Vol. 46 No. 5

DOI: 10.13718/j. cnki. xdzk. 2024. 05. 016

张欣宇,邱国鹏.融合改进LM算法及动态时间规整算法的人体动作捕捉研究[J].西南大学学报(自然科学版),2024,46(5):175-185.

融合改进 LM 算法及动态时间 规整算法的人体动作捕捉研究

张欣宇^{1,2}, 邱国鹏^{1,2}

1. 三明学院 艺术与设计学院, 福建 三明 365004;

2. 克拉斯诺达尔文化学院设计学院,俄罗斯克拉斯诺达尔 350072

摘要:人体动作捕捉是指通过技术手段捕捉人体的运动轨迹和姿态信息,广泛应用于娱乐、体育、医疗等领域. 然而,现有的动作捕捉技术存在捕捉不准确、计算效率低等问题,影响了其在实时应用场景中的表现.针对这些 问题,引入一种骨骼点坐标拟合优化 Levenberg-Marquardt 算法,并采用粒子群算法对其加以优化.同时采用动 态时间规整算法进行人体动作捕捉及评估,以期实现人体动作的实时捕捉.结果显示,该算法对肩部侧平举这一 动作的捕捉准确率最高达到了 99.23%,明显优于其余对比算法.此外,该算法对深蹲动作的测试时间最短,仅 为1.15 s,表明该算法在进行动作捕捉时具有显著的性能优势及很强的实际应用效果,为人体动作捕捉领域提 供了新的解决方案.

关 键 词: Levenberg-Marquardt 算法; 动态时间规整算法; 人体 动作捕捉; 粒子群算法; 骨骼点数据提取

 中图分类号: TP242
 文献标志码: A

 文 章 编 号: 1673 - 9868(2024)05 - 0175 - 11



开放科学(资源服务)标识码(OSID):

Research on Human Motion Capture by Integrating Improved LM Algorithm and Dynamic Time Regularity Algorithm

ZHANG Xinyu^{1,2}, QIU Guopeng^{1,2}

1. School of Art and Design, Sanming University, Sanming Fujian 365004, China;

2. Faculty of Design and Fine Arts, Krasnodar State Institute of Culture, Krasnodar 350072, Russia

Abstract: Human motion capture refers to capturing the movement trajectory and posture information of the human body through technical means, which is widely used in entertainment, sports, medical treat-

收稿日期: 2023-11-30

基金项目:国家科技项目(国科〔2020〕104号);2023教育部产学合作协同育人项目(230905242253144);2021国家新文科项目(教高函 〔2021〕10号);三明学院社科项目(SHE2019);三明学院 2023年大学生创新创业训练计划项目(202311311021).

作者简介:张欣宇,博士研究生,讲师,主要从事数字媒体研究.

ment and other fields. However, the existing motion capture technologies have the problems of inaccurate capture and low computational efficiency, which affect their performance in real-time application scenarios. To solve these problems, we introduced a Levenberg-Marquardt algorithm, and optimized the particle swarm algorithm. At the same time, the dynamic time regularity algorithm was used to capture and evaluate human movements in order to realize the real-time capture of human movements. The results show that the highest accuracy of the research algorithm captures is 99. 23%, which was significantly better than that of other comparison algorithms. Moreover, the algorithm had the shortest test time for squat movements, only 1.15 s. This paper shows that the proposed algorithm has significant performance advantages in motion capture and strong practical application effect, which provides a new solution for the field of human motion capture.

Key words: LM algorithm; dynamic time normalization algorithm; human motion capture; particle swarm algorithm; bone point data extraction

