

# 基于机器视觉与深度学习的大学生体能训练智能评估系统

侯 燕

吉林警察学院 吉林长春 130117

**摘 要:** 在高等教育质量标准持续提高的背景下,大学生体质健康监测与促进已成为高校体育工作的关键。传统体能训练评估长期依赖人工观察与主观评分,评估标准难以统一,数据记录也常出现疏漏,评估效率更是偏低。本研究针对性提出解决方案,是一套融合机器视觉与深度学习的大学生体能训练智能评估系统。依托训练场地部署的多视角工业相机,系统可完成训练视频数据的采集。改进的YOLOv7算法被用于人体关键点定位,在此基础上,时序卷积网络搭建起动作质量分析模型,注意力机制的引入则进一步优化了特征提取环节。严格实验验证了系统的性能,在俯卧撑、深蹲、引体向上等基础动作评估中,其综合准确率达94.2%,精确率与召回率则分别为93.6%、94.8%,这为大学生体能训练提供了科学化、标准化的评估路径。

**关键词:** 机器视觉;深度学习;体能训练;智能评估

## 引言

高校体育教学改革不断深化,一个关键问题愈发突出,如何科学评估体能训练的实际效果,这已成为体育教育领域的当务之急。传统体能训练评估多依赖教师现场观察与经验判断,不仅难以统一评估标准,更无法对训练过程进行量化记录与追溯分析。这种依赖主观经验的评估模式,在数据驱动的教育发展趋势下愈发凸显局限性。深度学习在人体姿态估计、行为识别领域的突破,更让自动化、智能化评估系统的开发有了坚实技术支撑。现有研究却常聚焦于专业运动员的技术动作剖析,针对大学生日常体能训练的智能评估系统研究十分有限。复杂自然环境下,系统的实时性、准确性与鲁棒性,更是当前亟待突破的瓶颈。面向大学生体能训练的特点构建智能评估系统,这一研究方向的推进,无疑具有重要价值。

## 一、理论基础

### (一) 人体运动生物力学原理

作为研究运动中人体力学特性的主要学科,人体运动生物力学为动作质量评估奠定了理论基础。聚焦骨骼肌肉系统的运动力学表现,将运动姿态与能量代谢、肌肉负荷、关节受力等参数关联,建立起可量化的关系模型。体能训练评估中,关节角度变化轨迹、肢体运动速度曲线、重心位移特征等生物力学参数,都是判断动作

规范性的重要依据<sup>[1]</sup>。

### (二) 深度学习视觉特征表示理论

深度学习的优势在于多层次神经网络结构,自动挖掘图像中的层次化特征,这让其在计算机视觉领域脱颖而出。卷积神经网络是其中的典型,局部连接、权值共享与池化操作的协同作用,从原始像素中逐步提取边缘、角点等底层特征,再将这些特征组合、升华为姿态、形状等高层语义信息。这种端到端的学习模式,规避了传统手工设计特征的局限与主观偏差,在复杂场景的人体运动分析中尤为适用。

### (三) 时序数据建模理论

体能训练动作是连续的运动过程,时序特性显著,这让时序数据建模理论在动作质量评估中占据特殊地位。捕捉序列数据的长期依赖与动态变化规律。评估动作质量不能只注意关键帧的静态姿态。整个动作周期的连贯性、节奏性与周期性,同样是分析重点<sup>[2]</sup>。循环神经网络、时序卷积网络等模型,都能有效处理这类时序依赖。

## 二、大学生体能训练智能评估系统设计

### (一) 系统总体架构设计

系统的架构设计分为四层,层间数据交换与功能调用均通过标准化接口完成。数据采集层的核心是4台200万像素工业相机,它们以30°夹角均匀布设于训练区域四周,形成多视角数据采集网络。依托GigE Vision协议,相机可实现毫秒级同步触发,这一设计为多视角数据的时间一致性提供了保障。预处理层包含三个核心模块,数据标准化模块是预处理的收尾环节,它将不同来源的视频数据统一转换为640×480分辨率、H.264编码的标

**作者简介:** 侯燕(1978.11——),性别:女,民族:汉,籍贯(吉林省长春市),硕士学位,职称:副教授,研究方向:计算机软件应用、大数据分析。

准化数据流<sup>[3]</sup>。

特征提取层的核心是双路径特征学习网络。空间特征路径选用改进HRNet网络，其并行多分辨率子网络能持续维持高分辨率表征，进而实现17个人体关键点的精确定位。时序特征路径则搭载PoseWarper网络，通过光流估计与特征图变形技术，建立帧间姿态的对应关系。动作评估层采用双评估机制，规则引擎与深度学习评估器协同工作。前者以运动生物力学为理论基础，预设28项评估规则，涵盖关节角度范围、运动速度阈值等关键指标。

### (二) 基于改进YOLOv7的人体关键点检测算法

围绕YOLOv7-tiny模型构建了五项核心改进方案。骨干网络中引入跨阶段部分连接(CSP)结构后，基础特征图被划分为两个分支，一部分经密集块完成特征强化，另一部分则直接流向输出端实现特征拼接，这一结构设计在强化特征复用效率的同时，将计算量降低20%。

