文章编号:1001-4888(2025)05-0539-11

融合机器视觉与肌骨逆动力学的运动分析方法研究*

习会峰[1,2],骆家龙[1,2],牛佳妮[1,2],杨宝[1,3],
彭畅[1,3],蒋震宇[1,3],黄世清[1,2],陈创业[1,4]

(1.暨南大学 广东省速度能力研究重点实验室,广东广州 510632;2.暨南大学 力学与建筑工程学院,重大工程灾害与控制教育部重点实验室,广东广州 510632;3.华南理工大学 土木与交通学院,广东广州 510641;4.暨南大学 体育学院,广东广州 510632)

摘要:中国青少年田径训练主要依赖传统师徒传授方式,存在一定的主观性和模糊性。为提供客观、量化的运动评估依据,本研究基于机器视觉技术和肌骨逆动力学分析,开发了一套运动生物力学分析系统。该系统采用正交视角标定画面,并以100 Hz的帧率同步采集运动员动作,使用人体姿态估计模型HRNet进行人体姿态识别,提取关键点位置,并通过高斯过程回归优化姿态数据中的异常点,计算关节速度和角速度。研究结合采集到的运动数据,利用AnyBody建模系统中的下肢模型进行逆动力学分析,以评估关节和肌肉的受力情况。本研究以立定三级跳为例,选择满分运动员和未满分运动员案例,测试了系统的有效性,并探索了运动员在运动学、动力学及肌肉发力方面的差异。结果显示,满分运动员案例在腾空阶段膝关节最大弯曲角度为120°,触地时为60°;未满分运动员案例在起跳阶段膝关节前向力和踝关节上向力较弱,屈膝肌群与比目鱼肌的发力也较低。这些发现表明,本研究开发的系统能实现运动的精细化观测和量化评估,可为教练与运动员提供科学的训练依据,从而有助于运动员姿态优化和运动表现提升。

关键词:机器视觉;深度学习;肌骨模型;运动生物力学;立定三级跳

中图分类号:G804.6 **文献标志码**:A DOI:10.7520/1001-4888-25-097

0 引言

青少年运动员是我国田径事业可持续发展的核心,其训练水平直接关系到优秀选手的培养和国家体育的进步。目前,我国青少年田径训练主要依赖传统师徒传艺模式[1]。教练员多依赖主观经验进行训练评价,缺少系统监测手段和科学指标[2],导致运动表现评估片面,存在主观性强、技术动作量化不足、肌肉发力机制模糊等问题,亟须采用更科学的技术手段进行改善。

在此背景下,深度学习和姿态识别技术为传统训练带来了新方案。机器视觉技术能快速提取运动数据,满足训练对短反馈周期的需求,在体育训练中的应用逐渐受到重视。自2014年起,基于卷积神经网络的HRNet (High-Resolution Net)和基于注意力机制的ViTPose等图像人体姿态捕捉技术不断进步[3]。众多姿态数据集如Microsoft Common Objects in Context(包含250 000张人体图像及关键点标注)和Leeds Sports Pose(约2 000个体育运动姿态样本)的建立也推动了这一领域的发展[4-5]。

目前,基于深度学习的人体姿态估计(Human Pose Estimation, HPE)技术已被应用于多项竞技体

* **收稿日期**:2024-06-17;**修回日期**:2024-07-31
通信作者:蒋震宇(1977—),男,博士,教授。主要从事实验固体力学、复合材料力学研究。Email:zhenyujiang@scut.edu.cn
陈创业(1994—),男,硕士,讲师。主要从事短跳项目运动训练与教学。Email:chencye13@163.com

育项目。专业教练可利用机器视觉捕捉的关键点数据定量分析运动员动作,制订针对性的训练方案[6]。例如,PROMRIT等[7]通过HPE技术规范运动员羽毛球接发球姿势,降低运动损伤风险。SUDA等[8]则将HPE技术与排球轨迹预测结合,为赛场技术分析提供重要参考。在田径项目中,跨栏和短跑也是HPE技术的主要应用领域[9-10],该技术能够客观准确地获取运动员的动作和步幅等关键数据,并避免可穿戴设备对运动员的干扰[11]。然而,现有的技术多依赖于单视角单帧图像分析[12],难以全面地分析复杂动作和利用时序信息,限制了识别的准确率。此外,姿态识别能提供运动学参数,但对肌肉发力的分析仍显不足。因此,开发一套考虑更多视角、时域信息及肌肉信息的综合分析系统显得尤为重要。

与此同时,人体肌肉骨骼模型在体育训练和医学中的应用日益广泛[13-15]。构建肌骨模型并利用逆动力学方法,可获得传感器难以直接测量的生物力学参数[16]。如LifeMod、OpenSim和AnyBody等生物力学建模系统已被用于运动分析,可以量化关节受力、关节力矩和肌肉力量[17],评估损伤风险[18],为优化训练方案提供依据[19]。然而,逆动力学分析需要较高精度的运动员关键点三维运动数据。传统获取方法往往以基于光学标记的动捕系统(如Vicon)和基于惯性传感器的系统(如Xsens)为主[20],虽然这类系统能够提供准确的三维运动数据,但是其依赖专用的实验室环境,设备成本高昂,同时运动标记的佩戴会限制运动员的动作自由度,在剧烈运动过程中易出现标记漂移,影响数据的连续性和准确性,数据分析周期也较长[21-22],因而在青少年日常运动训练中难以大规模应用。

为解决上述问题,本团队开发了结合机器视觉和肌肉骨骼模型的无标记运动生物力学分析系统,以便为青少年田径训练提供科学、可量化的运动数据与肌肉、关节力量信息。本文以立定三级跳为例,展示该系统的原理与应用方法。

1 研究对象与方法

1.1 研究对象

本研究共纳入7名立定三级跳运动员作为人体姿态估计及算法验证的研究对象。为了进行生物力学分析验证,选择其中2位运动员作为主要分析对象,包括1名立定三级跳体育专项考试满分运动员(成绩≥9.50 m)和1名未满分运动员(成绩为8.9～9.2 m),基本信息见表1。受试者均健康,无下肢关节疾病。在实验中,受试者均采用双腿立定跳、左腿跨步跳和右腿跳跃跳,并已提前签署知情同意书。