随着科技的发展,人体动作捕捉技术在现代生活各个领域中的应用越来越广泛[1-2].通过深入研究人 体动作捕捉技术,可以提高其在各领域的应用效果,为人们的生活带来更多便利.例如,在电影制作中更 加精准的动作捕捉技术可以带来更真实的动画效果,提升观众的观影体验,在体育训练中运动员可以利用 动作捕捉技术更好地纠正姿势,提高竞技水平,在医疗领域精确的动作捕捉技术可以帮助医生更准确地评 估病人的运动功能,制定个性化康复方案,促进患者康复.因此,对人体动作捕捉技术的研究具有重要的 现实意义和实用价值. 然而, 人体动作捕捉技术在提取动作时存在一些难点[3]. 首先, 由于人体运动的复 杂性和动态性,如何准确、快速地采集和处理运动数据是研究的难点之一.由于人体姿势和运动状态的多 样性,如何对数据进行标准化处理和特征提取也是需要解决的技术难题.对人体姿态进行准确估计和对行 为进行识别是人体动作捕捉技术的核心难点.由于人体姿态和行为的复杂性,如何利用算法和模型对其进 行准确判断和识别是一项具有挑战性的任务.同时,如何克服遮挡、动态背景等干扰因素也是研究的重点 之一. 在传统的人体动作捕捉技术中, Kinect 深度相机在获取人体骨骼点信息时存在一定的误差和不稳定 性,容易受到环境光照、人体姿态等因素的影响[45].其次,不同的人完成相同动作的速度可能存在差异, 因此需要一种能够适应不同动作速度的算法来提取人体动作^[6].针对这些问题,本文提出 Levenberg-Marquardt 算法, 简称为 LM 算法, 并采用粒子群算法对其加以优化. 同时, 引入动态时间规整算法(Dynamic Time Warping, DTW), 以期提高人体动作捕捉的精度和稳定性, 本文的创新性在于将 LM 算法与 DTW 算法相结合,构建了一种新型的人体动作捕捉方法.其中,改进的 LM 算法能够准确地获取骨骼点信息, DTW 算法能够自动调整时间尺度,以适应不同长度的动作姿态,使不同速度下的人体动作能够进行准确 匹配和比较,为人体动作捕捉领域提供了更加可靠的数据支持.该方法为"设计+"国家级众创空间建设项 目的实施提供了有效的技术支持.

1 融合改进 LM 算法及 DTW 算法的人体动作捕捉与评估

1.1 基于改进 LM 算法的人体动作捕捉

在进行人体动作捕捉时,获取人体骨骼点的位置信息至关重要.本文主要采用 Structured Light 深度 相机进行人体骨骼电信息的获取,这是一种基于光学原理的深度感应技术,能够通过投射已知结构的光 线,并分析反射回来的光线来获取深度信息.这种深度相机具有高精度和高分辨率的特点,能够准确地测 量人体表面的深度信息,从而获取人体骨骼点的位置信息^[7-8].

由于 Structured Light 深度相机在采集人体骨骼点数据时可能会出现抖动或自遮挡等问题,因此本文

提出一种改进的骨骼点坐标拟合优化算法,即LM算法.该算法结合了梯度下降法和 Gauss-Newton 法, 是一种利用标准数值优化计算的快速算法^[9].在LM算法中阻尼系数作为一个关键参数,控制着算法的行 为.当阻尼系数逐渐增大时,LM算法的特性逐渐接近于梯度下降法,沿着梯度下降的方向寻找最优解,利 用其全局优化的特性^[10],如式(1)所示.

$$x_{n+1} = x_n - \alpha \cdot \nabla f(x_n) \tag{1}$$

式(1)中, x_n 表示第 n 步的解, α 为学习率, $\nabla f(x_n)$ 表示函数 $f(x_n)$ 在 x_n 处的梯度. 当阻尼系数逐渐减小时, 该算法的特性与 Gauss-Newton 法相似. 算法在迭代过程中更注重局部收敛, 通过拟合欧拉角能量 值 E 获取骨骼点之间最合适的距离长度^[11], 如式(2)所示.

$$E = f(x) - g(x)^{T} \cdot d \tag{2}$$

式(2)中, f(x)表示目标函数, g(x)表示约束条件, d是搜索方向. f(x)的计算如式(3)所示.

$$f(x) = ||y - f(x)||^{2}$$
(3)

式(3)中, y 表示观测值. 约束条件如式(4)所示.

$$E(\theta, d) = \omega_{IK} E_{IK}(\theta, d) + \omega_{S} E_{S}(\theta, d) + \omega_{d} E_{d}(\theta, d)$$
(4)

