

刘卉,李翰君,曲毅,等. 无反光点人体运动自动捕捉人工智能系统的有效性[J]. 北京体育大学学报, 2021, 44(1): 125-133.
doi: 10.19582/j.cnki.11-3785/g8.2021.01.014

无反光点人体运动自动捕捉人工智能系统的有效性

刘卉¹, 李翰君¹, 曲毅², 何晓光², 周志鹏³, 于冰⁴

(1. 北京体育大学, 北京 100084; 2. 大连锐动科技有限公司, 辽宁 大连 116033; 3. 山东体育学院, 山东 济南 250102; 4. 中国田径协会, 北京 100763)

摘要:北京体育大学联合大连锐动科技有限公司和中国田径协会研发了一套基于机器学习的人体运动自动捕捉人工智能系统。目的: 检验使用人体运动自动捕捉人工智能系统获得的人体关节点三维坐标的有效性。方法: 在实际比赛中使用2台录像机拍摄12名女子标枪运动员的试投, 取各自最好试投成绩的视频进行分析。使用直接线性转换(DLT)方法对录像机进行标定, 标定误差 $= (0.0034 \pm 0.0012) \text{m}$ 。4名有多年经验的研究人员独立手工解析动作视频中人体21个关节点的二维坐标, 并合成三维坐标。同时使用人体运动自动捕捉人工智能系统自动识别了每次试投中21个关节点的二维坐标, 并合成三维坐标(自动解析曲线)。计算每名运动员每个关节点4名研究人员手工解析合成的三维坐标的平均值, 作为关节点三维坐标最佳值(手工解析平均曲线)。计算自动解析曲线和手工解析平均曲线之间的多重相关系数和差值的平均值、标准差和95%置信区间。结果: 除了右脚尖Z坐标因为坐标变化量比较小外, 自动解析曲线与手工解析平均曲线之间的多重相关系数均大于0.95, 85%的自动解析曲线与相应的手工解析平均曲线的多重相关系数大于0.98。自动解析曲线与手工解析平均曲线之间的差值全部小于0.015 m, 50%的自动解析曲线与手工解析平均曲线之间的差值小于0.010 m。结论: 基于机器学习的人体运动自动捕捉人工智能系统准确地模拟了手工解析过程, 所获得的人体关节点三维坐标与有经验的研究人员手工解析获得的三维坐标平均值高度相似。该系统极大地节省了科技助力的人力并提高了数据反馈速度, 已成功应用在多个田径项目和冬季运动项目的科技助力工作中。

关键词: 人工智能; 动作捕捉; 录像分析; 关节坐标; 生物力学

中图分类号: G804.6 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-3612(2021)01-0125-09

Validity of an Artificial Intelligence System for Markerless Human Movement Automatic Capture

LIU Hui¹, LI Han-jun¹, QU Yi², HE Xiao-guang², ZHOU Zhi-peng³, YU Bing⁴

(1. Beijing Sport University, Beijing 100084, China; 2. Dalian Ruidong Technology Co., Ltd., Dalian 116033, Liaoning China; 3. Shandong Sport University, Jinan 250102, Shandong China; 4. Chinese Athletics Association, Beijing 100763, China)

Abstract: Beijing Sport University in collaboration with FastMove Technology Inc., and Chinese Athletics Association recently developed an artificial intelligence system for markerless human movement automatic capture. The purpose of this study was to determine the validity of the three-dimensional (3D) coordinate data collected by this

投稿日期: 2020-12-15 **修稿日期:** 2021-01-05

基金项目: 科技部重点研发计划项目“冬季体能类项目主要训练手段功效的研究”(项目编号: 2018YFF0300404); 中国田径协会备战东京奥运会科技助力服务项目“国家田径队重点投掷运动员实战比赛技术的综合分析与评价”“田径投掷项目国家队备战东京奥运会(2020年)重点运动员比赛技术分析 with 评定科技服务”(项目编号: 2019TJ018, 2020TJ02008)。

作者简介: 刘卉, 教授, 博士, 研究方向运动生物力学。

markereless human movement automatic capture system. Twelve female javelin throwers' performance in actual competition were recorded using two video camcorders. Camcorders were calibrated using Direct Linear Transformation (DLT) method. The resultant calibration error was 0.0034 ± 0.0012 m. The best trial of each thrower was used in this study. The video records of each trail were manually digitized by four individuals with rich experience in manual digitizing, and also by human movement automatic capture system. Three-dimensional coordinates of 21 body landmarks were obtained. Four 3D coordinate data sets of each trial obtained through manual digitizing were averaged to obtain the mean manually digitized data of the trial. The coefficients of multiple correlation (CMCs) and absolute errors (AEs) of 21 body landmarks between automatically captured 3D coordinate data and the corresponding mean data obtained through manual digitizing were reduced. The means, standard deviations, and 95% confidence intervals of CMCs and AEs were calculated. Except the Z coordinate right toe, CMCs of the coordinates of all body landmarks were greater than 0.95 with 85% of them greater than 0.98. The CMC of the Z coordinate of the right toe was below 0.95 because the range of movement was small. AEs of the coordinates of all body landmarks were less than 0.015 m with 50% of them less than 0.010 m. The new human movement automatic capture system were applied in several disciplines of track and field and winter sports. The new human movement automatic capture system significantly increased the speed of biomechanical feedbacks. The results of this study suggest that new human movement automatic capture system based on artificial intelligence technologies successfully simulated manual digitizing, and that the 3D coordinate data obtained by this system are consistent with those obtained through manual digitizing.

