

文章编号:1671-6833(2022)04-0008-08

基于人体姿态估计的站桩数字化表达与评估

万红^{1,2}, 贾上坤^{1,2}, 崔恩泽^{1,2}, 张俊明^{1,2}

(1. 郑州大学 电气工程学院, 河南 郑州 450001; 2. 郑州大学 河南省脑科学与脑机接口技术重点实验室, 河南 郑州, 450001)

摘要: 站桩看似简单实则深奥。为解读站桩过程的内在规律, 辅助学员站桩训练, 结合实验和数据分析, 基于人体姿态估计技术, 提取站桩过程的动态特征参数, 构建站桩姿态数字化表达与评估体系。首先, 利用 OpenPose 人体姿态估计算法从站桩视频中提取人体关键点; 其次, 根据站桩要领确定数字化表达的关键特征参数; 接着采用动态时间规整算法和判别分析法分别计算各特征参数的评估指标; 最后, 基于长期站桩数据, 使用变异系数法赋予各评估指标不同的权重, 探讨各特征参数的重要性并对站桩效能进行综合评估。具体实施包括: 设计一个从正面和侧面采集站桩视频的实验, 6 名太极拳专家和 22 名学员参与这项研究, 学员被分为实验组和对照组。通过对专家组站桩参数的分析发现, 站桩实则是一个动态过程, 实验数据从正面、侧面表达了不同部位的动态特征参数; 同时跟踪实验组学员 8 个月的长期站桩数据, 通过与专家数据的对比评估发现, 躯干、大腿、膝关节和髋关节是站桩过程中更重要的身体部位。此外, 经过数字化评估指导后, 实验组学员的站桩质量得到明显提升, 验证了数字化表达与评估体系对于辅助训练的有效性。

关键词: 站桩; OpenPose; 特征参数; 评估指标; 辅助训练

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **doi:**10.13705/j.issn.1671-6833.2022.04.023

0 引言

太极拳是一项有益于身心健康的传统武术运动, 站桩是其核心基本功, 其要领看似简单却内涵深厚, 加上涉及外形及内在诸多因素, 初学者往往不得要领, 更难于坚持, 影响了训练时间和效果。而随着现代生活节奏加快, 学习和工作压力加大, 颈椎病、腰椎病、睡眠障碍等影响身心健康的疾病越来越年轻化, 站桩作为一种有效的身心修复运动越来越受到重视。研究站桩要领的数字化表达及评估体系, 对于科学训练和反馈、提高训练效能具有重要意义。

目前针对站桩过程数字化表达和评估的文献还鲜有报道, 而对太极拳训练有相关研究。蔡建平^[1]设计太极拳考评系统, 采用 Xsens Moven 运动捕捉系统获取数据, 通过对比专家和学员的速度、位置等特征参数, 辅助学员进行自我学习与评估。Hashimoto 等^[2]利用 Kinect 传感器捕捉数

据, 提出两种太极拳评估方法。其中一种方法将太极拳运动轨迹视为审美曲线, 通过曲率对数分布图将曲线划分为 5 种模式, 从而客观评估太极拳的手臂运动; 另外一种则是基于互相关函数, 通过测量人体手臂和身体的相位差来评估太极拳动作的技术水平。漆才杰等^[3]设计太极推手感知互动系统, 使用多种不同类型的传感器识别手和脚的运动, 通过判断参与者脚步位移状态、倒地状态以及手上动作来客观评估太极推手。薛智宏等^[4]设计原地太极拳辅助训练系统, 利用 Kinect 传感器采集数据, 建立标准太极拳动作数据库, 提取角度、速度等特征参数, 使用动态时间规整算法对比学员动作和标准动作的特征给出反馈。此外, 该系统还使用 Unity 3D 人体模型实现对原地太极拳的辅助训练。

虽然对太极拳的研究已经取得初步成果, 但仍存在一些问题需要解决。如动作捕捉设备昂贵复杂, 且佩戴时影响太极拳练习等。近年来, 人体

收稿日期: 2021-11-13; 修订日期: 2022-04-15

基金项目: 河南省重点研发与推广专项(192102310026); 河南省脑科学与脑机接口技术重点实验室自选项目(HNB-BL21011)

作者简介: 万红(1964—), 女, 辽宁沈阳人, 郑州大学教授, 博士, 博士生导师, 主要从事生物医学信号分析与模式识别研究, E-mail: wanhong@zzu.edu.cn。

