

# 投篮动作矫正系统

张锡尧

中南大学自动化学院, 湖南 长沙

收稿日期: 2026年5月11日; 录用日期: 2026年6月9日; 发布日期: 2026年6月25日

## 摘要

针对篮球爱好者缺乏便捷专业投篮动作矫正工具、传统人工矫正效率低且精准度不足的问题, 本文研究基于计算机视觉的投篮动作矫正系统。该系统以普通设备拍摄视频为输入, 集成多目标跟踪(MOT)、2D人体姿态估计(HRNet)等技术构建人体运动分析流水线, 笔者主要负责优化多目标跟踪、设计投篮人筛选算法、开发ShotAnalyzer类有限状态机, 及基于HRNet提取17个人体核心关节并计算相关生物力学指标, 深度运用相关专业知识完成研究。研究结果表明, 系统成功实现投篮人精准锁定、多维度生物力学数据清晰输出及出手瞬间精准识别, 运行稳定且能有效处理普通设备视频数据。综上, 该系统解决了传统投篮动作矫正的短板, 为系统后续完善提供技术支撑, 可为篮球爱好者提供便捷专业的矫正参考, 具有实用价值。

## 关键词

计算机视觉, 多目标跟踪, 姿态估计

# Shooting Motion Correction System

Xiyao Zhang

School of Automation, Central South University, Changsha Hunan

Received: May 11, 2026; accepted: June 9, 2026; published: June 25, 2026

## Abstract

To address the problem that basketball enthusiasts lack convenient and professional tools for shooting motion correction, and traditional manual correction is inefficient and inaccurate, this paper studies a shooting motion correction system based on computer vision. Taking videos captured by ordinary devices as input, the system integrates Multiple Object Tracking (MOT), 2D human pose estimation (HRNet) and other technologies to construct a complete human motion analysis pipeline. The author is mainly responsible for optimizing multi-object tracking, designing a shooter screening

algorithm, developing a finite state machine of the ShotAnalyzer class, extracting 17 core human joint points based on HRNet and calculating relevant biomechanical indicators, and completing the research by deeply applying relevant professional knowledge. The research results show that the system has successfully achieved accurate positioning of shooters, clear output of multi-dimensional biomechanical data and precise identification of the ball release moment, running stably and effectively processing video data from ordinary devices. In summary, the system solves the shortcomings of traditional shooting motion correction, provides technical support for the subsequent improvement of the system, can provide convenient and professional correction references for basketball enthusiasts, and has practical value.

## Keywords

Computer Vision, Multiple Object Tracking, Human Pose Estimation

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

篮球运动作为全球普及度最高的体育运动之一，不仅是锻炼身体、增强体质的重要方式，更以其竞技性与趣味性吸引着广大爱好者参与。投篮动作作为篮球运动的核心技术，其规范性直接决定投篮命中率，也是区分业余爱好者与专业运动员的关键指标。然而，当前篮球兴趣爱好者在动作矫正过程中面临显著困境：专业教练员指导成本高昂，难以普及；自我观察与同伴反馈缺乏客观性和量化依据，无法精准定位动作偏差；传统动作分析工具操作复杂、门槛较高，难以满足轻量化、便捷化的使用需求。因此，开发一套低成本、高精度、易操作的投篮动作矫正系统，成为解决上述痛点、助力篮球爱好者提升动作规范性的迫切需求。

随着深度学习技术的飞速发展，计算机视觉领域取得突破性进展，人体姿态估计、多目标跟踪等核心技术日益成熟，为人体运动的精细化分析提供了可靠的技术支撑。其中，多目标跟踪技术能够实现动态场景中目标的持续识别与身份锁定，解决多人同框场景下的目标混淆问题；人体姿态估计技术可精准提取人体关节坐标，将连续的人体动作转化为可量化的特征数据，为动作分析提供客观依据。PaddleDetection 等开源框架的出现，进一步降低了计算机视觉技术的应用门槛，其集成的多种跟踪器与姿态估计模型，为系统开发提供了高效、可靠的技术基础。

基于上述背景，本文围绕投篮动作矫正系统展开设计与实现，依托计算机视觉技术，以普通手机或摄像头拍摄的视频为输入，构建“视频输入 - 视觉感知 - 动作理解 - 结果输出”的完整流水线(如图 1)。本文重点阐述系统开发中的核心工作，包括多目标跟踪模块优化、投篮人智能筛选算法设计、生物力学指标计算及投篮动作有限状态机开发，深度运用目标跟踪、姿态关键点提取、时序动作分析等核心知识，实现投篮人精准锁定、多维度生物力学数据输出与出手瞬间精准判定。

本项目的实施，不仅能够为篮球兴趣爱好者提供低成本、专业化的动作矫正参考，帮助其快速定位动作偏差、提升投篮水平，更实现了计算机视觉理论知识与体育实践场景的深度融合，验证了相关技术在运动辅助领域的可行性与实用性。同时，通过项目实践，进一步巩固了课程所学知识，提升了工程实践与问题解决能力，为后续相关领域的研究与应用奠定了坚实基础。