Keywords: artificial intelligence; movement capture; videographic analysis; landmark coordinates; biomechanics

运动学数据是生物力学研究中最基本的也是最重要的数据,录像解析是获得运动学数据的最常用方法。目前常用的录像解析方法是在人体上粘贴反光点,通过镜头捕捉反光点位置,计算反光点三维坐标,继而根据这些反光点的三维坐标计算关节中心的三维坐标,从而获得用以分析动作的运动学数据。这种录像解析方法虽然可以使研究人员比较快速地获得可靠性比较高的人体运动学数据,但是仅仅局限于实验室条件下的数据采集。在非实验室条件下,例如体育比赛和实际临床环境,当不能在受试者身上粘贴反光点时,这种录像解析方法无法获得生物力学研究需要的基本的运动学数据。

手工录像解析是获得人体运动学数据的另一种常用方法,也是生物力学研究中历史最长的数据采集方法。使用这种方法时,受过严格训练的研究人员根据经验手工确定人体关节中心的位置。在研究人员有足够经验的情况下,使用这种方法采集的运动学数据具有比较好的可靠性^[1-3]。这种方法虽然适用于多种不同的数据采集场景,但是手工解析录像时间长,反馈速度慢,大量采集数据非常困难。

为了克服使用反光点自动采集人体运动学

数据和手工解析录像采集人体运动学数据的局限性,北京体育大学联合大连锐动科技有限公司和中国田径协会研发了一套无反光点人体运动自动捕捉人工智能系统。这套系统基于计算机视觉的深度学习技术,使用4 000余套(每套最少30幅画面,最多180幅画面)由丰富经验的研究人员手工解析标识的人体运动录像数据集对计算机系统进行深度学习训练,使得计算机系统能够自动识别运动生物力学研究中常用的人体模型关节点^[4],记录每个关节点的二维像素坐标。

关节点三维坐标是人体生物力学的基本参数,其有效性是其他人体生物力学参数有效性的基础。本研究的目的是检验使用无反光点人体运动自动捕捉人工智能系统获得的人体关节点三维坐标-时间曲线与有经验的研究人员手工解析获得的关节点三维坐标-时间曲线的相似性和差异,确定人体运动自动捕捉人工智能系统获得的三维坐标的有效性。研究假设:1)人体运动自动捕捉人工智能系统自动识别的人体关节点的三维坐标-时间曲线与有经验的研究人员手工解析获得的关节点的三维坐标-时间曲线之间的多重相关系数不低于0.95;2)人

体运动自动捕捉人工智能系统自动识别的人体关节点的三维坐标-时间曲线与有经验的研究人员手工解析获得的关节点的三维坐标曲线之间的差异小于0.015 m。

1 研究方法

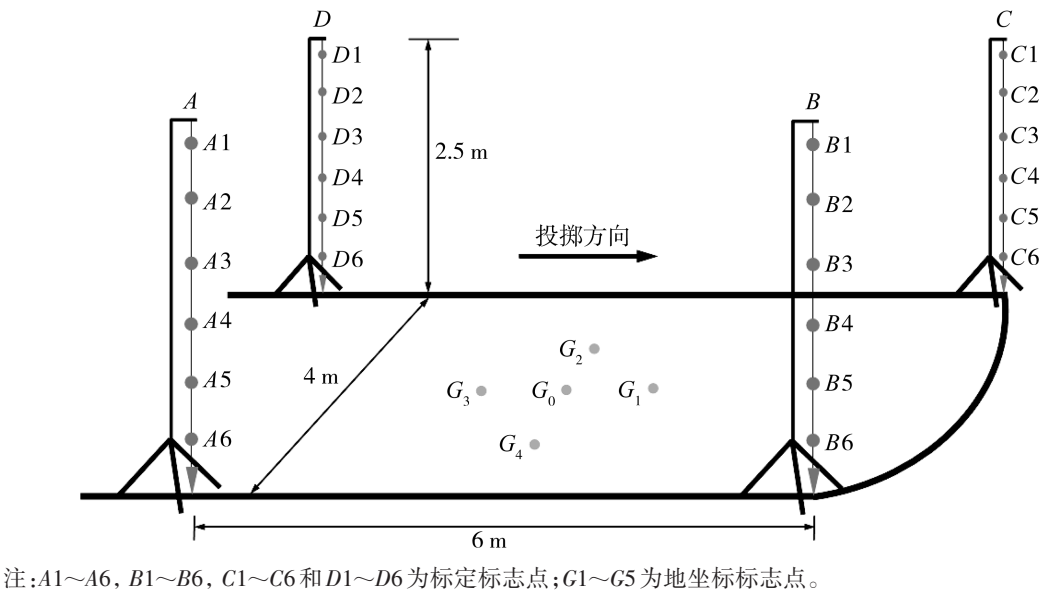
1.1 测试对象 测试对象为参加2019年在黄石市举行的全国田径大奖赛女子标枪比赛的12名女子标枪运动员,使用这些运动员在这次比赛中个人最好成绩的试投。这12次试投的平均成绩为 (57.64 ± 5.37) m,最高成绩为67.72 m,最低成绩为50.22 m。