姿态估计技术的快速发展^[5-7],为这些问题提供新的解决方案。此外,利用智能方法对站桩进行数字化表达与评估有助于初学者直观理解站桩要领,提高学习效率,为站桩的科学化做出初步探索。因此,本文以站桩为研究对象,以两台摄像机为检测工具,邀请 6 名太极拳教练和长期练习者为专家组,22 名初练者为学员组,重点分析其站桩过程数据,提取人体关键点,创建专家模板特征参数,通过对比学员与专家数据特征差异,建立评估体系,以期在站桩要领数字表达和训练效能评估上创建科学有效的智能分析系统。

1 方法

1.1 人体姿态估计

人体关键点定位是人体姿态估计首要解决的问题。为捕捉站桩姿态,本文使用 OpenPose^[8] 识别人体关键点。OpenPose 是一种二维人体姿态估计算法。该算法基于深度学习,采用自下而上的方法,利用双分支多阶段神经网络模型对人体关键点进行识别,并通过计算关键点之间的相关性来估计最佳姿态。OpenPose 的结构如图 1 所示。该结构首先基于 VGG-19^[9] 网络提取图像特征;然后第一个分支生成人体关键点置信图,第二个分支生成关键点亲和场;最后连接图像特征、关键点置信图和关键点亲和场,通过多阶段预测生成精细的人体关键点。OpenPose 为多种动作分析提供有用信息,如自卫训练^[10]、瑜伽识别以及评估^[11-12]、康复训练^[13]等,可以在不影响识别精度的前提下,降低传统被动标记动作捕捉的复杂性和成本^[14]。

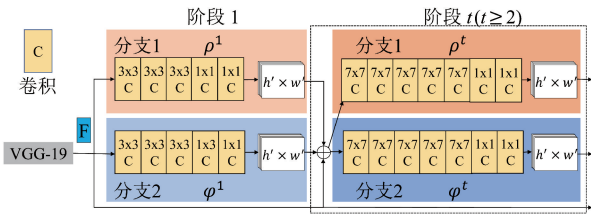


图 1 OpenPose 网络结构

Figure 1 Architecture of OpenPose network

1.2 站桩数字化表达

人体姿态估计完成后,确定特征参数对站桩进行数字化表达。特征参数要能直观准确地反映站桩要领。本文选取角作为表达站桩要领的特征参数,可以降低由于个体体型不一致造成的影响,如图 2 所示。角包含倾角和夹角:倾角分为竖直倾角(关键点 1 和 2 连线的向量和垂直

方向之间的角度)和水平倾角(关键点 1 和 2 连线的向量和水平方向之间的角度);夹角为关键点 1、3 和关键点 2 连线形成的以关键点 2 为顶点的角度。

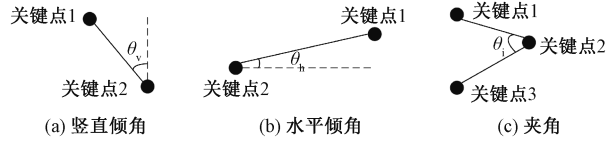


图 2 倾角和夹角

Figure 2 Inclination and included angle

设关键点 1、2、3 坐标分别为 $P_1 = (x_1, y_1)$ 、 $P_2 = (x_2, y_2)$ 、 $P_3 = (x_3, y_3)$, 关键点之间的向量为 $I_{1,2} = [x_1 - x_2, y_1 - y_2]^T$ 、 $I_{3,2} = [x_3 - x_2, y_3 - y_2]^T$ 。竖直方向的向量用单位向量 $e_1 = [0, -1]^T$ 表示,水平方向向量为 $e_2 = [1, 0]^T$ 。竖直倾角 θ_v 、水平倾角 θ_h 、夹角 θ_i 由式(1)~(3)计算。

$$\theta_v = \arccos\left(\frac{I_{1,2} \cdot e_1}{|I_{1,2}|}\right); \quad (1)$$

$$\theta_h = \arccos\left(\frac{I_{1,2} \cdot e_2}{|I_{1,2}|}\right); \quad (2)$$

$$\theta_i = \arccos\left(\frac{I_{1,2} \cdot I_{3,2}}{|I_{1,2}| \cdot |I_{3,2}|}\right)。 \quad (3)$$