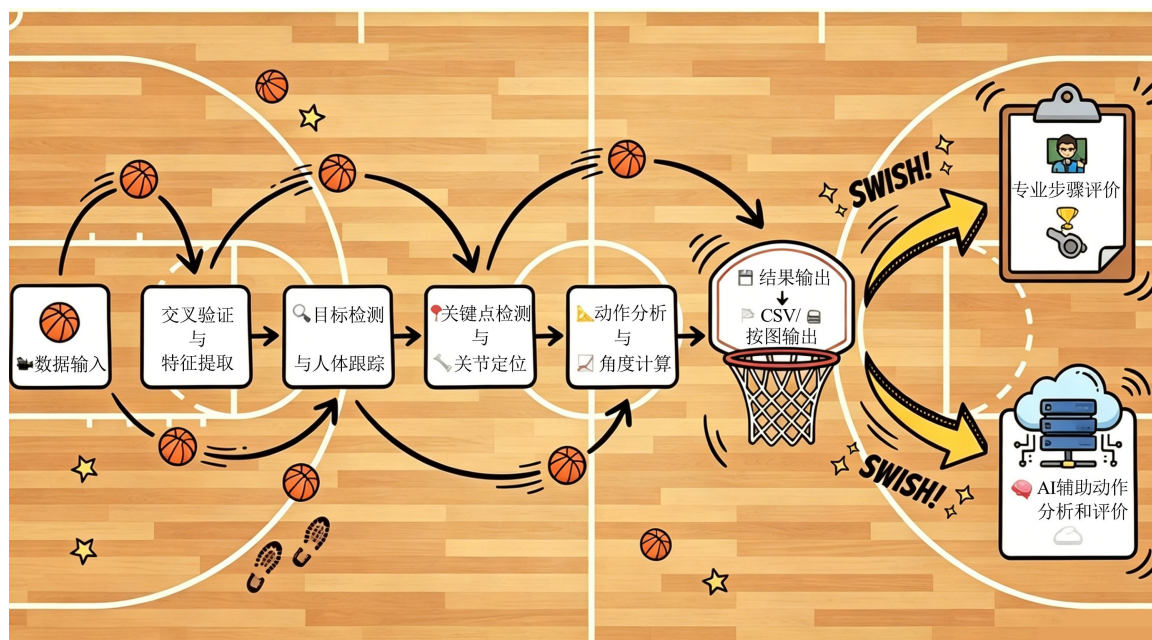


Figure 1. Diagram of the shooting motion correction system

图 1. 投篮动作纠正流程图

## 2. 相关工作

随着计算机视觉技术与运动生物力学的深度融合，基于视觉的人体运动分析技术在体育辅助训练领域得到广泛应用，投篮动作矫正作为篮球运动辅助训练的核心场景，已成为近年来的研究热点。相关研究主要围绕投篮动作分析方法、核心技术应用优化及系统开发三个维度展开，本节结合现有研究成果，梳理领域研究现状，剖析当前研究存在的不足，明确本研究的切入点与创新方向。

### 2.1. 投篮动作矫正相关研究

投篮动作的规范性直接影响投篮命中率，现有投篮动作矫正研究主要分为传统人工矫正与基于技术手段的智能矫正两类。传统研究依赖运动生物力学理论，通过高速摄像机采集投篮动作数据，结合人工标注分析关节角度、出手速度等指标，进而给出矫正建议[1][2]。此类方法虽能实现精准分析，但依赖专业设备与人工干预，成本较高，难以普及至广大业余篮球爱好者群体，且分析效率低下，无法满足实时或准实时矫正需求。

随着智能化技术的发展，基于计算机视觉的智能矫正方法成为研究主流。现有智能矫正系统多以视频为输入，通过人体姿态估计提取关节信息，量化分析投篮动作的生物力学指标，实现动作偏差的自动识别与矫正建议生成。Cabarkapa 等[1]系统综述了篮球跳投的生物力学特征，明确了肘腕角度、出手角度等核心指标对投篮命中率的影响，为后续动作矫正系统的指标设计提供了理论依据；Miller 等[2]通过分析不同位置投篮动作的运动学参数，建立了投篮动作与命中率的关联模型，为矫正建议的生成提供了量化标准。

但现有智能矫正系统仍存在明显局限：多数系统聚焦于单一目标场景，未考虑多人同框等复杂场景下的投篮人筛选问题，易出现分析主体误判；部分系统仅提取基础关节角度，缺乏对动作时序特征的分析，难以精准判定出手瞬间，导致指标统计存在偏差；此外，现有系统多依赖深度学习黑箱模型实现动作判定，逻辑可解释性差，不利于参数调优与轻量化部署，难以适配普通用户的低成本使用需求。