1.2 无反光点人体运动自动捕捉人工智能系统 研究中的无反光点人体运动自动捕捉人工智能系统,是使用计算机深度学习技术建立对人体运动进行自动跟踪和姿势估计的神经网络模型^[6-9]。在对人体的跟踪中,该系统使用了光流跟踪技术,减小了运动造成的影像模糊和背景干扰等因素对计算机系统跟踪运动人体的干扰。在准确捕捉到运动人体之后,该系统应用卷积神经网络方法,通过使用大量的已标定好的训练数据进行深度学习训练生成估算人体姿势的神经网络模型,建立关节点在人体外轮廓内的位置概率分布图,使人体姿势估算神经网络模型能够识别不同运动中人体关节点,自动读取关节点像素坐标。该系统目前有2个模式:普通录像机模式和工业录像机模式。普通录像机模式使用普通录像机,录像机之间没有硬件连接独立拍摄,利用关键动作同步自动识别的二维像素坐标数据,可以应用于复杂的实际比赛和临床环境。工业录像机模式使用硬件同步的工业录像机同步拍摄,可以应用于相对简单的实验室环境和训练环境。2个模式都可以使用多种方法标定录像机,方便不同的数据采集场景,将关节点二维像素坐标合成实际三维坐标。该系统还具有适用于大空间采集数据的空间拼接功能。在采集到关节点三维坐标数据之后,利用模型驱动的计算功能,自动计算人体运动的运动学和动力学参数。

1.3 实验过程 在实际比赛环境下拍摄了12名测试对象的每次试投的技术录像,并选择每人最好成绩的试投录像进行解析。使用4名经过严格训练并且至少有2年手工录像解析经验的生物力学专业研究生对录像进行手工解析。每名研究生独立手工解析所有12套试投录像。同时使用无反光点人体运动自动捕捉人工智能系统自动解析所有12套试投录像。将解析数据合成为三维坐标数据,并计算通过手工解析获得的三维坐标-时间曲线与通过人工智能人体运动自动捕捉获得的三维坐标-时间曲线的多重相关系数和差异,并通过分析2种方法获得的数据的多重相关系数和差异确定人体运动自动捕捉人工智能系统获得的数据的有效性。

1.4 数据采集 使用直接线性转换(DLT)^[5]三维录像方法在2019年沈阳全国冠军赛女子标枪比赛的实际比赛环境中获取测试对象的技术录像。使用2台分辨率为1 920×1 080的高清晰度摄像机(SONY FDR-AX700, SONY公司,日本)拍摄测试对象每次试投过程中最后一步助跑和最后用力的投掷技术动作。一台摄像机置于标枪助跑跑道的后方,另一台摄像机置于标枪助跑跑道的右侧,2台摄像机主光轴的夹角约为90°,拍摄频率为60幅/s,快门速度为1/1 200 s。比赛之前在标枪跑道上设置4个悬挂立柱,将每个立柱上悬挂的1串6个小球作为标定点(图1),并测量了4串小球在地面投影的中心之间的距离。4串小球构成一个约6 m×4 m×2.5 m的标定空间,覆盖了标枪投掷助跑最后一步和最后用力所用的空间。在标定空间内的地面上设置5个地坐标标志点用于建立大地坐标系。大地坐标系为原点在投掷弧圆心的直角坐标系,X和Y轴平行于地面,正方向分别指向投掷方向和跑道的左侧,Z轴垂直与地面,正方向指向上方。在对标定空间的设置进行拍摄后,移除所有标定设置,随后对运动员在比赛中的每次试投进行拍摄。

在获得了12名运动员比赛的技术录像之后,使用DLT方法对2台录像机进行了标定,三维坐标的合标定误差(计算的三维空间位置与实际空间位置之间的距离)为 (0.0034 ± 0.0012) m。



注:A1~A6, B1~B6, C1~C6和D1~D6为标定标志点;G1~G5为地坐标标志点。

图 1 标定空间和大地坐标系的设置

Figure 1 Calibration Set-up for Data Collection and Global Coordinate System Settings

4名研究生使用Fastmove 3D Motion(锐动科技,大连,中国)的手工解析功能独立手工解析每名运动员产生最好成绩的试投的技术录像。同时使用Fastmove 3D Motion的人工智能人体关节点自动识别功能对录像进行自动解析。每次试投的解析从助跑最后一步与投掷手同侧脚落地前4幅画面开始到标枪出手后第4幅画面结束。每幅画面的解析包括生物力学常用人体模型的21个关节点的二维画面坐标^[4]。在获得了每次试投的手工解析和自动解析数据之后,利用运动员右脚离地、左脚落地和标枪出手的关键画面,使用多幅同步技术^[10]对从2台摄像机中获得的二维坐标进行时间同步,然后使用DLT方法将解析数据合成每幅画面中21个关节点的在大地坐标系中的三维实际坐标,从而获得每次试投中每个关节点的4次手工解析和1次人工智能自动解析的三维坐标-时间曲线(手工解析曲线和自动解析曲线)。

1.5 数据计算 使用Butterworth低通滤波方法以7.4 Hz的最佳截断频率^[11]对每次试投中每个关节点每次解析的三维坐标-时间曲线进行滤波处理,消除高频随机误差。平滑处理后计算每次试投中每个关节点4次通过手工解析获得的三维坐标-时间曲线的平均曲线(手工解

析平均曲线),最后计算每次试投中每个关节点坐标-时间的自动解析曲线与手工解析平均曲线之间的多重相关系数和差值。曲线之间多重相关系数和差值的计算参考文献^[12-14]。

1.6 数据分析 计算12名运动员最好成绩试投动作每个关节点的X、Y、Z坐标-时间的自动解析曲线和手工解析平均曲线之间的多重相关系数和差值的平均值、标准差和95%置信区间。