本文以站桩的 3 个要领立身中正、屈膝坐胯、松胯圆裆为例,从正面和侧面两个视角确定特征参数。站桩要求立身中正,即头、颈、肩、躯干等要不偏不倚,不能前俯后仰、左右歪斜。根据上述要求确定正面头部水平倾角、正面头部竖直倾角、正面肩膀水平倾角、正面躯干竖直倾角、侧面躯干竖直倾角作为表达立身中正的特征参数。站桩要求屈膝坐胯,表达此要领的特征参数从侧面确定。侧面躯干大腿夹角、侧面膝关节夹角被确定为表达屈膝坐胯的特征参数。站桩还要求松胯圆裆,其做法为:两胯分开,略呈拱形。正面髋关节夹角被确定为表达松胯圆裆的特征参数。各特征参数定义如表 1 所示,标准站桩姿势及参数示意如图 3 所示,关键点的名称和顺序如图 4 所示。

1.3 评估指标的确定

1.3.1 特征参数评估指标

偏离度是评估学员与专家之间参数相似程度的指标,采用动态时间规整算法(dynamic time warping, DTW)计算。DTW^[15-16]是一种模板匹配算法,通过伸缩时间序列,计算测试样本和标准样本之间的匹配度,将匹配过程中两个样本间累计距离最短的路径视为最优路径,用最短累计距离

表 1 特征参数的定义

Table 1 Definition of characteristic parameters

视角	参数	定义
正面	头部水平倾角 θ_1	右眼睛 (REye) 到左眼睛 (LEye) 的向量与水平向量之间的角度
	头部竖直倾角 θ_2	颈部 (Neck) 到鼻子 (Nose) 的向量与竖直向量之间的角度
	肩膀水平倾角 θ_3	右肩膀 (RShoulder) 到左肩膀 (LShoulder) 的向量与水平向量之间的角度
	躯干竖直倾角 θ_4	脊椎底部点 (MidHip) 到颈部 (Neck) 的向量与竖直向量之间的角度
	左/右髋关节夹角 θ_6/θ_5	左/右髋关节 (L/RHip) 到脊柱底部点 (MidHip) 的向量与左/右髋关节 (L/RHip) 到左/右膝关节 (L/RKnee) 的向量之间的角度
侧面	躯干竖直倾角 θ_7	右髋关节 (RHip) 到右肩膀 (RShoulder) 的向量与竖直向量之间的角度
	躯干大腿夹角 θ_8	右髋关节 (RHip) 到右肩膀 (RShoulder) 的向量与右髋关节 (RHip) 到右膝关节 (RKnee) 的向量之间的角度
	膝关节夹角 θ_9	右膝关节 (RKnee) 到右髋关节 (RHip) 的向量与右膝关节 (RKnee) 到右踝关节 (RAnkle) 的向量之间的角度

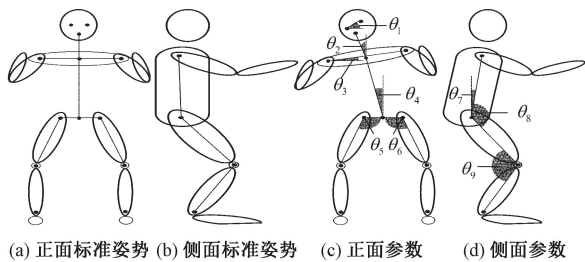


图 3 标准站桩姿势和特征参数示意图

Figure 3 Schematic diagram of standard posture of standing stake and characteristic parameters

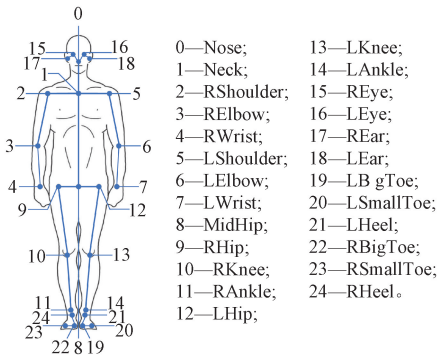


图 4 关键点的名称和顺序

Figure 4 Names and order of keypoints

评估两个样本的相似性。本文以专家特征参数序列为标准样本,学员特征参数序列为测试样本。设专家特征参数序列为 $G_i = [g_{i_1}, g_{i_2}, \dots, g_{i_p}, \dots, g_{i_{m-1}}, g_{i_m}]$, 学员特征参数序列为 $H_i = [h_{i_1}, h_{i_2}, \dots, h_{i_q}, \dots, h_{i_{n-1}}, h_{i_n}]$ 。首先创建累计距离矩阵,如图 5 所示,矩阵中的元素由式(4)~(7)计算。

$$D_i(1,1) = |g_{i_1} - h_{i_1}|; \quad (4)$$

$$D_i(1,q) = |g_{i_1} - h_{i_q}| + D_i(1,q-1), q \in [2,n]; \quad (5)$$

$$D_i(p,1) = |g_{i_p} - h_{i_1}| + D_i(p-1,1), p \in [2,m]; \quad (6)$$

$$D_i(p,q) = |g_{i_p} - h_{i_q}| + \min \begin{cases} D_i(p-1,q) \\ D_i(p,q-1) \\ D_i(p-1,q-1) \end{cases}$$
$$p \in [2,m], q \in [2,n]. \quad (7)$$