特征融合环节的优化同样关键，在特征金字塔部分嵌入自适应空间特征融合模块，该模块可通过学习动态权重参数，自主完成不同尺度特征图的融合运算，多尺度人体检测的核心难题由此得到缓解<sup>[4]</sup>。针对关键点检测任务，检测头采用热力图回归方法，为每个目标关键点生成包含17个通道的置信度图。为适配不同距离的人体目标检测需求，在模型训练阶段引入多尺度策略，输入图像尺寸会在320×320至640×640区间内随机调整，以此增强模型的场景适应能力。针对关键点定位任务，采用加权平滑L1损失函数，该函数在标准平滑L1损失基础上引入了关键点可见性的权重系数 $w_j$ ，其数学表达式为：

$$L_{kp} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{17} w_j \cdot \text{smooth}_{l1}(p_{ij} - \hat{p}_{ij})$$

其中权重系数 $w_j$ 根据关键点类型动态调整，对于易遮挡的腕部、踝部关键点赋予较高权重( $w=1.5$ )，对于稳定的髋部、肩部关键点采用标准权重( $w=1.0$ )。这种设计显著提升了困难关键点的检测精度。在COCO验证集上的测试结果显示，改进后的算法在保持35fps推理速度的同时，关键点检测mAP达到72.3%，较基准模型提升5.1%。

### (三) 时序动作质量评估模型

时序动作质量评估模型以一维时序卷积网络为基础架构，每个模块内含两层一维扩张卷积，扩张率呈指数级递增(1, 2, 4, 8, 16)，这一设计的优势在于让模型能够捕获从短期到长期的不同时间尺度运动模式。卷积核尺寸固定为3，每层均输出256个特征通道。相邻卷积层间引入残差连接，这一举措有效抑制了深层网络中梯度消失现象的出现。在网络的第四与第五层之间，嵌入了挤压激励注意力机制。其运作始于全局平均池化操作，

对各通道特征完成压缩后，生成对应的通道描述符。后续通过两个全连接层建立通道间的依赖关系：第一个全连接层将通道数降至原维度的1/16，第二个则负责恢复原始通道规模。Sigmoid函数最终生成各通道权重系数，与原始特征图完成加权融合。通过这一过程，模型可自适应突出与动作质量紧密相关的关键特征通道<sup>[5]</sup>。模型输入为连续32帧人体关键点序列，涵盖17个关键点的二维坐标，特征维度合计1088。经时序卷积网络处理后的特征，输出层依托全连接结构，将其映射至5个质量等级(优秀、良好、中等、及格、不及格)的评分分布，各等级的置信度则由Softmax函数计算得出。

### (四) 多模态特征融合策略

空间特征的构成包含两部分，分别是静态姿态描述符与动态轨迹特征。静态姿态描述符的构建，需计算15个关键关节角度，如肘关节角、膝关节角等，以及10个肢体长度比例，例如臂长与身高的比例。动态轨迹特征的获取则不同，先以三次样条插值法对关键点运动轨迹做平滑处理，再从中提取轨迹的曲率与挠率特征。时间特征的提取，采用双重分析路径实现。连续5帧内关键点的位移向量是计算基础，可得到运动速度与加速度等短期特征。长期特征的提取转向频域分析，借助快速傅里叶变换将关键点运动序列映射至频域后，主导频率与功率谱特征便得以捕获。运动学特征的计算依托牛顿力学原理，双重积分能从加速度数据中推算出能量消耗指标，同时结合肢体质量分布模型，完成各关节力矩负荷的估算。特征融合模块采用基于注意力机制的多层融合架构，各层级功能各有侧重。特征级融合是架构的基础，其将不同模态特征拼接为1024维特征向量。

## 三、大学生体能训练智能评估系统应用

### (一) 实验环境与数据采集

实验环境搭建于标准大学生体能训练场地，场内布设4台1080P工业相机，将其帧率统一设定为30fps。实验以120名大学生志愿者为研究对象，采集其训练视频数据，内容覆盖俯卧撑、深蹲、引体向上三类典型项目。每人完成10次标准动作，最终获得3600个有效动作样本，数据集按8:1:1的比例拆分，分别对应训练集、验证集与测试集。

### (二) 系统性能评估指标

系统性能评估选取准确率、精确率、召回率及F1分数。实验依托配备NVIDIA RTX 3080显卡的工作站完成，软件环境设定为Ubuntu 18.04操作系统与PyTorch 1.8框架。评分结果的误差范围，由平均绝对误差进行衡量。系统实时性的验证，则需额外测定单次动作评估的处理时间。

表1 系统在不同训练动作上的评估性能对比

动作类型	准确率 (%)	精确率 (%)	召回率 (%)	F1分数	MAE (分)	RMSE (分)	处理时间 (ms)
俯卧撑	95.7 ± 0.3	94.8 ± 0.4	96.2 ± 0.3	0.955 ± 0.002	0.32 ± 0.02	0.45 ± 0.03	126 ± 5
深蹲	93.5 ± 0.4	92.7 ± 0.5	94.1 ± 0.4	0.934 ± 0.003	0.41 ± 0.03	0.58 ± 0.04	118 ± 4
引体向上	93.4 ± 0.5	93.2 ± 0.6	93.8 ± 0.5	0.935 ± 0.004	0.45 ± 0.04	0.62 ± 0.05	134 ± 6
平均性能	94.2 ± 0.4	93.6 ± 0.5	94.8 ± 0.4	0.942 ± 0.003	0.39 ± 0.03	0.55 ± 0.04	126 ± 5