2 结 果

除了右脚尖Z坐标外,其他关节点坐标-时间自动解析曲线与手工解析平均曲线之间的多重相关系数的平均值和95%置信区间的下限均大于0.95;右脚尖Z坐标的平均多重相关系数的平均值和95%置信区间的下限分别为0.882 9和0.867 1;85%的自动解析曲线与相应的平均手工解析平均曲线的多重相关系数的平均值和95%置信区间的下限高于0.98;70%的自动解析曲线与相应的手工解析平均曲线的多重相关系数的平均值和置信区间的下限高于0.99;绝大多数自动解析曲线和手工解析平均曲线之间的平均值和置信区间下限低于0.99的关节点坐标为Y坐标,特别是下肢关节点的Y坐标(表1)。

表 1 使用无反光点人体运动自动捕捉人工智能系统获得的与手工解析获得的
人体关节点坐标-时间平均曲线的多重相关系数

身体 部位	X-坐标		Y-坐标		Z-坐标	
	平均值±标准差	95% 置信区间	平均值±标准差	95% 置信区间	平均值±标准差	95% 置信区间
头顶点	0.999 8±0.000 2	0.999 7~0.999 9	0.997 5±0.002 6	0.996 7~0.998 9	0.988 9±0.005 7	0.987 2~0.992 1
下颌-颈	0.999 9±0.000 2	0.999 8~1.000 0	0.994 7±0.006 3	0.992 9~0.998 3	0.962 0±0.026 8	0.954 3~0.977 2
胸骨上切迹	0.999 6±0.000 4	0.999 5~0.999 8	0.980 9±0.021 5	0.974 6~0.993 0	0.990 8±0.007 9	0.988 5~0.995 3
右肩	0.999 9±0.000 1	0.999 8~0.999 9	0.974 7±0.019 5	0.969 1~0.985 7	0.994 7±0.004 9	0.993 3~0.997 4
右肘	0.999 8±0.000 1	0.999 8~0.999 9	0.994 8±0.006 6	0.992 9~0.998 5	0.999 4±0.000 6	0.999 2~0.999 7
右腕	0.999 9±0.000 1	0.999 9~0.999 9	0.994 0±0.013 8	0.990 0~1.001 8	0.999 5±0.000 4	0.999 4~0.999 7
右手	0.999 4±0.000 4	0.999 2~0.999 6	0.991 5±0.013 2	0.987 7~0.998 9	0.999 3±0.000 6	0.999 2~0.999 6
左肩	0.999 7±0.000 2	0.999 6~0.999 8	0.994 0±0.008 9	0.991 4~0.999 0	0.996 9±0.003 1	0.996 0~0.998 7
左肘	0.999 4±0.000 6	0.999 2~0.999 7	0.999 1±0.000 9	0.998 8~0.999 6	0.999 7±0.000 3	0.999 6~0.999 9
左腕	0.999 5±0.000 6	0.999 3~0.999 8	0.999 1±0.000 8	0.998 9~0.999 5	0.999 4±0.001 3	0.999 0~1.000 1
左手	0.998 3±0.001 5	0.997 9~0.999 2	0.998 7±0.001 0	0.998 4~0.999 3	0.997 6±0.005 3	0.996 1~1.000 7
右髋	0.999 8±0.000 2	0.999 7~0.999 9	0.983 7±0.011 7	0.980 3~0.990 3	0.978 9±0.016 4	0.974 2~0.988 2
右膝	0.999 8±0.000 2	0.999 7~0.999 9	0.990 9±0.011 4	0.987 6~0.997 4	0.993 2±0.006 0	0.991 5~0.996 6
右踝	0.999 7±0.000 2	0.999 7~0.999 9	0.993 5±0.007 7	0.991 3~0.997 9	0.985 8±0.015 3	0.981 4~0.994 5
右脚跟	0.999 8±0.000 1	0.999 8~0.999 9	0.994 9±0.004 4	0.993 6~0.997 4	0.995 3±0.003 2	0.994 3~0.997 1
右脚尖	0.999 3±0.000 6	0.999 2~0.999 7	0.981 1±0.014 8	0.976 8~0.989 4	0.882 9±0.054 7	0.867 1~0.913 8
左髋	0.999 5±0.000 4	0.999 4~0.999 8	0.975 3±0.015 0	0.970 9~0.983 8	0.981 1±0.012 5	0.977 5~0.988 2
左膝	0.999 5±0.000 5	0.999 4~0.999 8	0.987 9±0.015 4	0.983 5~0.996 6	0.990 3±0.010 8	0.987 1~0.996 4
左踝	0.999 6±0.000 5	0.999 5~0.999 9	0.987 8±0.013 2	0.984 0~0.995 2	0.990 2±0.008 7	0.987 7~0.995 1
左脚跟	0.999 5±0.000 6	0.999 4~0.999 8	0.982 3±0.017 8	0.977 1~0.992 3	0.990 3±0.005 4	0.988 8~0.993 3
左脚尖	0.999 5±0.000 5	0.999 4~0.999 8	0.985 2±0.014 2	0.981 0~0.993 2	0.994 0±0.009 8	0.991 2~0.999 6

所有关节点坐标-时间自动解析曲线与手工解析平均曲线之间的差的平均值和95% 置信区间的上限均小于0. 015 m;50% 的关节点坐标-时间自动解析曲线与手工解析平均曲线之间的差的平均值和95% 置信区间的上限小于0. 010 m;绝大多数自动解析曲线与手工解析平均曲线之间的差的平均值和置信区间上限高于0. 010 米的关节点是上肢关节点,包括肩关节中心(表2)。