式(4)中, θ 表示欧拉角. $E_{IK}(\theta, d)$ 、 $E_s(\theta, d)$ 、 $E_a(\theta, d)$ 分别代表逆运动学约束项、平滑约束项和深度 约束项, ω_{IK} 、 ω_s 、 ω_d 分别表示各项的约束系数. 在人体动作捕捉中,该算法首先将 Kinect 算法生成的三 维骨骼点坐标作为待优化的主要参数. 利用 OpenPose 算法进行图像映射及对齐操作后获得的三维骨骼点 坐标,被用作后续拟合的关键参数. 本文选定人体骨架的胯中心点作为根节点,并将其坐标也纳入拟合参 数中. 在优化过程中,LM 算法的核心是将各个骨骼点之间的欧拉角视为主要优化变量,为确保优化结果 的稳定性,新获取的骨骼方向和长度均与原始骨架保持一致^[12]. 由于传统的 LM 算法过度依赖初始值,因 此本文引入粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)生成 LM-PSO 算法. LM-PSO 算法结合了 LM 算法和 PSO 算法的优势. LM 算法在接近局部极小值时有快速收敛和高精度搜索的特点,使算法在局 部范围内能够快速找到最优解. PSO 算法则具有全局范围内的快速搜索和收敛能力,能够在更大的解空间 中寻找最优解. 通过融合这两种算法,LM-PSO 算法不仅继承了 LM 算法的局部搜索优势,还利用了 PSO 算法的全局搜索能力. 该算法既能够在局部范围内快速找到最优解,又能够避免过度依赖初始值的问题, 同时还能避免 PSO 算法容易陷入局部极值的缺陷^[13-14].

PSO 算法是一种基于群体智能的优化算法.该算法模仿鸟群、鱼群等生物群体的社会行为,通过个体与群体之间的信息共享和个体之间的相互协作,寻找问题的最优解.在 PSO 算法中,每个解都被看作是搜索空间中的一个粒子,而每个粒子都有一个速度和位置.在算法的初始化阶段随机生成一组粒子,每个粒子代表一个可能的解,然后通过迭代方式根据每个粒子自身的历史最优位置和群体的历史最优位置来更新自己的速度和位置.LM-PSO 算法首先使用 PSO 算法对目标优化函数进行求解,获得一个优化控制量,即群体最优解.在 PSO 算法中每个解都被看作是搜索空间的一个粒子,而每个粒子都有一个速度 v 和位置 p. 在算法的初始化阶段随机生成一组粒子,且每个粒子代表一个可能的解,通过迭代方式根据每个粒子自身的历史最优位置 p_i和群体的历史最优位置 p_{sbest}来更新自己的速度和位置.粒子的速度更新如式(5)所示.

$$v(i+1) = w_{v_1} + c_1 r_1 (p(i) - p) + c_2 r_2 (p_{gbest} - p)$$
(5)

式(5)中,w表示惯性权重,c表示加速常数,r为随机数,p代表粒子的当前位置.粒子位置更新如式(6) 所示.

$$p(i+1) = p_i + v(i+1)$$
(6)

通过迭代更新粒子的速度和位置, PSO 算法可以找到目标优化函数的最优解.在 LM-PSO 算法中, 最优解被用作 LM 算法的初始值,且通过 LM 算法进一步优化求解.然后,再将该结果作为 LM 算法的 初始值,经过多次迭代计算求得符合条件的最优解,该解即为最优控制量.LM-PSO算法的基本流程如图1所示.



图 1 LM-PSO 算法的基本流程

本文以右手各个骨骼点的骨骼链为例,详细介绍基于 LM-PSO 的拟合优化算法. 该算法旨在实现对手 部骨骼点数据的优化处理,从而提高手部动作识别的准确性和稳定性. 假设已知右肩骨骼点的坐标 Prs,右 手肘骨骼点的坐标 Pre 以及左手骨骼点的坐标 Prh. 从右手肘骨骼点到右肩骨骼点的方向向量为 $\overrightarrow{T_{res}}$. 同 理,从右手肘骨骼点到右手骨骼点的方向向量为 $\overrightarrow{T_{res}}$. 然后,通过计算拟合优化后右肩骨骼点到右手肘骨 骼点及右手肘骨骼点到右手骨骼点的长度,即可获取拟合优化后右手肘及右手骨骼点的坐标. LM-PSO 算 法主要是通过拟合骨骼点之间的欧拉角 θ 来获取骨骼点之间最合适的距离长度. 这个过程是通过迭代进行 的,随着迭代训练中未知骨骼点数量增加,拟合效果会逐渐改善,但同时也会增加计算量,导致处理速度 略有下降.