式中: m 为专家特征参数序列的长度; n 为学员特征参数序列的长度。累计距离矩阵最后一个元素 $D_i(m,n)$ 即为两个参数序列之间的距离。偏离度 d_i 如式(8)所示:

$$d_i = D_i(m,n), i \in [1,n_v]. \quad (8)$$

式中: n_v 为特征参数的数目。

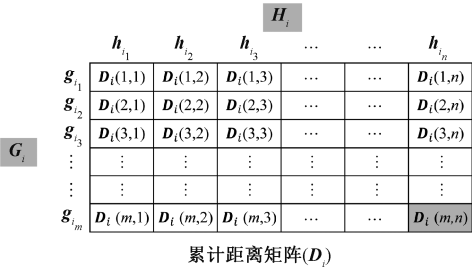


图 5 累计距离矩阵

Figure 5 Cumulative distance matrix

非标准站桩姿态会导致参数出现极值,各参数在阈值内的时间占比可以评估参数效率。首先统计专家的特征参数,采用百分位阈值法确定各参数的上下界 T_i^t, T_i^l ,然后通过判别分析法^[17]将学员各特征参数分为阈值内和阈值外两类。假设学员的参数为 $H_i = [h_{i_1}, h_{i_2}, \dots, h_{i_q}, \dots, h_{i_{n-1}}, h_{i_n}]$ 。如果 $T_i^l \leq h_{i_q} \leq T_i^t$,则 h_{i_q} 属于阈值内参数 c_{i_1} ;否则 h_{i_q} 属于阈值外参数 c_{i_2} 。最后参数阈值内时间占比 r_i 通过式(9)得出。

$$r_i = \frac{\text{count}(h_{i_q} \in c_{i_1})}{n}, i \in [1,n_v], q \in [1,n]. \quad (9)$$

式中: count 为计数符号; n 为学员特征参数序列

的长度; n_v 为特征参数的数目。

1.3.2 站桩质量评估指标

为探究各特征参数对站桩的重要性以及全面评估站桩,定义两个站桩质量评估指标:整体偏离度 d_{sum} 和整体效率 r_{sum} ,由式 (10)、(11) 计算。

$$d_{\text{sum}} = \sum_{i=1}^{n_v} w_i d_i;$$
 (10)

$$r_{\text{sum}} = \sum_{i=1}^{n_v} k_i r_i。$$
 (11)

式中: n_v 为特征参数的数目; d_i 为偏离度评估指标; r_i 为站桩效率评估指标;权重 w_i 、 k_i 通过变异系数法确定。变异系数法是对多个指标进行综合评估的一种客观赋权法,该方法利用各指标的变异程度来确定权重。以偏离度 d_i 为例,设每个偏离度指标包含 m_v 次结果,则偏离度矩阵为 $D_d = (d_{i,j})_{n_v \times m_v}$ 。偏离度 d_i 的平均值 \bar{d}_i 和标准差 s_i 由式 (12)、(13) 计算。

$$\bar{d}_i = \sum_{j=1}^{m_v} \frac{d_{i,j}}{m_v};$$
 (12)

$$s_i = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^{m_v} (d_{i,j} - \bar{d}_i)^2}{m_v}}。$$
 (13)

变异系数 δ_i 由式 (14) 计算,权重 w_i 由式 (15) 计算。权重 k_i 计算过程和 w_i 一致。

$$\delta_i = \frac{s_i}{\bar{d}_i};$$
 (14)

$$w_i = \frac{\delta_i}{\sum_{i=1}^{n_v} \delta_i}。$$
 (15)

2 实验与结果

2.1 参与者筛选

6 名太极拳专家和 22 名学员被邀请参与这项研究。其中 13 名学员是在研究开始时受邀作为实验组参与研究。在研究期间,跟踪实验组学员的站桩数据,每月采集一次数据,为期 8 个月,并使用数字化评估方法辅助站桩训练,其中实验组中的 4 人由于个人原因,只参与 5 个月的数据采集,其余 9 人参与 8 个月的数据采集。对照组的学员是在研究结束时受邀参与研究,且对照组学员均采用传统方式进行练习。为控制变量,对照组共邀请 9 名学员且学员练习站桩的平均时间为 8 个月,对照组学员的数据不进行跟踪。所有参与者在过去一年中没有受伤史。参与者的基本