表1 运动员基本信息

Tab.1 Basic information of athletes

组别	姓名	身高/m	质量/kg
满分运动员	何某	1.71	66.5
未满分运动员	江某	1.76	62.0

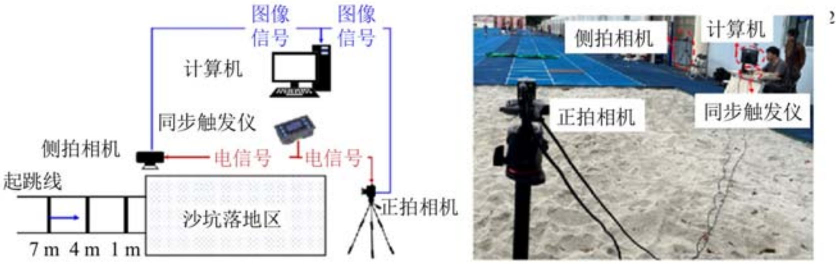
1.2 研究方法

本研究开发的运动生物力学分析系统包括运动图像采集、姿态识别和肌骨模型分析3个部分。在运动图像采集部分,针对立定三级跳,用2台采样频率为100 Hz的相机从侧面和正面2个正交方向进行部署,采用L形板进行标定后同步采集运动影像。在姿态识别部分,首先,将采集的运动员动作图像送入HPE模型中,得到2个视角下的像素关键点坐标,其中包括使用HRNet进行姿态估计和高斯过程回归(Gaussian Process Regression,GPR)校正错误的识别结果。然后,需要利用标定结果将正确的像素坐标转化为物理空间的物理尺度坐标,并通过向量计算得到角度,经过帧与帧之间的差分得到速度与加速度。在肌骨模型分析部分,输入运动员基本信息建立个性化的肌骨模型,将关键点物理数据坐标转化成C3D文件后导入AnyBody建模系统进行逆动力学分析,即可得到运动过程的关节和肌肉受力。

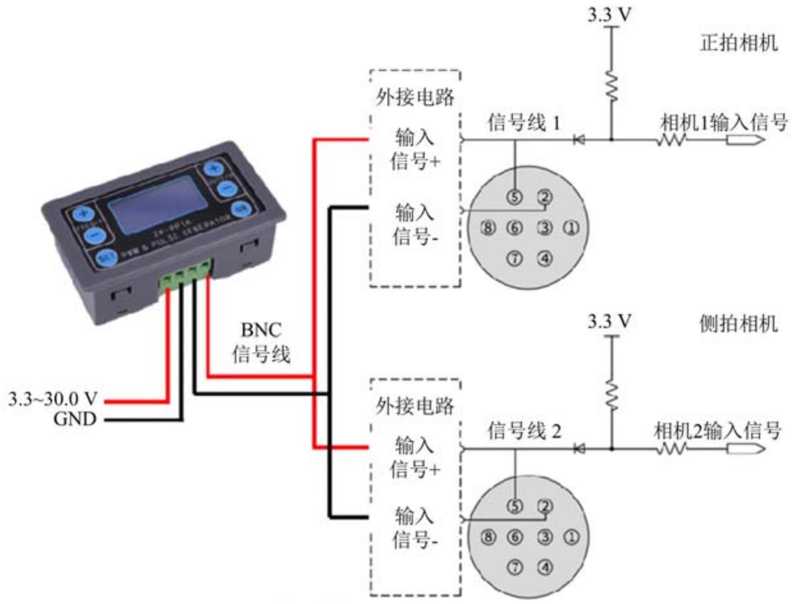
1.2.1 多相机同步触发的运动图像采集

图1(a)展示了立定三级跳的运动图像采集系统,图1(b)展示了同步触发器原理。同步触发器通过BNC信号线与正侧面相机连接,现场记录员按下触发按钮后,触发器产生约3.3 V的脉冲信号,促使相机同步采集图像。测试显示,2部相机同步采集的时间偏差小于0.01 s。

为建立图像像素坐标与物理坐标的对应关系，本系统设计了 L 形标定板以同步标定 2 台相机。图 1(c)显示了侧面相机视场中 L 形标定板在不同位置的图片叠加合成效果。正面相机的标定板上有 3 个竖直排列的圆形标记点，侧面相机的标定板包含 2×3 个标记点。利用已知尺寸和位置的标记点，可求解相机成像参数，校正畸变，并将关键点像素坐标转换为真实坐标。经过验证，在距离 15 m 远的测量场景中测量 20 m 宽度的图像距离，坐标最大偏差能控制在 1 cm 以内。



(a) 图像采集系统配置示意图和相应的现场照片



(b) 多摄像机同步触发器示意图

(c) 立定三级跳数据采集过程中不同位置叠加的L形校准标记的合成图

图 1　实验设备及现场布设

Fig. 1　Experimental equipment and on-site setup

1.2.2　基于深度学习的运动姿态识别

在单帧人体关键点定位中，高分辨率特征至关重要。结合模型性能和效率，经对比后，研究选择 HRNet 算法模型[3]作为第 1 阶段人体姿态估计框架。通过维持高分辨率表征和实施多尺度特征融合，HRNet 能够有效集成人体姿态从自身结构到场景关联的整体性表征与富含细节的空间位置信息。具体来说，HRNet 的基本网络结构是由高分辨率分支出发，逐步加入低分辨率分支，并在每个阶段的末尾通过特定的交换单元，反复将低分辨率分支上提取的特征信息经上采样后融合回高分辨率分支(图 2

(a)),从而实现信息的高效整合。

模型训练采用 COCO-WholeBody[23]数据集,数据集包含20万张图像和25万个实例,覆盖多样场景。训练采用 Adam 优化器[24],基本学习率为 5×10^{-4},经过210次 epoch 训练,学习率在第170次和第200次训练后分别衰减至 5×10^{-5} 和 1×10^{-5}。训练集与验证集比例为4∶1,损失函数为均方误差,收敛时稳定在 1.5×10^{-4}。