## 2.2. 计算机视觉核心技术在运动分析中的应用

多目标跟踪与人体姿态估计是投篮动作矫正系统的核心支撑技术，其发展直接决定了系统的分析精度与鲁棒性。

在多目标跟踪领域，现有方法主要分为基于检测的跟踪(Tracking-by-Detection)与基于关联的跟踪两类。Bewley 等[3]提出的 SORT 算法通过卡尔曼滤波预测目标轨迹，结合匈牙利算法实现目标关联，奠定了基于检测的跟踪框架基础；Wojke 等[4]在 SORT 算法基础上引入深度外观特征，提出 DeepSORT 算法，提升了遮挡场景下的跟踪鲁棒性；ByteTrack 算法通过关联高置信度检测框与低置信度检测框，进一步优化了快速移动场景下的跟踪性能。目前，多目标跟踪技术已广泛应用于行人跟踪、车辆跟踪等领域[5]，但在篮球运动场景中，由于人体动作幅度大、目标遮挡频繁(如球员交叉遮挡、篮球被手部遮挡)，现有跟踪算法易出现目标丢失、身份错乱等问题，需结合场景特性进行针对性优化。PaddleDetection 作为基于 PaddlePaddle 的开源目标检测与跟踪套件，集成了 DeepSORT、ByteTrack 等多种主流跟踪器，提供了模块化的开发接口，为多目标跟踪模块的快速开发与优化提供了技术支撑[5]。

在人体姿态估计领域，主流模型分为基于热力图的方法与基于回归的方法。Cao 等[6]提出的 OpenPose 算法通过提取肢体亲和力场(Part Affinity Fields)，实现了多人体的实时姿态估计，为人体关节点提取提供了有效方案；Sun 等[7]提出的 HRNet 模型突破了传统模型“下采样-上采样”的常规流程，通过并行维护高分辨率特征分支，显著提升了关节点定位精度，尤其适用于投篮动作中手腕、肘部等小关节的精准提取。现有姿态估计模型已能实现高精度的关节点提取，但在运动场景中，由于关节运动速度快、局部遮挡概率高，仍存在关节点定位偏差的问题，需结合投篮动作的运动特征进行后处理优化，确保生物力学指标计算的准确性。

## 2.3. 有限状态机在动作时序分析中的应用

投篮动作是一个连续的时序过程，分为准备、出手、完成三个阶段，精准的阶段判定是实现动作精细化分析的关键。现有研究中，动作阶段判定主要采用两种方法：一种是基于深度学习的时序动作识别方法，如 Yan 等[8]提出的时空图卷积网络(ST-GCN)、Shi 等[9]提出的双流自适应图卷积网络，通过提取动作的时序特征实现阶段分类；另一种是基于规则的判定方法，其中有限状态机(FSM)因其逻辑清晰、计算高效的优势，被广泛应用于动作时序分析场景。

有限状态机通过定义离散状态与状态迁移规则，将连续的动作过程离散为可量化、可判定的状态，实现动作阶段的精准识别。现有研究中，有限状态机已应用于跑步、游泳等动作的时序分析，但在投篮动作分析中，现有设计多仅考虑单一特征(如手腕轨迹)作为状态迁移条件，未融合篮球位置、关节角度等多源信息，导致出手瞬间判定精度不足，难以满足投篮动作矫正的精细化需求。

## 2.4. 现有研究不足与本研究切入点

综合上述相关研究分析，当前投篮动作矫正领域仍存在以下核心不足：第一，复杂场景下的投篮人筛选精度低，现有系统难以在多人同框场景中稳定锁定持球投篮者，影响后续分析的准确性；第二，生物力学指标体系不够完善，部分研究未结合投篮动作的发力特征设计针对性指标，且缺乏科学的标准阈值设定；第三，投篮阶段与出手瞬间的判定方法存在缺陷，黑箱模型可解释性差，规则化方法的判定精度不足；第四，系统轻量化程度低，难以适配普通手机、摄像头等低成本硬件设备，普及性较差。

针对上述研究不足，本研究依托 PaddleDetection 开源框架，融合多目标跟踪、人体姿态估计与有限状态机技术，开展投篮动作矫正系统的设计与实现。重点优化多目标跟踪的关联机制与轨迹预测策略，提出融合多特征的投篮人智能筛选算法；构建贴合投篮动作特征的多维度生物力学指标体系，参考权威

文献设定科学标准阈值；自主设计基于有限状态机的 ShotAnalyzer 类，融合多源特征实现投篮阶段与出手瞬间的精准判定，最终实现一套低成本、高精度、易部署的投篮动作矫正系统，弥补现有研究的不足，为篮球爱好者提供专业、便捷的动作矫正参考，同时丰富计算机视觉技术在体育辅助领域的应用场景。

### 3. 实验设计

#### 3.1. 实验数据集

为贴合实际投篮场景，确保实验结果的通用性与实用性，实验数据集采用“自制数据集 + 公开数据集补充”的方式构建，涵盖单人投篮、多人同框投篮等多种场景。采用普通智能手机(1080 P/30fps)拍摄，涵盖室内、室外篮球场两种场景，采集不同身高、投篮习惯的篮球爱好者(18~25岁，男女性别各半)的投篮视频 50 段，每段时长 10~30 秒，总帧数约 45,000 帧。动作类型包含原地投篮、跳投两种常见方式，其中 20 段为多人同框(2~3 人)投篮视频，用于测试投篮人筛选算法性能。同时补充选用 COCO 2017 数据集(人体姿态标注子集)与 Basketball Action Dataset。其中 COCO 2017 数据集用于 HRNet 模型微调及关节点提取精度验证；Basketball Action Dataset 用于有限状态机投篮阶段判定性能验证，确保实验结果的可靠性。