3 讨 论

结果基本支持第1个研究假设:人体运动自动捕捉人工智能系统自动识别的人体关节点的三维坐标-时间曲线与有经验的研究人员手工解析获得的关节点的三维坐标-时间曲线之

间的多重相关系数不低于0. 95。虽然研究结果显示右脚尖Z坐标的自动解析曲线与手工解析平均坐标-时间曲线的多重相关系数小于0. 95,但是进一步检查数据显示右脚尖Z坐标在整个动作过程中的变化幅度小于0. 30 m,明显小于其他关节点坐标的变化幅度,而且很长时间停留在地面没有变化。2组数据之间的多重相关系数是2组数据之间的差异量与数据变化量的比^[12-14]。在2组数据之间的差异相似的情况下,数据变化量越小,多重相关系数越低。在2组数据的变化量比较小的情况下,2组数据的差是评价2组数据相似性的主要指标。考虑到右脚尖除Z坐标外的其他坐标的自动解析曲线和手工解析平均曲线之间的多重相关系数均大于0. 97,而右脚尖Z坐标自动解析曲线和手工解析平均曲线之间的差异非常小,95% 置信

表 2 使用无反光点人体运动自动捕捉人工智能系统获得的与手工解析获得的
人体关节点坐标-时间平均曲线的差值(m)

身体 部位	X-坐标		Y-坐标		Z-坐标	
	平均值±标准差	95% 置信区间	平均值±标准差	95% 置信区间	平均值±标准差	95% 置信区间
头顶点	0.008 7±0.003 0	0.007 9~0.010 5	0.008 3±0.004 7	0.006 9~0.011 0	0.011 3±0.003 5	0.010 3~0.013 3
下颌-颈	0.006 9±0.003 2	0.005 9~0.008 7	0.009 2±0.003 2	0.008 3~0.011 0	0.012 3±0.003 1	0.011 4~0.014 0
胸骨上切迹	0.010 7±0.003 1	0.009 8~0.012 4	0.009 9±0.003 0	0.009 1~0.011 6	0.007 0±0.001 5	0.006 6~0.007 8
右肩	0.009 7±0.003 4	0.008 7~0.011 6	0.008 3±0.003 8	0.007 2~0.010 5	0.007 6±0.003 0	0.006 8~0.009 3
右肘	0.011 2±0.002 7	0.010 4~0.012 8	0.008 7±0.003 0	0.007 9~0.010 4	0.006 3±0.003 4	0.005 3~0.008 1
右腕	0.011 4±0.004 8	0.010 0~0.014 1	0.007 9±0.004 0	0.006 8~0.010 2	0.006 2±0.002 4	0.005 5~0.007 6
右手	0.011 7±0.003 7	0.010 6~0.013 8	0.010 2±0.004 4	0.008 9~0.012 7	0.007 4±0.002 9	0.006 6~0.009 1
左肩	0.009 9±0.002 9	0.009 1~0.011 6	0.009 8±0.002 7	0.009 0~0.011 4	0.007 8±0.003 7	0.006 8~0.009 9
左肘	0.010 7±0.003 2	0.009 8~0.012 5	0.009 3±0.004 2	0.008 1~0.011 7	0.006 9±0.003 7	0.005 8~0.009 0
左腕	0.012 0±0.002 6	0.011 3~0.013 5	0.009 5±0.003 4	0.008 5~0.011 4	0.007 5±0.004 2	0.006 3~0.009 9
左手	0.013 7±0.001 5	0.013 3~0.014 5	0.012 3±0.004 0	0.011 1~0.014 5	0.010 4±0.002 5	0.009 7~0.011 8
右髌	0.008 2±0.003 2	0.007 3~0.010 0	0.008 1±0.003 4	0.007 1~0.010 0	0.009 7±0.003 5	0.008 7~0.011 6
右膝	0.007 4±0.002 2	0.006 8~0.008 7	0.006 4±0.002 8	0.005 6~0.007 9	0.007 2±0.002 5	0.006 5~0.008 6
右踝	0.008 4±0.003 4	0.007 4~0.010 3	0.004 6±0.002 1	0.004 0~0.005 8	0.005 5±0.002 1	0.004 9~0.006 7
右脚跟	0.007 7±0.002 5	0.007 0~0.009 2	0.007 1±0.004 0	0.005 9~0.009 3	0.006 7±0.002 9	0.005 9~0.008 4
右脚尖	0.009 1±0.003 8	0.008 0~0.011 2	0.010 2±0.003 9	0.009 0~0.012 4	0.007 2±0.003 2	0.006 3~0.009 0
左髌	0.010 6±0.002 8	0.009 8~0.012 2	0.011 5±0.003 8	0.010 4~0.013 6	0.009 2±0.002 2	0.008 6~0.010 5
左膝	0.010 1±0.003 0	0.009 2~0.011 7	0.005 4±0.002 4	0.004 7~0.006 8	0.006 8±0.002 7	0.006 0~0.008 3
左踝	0.007 5±0.002 5	0.006 7~0.008 9	0.006 3±0.002 2	0.005 6~0.007 5	0.006 1±0.001 8	0.005 6~0.007 1
左脚跟	0.009 1±0.002 8	0.008 2~0.010 6	0.006 6±0.002 6	0.005 9~0.008 1	0.006 4±0.001 5	0.006 0~0.007 3
左脚尖	0.009 1±0.002 8	0.008 3~0.010 7	0.007 8±0.003 8	0.006 7~0.009 9	0.007 9±0.003 0	0.007 1~0.009 6