本研究现场采集了7位运动员的21组动作,预处理后获得有效帧数共8 005帧,HRNet 姿态识别准确率达98.6%,异常识别帧数仅114帧。图2(b)给出了典型异常示例,在第142帧中,运动员的膝关节、踝关节和大脚拇趾被错误定位,导致骨架结构异常,这些异常会影响后续的分析。为修正此类异常,研究提出基于动作连续性特点的后处理方法,构建 GPR 模型,将 HRNet 输出作为先验信息,学习关节点随时间变化的规律。训练后,基于 HRNet 与 GPR 模型预测结果间的像素距离,将差异值排名前5%的关节点视为异常,用 GPR 模型预测结果替换,修正效果如图2(c)所示,图中纵轴为原始图像中的像素坐标(用 pixel 表示),反映了关节在图像平面坐标系中的位置。表2结果显示,GPR 后处理方法修正了约90.4%的异常,使姿态估计准确率提高至99.9%。用户可手动修正残余的少数异常。

在立定三级跳中,关节垂直位置与时间存在明显周期性,可用二次曲线近似描述,如图2(d)所示。在时间序列上建立移动窗口,应用最小二乘法拟合二次曲线,对窗口中心点进行微分以估算速度。这种方法与广泛使用的直接差分法相比,可有效减少位置估计随机误差对速度计算的干扰。关节角度采用向量几何方法,如图2(b)所示,通过关节点及2个相邻连接点的向量计算夹角,角速度同样可通过移动窗口结合最小二乘法进行估算。

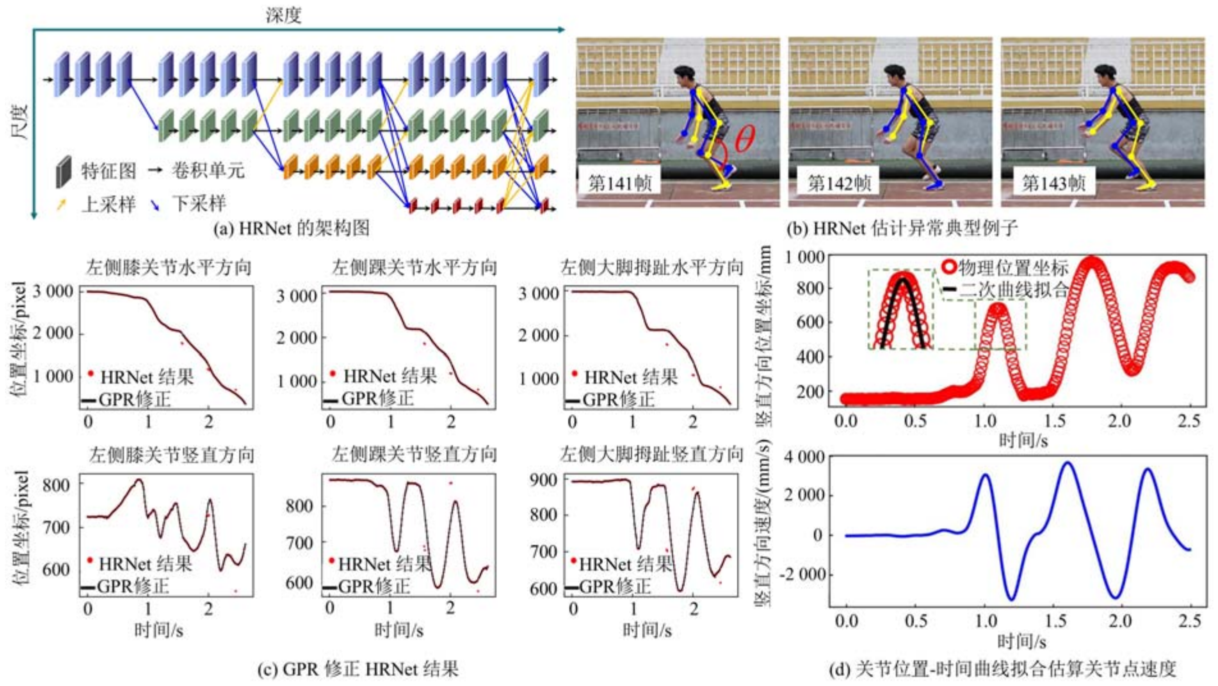


图2 基于 HRNet 的运动姿态估计、异常修正及关节速度估算示意图

Fig. 2 Schematic illustration of human motion pose estimation, anomaly correction, and joint velocity measurement based on HRNet

1.2.3 结合肌骨模型的逆动力学分析

本研究基于 AnyBody 模型库的 LowerExtremity 模型,采用希尔型(Hill-type)肌肉模型和使最大肌肉活化度最小的肌肉募集策略,计算下肢肌肉力、关节力和关节力矩等。结合表1中的身高体重数据,对模型进行骨骼缩放并调整初始姿态。驱动模型所需的C3D数据来源于运动捕捉和深度学习提取的真实物理坐标,选用运动员最佳的一次成绩进行对比分析。

表 2　立定三级跳运动中人体姿态估计及校正准确率

Tab. 2　Accuracy of body pose estimation and correction during the standing triple jump

受试者数量	动作组数	视频帧数	HRNet 估计异常帧数	GPR 模型校正帧数	有效校正率
7 位	21	8 005	114	103	90.4%

2　结果

2.1　运动学对比

为在统一的基准下分析立定三级跳远动作的生物力学特征，本研究构建了 1 个以相对运动周期为自变量的事件基准坐标系。通过将每位运动员从预备起跳到第三跳起跳的实际动作时间映射至 0%～100%的标准化尺度，消除了因动作快慢不同导致的时间维度上的系统性差异，使运动学、动力学等时程参量具备直接可比性。后续所有图示的横轴均定义为该标准化周期百分比。

基于此标准化周期，运动员进入沙坑前的立定三级跳过程可分为 3 个阶段：立定跳（57%）、跨步跳（33%）和跳跃跳（10%），每个阶段可细分为起跳和腾空 2 个环节，如图 3(a)所示。