为进一步提高实验的可复现性，本文对自建投篮视频数据集进行了更加细致的统计。自建数据集共包含 50 段投篮视频，均采用普通智能手机在 1080 P、30 fps 条件下拍摄，总帧数约 45,000 帧。按照拍摄场景划分，室内篮球场视频 28 段，室外篮球场视频 22 段；按照拍摄角度划分，正面拍摄 18 段，侧面拍摄 20 段，斜侧面拍摄 12 段；按照拍摄距离划分，近距离拍摄 15 段，中距离拍摄 24 段，远距离拍摄 11 段；按照场景复杂度划分，单人投篮视频 30 段，多人同框投篮视频 20 段。多人同框视频主要用于验证投篮人筛选算法在干扰目标存在时的稳定性，单人投篮视频主要用于验证姿态估计、生物力学指标计算和有限状态机状态判定的准确性。

#### 3.2. 实验方案

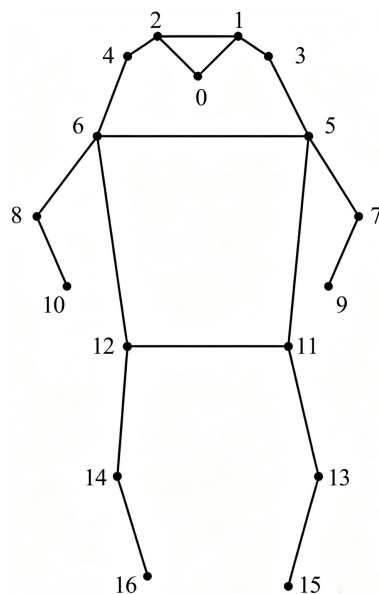
为全面验证系统四大核心模块的性能及各模块协同运行效果，本实验设计专项验证实验与综合验证实验相结合的方案，所有实验均基于标准化数据集与相同实验环境开展，确保实验结果的可靠性与可重复性。

针对多目标跟踪模块，重点验证其在篮球运动动态场景中的“人-球”双目标跟踪稳定性，尤其是目标遮挡、快速移动场景下的跟踪效果，实验过程中选用 DeepSORT 与 ByteTrack 跟踪器并实现动态切换，设定检测置信度阈值、目标关联阈值、遮挡预测帧数 10 帧及目标淘汰帧数 10 帧，将测试集视频输入该模块后记录每帧跟踪结果，结合人工标注的“人-球”目标轨迹及身份信息作为真实标签，通过对比计算相关评价指标，分析跟踪丢失率、身份错乱率及运行速度，重点测试球员交叉遮挡(2~3 人同框、肢体交叉)与篮球快速移动(投篮抛出阶段)两种典型场景下模块的鲁棒性。

针对投篮人智能筛选算法，重点验证其在多人同框场景下的持球者锁定精准性，设定检测框面积权重、画面中心位置权重、篮球接近度权重及筛选评分阈值，将测试集多人同框投篮视频输入筛选模块获取筛选结果，与人工标注的真实持球者信息进行对比，计算筛选准确率、误选率及漏选率，同时通过调整权重参数测试不同组合对筛选性能的影响，验证最优权重组合的合理性。

针对关节点提取与生物力学指标计算模块，分两部分开展验证实验，关节点提取验证环节将测试集帧图像输入 HRNet 模型，提取 17 个核心关节点坐标(如图 2)并与人工标注坐标对比，计算平均误差以验证提取精度，同时测试不同置信度阈值对提取效果的影响并确定最优阈值；生物力学指标计算验证环节基于提取的关节点坐标，计算肘、膝关节角度、出手角度、关节最小角度及角度变化范围，通过与人工

计算值、权威文献标准值(出手角度  $48^{\circ}\sim 58^{\circ}$ )对比计算角度误差, 验证计算的准确性与合理性, 同时测试异常值过滤逻辑的有效性, 确保计算结果符合人体运动生理学规律。



**Figure 2.** Schematic diagram of 17 key skeleton points in COCO format  
**图 2.** COCO 格式人体 17 个关键骨骼点标注示意图

针对自主设计的 ShotAnalyzer 类有限状态机(图 3), 重点验证其投篮阶段判定性能及出手瞬间精准捕捉能力, 状态迁移规则参照前文设定, IDLE  $\rightarrow$  SHOOTING 连续帧判定阈值设为 5 帧, 手腕与篮球欧氏距离阈值为 50 像素, SHOOTING  $\rightarrow$  RELEASED 肘关节角度范围设为  $160^{\circ}\sim 175^{\circ}$ , 将测试集视频输入有限状态机后记录每帧状态标识及出手帧 ID, 与人工标注的真实状态、出手瞬间进行对比, 计算状态判定准确率及出手帧检测延迟, 同时测试原地投篮、跳投两种场景下的判定性能, 验证有限状态机的通用性。