信息如表 2、表 3 所示。

表 2 专家的基本信息

Table 2 Basic information of experts				
专家	年龄	身高/cm	体重/kg	拳龄/a
1	58	173	89.5	34
2	57	169	88.5	32
3	57	168	71.5	31
4	53	175	76.5	30
5	47	168	65.7	23
6	45	172	64.8	10

表 3 学员的基本信息

Table 3 Basic information of students				
学员	人数	年龄	身高/cm	体重/kg
实验组	9+4	26.2±2.3	175.6±5.5	77.6±18.6
对照组	9	25.8±3.4	174.9±4.8	73.7±16.8

2.2 视频采集和人体姿态估计

视频采集实验场景由两台固定摄像机组成。两台摄像机分别放置在参与者的正面和侧面,分辨率为 1 920×1 080 像素,帧率为 30 帧/s,确保两台摄像机的光轴线互相垂直并且其视野能充分捕捉到参与者的全身。视频采集完成后,两个视角的视频在时间轴上对齐。图 6(a)、6(c) 为两种不同视角下的站桩图像,图 6(b)、6(d) 为 OpenPose 处理后的图像。由于人体关键点是 通过 OpenPose 从视频中逐帧提取,本研究通过仿射变换将得到的关键点进行转换,得到同一基准下的视频关键点序列。



图 6 站桩图像和姿态估计

Figure 6 Standing stake images and pose estimation

2.3 特征参数分析

本文展示部分专家和学员的特征参数变化曲线,如图 7 所示,倾角角度为正,说明倾角的方向为顺时针,反之为逆时针。可以看出,在站桩过程中,专家的参数较平稳,而学员的参数波动较大。如图 7(a) 所示,在正面,相对于专家,学员在站桩过程中有向一侧倾斜的趋势;如图 7(b)、7(c) 所示,在正面,该学员站桩过程中髋关节夹角要小于专家,说明在站桩时,学员的两胯没有充分展开;如图 7(d) 所示,学员在侧面有向后倾的趋势,且

程度逐渐加深;如图 7(e)、7(f)所示,在侧面,该学员站桩过程中的躯干大腿夹角和膝关节夹角大 于专家,说明站桩过程中该学员屈膝坐胯的程度 有待提高。

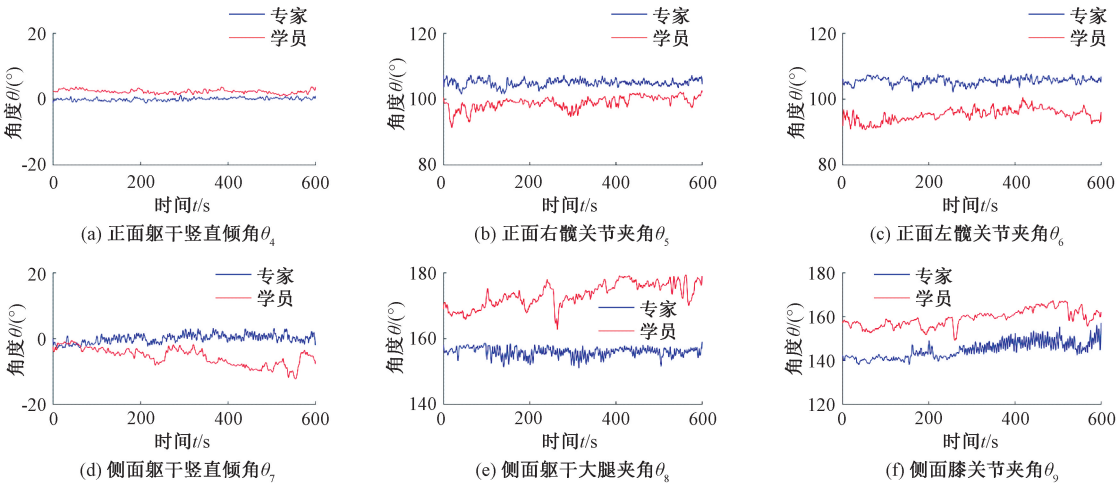


图 7 专家和学员站桩过程中部分特征参数的变化曲线

Figure 7 Variation curve of some characteristic parameters of expert and student during standing stake