踝关节的运动学数据（表 3 与表 4）表明，2 位运动员在动作特征上存在差异。满分运动员在立定跳阶段的步幅比未满分运动员大 0.09 m，跨步跳阶段大 0.07 m，满分运动员的触地时间较短，腾空时间较长，这可能与更强的爆发力相关。

表 3　2 位运动员立定三级跳进入沙坑前的阶段步幅

Tab. 3　Stride length of two athletes in the pre-landing phase of the standing triple jump

动作阶段	立定跳	跨步跳
满分运动员步幅/m	2.29	2.74
未满分运动员步幅/m	2.20	2.67

表 4　2 位运动员立定三级跳进入沙坑前的阶段触地时间与腾空时间

Tab. 4　Ground and airborne time of two athletes in the pre-landing phase of the standing triple jump

动作阶段	跨步跳触地时间/s	跳跃跳触地时间/s	立定跳腾空时间/s	跨步跳腾空时间/s
满分运动员	0.24	0.19	0.34	0.43
未满分运动员	0.26	0.23	0.31	0.43

2.1.1　髋关节角度变化对比

图 3(b)展示了髋关节在矢状面的运动。图 3(c)、(d)显示了 2 位运动员在立定三级跳过程中髋关节的弯曲角度变化。2 位运动员的髋关节角度变化基本一致，弯曲角度峰值出现在立定跳的起跳阶段和跨步跳的腾空阶段。两者右髋关节最大弯曲角度接近 100°，未满分运动员左髋关节最大弯曲角度约为 85°，而满分运动员接近 90°。

2.1.2　膝关节角度变化对比

图 3(e)展示了膝关节矢状面内的运动。图 3(f)、(g)显示了 2 位运动员左右膝关节的弯曲角度变化。弯曲角度呈现从波谷到波峰再到波谷的模式变化，这种变化依次对应了运动员的落地缓冲、蹬伸起跳和空中前跨 3 个动作阶段。膝关节的屈曲角位移结果显示，满分运动员的膝关节弯曲角度大于未满分运动员。在腾空阶段，满分运动员的膝关节最大弯曲角度约 120°，在立定跳起跳触地时膝关节的弯曲角度约 60°。这些数据表明，满分运动员在落地与起跳时膝关节运动幅度更大，这可能与更强的爆发力和更高的跳跃速度相关。

2.2　动力学对比

2.2.1　膝关节受力特征

膝关节主要进行矢状面的屈伸运动（图 4(a)），因此受力分析集中在沿股骨干长轴的近端（指向身

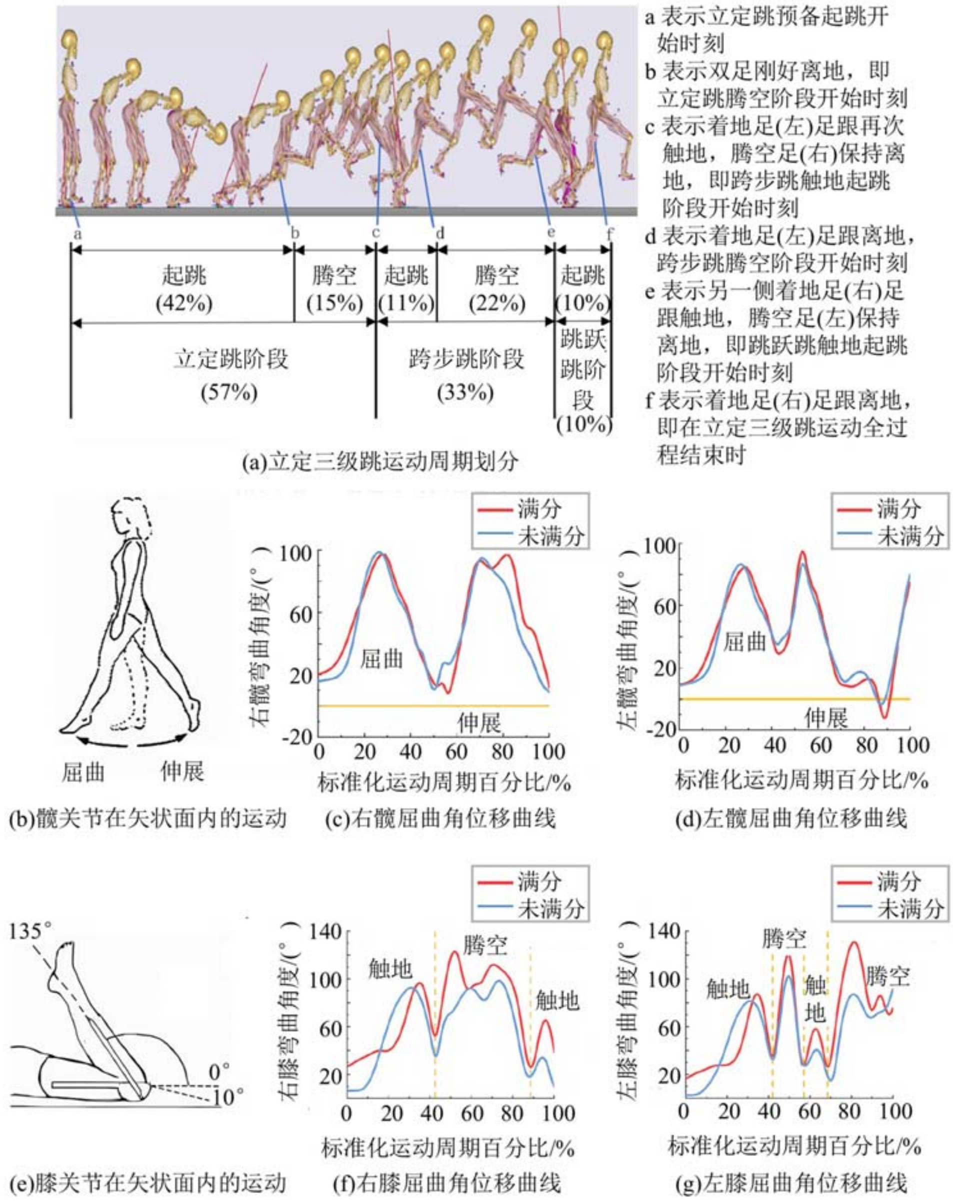


图3 立定三级跳的周期划分与运动学特征

Fig. 3 Cycle segmentation and kinematic characteristics of the standing triple jump motion