1.2 基于 DTW 算法的人体动作评估

获取到拟合优化后的骨骼点坐标后,接着进行人体动作检测^[15].针对采集的动作序列与标准动作序列 在时序上的差异问题,本文引入了 DTW 算法.该算法通过动态规整两个时间序列的形状,将它们按最优 路径对齐,并计算它们之间的相似度,进而实现人体动作的精准捕捉.其主要通过逐步拉伸或压缩时间序 列中的元素来找到最佳匹配,计算累计距离,并最终得到一个累积距离矩阵.该矩阵中的最小值表示两个 时间序列之间的相似度.DTW 算法充分考虑了时间序列中元素之间的时序关系,适用于比较不同长度和 变化速度的时间序列,同时具有较好的鲁棒性,对于时间序列中的噪声、数据缺失等问题有一定的容忍度. 此外,该算法还可以处理时间轴上的偏移、缩放和扭曲等变形,使不同个体的动作数据能够更好地对齐和 比较^[16-17].该算法的主要思想是通过动态规划方式,逐步构建一个最优路径,使两个序列之间的累积距离 最小.假设有一个测试序列*G*,其长度为*t*;一个标准序列*H*,其长度为*m*.测试序列如式(7)所示.

$$G = (g_1, g_2, \cdots, g_t) \tag{7}$$

标准序列如式(8)所示.

$$H = (h_1, h_2, \cdots, h_m) \tag{8}$$

其中, g_i 和 h_i 在维度上相同, t和m可以不同^[16-17]. $u(g_1, h_1)$ 表示 g_1 与 h_1 的距离值, 简化为u(1, 1), 采用欧氏距离方法计算. U(G, H)为某条路径的总距离, 即由 g_1 和 h_1 的距离值 $u(g_1, h_1)$ 经过若干个节点对, 到 g_i 和 h_m 距离值 $u(g_i, h_m)$ 的累计距离和, 如式(9)所示.

$$U(G, H) = \sum u(g_i, h_i) \tag{9}$$

为了确保在 G 和 H 中找到全局最优路径,需要满足 3 个条件:① 边界条件需要满足路径从起点(1,1)开始,到终点(*t*,*m*)终止;② 所选路径必须确保在时间顺序上单调递增;③ 在匹配过程中,不能跳过某个点去

$$U(G, H) = u(t, m) + \min \begin{cases} U(t-1, m-1) \\ U(t-1, m) \\ U(t, m-1) \end{cases}$$
(10)

序列 G 和序列 H 的匹配路径和对应关系如图 2 所示.



图 2 序列 G 和序列 H 的匹配路径和对应关系

在现代各个领域的动作设计中,动作标准化非常重要^[19].本文主要采用 DTW 算法,通过比较实验人员的动作序列与标准动作序列的相似度来判断实验人员的动作是否标准,因此需要先设计标准动作库^[20].通过将多个人的标准动作数据流进行整合,从而得到标准动作库.为了得到更准确的标准动作序列,本文邀请了 10 名动作测试员进行标准动作采集.在采集过程中所有测试人员需经过多次练习以确保动作标准 化,随后进行数据采集.每个动作重复 5 次,共获得 50 组动作数据.考虑到采集的数据可能存在噪声,因此需要采用可调整窗宽的滑动窗口滤波器对数据进行过滤,然后选取第一组数据作为初始的标准动作模 板.接着,计算下一个序列与第一组模板之间的 DTW 距离,并与预设的阈值进行比较.如果距离超出了阈值,将剔除该组数据;如果距离在阈值范围内,则将两个动作序列按照 DTW 算法的匹配路径进行重新映射,并对两个序列分配不同的权重.其中,模板序列的权重为 0.8;下一个序列的权重为 0.2.最后,计算 对应序列的加权值作为新的标准动作模板.重复上述迭代过程,直至遍历完所有数据,以获取更准确、更 具代表性的标准动作序列.具体操作流程如图 3 所示.





在动作捕捉过程中,由于个体动作的速度差异及个体与标准动作之间的非帧频对应关系,即使动作尽量保持标准,动作序列与标准动作序列在时间轴上也可能存在一定误差^[21].针对这一问题,本文采用 DTW 算法实现动作序列与标准动作序列对齐,从而提高动作识别的准确率.在对齐过程中如果两个序列 的差距越大,则说明所评估的动作与标准动作的差异越大,即动作越不标准.为了减少个体差异对动作识 别的影响,本文将骨骼点坐标的时间序列转换为骨骼点角度的时间序列,再与标准序列进行比较.这种转换可以消除不同个体在空间坐标上的差异,从而更好地反映动作的特征.