将所有专家特征参数按数值从小到大排序, 取 5%~95% 的特征参数结合人体正面身体部位 是对称的这一事实来定义各参数的标准范围,如 表 4 所示。

表 4 特征参数的范围以及权重

Table 4 Range and weight of characteristic parameters

视角	被评估参数	取值范围/ (°)	权重	
			w	k
正面	头部水平倾角 θ_1	$[-4, 4]$	0.014	0.075
	头部竖直倾角 θ_2	$[-6, 6]$	0.104	0.085
	肩膀水平倾角 θ_3	$[-5, 5]$	0.032	0.006
	躯干竖直倾角 θ_4	$[-3, 3]$	0.167	0.018
	右髋关节夹角 θ_5	$[95, 115]$	0.131	0.157
	左髋关节夹角 θ_6	$[95, 115]$	0.130	0.156
侧面	躯干竖直倾角 θ_7	$[-3, 7]$	0.142	0.154
	躯干大腿夹角 θ_8	$[150, 170]$	0.113	0.210
	膝关节夹角 θ_9	$[140, 160]$	0.167	0.139

2.4 特征参数长期评估

本文展示某学员特征参数的长期评估结果 如图 8、9 所示。每张分图中的横轴为阶段数,纵 轴为每个阶段对应参数的评估结果。偏离度评估 结果如图 8 所示, d 越小,学员与专家特征参数 的相似性越高。当作为标准指导学员训练时,应 特别关注同一特征参数偏离度较大的阶段,说明 这一阶段学员的特征参数与专家有较大的偏差。 站桩效率评估结果如图 9 所示, r 越大,表明站 桩效率越高。当作为结果指导学员训练时,应特 别注意同一特征参数效率值较小的阶段,说明学 员这一阶段特征参数极端值的占比较大。根据 偏离度和效率的评估结果可以有针对性地分析学 员的特

征参数并给出合理建议。

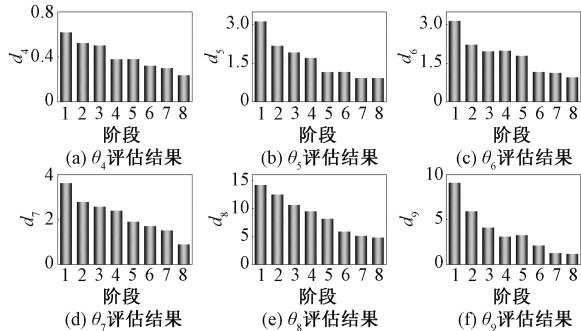


图 8 某学员部分参数偏离度的长期评估结果

Figure 8 Long-term evaluation result of some parameter deviation of a student

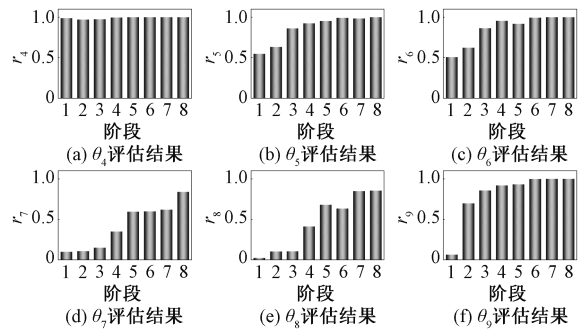


图 9 某学员部分参数效率的长期评估结果

Figure 9 Long-term evaluation result of some parameter efficiency of a student

基于全部学员所有阶段的特征参数评估结果 以及变异系数法计算的各特征参数权重,得到 的两类权重如表 4 所示。权重越大,变异程度 越高,代表所评估的特征参数越重要,反之亦然。 结合两种权重可以发现侧面躯干大腿夹角、侧 面膝关

节夹角、侧面躯干至竖直倾角、正面髋关节夹角是更为重要的特征参数,意味着初学者在站桩训练过程中要更加注意躯干、大腿、膝关节、髋关节等身体部位的变化情况。

实验组学员站桩质量的评估结果如图 10 所示。横轴代表阶段数,纵轴为每阶段的站桩质量评估结果。整体偏离度评估结果如图 10(a)所示, d_{sum} 越小,学员与专家整体相似性越高;整体效率评估结果如图 10(b)所示, r_{sum} 越大,代表学员站桩的整体效率越高。可以看出,学员特征参数的整体偏离度呈下降趋势,整体效率呈上升趋势,学员的站桩质量在不断提高,说明构建的站桩数字化表达与评估体系能够有效地辅助初学者进行站桩的训练。