体中心)、远端(指向肢体末端)方向和沿矢状轴的前后方向(图4(b)～(e))。膝关节的力学数据均在股骨局部坐标系下进行计算和表达,图中力值及后续的动力学数据已根据受试者质量进行归一化处理,其力值单位表示为N/kg。

在立定三级跳中,膝关节的受力峰值出现在着地腿的起跳阶段。在立定跳起跳期间,2位运动员的左右膝关节均达到峰值力。在跨步跳阶段,左腿起跳时左膝关节受力达峰值。在跳跃跳阶段,右腿起跳时右膝关节受力达峰值。对比2位运动员的膝关节受力情况发现,起跳期间膝关节的前后力峰值最大,其次为近端-远端力。未满分运动员在跨步跳的左腿起跳和跳跃跳右腿起跳阶段发力较弱,导致膝关节向前的力较小。

2.2.2 踝关节受力特征

在立定三级跳中,踝关节作为着地关键,其承受的关节力反映整体运动的发力情况。图5展示了立定三级跳踝关节的受力变化,其数据均在踝关节的局部坐标系下进行计算和表达,结果表明,踝关节在近端-远端和前后方向的受力在着地腿的起跳阶段达到峰值。在单腿起跳期间,满分运动员的踝关节内

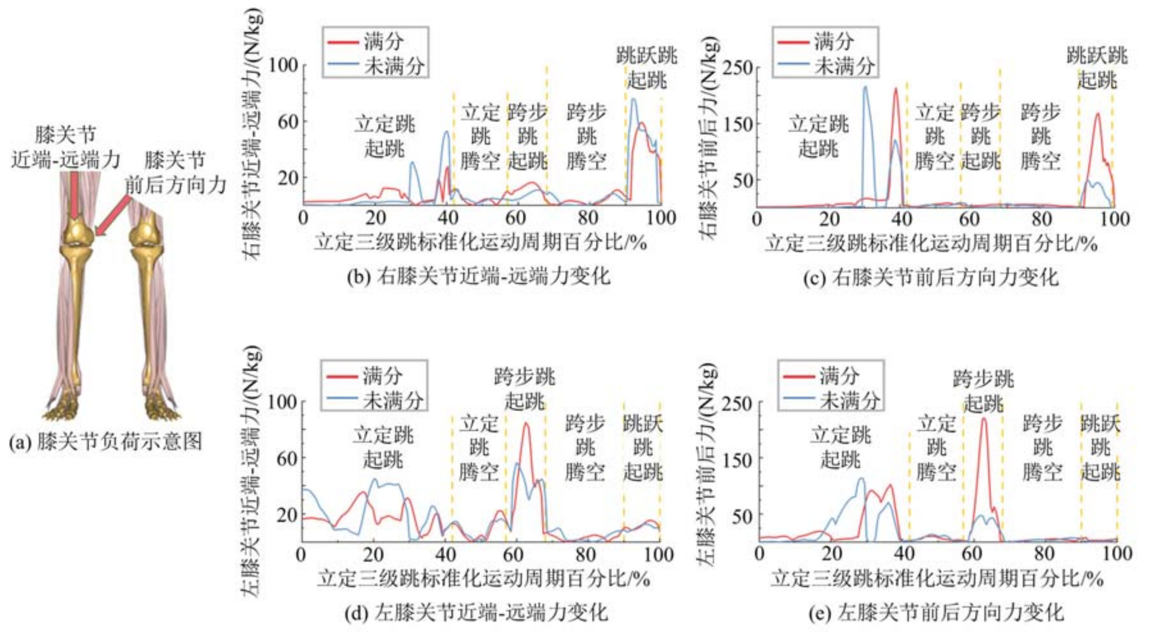


图 4　立定三级跳中膝关节近端-远端与前后方向负荷的变化

Fig. 4　Variations in proximal-distal and anteroposterior knee joint loading during the standing triple jump

力峰值高于未满分运动员，表明其发力能力较强。未满分运动员在跨步跳的起跳阶段发力不足，且在跳跃跳阶段的向上发力亦较弱。

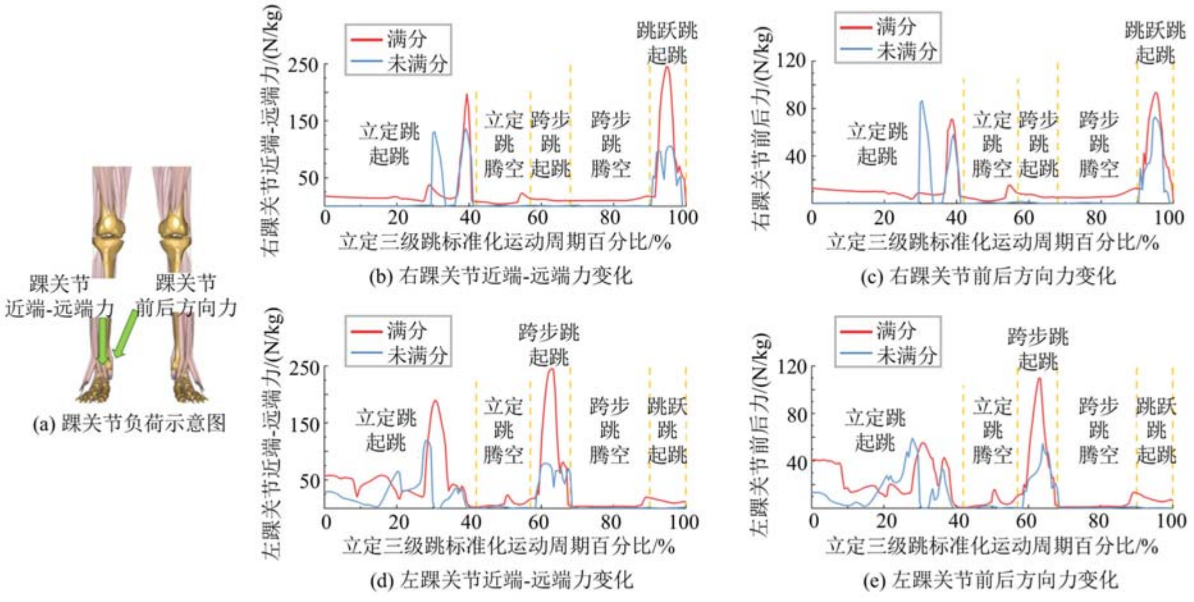


图 5　立定三级跳中踝关节近端-远端与前后方向负荷的变化

Fig. 5　Variations in proximal-distal and anteroposterior ankle joint loading during the standing triple jump