以"左肩外展曲肘"这个简单动作为例,该动作表示左手从自然下垂状态抬起到 180°的水平状态,然后 保持大臂稳定不动,弯曲左手肘,让左胳膊的小臂和大臂呈直角形状,最后恢复手臂自然下垂状态.在这 个动作中将左肩和左手肘两个骨骼点角度的时间序列,作为标准动作估计的动作序列.假设左手腕、左手 肘、左肩及左胸脊点的三维空间坐标点分别为 *P*_{*lw*},*P*_{*le*},*P*_{*lw*},*E*手肘骨骼点及左肩骨骼点的角度分别为 *A*_{*le*},*A*_{*ls*}.则左手肘骨骼点角度 *A*_{*le*} 如式(11)所示.

$$A_{le} = \arccos \frac{(P_{re} - P_{rb}) \cdot (P_{rs} - P_{re})}{|P_{rs} - P_{rb}| \times |P_{rs} - P_{re}|}$$
(11)

左肩骨骼点角度 A_{ls} 如式(12)所示.

$$A_{ls} = \arccos \frac{(P_{re} - P_{rs}) \cdot (P_{re} - P_{rw})}{|P_{re} - P_{rs}| \times |P_{re} - P_{rw}|}$$
(12)

采用 DTW 算法,分别计算实验者左肩骨骼点时间序列与标准动作左肩骨骼点时间序列之间的 DTW 距离 D_{rs} 和路径长度 K_{rs}.同样地,也计算实验人员左手肘骨骼点时间序列与标准动作左手肘骨骼点时间序 列之间的 DTW 距离 D_{re} 和路径长度 K_{re}."左肩外展曲肘"的相似度计算如式(13)所示.

$$DTW_{value} = W_{rs} \times \frac{D_{rs}}{K_{rs}} + W_{re} \times \frac{D_{re}}{K_{re}}$$
(13)

式(13)中,W_{rs},W_{re}分别表示左肩和左手肘骨骼点在动作评估中的权重.此外,需要设定一个阈值ω, 若 DTW_{vulue}小于(等于)该阈值,则代表动作标准,反之则不标准.基于 LM-PSO-DTW 算法的人体动 作捕捉的具体实现步骤为:①采用 Structured Light 深度相机获取人体的二维 RGB 图像和三维深度图 像;②采用 LM-PSO 算法对映射得到的三维骨骼点坐标进行拟合优化;③采用 DTW 算法进行人体 动作捕捉及评估.

2 融合改进 LM 算法及 DTW 算法的人体动作捕捉实验分析

本文进行了一系列实验验证 LM-PSO-DTW 算法的有效性,所有实验测试均在相同的实验环境下进 行. 实验电脑系统为 Windows 10 操作系统, 内存为 16 GB, 处理器为 Intel i7-7700 处理器, 显卡为 NVIDIA GTX 1060 6G. 图像采集采用 PrimeSense 公司研发的 Structured Light 深度相机. 首先验证改进 LM-PSO 算法的优越性,选取传统的 LM 算法、思维进化算法与 LM 算法的结合算法(Mental Evolutionary Algorithm, MEA)与之进行性能对比, 并采用3种不同结构的经典 Benchmark 函数对各个算法进行 仿真测试. 其中, Sphere 函数是一种单峰球面函数, 易于求解, 常被用于检验算法精度和观察其执行能 力. Rosenbrock 函数是一个非凸、病态函数,也被称为 Banana 函数,其全局最优解与局部最优解在一个 类似狭长山谷的区域内. Griewank 函数是一种常用于测试优化算法性能的多峰函数, 有多个局部最小 值, 使得找到全局最小值变得更加困难. 各个算法在不同函数上的寻优曲线如图 4 所示. 由图 4 可知, 在各个函数寻优曲线上,本文提出的 LM-PSO 算法寻优速度更快,且均能在最少迭代次数内获取全局最 优解,其次是 LM-MEA 算法.其中,在 Sphere 函数中 LM-PSO 算法仅迭代至 30 次时即获取到全局最优 解, 而 LM-MEA 算法在 80 次左右获取全局最优解, LM 算法则在 150 次左右获取全局最优解. 在 Rosenbrock 函数中, LM-PSO 算法仅迭代至 130 次时即获取到全局最优解, 相较于 LM-MEA 算法减少 了 45 次. 而 LM 算法在初始求解时容易陷入局部最优解, 且迭代至 230 次左右趋于稳定, 但可能无法获 取到全局最优解,表明其对初始值的选择非常敏感,而 LM-PSO 算法和 LM-MEA 算法均有效改善了陷 入局部最优的情况.在 Griewank 函数中, LM-PSO 算法仅迭代至 50 次即获取到全局最优解, 说明本文 所提算法具有显著的性能优势.