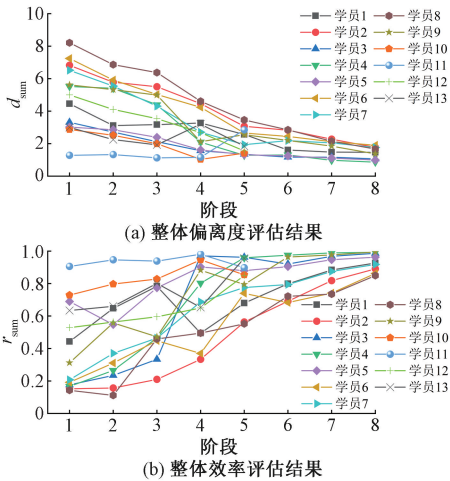


图 10 实验组学员站桩质量长期评估结果
Figure 10 Long-term evaluation results of standing stake quality of students in the experimental group

2.5 对比实验结果分析

由以上结果可知,实验组学员的站桩质量得到了明显提升,为探究数字化表达与评估体系在指导学员站桩训练效果方面与传统方法的差异,本文设计了对照实验。分别统计对照组学员的站桩质量评估结果和实验组成员最后一个阶段的站桩质量评估结果,并通过对比两组学员的站桩质量,探究两种方式对于站桩的有效性。统计方式用均值和标准差表示,如图 11 所示。从图 11(a)中可以看出,实验组学员的整体偏离度评估结果要低于对照组,说明实验组学员的参数和专家参数整体上的相似度更高,动作更标准;从图 11(b)中可以看出,实验组学员的整体效率评估结果要高于对照组,说明实验组学员参数出现极端值的情况在总体上好于对照组。综上所述,数字化表达与评估方式的训练效果要优于传统方式,说明

构建的数字化表达与评估体系可以有效地代替传统辅助训练方式。

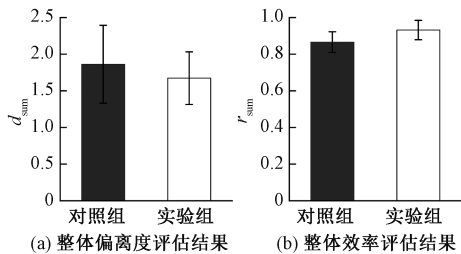


图 11 两组学员的站桩质量评估结果统计
Figure 11 Statistics of standing stake quality evaluation results of two groups of students

3 结论

本文基于人体姿态估计技术构建的站桩数字化表达与评估体系可以弥补传统站桩表达评估方式的抽象性和主观性等缺陷,科学辅助站桩训练。该体系无须使用昂贵的动作捕捉设备和复杂的标记,OpenPose 用于从视频中估计人体姿态,根据站桩要领确定用于数字化表达的关键特征参数,动态时间规整算法和判别分析法用于计算各特征参数评估指标。此外,变异系数法用于探索各特征参数的重要性并计算站桩质量评估指标。通过跟踪反馈学员的站桩数据以及对比实验,验证了数字化表达与评估体系对于辅助训练的有效性。

站桩是一个相对复杂的过程,还需要更深入的挖掘。如髋关节是站桩过程中非常重要的身体部位,是身体放松的关键。本文得到 4 个重要身体部位依次是躯干、大腿、膝关节和髋关节,一方面与髋关节活动范围小有关,另一方面也由检测方式的特点所致。为更全面分析站桩过程,后续还做了关于足底压力检测和肌电检测的实验及分析,对站桩特征进行更深入的描述和表达,这些工作会陆续总结和呈现。

参考文献:

[1] 蔡建平, 淮湛欣. 太极拳运动考评软件的设计与实现[J]. 软件, 2012, 33(3): 60-63.
CAI J P, HUAI Z X. Design & implementation of Taiji motion appraisal system [J]. Software, 2012, 33 (3): 60-63.
[2] HASHIMOTO H, NAKAJIMA M, KAWATA S, et al. Skill level evaluation of Taijiquan based on 3D body motion analysis[C]//2014 IEEE International Conference on Industrial Technology. Piscataway: IEEE, 2014: 712-717.

[3] 漆才杰,戴国斌. 太极(定步)推手动作识别系统的设计与研制[J]. 武汉体育学院学报, 2015, 49(8): 52-56.
QI C J, DAI G B. Design and development of Taichi pushing hands (with fixed-foot stance) movements recognition system[J]. Journal of Wuhan institute of physical education, 2015, 49(8): 52-56.

[4] 薛智宏,张利英,程振华,等. 基于 Kinect 的原地太极拳辅助训练系统[J]. 河北科技大学学报, 2017, 38(2): 183-189.
XUE Z H, ZHANG L Y, CHENG Z H, et al. Research of Tai-Chi-Chuan auxiliary training system based on Kinect[J]. Journal of Hebei university of science and technology, 2017, 38(2): 183-189.