2.3　肌肉发力与特征参数对比分析

考虑到髋关节角度差异不明显，本节重点分析膝屈曲肌群在跳跃周期内的平均肌肉力(图 6(a)、(b))，图中力值已根据受试者质量进行归一化处理。图 6(a)、(b)的肌肉力数据表明，运动员膝屈曲肌群力峰值主要出现在着地腿的起跳阶段；在触地起跳时，满分运动员的右膝屈曲肌群力高于未满分运动员；而在跨步跳的起跳阶段，左膝屈曲肌群力峰值差异更大。

图 6(c)～(f)展示了满分运动员与未满分运动员在立定三级跳全过程中的下肢主要肌肉受力变化，由图可见：比目鱼肌在起跳阶段表现出较大的肌肉力，是关键发力肌肉，满分运动员在该肌肉的发力表

现更强;在整个运动过程中,胫骨后肌的肌肉力维持在较低水平,而胫骨前肌的肌肉力相对较强。

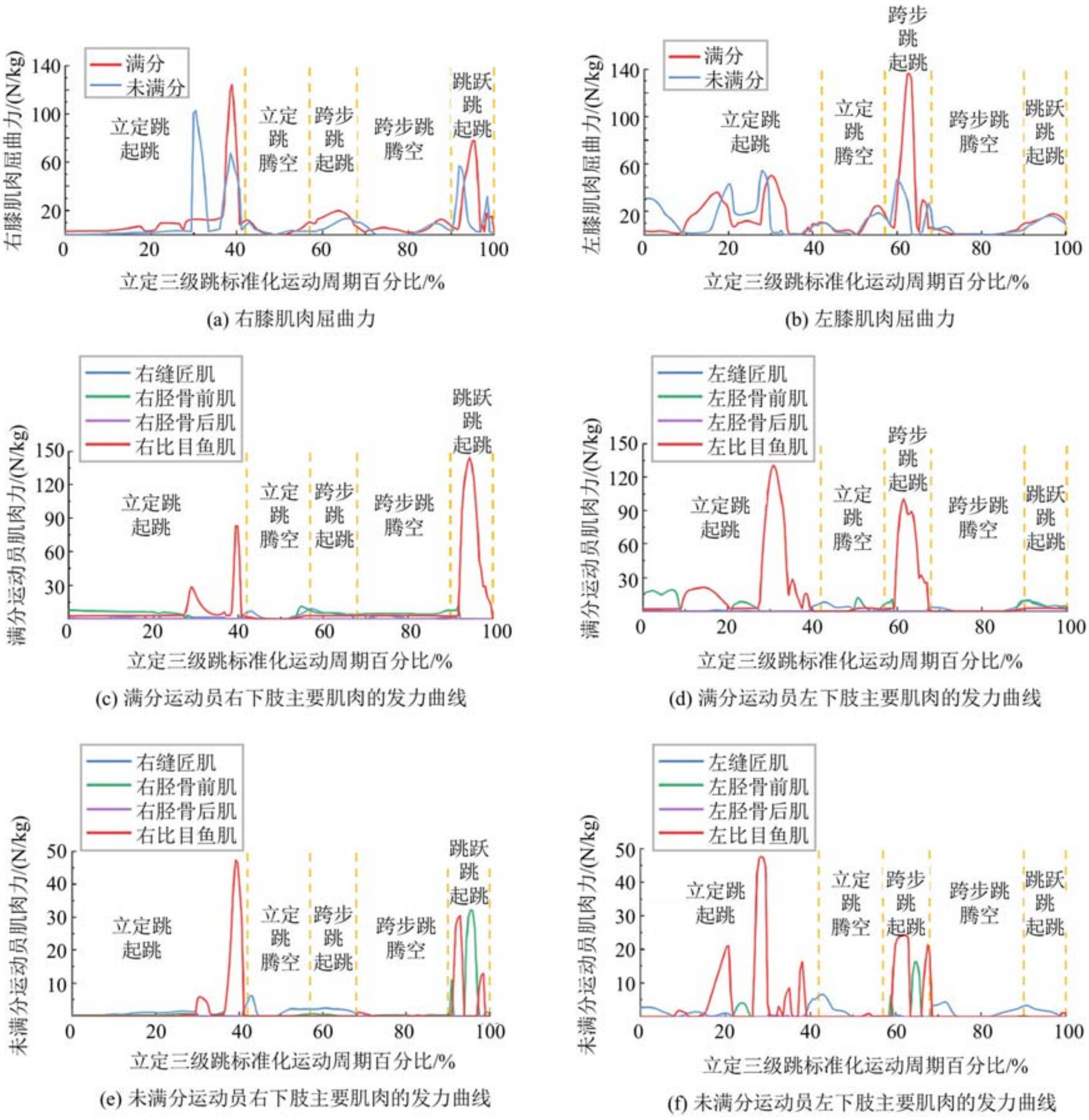


图 6 立定三级跳中膝屈肌与下肢肌肉力量的发力特征

Fig. 6 Force production characteristics of knee flexor and lower limb muscle strength during the standing triple jump