区间=[0.006 3,0.009 0],结果表明人工智能解析的人体关节点坐标-时间曲线与手工解析曲线的形状高度相似。坐标-时间曲线形状的高度相似是坐标的时间系数相似的关键基础。坐标-时间曲线的相似度越高,根据坐标-时间曲线计算出的速度-时间曲线的相似度就越高。这些结果综合在一起支持人体运动自动捕捉人工智能系统的有效性。

结果支持第 2 个假设:人体运动自动捕捉人工智能系统自动识别的人体关节点的三维坐标-时间曲线与有经验的研究人员手工解析获得的关节点的三维坐标曲线之间的差异小于 0.015 m。结果显示所有关节点坐标-时间自动解析曲线与手工解析平均曲线之间的差的平均值和 95% 置信区间的上限均小于 0.015 m,而且 50% 的关节点坐标-时间自动解析曲线与手

工解析平均曲线之间的差的平均值和 95% 置信区间的上限小于 0.010 m。这些结果表明关节点坐标-时间的自动解析曲线和手工解析平均曲线的值高度相似,进一步支持人体运动自动捕捉人工智能系统的有效性。

在使用人体运动自动捕捉人工智能系统采集的关节点三维坐标数据时,可以通过增加摄像机数量进一步提高采集数据的精度。研究使用了 2 台摄像机,满足了采集三维坐标数据的最低要求。但在拍摄过程中只要有 1 台摄像机由于肢体被其他肢体遮挡或者肢体相对于摄像机的位置不利于识别关节点,采集的数据就可能出现比较大的误差。这是本研究中上肢关节点坐标的自动解析曲线与手工解析平均曲线差异较大的主要原因。增加摄像机数量,并且只使用清楚地识别给定关节点的摄像机的数据合

成三维坐标数据,应该可以显著提高关节点三维坐标的精度。使用手工解析录像的工作量非常大,增加摄像机数量会极大地增加工作量,进一步增加大量采集数据的困难。人体运动自动捕捉人工智能系统使得增加工作量不再是在现实环境中大量采集人体运动三维数据时限制摄像机数量的原因。

人体运动自动捕捉人工智能系统已经在中国和美国多个竞技体育项目的科技助力中应用。使用普通摄像机系统已在标枪(图2)、铁饼(图3)、三级跳远(图4)以及链球和铅球等田径项目的实际比赛中进行了应用^[15]。虽然普通摄像机版本在比赛后需要时间对录像视频进行剪辑并将剪辑的视频导入计算机,但是与投掷项目专用的生物力学分析系统结合使用,就可以在投掷项目比赛后1 h内提供单次试投120~130余个技术参数。而使用手工解析方法完成

上述工作则需要几乎1个工作日。在2019年美国田径全国冠军赛的女子链球比赛后,该系统与链球技术动作生物力学分析系统结合使用,在12 h内提供了前8名运动员36次试投每次试投的130个技术参数,而使用手工解析方法则需要1个月左右。该系统的工业摄像机版本在冬季竞技体育项目,如速度滑冰(图5)、跳台滑雪(图6)和越野滑雪的训练环境下应用。工业相机版本不需要编辑录像,可以在1~2 min内提供单次动作技术的生物力学数据,数据反馈速度基本上与目前使用的利用反光点采集数据的录像分析系统的数据反馈速度相同。人体运动自动捕捉人工智能系统的这些应用结果与本研究验证系统有效性的结果说明,人体运动自动捕捉人工智能系统不但可以提供有效的关节点坐标数据而且极大地节省了人力并提高了数据反馈的速度。

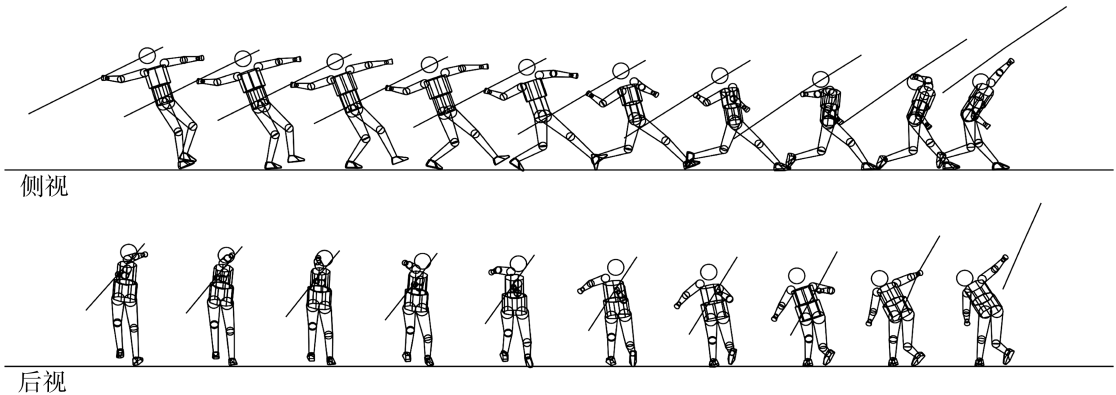


图2 使用无反光点人体运动自动捕捉人工智能系统采集标枪投掷数据

Figure 2 Javelin Throw Data Collected by the Artificial Intelligence Markerless Human Motion Automatic Capture System

