别[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2024, 36(7): 1077-1086.
LI J J, HUANG Z J, ZOU L. Motion-Guided Graph Convolutional Network for Human Action Recognition [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2024, 36(7): 1077-1086.
- [8] 廖民玲. 基于显著性特征的多视角人体动作图像识别研究[J]. 现代电子技术, 2024, 47(24): 143-147.
LIAO M L. Research on Multi-Perspective Human Action Image Recognition Based on Significant Features [J]. Modern Electronics Technique, 2024, 47(24): 143-147.
- [9] 石峰. 基于动态时间规整耦合 3D 运动历史图像的人体动作识别算法[J]. 传感技术学报, 2024, 37(11): 1937-1945.

- SHI F. Human Motion Recognition Algorithm Based on Dynamic Time Warping Coupled with 3D Motion History Image [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2024, 37(11): 1937-1945.
- [10]李程辉,蒋俊正,周芳. 基于毫米波雷达的三维特征自适应融合人体动作识别算法 [J]. 雷达科学与技术, 2024, 22(5): 569-577,586.
- LI C H, JIANG J Z, ZHOU F. Human Motion Recognition Algorithm with Three-Dimensional Feature Adaptive Fusion Based on Millimeter-Wave Radar [J]. Radar Science and Technology, 2024, 22(5): 569-577,586.
- [11]王杨,许佳炜,王傲,等. 基于 CSI 实例标准化的域泛化人体动作识别模型 [J]. 通信学报, 2024, 45(6): 196-209.
- WANG Y, XU J W, WANG A, et al. Domain-Generalization Human Activity Recognition Model Based on CSI Instance Normalization [J]. Journal on Communications, 2024, 45(6): 196-209.
- [12]陶志勇,郭希俊,任晓奎,等. 基于多通道特征融合的人体动作识别方法 [J]. 工程科学与技术, 2025, 57(1): 68-79.
- TAO Z Y, GUO X J, REN X K, et al. Human Action Recognition Method Based on Multi-Channel Fusion [J]. Advanced Engineering Sciences, 2025, 57(1): 68-79.
- [13]王丽芳,吴荆双,尹鹏亮,等. 基于注意力机制和能量函数的动作识别算法 [J]. 计算机应用, 2025, 45(1): 234-239.
- WANG L F, WU J S, YIN P L, et al. Action Recognition Algorithm Based on Attention Mechanism and Energy Function [J]. Journal of Computer Applications, 2025, 45(1): 234-239.
- [14]程娜娜,张荣芬,刘宇红,等. 基于 ConvGRU 和注意力特征融合的人体动作识别 [J]. 光电子·激光, 2023, 34(12): 1298-1306.
- CHENG N N, ZHANG R F, LIU Y H, et al. Human Motion Recognition Based on ConvGRU and Attention Feature Fusion [J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2023, 34(12): 1298-1306.
- [15]郭宗洋,刘立东,蒋东华,等. 基于语义引导神经网络的人体动作识别算法 [J]. 图学学报, 2024, 45(1): 26-34.
- GUO Z Y, LIU L D, JIANG D H, et al. Human Action Recognition Algorithm Based on Semantics Guided Neural Networks [J]. Journal of Graphics, 2024, 45(1): 26-34.
- [16]黄斌,王寅昊. 激光传感器和机器视觉的复杂运动动作识别方法 [J]. 激光杂志, 2023, 44(10): 217-224.
- HUANG B, WANG Y H. Complex Motion Recognition Method Based on Laser Sensor and Machine Vision [J]. Laser Journal, 2023, 44(10): 217-224.
- [17]王子威,郭苗苗. 多视角手部肌肉疲劳动作智能识别方法仿真 [J]. 计算机仿真, 2024, 41(1): 238-242.
- WANG Z W, GUO M M. Simulation of Intelligent Recognition Method for Hand Muscle Fatigue Actions from Multiple Perspectives [J]. Computer Simulation, 2024, 41(1): 238-242.
- [18]林远强,郜辉,王鹏,等. 引入级联通道注意力的轻量化人体姿态估计 [J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(13): 219-227.
- LIN Y Q, GAO H, WANG P, et al. Lightweight Human Pose Estimation with Cascaded Channel Attention [J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(13): 219-227.
- [19]申超凡,熊风光,孔煜,等. 基于自注意力和曲率的点云生成对抗网络 [J]. 计算机工程与设计, 2025, 46(7): 1890-1897.
- SHEN C F, XIONG F G, KONG Y, et al. Point Cloud Generation Adversarial Network Based on Self-Attention and Curvature [J]. Computer Engineering and Design, 2025, 46(7): 1890-1897.
- [20]余本功,石中玉. 深层注意力和两阶段融合的图文情感对比学习方法 [J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(3): 223-233.
- YU B G, SHI Z Y. Deep Attention and Two-Stage Fusion of Image-Text Sentiment Contrastive Learning Method [J]. Computer Engineering and Applications, 2025, 61(3): 223-233.

(责任编辑:刘东亮)