3 结论与讨论

通过立定三级跳实验分析表明,本研究开发的正交视角运动姿态捕捉与分析系统能够高效、准确地采集运动员动作。结合肌骨模型逆动力学分析的结果表明,该系统能够对运动员的关节和肌肉受力状态进行定量分析。实验结果表明,该系统具备高水平的运动观察和分析功能,可为教练员和运动员提供客观、量化的运动水平评估依据,进而有助于运动员改善姿态和优化发力策略。此外,该系统的运动姿态捕捉与运动学分析的软硬件设备已实现全部国产化,这为基层青少年田径训练的普及提供了可行的技术方案与设备支撑。

为了保证正交视角同步,实验采用同步触发器将正、侧面相机的时间偏差控制在 0.01 s 以内。在视频处理阶段,通过监测踝关节关键位置变化及触地瞬间的动作事件,将动作周期的起始帧标定出来,时间误差也控制在 0.01 s 以内。总时间误差 Δt 按统计叠加模型计算:

$$\Delta t = \sqrt{0.01^2 + 0.01^2} \approx 0.014$$

根据表 4 统计表明，运动员触地时间平均为 0.23 s(误差＜6.1％)、腾空时间平均为 0.38 s(误差＜3.7％)。

本系统中的 HRNet 模型经过在 COCO-WholeBody 数据集的训练，涵盖多场景与多动作类型，关节位置误差约为 7 cm，表现出稳定的、多场景的适应能力。通过对大量公开数据的训练，模型展现出较强的泛化能力。基于此，我们还构建了 GPR 模型，利用关节运动的连续性，修正 HRNet 的姿态估计误差。GPR 结合核函数建模运动序列的相关性，可有效捕捉动作的平滑性和周期性特征，输出置信区间辅助识别潜在的不准点。经过应用，基于 GPR 的后处理实现了 90.4％的异常纠正，整体姿态准确率提升至 99.9％。虽然 GPR 具有显著效果，但其高计算复杂度($O(N^3)$，其中 O 代表时间复杂度，N 表示训练数据点数量)限制了实时性，且不同运动类型需要针对性训练。

通过对 2 位满分与未满分立定三级跳运动员的运动学、动力学及肌肉发力指标的比较分析发现：满分运动员呈现出更大的步幅、更短的触地时间、更长的腾空时间，以及更充分的膝关节弯曲(腾空时最大 120°的弯曲角度和触地时最大 60°的弯曲角度)。相较之下，未满分运动员不仅在运动学表现上有差异，而且在动力学层面的各运动阶段也显示出相对较小的膝关节前向力和踝关节上向力。深入肌肉层面的分析显示，未满分运动员的屈膝肌群发力较弱，特别是在立定跳和跨步跳的起跳阶段；踝关节控制肌(如胫骨前肌、后肌和比目鱼肌)的发力也较弱。

由于本研究旨在验证系统提取典型运动参数的能力，逆动力学分析选取的样本量小，结论仅限于本研究对象，需进一步验证以确认其普遍性。未来计划扩大样本量，开展更全面的跳跃技术参数分析，并评估系统在实际训练优化中的应用效果。此外，系统的分析和反馈性能将持续优化，以缩短实时反馈时间，从而为运动训练提供更加精准和实用的技术支持。

参考文献：

[1] 陈辉，魏小斌，苏炳添，等. 竞技运动训练科学化进展——基于东京北京双奥备战训练的思考[J]. 沈阳体育学院学报，2023，42(4)：90-98 (CHEN Hui，WEI Xiaobin，SU Bingtian，et al. Scientific progress of competitive sports training：Thinking based on the preparation training for tokyo and beijing winter olympics[J]. Journal of Shenyang Sport University，2023，42(4)：90-98 (in Chinese))

[2] 管伟，王玉峰，张勇. 我国青少年田径运动科学化训练水平现状及应对路径[J]. 西安体育学院学报，2018，35(2)：250-256 (GUAN Wei，WANG Yufeng，ZHANG Yong. On the current situation and countermeasures of scientific training of China's youth athletes in track and field events[J]. Journal of Xi'an Physical Education University，2018，35(2)：250-256 (in Chinese))

[3] SUN K，XIAO B，LIU D，et al. Deep high-resolution representation learning for human pose estimation[C]// 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway，NJ：IEEE，2020：5686-5696.

[4] BADIOLA-BENGOA A，MENDEZ-ZORRILLA A. A systematic review of the application of camera-based human pose estimation in the field of sport and physical exercise[J]. Sensors，2021，21(18)：5996.

[5] JIN S，XU L M，XU J，et al. Whole-body human pose estimation in the wild[C]// Computer Vision－ECCV 2020. Cham：Springer，2020：196-214.

[6] PANDUREVIC D，DRAGA P，SUTOR A，et al. Analysis of competition and training videos of speed climbing athletes using feature and human body keypoint detection algorithms[J]. Sensors，2022，22(6)：2251.

[7] PROMRIT N，WAIJANYA S. Model for practice badminton basic skills by using motion posture detection from video posture embedding and one-shot learning technique[C]// Proceedings of the 2019 2nd Artificial Intelligence and Cloud Computing Conference. New York：ACM，2019：117-124.

[8] SUDA S Y，MAKINO Y，SHINODA H. Prediction of volleyball trajectory using skeletal motions of setter player [C]// Proceedings of the 10th Augmented Human International Conference 2019. New York：ACM，2019：1-8.

[9] JAFARZADEH P，VIRJONEN P，NEVALAINEN P，et al. Pose estimation of hurdles athletes using OpenPose

[C]//2021 International Conference on Electrical, Computer, Communications and Mechatronics Engineering (ICECCME). Piscataway, NJ: IEEE, 2021:1-6.

[10] SRINIVASAN H K, MATHUNNY J J, DEVARAJ A, et al. Validation of an automated step length measurement method in sprinting athletes using computer vision and pose estimation[C]//2023 International Conference on Recent Advances in Electrical, Electronics, Ubiquitous Communication, and Computational Intelligence (RAEEUCCI). Piscataway, NJ: IEEE, 2023:1-5.

[11] COLYER S L, EVANS M, COSKER D P, et al. A review of the evolution of vision-based motion analysis and the integration of advanced computer vision methods towards developing a markerless system[J]. Sports Medicine-Open, 2018, 4:24.