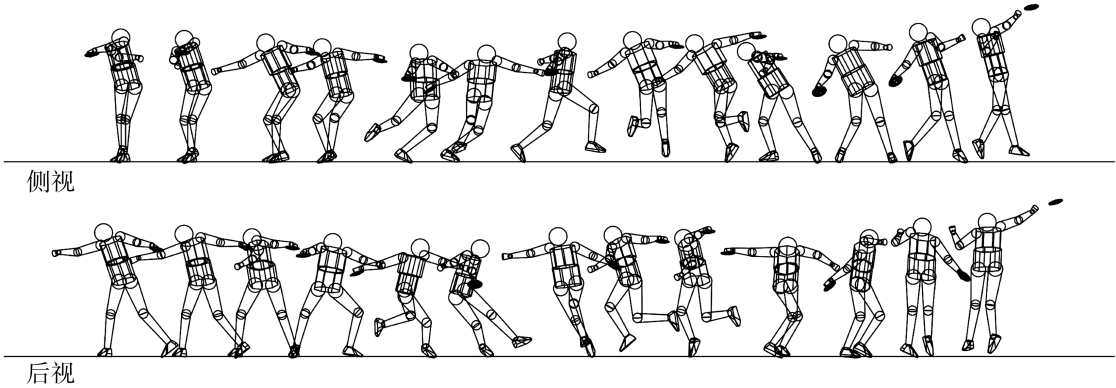


图3 使用无反光点人体运动自动捕捉人工智能系统采集标枪投掷数据

Figure 3 Discus Throw Data Collected by the Artificial Intelligence Markerless Human Movement Automatic Capture System

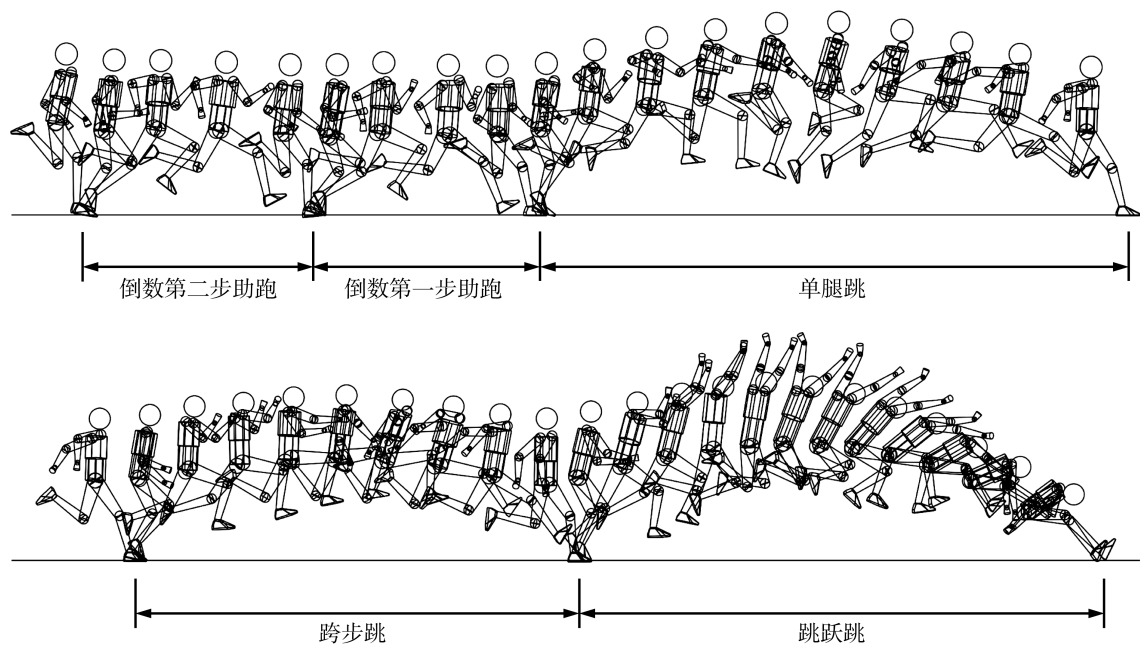


图 4 使用无反光点人体运动自动捕捉人工智能系统采集三级跳远数据

Figure 4 The Triple Jump Data Collected by the Artificial Intelligence Markerless Human Motion Automatic Capture System

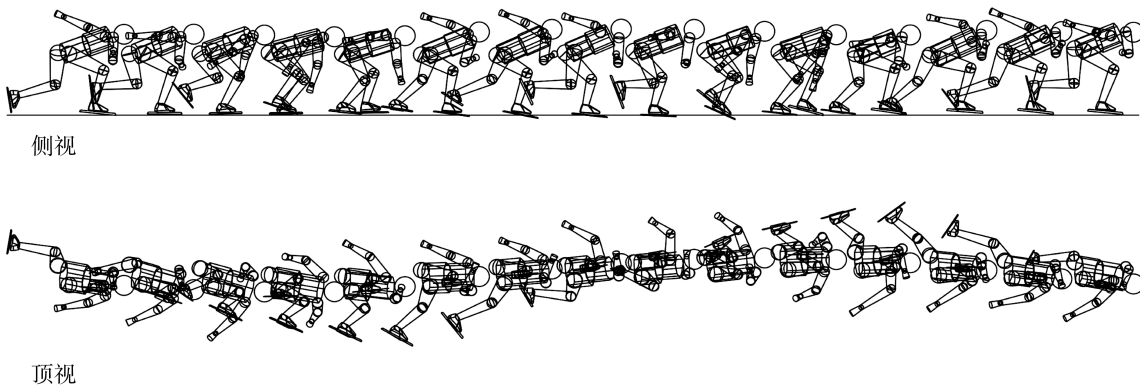


图 5 使用无反光点人体运动自动捕捉人工智能系统采集速度滑冰数据

Figure 5 Speed Skating Data Collected Using Artificial Intelligence Markerless Human Motion Automatic Capture System