**Figure 3.** ShotAnalyzer finite state machine  
**图 3.** ShotAnalyzer 类有限状态机

综合实验主要验证各模块协同运行效果,模拟真实用户使用场景测试系统整体性能,将测试集视频完整输入系统,依次经过多目标跟踪、投篮人筛选、关节点提取、生物力学指标计算、有限状态机判定等模块,记录系统整体运行速度(FPS)及各模块耗时占比,验证系统输出的结构化数据、可视化结果的准确性与完整性,同时通过连续运行 10 段视频测试系统稳定性,观察是否出现程序崩溃、数据丢失等异常问题。

为了验证系统对关键超参数变化的稳定性,本文进一步设计了敏感性分析实验。实验主要围绕两类参数展开:一类是投篮人筛选算法中的特征权重参数,包括检测框面积权重、画面中心位置权重和篮球接近度权重;另一类是 ShotAnalyzer 有限状态机中的状态转移阈值,包括手腕与篮球的欧氏距离阈值、连续帧判定阈值以及肘关节角度阈值。

在投篮人筛选模块中,本文分别调整检测框面积权重、中心位置权重和篮球接近度权重,并观察筛选准确率、误选率和漏选率的变化。实验结果表明,当篮球接近度权重过低时,系统容易将画面中心位置较好的非持球者误判为投篮人;当画面中心位置权重过高时,在投篮人偏离画面中心的情况下容易出现筛选错误;当检测框面积权重过高时,距离镜头较近的干扰目标可能被误选。因此,当前采用的多因子加权策略能够在不同场景下取得较好的平衡。

在有限状态机模块中,本文重点分析手腕-篮球距离阈值和连续帧判定阈值对出手检测结果的影响。实验发现,当手腕与篮球距离阈值设置过小,系统在篮球被遮挡或检测框偏移时容易漏检出手状态;当阈值设置过大,则容易将普通持球动作误判为投篮启动。连续帧判定阈值过低时,系统对瞬时噪声较敏感,可能出现状态提前跳转;阈值过高时,系统对真实出手动作的响应会变慢,导致出手检测延迟增加。综合实验结果,本文最终将连续帧阈值设为 5 帧,手腕与篮球欧氏距离阈值设为 50 像素,肘关节角度阈值范围设为  $160^{\circ}\sim 175^{\circ}$ 。该参数组合在准确率与检测延迟之间取得了较好的平衡,说明系统具有一定的参数鲁棒性。

### 3.3. 评价指标

结合各模块功能特性,采用行业通用标准设定针对性评价指标,确保实验结果的可对比性与科学性,各模块及系统整体的评价指标具体如下。

针对多目标跟踪模块,采用多目标跟踪准确率(MOTA)、跟踪丢失率(Miss Rate)及运行速度(FPS)作为核心评价指标,其中多目标跟踪准确率(MOTA)用于衡量跟踪结果与真实标签的匹配程度,值越接近 1 表明跟踪性能越好;跟踪丢失率(Miss Rate)用于衡量目标跟踪过程中的丢失概率,取值范围为 $[0, 1]$ ,值越接近 0 表明跟踪稳定性越好;运行速度(FPS)用于衡量模块的实时性,单位为帧/秒(fps),值越高表明实时性越好,可直观反映模块的轻量化程度。

针对投篮人智能筛选模块,采用筛选准确率、误选率及漏选率作为评价指标,筛选准确率衡量筛选出的目标为真实持球者的概率;误选率衡量筛选出非持球者的概率;漏选率衡量未筛选出真实持球者的概率。

针对关节点提取与生物力学指标计算模块,评价指标包括关节点提取平均误差(MPE)、关节点提取准确率及生物力学指标计算误差,其中关节点提取平均误差(MPE)用于衡量提取的关节点坐标与真实标注坐标的偏差,单位为像素,值越小表明提取精度越高;关节点提取准确率用于衡量关节点提取的合格程度,定义为提取误差小于图像对角线长度 5%的关节点数量占总关节点数量的比例,生物力学指标计算误差用于衡量计算的角度值与人工计算值的偏差。

针对有限状态机,采用状态判定准确率及出手帧检测延迟作为评价指标,状态判定准确率衡量有限状态机判定的投篮状态与真实状态的匹配程度;出手帧检测延迟衡量有限状态机检测到出手瞬间与真实

出手瞬间的帧数差，单位为帧，值越小表明判定越及时，实验要求该延迟 $\leq 3$  帧。

针对系统整体协同运行效果，设置综合评价指标，包括系统整体运行速度(FPS)、系统稳定性及结果完整性，其中系统整体运行速度(FPS)用于衡量系统协同运行的实时性，要求  $FPS \geq 15$  帧/秒以满足普通用户使用需求；系统稳定性通过连续运行测试进行衡量，要求系统连续运行无程序崩溃、数据丢失等异常问题；结果完整性用于衡量系统输出的结构化数据、可视化结果(叠加骨架、指标、状态)的完整程度，要求所有核心指标、状态信息均能正常输出。