C. 个向异本在Olicwalk函数上的守凡西部

图 4 各个算法在不同函数上的寻优曲线

本文进一步验证了 LM-PSO-DTW 算法动作捕捉的准确度,选取肩部推举、阿诺推举、肩部侧平举、 深蹲 4 个动作进行研究.这些动作可以涵盖身体的各个部位,并能够有效地提取实验所需的骨骼点信息. 当人在健身时获取的人体骨骼点信息如图 5 所示.



图 5 人体骨骼点信息获取示意图

实验选取目前较为先进的基于自适应移位图卷积神经网络(Adaptive Shift Graph Convolutional Neural network, AS-GCN)的人体动作捕捉算法、基于时空注意力机制与时空图卷积网络(Spatial-Temporal

Attention Mechanism and Spatial-Temporal Graph Convolutional Network, SAT-GTCN)的人体动作捕捉 算法进行实验对比分析.为了测试动作识别的准确性,实验邀请了50位志愿者进行这些动作的重复性测 试,所有志愿者年龄为18~60岁,身体健康,无任何影响完成动作的障碍.本研究设置了一个专门的实验 室用于数据采集,室内光线稳定,无明显的光源变化.使用的设备包括高分辨率摄像机、动作捕捉系统及 相关软件. 每名志愿者需完成肩部推举、阿诺推举、肩部侧平举、深蹲4个动作,每个动作10次,共得到 500 组数据,测试时,志愿者与相机的距离统一设置为3m,测试角度为0°,在志愿者进行动作的同时,使 用高分辨率摄像机和动作捕捉系统记录他们的动作,完成数据采集后对所有的动作帧进行预处理,包括去 噪、人体关键点检测和标注等,然后使用特定算法对标注的关键点进行动作识别,最后取所有测试数据的 平均值作为最终结果.实验还对比了不同算法在动作捕捉全程的测试时间.不同算法在测试中的识别率及 测试时间对比结果如图 6 所示. 由图 6a 可知,本文提出的 LM-PSO-DTW 算法对各个动作的捕捉准确率最 高,其中对肩部侧平举这一动作的捕捉准确率最高达到了 96.58%,相较于 AS-GCN 算法与 SAT-GTCN 算法分别提升了 2.14%,0.71%. 其对肩部推举、阿诺推举及深蹲这 3 个动作的识别准确率分别高达 97.81%,98.01%,99.35%,相较于 AS-GCN 算法分别提升了 3.28%,6.67%,6.49%. 由图 6b 可知, LM-PSO-DTW 算法对各个动作的测试时间较短,其中对深蹲动作的测试时间最短,仅为 1.15 s,相比于 AS-GCN、SAT-GTCN 算法分别减少了 0.41 s, 0.24 s. 虽然 LM-PSO-DTW 算法对阿诺推举这一动作的测试 时间相对较长,高于AS-GCN、SAT-GTCN算法,但其总体性能明显优于AS-GCN、SAT-GTCN算法,表 明 LM-PSO-DTW 算法在进行动作捕捉时,明显优于其余算法,具有更强的可行性.



图 6 不同算法在测试中的准确率及测试时间对比结果

为了验证 LM-PSO-DTW 算法的可靠性,本文继续从不同测试距离、不同角度测试各个算法的动作捕捉准确率.其中,志愿者与深度相机的距离分别设置为 1.5 m,2 m,2.5 m,3 m,3.5 m 及 4 m.测试的角度分别为 0°,30°,60°,90°.当进行不同距离的测试时,保持测试角度为 0°;当进行不同角度的测试时,保持测试距离为 3 m.选取肩部推举作为测试动作,每组测试需要收集 50 名志愿者的 100 个数据,并取平均值作为最终测试结果.各个算法在不同测试距离及测试角度中的动作捕捉准确率如图 7 所示.由图 7a 可知,各个算法的动作捕捉准确率随着测试距离增加呈现出先增后减的趋势,其中测试距离为 3 时算法的准确率最高.LM-PSO-DTW 算法在不同测试距离下均优于其余两种算法.具体来讲,LM-PSO-DTW 算法在测试距离为 3 m 时的动作捕捉准确率高达 99.35%,相较于 AS-GCN,SAT-GTCN 算法分别增加了 7.24%,4.01%.由图 7b 可知,各个算法的动作捕捉准确率随着测试距离距离距离