[12] 虞浩，蒋根瑞，陈军校，等. 基于图像处理的蝌蚪匀速直线游泳运动分析[J]. 实验力学，2023，38(4):483-495 (YU Hao, JIANG Genrui, CHEN Junxiao, et al. Analysis of kinematic characteristics of tadpole uniform straight swimming based on image processing[J]. Journal of Experimental Mechanics, 2023, 38(4):483-495 (in Chinese))

[13] 王凡嘉，周晨磊，罗丽娜，等. 亚洲蹲和西方蹲的下肢关节运动学和肌肉激活比较[J]. 医用生物力学，2021，36(5):705-711 (WANG Fanjia, ZHOU Chenlei, LUO Lina, et al. Comparison of the lower limb kinematics and muscle activation between Asian squat and western squat[J]. Journal of Medical Biomechanics, 2021, 36(5):705-711 (in Chinese))

[14] 罗丽娜，王凡嘉，周晨磊，等. 基于人体肌骨模型的蹲姿的下肢生物力学比较[J]. 医用生物力学，2021，36(增刊):348 (LUO Lina, WAN Fanjia, ZHOU Chenlei, et al. Biomechanical comparison of lower limbs in squatting posture based on human musculoskeletal model[J]. Journal of Medical Biomechanics, 2021, 36(Suppl.):348 (in Chinese))

[15] 李钰，辛鹏，刘谟语，等. Mbone 仿真骨压缩及扭转生物力学等效性研究[J]. 实验力学，2024，39(3):287-294 (LI Yu, XIN Peng, LIU Moyu, et al. Compression and torsion biomechanical equivalence study of Mbone[J]. Journal of Experimental Mechanics, 2024, 39(3):287-294 (in Chinese))

[16] 张井水，韩光辉，杨舟，等. 摩擦纳米传感技术在人体关节运动角度测量中的应用[J]. 实验力学，2024，39(3):332-344 (ZHANG Jingshui, HAN Guanghui, YANG Zhou, et al. Application of triboelectric nanosensing technology in measuring human joint motion angles[J]. Journal of Experimental Mechanics, 2024, 39(3):332-344 (in Chinese))

[17] QIAN J G, MAO Y L, TANG X, et al. A finite element model for estimation of contact dynamics during a jumping movement on a trampoline[J]. Journal of Human Kinetics, 2020, 73(1):59-72.

[18] CHEN L, JIANG Z A, YANG C, et al. Effect of different landing actions on knee joint biomechanics of female college athletes: Based on opensim simulation[J]. Frontiers in Bioengineering and Biotechnology, 2022, 10:899799.

[19] DUPRÉ T, FUNKEN J, MÜLLER R, et al. Does inside passing contribute to the high incidence of groin injuries in soccer? A biomechanical analysis[J]. Journal of Sports Sciences, 2018, 36(16):1827-1835.

[20] BENMESSABIH T, SLAMA R, HAVARD V, et al. Online human motion analysis in industrial context: A review[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 131:107850.

[21] CHATZITOFIS A, ZARPALAS D, DARAS P, et al. DeMoCap: Low-cost marker-based motion capture[J]. International Journal of Computer Vision, 2021, 129(12):3338-3366.

[22] UHLRICH S D, FALISSE A, KIDZINSKI Ł, et al. OpenCap: Human movement dynamics from smartphone videos[J]. PLoS Computational Biology, 2023, 19(10):e1011462.

[23] XU L M, JIN S, LIU W T, et al. ZoomNAS: Searching for whole-body human pose estimation in the wild[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2023, 45(4):5296-5313.

[24] KINGMA D P, BA J. Adam: A method for stochastic optimization[C]//3rd International Conference for Learning Representations. San Diego, CA: ICLR, 2015.

Research on motion analysis method based on the integration of machine vision and musculoskeletal inverse dynamics

XI Huifeng[1,2], LUO Jialong[1,2], NIU Jiani[1,2], YANG Bao[1,3], PENG Chang[1,3], JIANG Zhenyu[1,3], HUANG Shiqing[1,2], CHEN Chuangye[1,4]

(1. Guangdong Provincial Key Laboratory of Speed Capability Research, Jinan University, Guangzhou 510632, Guangdong, China; 2. MOE Key Lab of Disaster Forecast and Control in Engineering, School of Mechanics and Construction Engineering, Jinan University, Guangzhou 510632, Guangdong, China; 3. School of Civil Engineering and Transportation, South China University of Technology, Guangzhou 510641, Guangdong, China; 4. School of Physical Education, Jinan University, Guangzhou 510632, Guangdong, China)

Abstract: In China, the training of adolescent track and field athletes primarily relies on traditional coach-apprentice teaching methods, which are characterized by a certain degree of subjectivity and ambiguity. To provide an objective and quantitative basis for athletic performance evaluation, this study developed a biomechanical analysis system based on machine vision technology and musculoskeletal inverse dynamics analysis. The system uses 100 Hz orthogonal-view calibrated images to synchronously capture athletes' movements, employs the HRNet model for human pose estimation to extract keypoint positions, and utilizes Gaussian process regression to optimize outliers in pose data, thereby calculating joint velocities and angular velocities. By integrating the collected motion data, inverse dynamics analysis is performed using the lower limb model in the AnyBody modeling system to assess the forces on joints and muscles. This study used the standing triple jump as an example, selecting cases of full-score and non-full-score athletes to test the system's effectiveness and explore differences in kinematics, dynamics, and muscle activation among athletes. The results showed that in the full-score athlete case, the maximum knee joint flexion angle during the flight phase was 120°, and 60° at landing; in the non-full-score athlete case, the anterior force of the knee joint and the upward force of the ankle joint were weaker during the takeoff phase, and the activation of the knee flexor muscles and soleus muscle was also lower. These findings indicate that the system can enable precise measurement and quantitative assessment of athletic movements, providing coaches and athletes with a scientific basis for training, thereby helping athletes to posture optimization and performance enhancement.

Keywords: machine vision; deep learning; musculoskeletal models; sports biomechanics; standing triple jump