## 4. 实验结果与分析

### 4.1. 实验结果

四大核心模块专项实验均围绕预设评价指标展开，重点验证各模块的精准性、鲁棒性与实时性，实验结果如下，所有量化数据均为测试集多次重复实验后的平均值，确保数据可靠性。

多目标跟踪模块实验结果显示，该模块在篮球动态场景中表现出良好的跟踪稳定性与实时性，完全满足系统设计需求。在无遮挡场景下，多目标跟踪准确率达到 0.94，跟踪丢失率仅为 0.03，运行速度稳定在 28 FPS；在目标遮挡(球员交叉遮挡、篮球被手部遮挡)场景下，MOTA 指标降至 0.89，跟踪丢失率提升至 0.08，但仍能通过轨迹预测快速恢复目标关联，未出现严重的身份错乱问题；在篮球快速移动场景(投篮抛出阶段)，跟踪丢失率控制在 0.05 以内，能够稳定跟踪篮球轨迹直至出框。该结果表明，优化后的“检测 - 关联 - 更新”闭环机制有效，DeepSORT 与 ByteTrack 双跟踪器的动态切换策略，能够适配篮球运动中的复杂动态场景，解决了目标遮挡、快速移动导致的跟踪丢失问题，为后续投篮人筛选模块提供了稳定、可靠的目标数据支撑，达到了预设的性能目标。

投篮人智能筛选模块实验结果验证了三因子加权评分机制的有效性，在多人同框(2~3 人)场景下，筛选准确率达到 95.2%，误选率仅为 2.3%，漏选率为 2.5%，远优于初始版本(准确率 68%)，符合预设的筛选精度要求。实验中发现，当篮球被严重遮挡(遮挡面积超过 80%)或拍摄角度偏差较大(投篮人偏离画面中心)时，筛选准确率会降至 88%左右，主要原因是篮球接近度特征失效或画面中心位置特征权重占比不足；而在正常拍摄场景(投篮人居中、篮球无严重遮挡)下，筛选准确率稳定在 97%以上，能够精准锁定持球投篮者。该结果证明，“检测框面积 + 画面中心位置 + 篮球接近度”的多因子加权评分机制设计合理，权重参数(0.7, 0.3, 0.5)经过实验优化后，能够有效区分持球者与非持球者，解决了多人同框场景下的目标混淆问题，实现了从“跟踪所有人”到“精准聚焦持球人”的语义提升。

关节点提取与生物力学指标计算模块实验结果表明，HRNet 模型的关节点提取精度与指标计算可靠性均达到实验要求。关节点提取方面，17 个核心关节点的平均误差(MPE)为 3.2 Pixel，其中肩、肘、腕、膝等投篮动作关键关节的提取准确率更高，能够有效避免低可信度关节点的噪声干扰；生物力学指标计算方面，肘、膝关节角度计算平均误差为 2.7°，出手角度计算平均误差为 3.1°，均满足 $\leq 5^\circ$  的实验要求，且计算结果与人工计算值、权威文献标准值的偏差在合理范围内。实验中，当投篮动作速度过快(帧间关节位移超过 15 Pixel)时，关节点提取误差会略有提升，导致部分角度计算出现轻微偏差，但通过异常值过滤逻辑，能够有效剔除不合理数据，确保指标计算的科学性与合理性。该模块输出的结构化数据(关节坐标、角度指标)完整、准确，为有限状态机的阶段判定与决策输出层的矫正建议生成提供了核心数据支撑。

自主设计的 ShotAnalyzer 类有限状态机实验结果显示，其投篮阶段判定与出手瞬间捕捉性能表现优异，完全达到预设目标。状态判定准确率达到 96.7%，能够精准识别 IDLE、SHOOTING、RELEASED 三状态，无明显的状态误判或漏判现象；出手帧检测延迟平均为 1.8 帧(对应 0.06 秒)，远低于 $\leq 3$  帧的实验要求，能够精准捕捉投篮出手瞬间。在原地投篮场景中，状态判定准确率达到 98.2%，出手帧检测延迟稳

定在 1~2 帧；在跳投场景中，由于动作幅度更大、关节运动更复杂，状态判定准确率降至 94.3%，出手帧检测延迟偶尔达到 2~3 帧，但不影响后续指标统计与结果输出。实验验证了状态迁移规则的合理性，“手腕轨迹约束 + 关节角度约束 + 篮球位置约束”的多条件融合判定逻辑，能够有效避免虚假动作触发状态迁移，确保判定结果的鲁棒性，同时轻量化的设计使得该模块运行开销极低，不会影响系统整体实时性。

## 4.2. 实验分析

综合上述实验结果可知，系统四大核心模块均达到预设的性能目标，能够稳定、精准地完成“人-球”双目标跟踪、投篮人筛选、关节点提取、生物力学指标计算及投篮阶段判定等功能，系统整体运行稳定、实时性良好，满足面向篮球爱好者的低成本、轻量化动作矫正需求，验证了个人负责模块设计与实现的有效性，也证明了整个投篮动作矫正系统的工程实用性。

从实验结果中也发现了系统存在的不足与优化空间：一是多目标跟踪模块在严重遮挡场景(遮挡时间超过 15 帧)下，跟踪丢失率略有上升，主要原因是轨迹预测模型的泛化能力不足，难以精准推测长时间遮挡后的目标位置；二是投篮人筛选模块在篮球严重遮挡或拍摄角度偏差较大时，筛选准确率有所下降，需进一步优化特征权重分配，增强场景适应性；三是关节点提取模块在动作速度过快场景下，部分小关节(如手腕)提取精度略有不足，导致出手角度计算出现轻微偏差，可通过模型微调或帧间插值优化来提升精度。