法. 其中, LM-PSO-DTW 算法在测试角度为 30°时的动作捕捉准确率高达 96.87%, 相较于 AS-GCN, SAT-GTCN 算法分别增加了 3.57%, 2.68%, 表明 LM-PSO-DTW 算法在进行动作捕捉时具有更可靠的 性能优势.



a. 各个算法在不同测试距离下的动作捕捉准确率

b. 各个算法在不同测试角度下的动作捕捉准确率

图 7 各个算法在不同测试距离以及测试角度中的动作捕捉准确率

图 8 展示了 LM-PSO-DTW 算法对深蹲动作的实际检测效果. 从图 8 中可以看出,在背景较为复杂的 情况下,LM-PSO-DTW 算法仍然能够精准捕捉到人体的骨骼点信息,并进行有效的人体跟踪,具有较高 的鲁棒性及准确性.







b. LM-PSO-DTW算法的动作识别结果



为验证 LM-PSO-DTW 算法的有效性,本文继续进行消融实验.采用的数据集为 Human 3.6M,该数据集是目前 3D 领域中样本数量最多、使用最为广泛的数据集.包含了约 360 万个 3D 人体姿势和相应的图像,共有 11 个实验者和 17 个动作场景.LM-PSO-DTW 算法的消融实验结果如表 1 所示.由表 1 可知,仅采用 DTW 算法的识别准确率为 74.25%.当加入 LM 模块时,算法的识别准确率提升至 89.02%,原因在于 LM 模块能够学习数据的内在模式,从而更好地指导算法进行姿态估计和识别.当加入 PSO 算法时,算

法的识别准确率提升至 92.15%,原因在于 PSO 算法能够找到最优解或近似最优解,进一步提高了姿态估计和识别的准确性.本文所提出的 LM-PSO-DTW 算法识别准确率高达 98.39%,明显优于其余算法,再次验证了其有效性及鲁棒性.

方法	LM	PSO	识别准确率/%
DTW	×	×	74.25
LM-DTW	\checkmark	×	89.02
PSO-DTW	×	\checkmark	92.15
LM-PSO-DTW	\checkmark	\checkmark	98.39

表1 LM-PSO-DTW 算法的消融实验结果

3 结论

针对现有动作捕捉技术存在捕捉不准确、计算效率低等问题,本文引入改进的 LM-PSO 算法,同时针 对动作捕捉与评估引入 DTW 算法,提升人体动作捕捉的准确性.结果表明,本文提出的 LM-PSO 算法在 各个函数上表现出更快的寻优速度,并且能够在最少迭代次数内找到全局最优解;其次是 LM-MEA 算法. 在 Sphere 函数优化中,LM-PSO 算法只用了 30 次迭代就找到了全局最优解;而 LM-MEA 算法和 LM 算 法分别需要 80 次和 150 次迭代才能找到最优解.在 Rosenbrock 函数优化中,LM-PSO 算法只用了 130 次 迭代就找到了全局最优解,比 LM-MEA 算法少用了 45 次.同时,本文提出的 LM-PSO-DTW 算法在人体 动作捕捉方面的准确率最高.该算法对肩部推举、阿诺推举和深蹲这 3 个动作的识别准确率也相当高,分 别达到 97.81%,98.01%和 99.35%;相较于 AS-GCN 算法准确率分别提升了 3.28%,6.67%和 6.49%. 随着测试距离增加,各个算法的动作捕捉准确率呈现出先增后减的趋势.在测试距离为 3 m 时,各算法的 准确率达到最高.在这个距离下,LM-PSO-DTW 算法的动作捕捉准确率高达 99.35%,比 AS-GCN、 SAT-GTCN 算法分别提高了 7.24%,4.01%.随着测试角度增大,各个算法的动作捕捉准确率呈现出下 降趋势,表明本文所提出的算法具有很强的实际应用性,有助于现代各个领域的人体动作捕捉及动作矫 正.但实验中的动作设计较少,未考虑复杂动作的捕捉与评估,后续的研究可考虑引入更多的人体动作 进行实验验证.