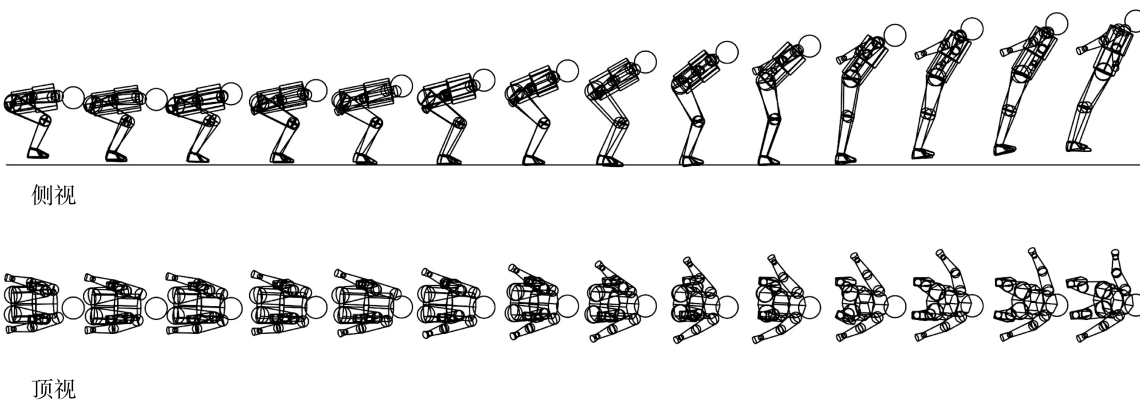


图 6 使用无反光点人体运动自动捕捉人工智能系统采集跳台滑雪数据

Figure 6 Ski Jump Data Collected Using Artificial Intelligence Markerless Human Motion Automatic Capture System

4 结 论

无反光点人体运动自动捕捉人工智能系统所获得的人体关节点三维坐标与有经验的研究人员手工解析获得的三维坐标平均值高度相似,具有较高的有效性。该系统极大地节省了科技助力的人力并提高了数据反馈速度,已成功应用在多个田径项目和冬季项目的科技助力工作中。

今后将通过使用更新的算法进一步提高无反光点人体运动自动捕捉人工智能系统采集数据的精度,并提高系统自动化的程度,不但自动捕捉人体运动采集关节点坐标数据,而且还将自动计算其他人体运动的生物力学参数,增加系统的数据和图像的显示功能,使数据分析更方便。此外,还将继续扩展该系统在竞技体育领域里的应用,并将该系统的应用扩展的到医疗领域,使该系统成为生物力学科学研究和临床应用的常用工具。

参考文献:

- [1] YU B, KOH TJ, HAY JG. A panning DLT procedure for three-dimensional videography [J]. *J Biomech*, 1993, 26(6): 741-751.
- [2] HAY JG, YU B. Critical characteristics of technique in throwing the discus [J]. *Journal of Biomechanics*, 1995, 13(2): 1-5.
- [3] BING Y, ANDREWS JG. The relationship between free limb motions and performance in the triple jump [J]. *Journal of Applied Biomechanics*, 1998, 14(2): 223.
- [4] HAY JG. *The biomechanics of sports techniques* [M]. 4th ed. Englewood Cliffs, N.J.: Prentice-Hall, 1993.
- [5] ABDEL-AZIZ YI, KARARA HM. Direct linear transformation from comparator coordinates into object space coordinates in close-range photogrammetry [J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2015, 81(2): 103-107.
- [6] MATHISA, MAMIDANNAP, CURY KM, *et al.* Deep-LabCut: markerless pose estimation of user-defined body parts with deep learning [J]. *Nature Neuroscience*, 2018, 21: 1281-1289.
- [7] 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), 2019: 5686-5696.
- [8] NIE X, ZHANG J, YAN S, FENG J. Single-stage multi-person pose machines [C]. 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), 2019: 6950-6959.
- [9] WOJKE N, BEWLEY A, PAULUS D. Simple on-line and realtime tracking with a deep association metric [C]. 2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2017: 3645-3649.
- [10] LEIGH S, GROSS MT, LI L, *et al.* The relationship between discus throwing performance and combinations of selected technical parameters [J]. *Sports Biomech*, 2008, 7(2): 173-193.
- [11] YU B, GABRIEL D, NOBLE L, *et al.* Estimate of the optimum cutoff frequency for the butterworth low-pass digital filter [J]. *Journal of Applied Biomechanics*, 1999, 15(3): 319-329.
- [12] KADABA MP, RAMAKRISHNAN HK, WOOTTEN ME, *et al.* Repeatability of kinematic, kinetic, and electromyographic data in normal adult gait [J]. *J Orthop Res*, 1989, 7(6): 849-860.
- [13] YU B. Effect of external marker sets on between-day reproducibility of knee kinematics and kinetics in stair climbing and level walking [J]. *Research in Sports Medicine*, 2003, 11(4): 209-218.
- [14] 李翰君, 童丽平, 周兴龙, 等. 下肢运动影像解析与高速红外运动捕捉系统实验数据的比较 [J]. *北京体育大学学报*, 2011, 34(1): 126-128.
- [15] 李翰君, 刘嘉, 叶奎刚, 等. 速度节奏对链球成绩的影响:优秀运动员案例研究 [J]. *北京体育大学学报*, 2020, 43(9): 108-115.

(责任编辑:杨红梅; 责任校对:王晓微)