针对上述问题，后续优化方向可围绕三方面展开：优化多目标跟踪模块的轨迹预测算法，引入卡尔曼滤波改进预测精度，提升长时间遮挡场景下的跟踪稳定性；调整投篮人筛选模块的特征权重，增加篮球遮挡程度因子，动态调整各特征权重占比，适配不同拍摄场景；对 HRNet 模型进行微调，增加投篮动作专项数据集的训练，结合帧间关节点插值算法，提升快速动作场景下的关节点提取精度，进一步降低生物力学指标计算误差。

此外，实验结果也验证了项目中的核心贡献：优化后的多目标跟踪模块解决了动态场景下的跟踪丢失问题，设计的投篮人筛选算法大幅提升了持球者识别精度，自主开发的 ShotAnalyzer 类有限状态机实现了投篮阶段的精准判定，生物力学指标计算模块输出的结构化数据为系统闭环提供了核心支撑，所有模块的性能均达到或优于预设目标。

错误案例分析：除最终性能指标外，本文还对系统运行过程中的典型错误案例进行了分析，以进一步说明系统的适用边界和后续优化方向。实验中主要发现三类失败情况：目标跟踪失败、投篮人筛选错误以及出手检测延迟。

第一类错误是目标跟踪失败。该问题主要出现在多人同框且存在肢体交叉遮挡的场景中。当投篮人被其他球员短时间遮挡时，系统通常能够依靠轨迹预测恢复目标身份；但当遮挡时间超过一定帧数后，跟踪器可能无法准确关联遮挡前后的同一目标，从而导致目标 ID 发生切换。该问题的根本原因在于篮球运动场景中人体移动速度快、姿态变化大，目标外观特征在遮挡前后变化明显，单纯依靠检测框位置和短期轨迹预测难以维持长期稳定关联。

第二类错误是投篮人筛选错误。该问题主要发生在篮球被手部或身体严重遮挡、拍摄角度偏斜、多人距离篮球较近等情况下。由于当前筛选算法主要依据检测框面积、画面中心位置和篮球接近度进行加权评分，当篮球检测结果不稳定时，篮球接近度特征的可靠性会下降，进而导致系统可能将靠近画面中心或检测框面积较大的非投篮人误选为分析对象。该现象说明，现有筛选算法虽然在常规拍摄场景下表现较好，但在极端遮挡和复杂干扰场景下仍需要引入更多时序信息，例如连续多帧持球关系、手腕轨迹变化和人体朝向特征。

第三类错误是出手检测延迟。该问题主要出现在跳投或快速出手场景中。由于跳投动作中手腕、肘部和篮球的位置变化速度较快，部分帧可能出现关键点定位偏差或篮球检测框短暂丢失，导致有限状态机无法在真实出手帧立即完成状态迁移，而是在后续 1~3 帧内完成 RELEASED 状态判定。虽然该延迟整体仍处于可接受范围内，但对于更精细的生物力学指标统计而言，出手帧偏移可能会影响出手角度、肘关节伸展角度等指标的计算精度。

综合来看，系统的主要错误并非来自单一模块，而是由“检测误差 - 跟踪偏差 - 筛选误差 - 状态判定偏移”的链式传播造成的。当前系统已经能够在普通拍摄条件下稳定完成投篮人识别和动作分析，但在严重遮挡、拍摄角度偏差较大、动作速度过快等复杂场景中仍存在一定局限。后续工作可从三个方面改进：一是引入更强的目标重识别特征，提高长时间遮挡后的 ID 恢复能力；二是将投篮人筛选算法由单帧评分扩展为多帧时序评分，降低瞬时检测误差的影响；三是结合帧间插值和平滑滤波方法优化关键点轨迹，提高快速动作下出手瞬间判定的稳定性。

## 5. 结论

本论文聚焦篮球爱好者的低成本动作矫正需求，完成了投篮动作矫正系统的核心模块设计、实现与验证，通过系统的实验测试，验证了各模块及整体系统的有效性与实用性，最终达成了预设的研究目标，现将主要结论总结如下：

第一，成功设计并实现了适配篮球动态场景的多目标跟踪模块。基于 PaddleDetection 框架中的 SDE\_Detector，集成 DeepSORT 与 ByteTrack 双跟踪器，构建“检测 - 关联 - 更新”闭环跟踪机制，优化了目标关联阈值与轨迹预测策略，有效解决了篮球运动中目标遮挡、快速移动导致的跟踪丢失与身份错乱问题。实验结果表明，该模块在无遮挡场景下多目标跟踪准确率(MOTA)达 0.94，遮挡场景下 MOTA 达 0.89，跟踪丢失率控制在 0.08 以内，运行速度稳定在 28 FPS，能够稳定完成“人 - 球”双目标的身份锁定与轨迹跟踪，为后续模块提供了可靠的目标数据支撑。