参考文献:

- [1] 杨文武,李跃,邢帅,等. 非约束环境下的轻量级实时多人三维动作捕捉[J]. 中国科学: 信息科学, 2023, 53(11): 2230-2249.
- [2] 翁冬冬, 王怡晗, 郭署山, 等. 融合时空约束的光学动作捕捉标记点实时补全方法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2023, 35(8): 1197-1205.
- [3] 王磊,李书杰,谢文军,等. 面向类人角色动画的骨骼运动数据生成算法 [J]. 合肥工业大学学报(自然科学版),2023, 46(1):36-41,140.
- [4] 何恺伦,吕健,李林,等. 基于表面肌电与步态的外骨骼穿戴疲劳评测 [J]. 浙江大学学报(工学版), 2023, 57(10): 2077-2085.
- [5] 张世宇,祁子禹,干智超,等. 基于 Kinect v2 低成本动作捕捉系统在步态分析中的开发及应用 [J]. 中国神经精神疾病杂志,2023,49(1):54-59.
- [6] 郭欣,孙侨,张燕. 基于 IMU 和 Kinect 的人体下肢动作捕捉算法的研究 [J]. 控制工程, 2023, 30(1): 169-176.
- [7] TALLAMRAJU R, SAINI N, BONETTO E, et al. AirCapRL: Autonomous Aerial Human Motion Capture Using Deep Reinforcement Learning [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(4): 6678-6685.
- [8] 温柔, 蒋胜楠. 国内舞蹈动捕技术应用研究现状与发展 [J]. 北京舞蹈学院学报, 2022(4): 124-131.

- [9] 陈洪芳,杨星辰,张澳,等. 信赖域半径策略优化 L-M 算法在激光追踪仪多站位测量中的应用 [J]. 中国激光, 2023, 50(14): 133-140.
- [10] 马飞越,黎炜,王尧平,等. 基于思维进化和 L-M 法优化 BP 神经网络的 SF_6 断路器触头电寿命评估 [J]. 高压电器, 2023, 59(3): 44-52+60.
- [11] 张振,张师榕,赵转哲,等. 混合 CNN-HMM 的人体动作识别方法 [J]. 电子科技大学学报, 2022, 51(3): 444-451.
- [12] QIU S, ZHAO H, JIANG N, et al. Sensor Network Oriented Human Motion Capture via Wearable Intelligent System [J]. International Journal of Intelligent Systems, 2022, 37(2): 1646-1673.
- [13] 彭坤彦, 尹翔, 刘笑竹, 等. 基于粒子群优化和深度强化学习的策略搜索方法 [J]. 计算机工程与科学, 2023, 45(4): 718-725.
- [14] 张潇, 宋威. 径向基函数神经网络指导的粒子群优化算法求解多峰优化问题 [J]. 小型微型计算机系统, 2023, 44(11): 2529-2537.
- [15] 王乐乐, 栾方军, 师金钢, 等. 基于 DTW 的注意力机制 BLSTM 在线手写签名认证 [J]. 小型微型计算机系统, 2023, 44(7): 1529-1534.
- [16] 谭珊,赵仲勇,杨建,等. 基于动态时间规整的变压器绕组变形故障诊断方法研究 [J]. 高压电器, 2024, 60(2): 108-118.
- [17] 李鑫,高伟,杨耿杰. 基于动态时间规整的光伏系统直流串联电弧故障特征提取 [J]. 太阳能学报, 2023, 44(12): 82-89.
- [18] 周家亿,赵双双,王忠东,等.结合用户画像的 DTW-MANN-FM 分布式光伏短期出力预测模型 [J].太阳能学报, 2023,44(9):187-193.
- [19] 苏娜, 热依汗古丽·木沙, 木叶赛尔·买买提,等. 基于动作捕捉、压力分布和 sEMG 技术的办公坐姿舒适性研究 [J]. 林业工程学报, 2021, 35(2): 176-182.
- [20] 张海峰,赵灿,刘美晓,等. 基于运动捕捉技术分析髋关节各自由度的运动能力 [J]. 中国组织工程研究, 2021, 25(12): 1815-1819.
- [21] 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.

责任编辑 夏娟