### (三) 关键点检测精度分析

交并比 (IoU) 阈值从0.5到0.95逐步递增, 步长设为0.05, 通过计算该区间内的多个精度值并取平均, 最终得到mAP评分。改进后的YOLOv7算法表现突出: IoU=0.5阈值下, mAP指标达92.3%, 较原始版本提升4.7个百分点; IoU=0.5: 0.95区间内, mAP则为78.9%, 提升幅度3.2个百分点。为进一步挖掘检测表现的细节, 将17个人体关键点按部位分组细化评估。双肩、双髋这4个大关节关键点, 因运动幅度小、受遮挡概率低, 检测精度达到95.6%, 在三组中表现最优。中等关节关键点包括双肘与双膝, 共4个, 精度水平为92.8%。余下9个小关节关键点, 涵盖双腕、双踝、双眼、双耳及鼻子, 受限于尺度偏小、易被遮挡的特性, 检测精度相对较低, 为88.5%。快速运动场景中, 手腕与脚踝关键点的检测稳定性改善尤为明显, 抖动误差直接降低62%。复杂场景测试更凸显系统的鲁棒性。训练场地多人并行训练时, 改进的非极大值抑制算法可有效区分不同个体的关键点, 使检测精度稳定在89.7%以上。即便是30%人体区域被遮挡的部分遮挡场景, 系统借助时空上下文信息推理, 仍能维持86.2%的精度。性能提升的核心原因, 在于增强的特征金字塔结构、加权损失函数设计及改进的训练策略。还重点分析了关键点检测的时序稳定性, 通过计算连续帧间同一关键点的位置波动衡量抖动程度。30fps视频序列中, 改进算法的关键点位置标准差从原始算法的4.3像素降至1.6像素, 运动轨迹平滑度显著提升。这一优化, 为后续时序动作分析提供了更可靠的数据支撑。

### (四) 系统鲁棒性验证

光照适应性是室内场景的核心需求, 测试采用可调光照明系统, 模拟200lux至2000lux的光照波动, 这一范围完整覆盖了室内训练场地的典型照度区间。测试数据表明, 400-1500lux的常规光照下, 系统准确率稳定在94.0% ~ 94.3%; 当照度降至200lux, 准确率随之下降至91.2%; 提升至2000lux时, 这一数值为91.8%。这种小幅性能波动完全可控, 算法对光照变化的适应能力由此得到印证。着装差异对系统的影响也纳入了评估范畴。研究团队邀请志愿者穿着深色/浅色、紧身/宽松等不同

组合的运动服装参与测试, 结果显示系统准确率波动于92.8% ~ 94.0%之间, 差异无统计学意义 ( $p>0.05$ )。这说明系统分析核心聚焦于人体姿态与运动模式, 对表观着装变化具备良好的不变性。针对不同体型人群的测试同样表现稳定, 身高150 ~ 190cm、体重45 ~ 85kg的受试者均未引发评估偏差。这得益于研究中引入的身高关联关键点间距归一化处理, 成功消解了体型差异的干扰。运动速度适应性测试则进一步验证, 通过动态时间规整算法, 系统可轻松应对0.5 ~ 2Hz范围内的动作频率变化, 执行速度差异带来的影响被有效消除。这些测试从光照、遮挡、着装、体型等多维度形成验证闭环, 充分证明了系统在实际应用中的可靠性与鲁棒性, 为后续推广奠定了坚实基础。

### 结束语

针对大学生体能训练评估的实际需求, 本研究开发了一套融合机器视觉与深度学习技术的智能评估系统。依托改进的人体关键点检测算法与时序动作评估模型, 系统已能完成对常见训练动作的自动化、智能化评估。未来研究将以推动系统在移动端落地应用为核心目标, 扩大数据采集的规模与样本多样性, 深入探索复杂训练动作的评估标准, 同时进一步提升模型计算效率, 为系统的实际部署奠定基础。

### 参考文献

- [1] 陈浩. 信息化技术赋能青少年体能训练的实践探索[J]. 文体用品与科技, 2025, (13): 102-104.
- [2] 刘立明. 探索人工智能赋能田径运动员体能训练的新路径[J]. 文体用品与科技, 2024, (24): 175-177.
- [3] 王基野, 夏波, 巩博, 等. 动态AI肢体功能评估在高校学员体能训练中的应用[J]. 医学研究与战创伤救治, 2023, 36(07): 677-680.
- [4] 王磊. 基于多源异构数据的体能训练效度评估方法[J]. 信息技术, 2023, 47(02): 191-196.
- [5] 申玉波, 孙德宇, 宋鑫平, 等. 智能化体能训练应用技术与问题分析[J]. 冰雪体育创新研究, 2021, (07): 190-192.