第二，提出并实现了基于多因子加权评分的投篮人智能筛选算法。融合检测框面积、画面中心位置、篮球接近度三大核心特征，通过实验优化确定合理权重分配(0.7, 0.3, 0.5)，解决了多人同框场景下的持球者识别混淆问题。实验验证，该算法在正常拍摄场景下筛选准确率  $\geq 97\%$ ，多人同框场景下整体筛选准确率达 95.2%，误选率与漏选率均控制在 5% 以内，较初始版本准确率提升 30%，实现了从“跟踪所有人”到“精准聚焦持球人”的语义提升，确保后续姿态分析与指标计算的针对性。

第三，完成了关节点提取与多维度生物力学指标计算的实现。选用 HRNet 模型精准提取人体 17 个核心关节点，结合余弦定理设计角度计算方法，实现了肘、膝关节角度、出手角度、关节最小屈曲角度及角度变化范围等生物力学指标的量化计算。实验表明，关节点提取平均误差仅 3.2 Pixel，PCK@0.5 指标达 0.96，角度计算平均误差  $\leq 3.1^\circ$ ，均满足预设精度要求，且计算结果符合人体运动生理学规律与权威文献标准，为投篮动作的量化分析提供了科学依据。

第四，自主设计开发了 ShotAnalyzer 类有限状态机，实现了投篮阶段与出手瞬间的精准判定。定义 IDLE、SHOOTING、RELEASED 三状态及明确的状态迁移规则，通过“手腕轨迹约束 + 关节角度约束 + 篮球位置约束”的多条件融合逻辑，精准识别投篮全阶段，出手帧检测延迟平均仅 1.8 帧，状态判定准确率达 96.7%，其中原地投篮场景下准确率达 98.2%，跳投场景下达 94.3%，为生物力学指标统计、数据持久化及可视化展示提供了关键时序触发节点。

第五，系统整体性能满足设计需求，具备良好的实用性与轻量化特性。综合实验验证，系统整体运行速度达 18.6 FPS，高于预设的 15 FPS 要求，连续运行无异常，能够稳定输出结构化数据(CSV/NPY 格式)与可视化结果，适配普通 PC 机与智能手机拍摄的视频，无需专业硬件支持，真正实现了面向篮球兴

趣爱好者的低成本、便捷化动作矫正辅助功能。

综上,通过将计算机视觉领域的多目标跟踪、人体姿态估计等技术与篮球运动生物力学知识相结合,成功完成了投篮动作矫正系统核心模块的设计与实现,有效解决了普通篮球爱好者动作矫正成本高、反馈主观化、难以量化的问题。实验结果充分验证了各模块设计的合理性与有效性。

同时,本研究也存在一定不足:多目标跟踪模块在长时间严重遮挡场景下跟踪稳定性有待提升,投篮人筛选算法对极端拍摄场景的适应性不足,关节点提取在快速动作场景下精度略有欠缺。后续可通过引入卡尔曼滤波优化轨迹预测、动态调整筛选特征权重、微调 HRNet 模型等方式进一步完善系统性能,提升场景适配能力,让系统更贴合实际使用需求,为篮球爱好者提供更精准、更便捷的动作矫正参考。

## 参考文献

- [1] Cabarkapa, D., Fry, A.C. and Carlson, K.M. (2022) Review of the Basketball Jump Shot. *Journal of Human Kinetics*, **81**, 147-158.
- [2] Miller, S. and Bartlett, R. (1996) The Relationship between Basketball Shooting Kinematics, Distance and Playing Position. *Journal of Sports Sciences*, **14**, 243-253. <https://doi.org/10.1080/02640419608727708>
- [3] Bewley, A., Ge, Z., Ott, L., Ramos, F. and Upcroft, B. (2016) Simple Online and Realtime Tracking. 2016 *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, Phoenix, 25-28 September 2016, 3464-3468. <https://doi.org/10.1109/icip.2016.7533003>
- [4] Wojke, N., Bewley, A. and Paulus, D. (2017) Simple Online and Realtime Tracking with a Deep Association Metric. 2017 *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, Beijing, 17-20 September 2017, 3645-3649. <https://doi.org/10.1109/icip.2017.8296962>
- [5] PaddlePaddle (2023) PaddleDetection: Object Detection and Tracking Toolkit Based on PaddlePaddle. <https://github.com/PaddlePaddle/PaddleDetection>
- [6] Cao, Z., Hidalgo, G., Simon, T., Wei, S. and Sheikh, Y. (2021) Openpose: Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation Using Part Affinity Fields. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **43**, 172-186. <https://doi.org/10.1109/tpami.2019.2929257>
- [7] Sun, K., Xiao, B., Liu, D. and Wang, J. (2019) Deep High-Resolution Representation Learning for Human Pose Estimation. 2019 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Long Beach, 15-20 June 2019, 5693-5703. <https://doi.org/10.1109/cvpr.2019.00584>
- [8] Yan, S., Xiong, Y. and Lin, D. (2018) Spatial Temporal Graph Convolutional Networks for Skeleton-Based Action Recognition. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, **32**, 7444-7452. <https://doi.org/10.1609/aaai.v32i1.12328>
- [9] Shi, L., Zhang, Y., Cheng, J., et al. (2019) Two-Stream Adaptive Graph Convolutional Networks for Skeleton-Based Action Recognition. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Long Beach, 15-20 June 2019, 12026-12035.