[5] TOMPSON J J, JAIN A, LECUN Y, et al. Joint training of a convolutional network and a graphical model for human pose estimation[EB/OL]. (2014-09-17) [2021-11-08]. <https://arxiv.org/abs/1406.2984>.

[6] NING G H, ZHANG Z, HE Z Q. Knowledge-guided deep fractal neural networks for human pose estimation[J]. IEEE transactions on multimedia, 2018, 20(5): 1246-1259.

[7] 陈梦婷,王兴刚,刘文予. 基于密集深度插值的 3D 人体姿态估计方法[J]. 郑州大学学报(工学版), 2021, 42(3): 26-32.
CHEN M T, WANG X G, LIU W Y. Dense depth interpolation for 3D human pose estimation[J]. Journal of Zhengzhou university (engineering science), 2021, 42(3): 26-32.

[8] CAO Z, HIDALGO G, SIMON T, et al. OpenPose: realtime multi-person 2D pose estimation using part affinity fields[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2021, 43(1): 172-186.

[9] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[EB/OL]. (2015-04-10) [2021-11-08]. <https://arxiv.org/abs/1409.1556>.

[10] KHAN A, HARIS M, NADEEM S S, et al. Virtual self defense trainer-analyzing and scoring user pose [C]//2020 International Congress on Human-Computer Interaction, Optimization and Robotic Applications. Piscataway: IEEE, 2020: 1-5.

[11] YADAV S K, SINGH A, GUPTA A, et al. Real-time Yoga recognition using deep learning[J]. Neural computing and applications, 2019, 31(12): 9349-9361.

[12] THAR M C, WINN K Z N, FUNABIKI N. A proposal of Yoga pose assessment method using pose detection for self-learning [C]//2019 International Conference on Advanced Information Technologies (ICAIT). Piscataway: IEEE, 2019: 137-142.

[13] 唐心宇,宋爱国. 人体姿态估计及在康复训练情景交互中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(11): 195-203.
TANG X Y, SONG A G. Human pose estimation and its implementation in scenario interaction system of rehabilitation training[J]. Chinese journal of scientific instrument, 2018, 39(11): 195-203.

[14] TAKEDA I, YAMADA A, ONODERA H. Artificial Intelligence-assisted motion capture for medical applications: a comparative study between markerless and passive marker motion capture[J]. Computer methods in biomechanics and biomedical engineering, 2021, 24(8): 864-873.

[15] GIORGINO T. Computing and visualizing dynamic time warping alignments in R: the dtw package[J]. Journal of statistical software, 2009, 31(7): 1-24.

[16] YU X Q, XIONG S P. A dynamic time warping based algorithm to evaluate Kinect-enabled home-based physical rehabilitation exercises for older people[J]. Sensors, 2019, 19(13): 2882.

[17] 张勇,党兰学. 线性判别分析特征提取稀疏表示人脸识别方法[J]. 郑州大学学报(工学版), 2015, 36(2): 94-98.
ZHANG Y, DANG L X. Sparse representation-based face recognition method by LDA feature extraction[J]. Journal of Zhengzhou university (engineering science), 2015, 36(2): 94-98.

Digital Expression and Evaluation of Standing Stake Based on Human Pose Estimation

WAN Hong^{1, 2}, JIA Shangkun^{1, 2}, CUI Enze^{1, 2}, ZHANG Junming^{1, 2}

(1. School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 2. Henan Key Laboratory of Brain Science and Brain Computer Interface Technology, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: Standing stake seems simple but actually profound. In order to interpret the internal law of standing stake process and assist students in standing stake training, combined with experiments and data analysis,

based on the human pose estimation technology, the dynamic characteristic parameters of standing stake process were extracted, and the digital expression and evaluation system of standing stake posture was constructed. Firstly, the human pose estimation algorithm OpenPose was used to extract the human keypoints from the video of standing stake. Secondly, the key characteristic parameters of digital expression were determined according to the essentials of standing stake. Then, the dynamic time warping algorithm and discriminant analysis method were used to calculate the evaluation indexes of each characteristic parameter. Finally, based on the long-term standing stake data, the coefficient of variation method was used to assign different weights to each evaluation index, to discuss the importance of each characteristic parameter and to comprehensively evaluate standing stake performance. The specific implementation included: designing an experiment to collect standing stake video from the front and side, six Tai Chi professional experts and twenty-two students participated in this research, and the students were divided into experimental and control groups. Through the analysis of standing stake parameters of the expert group, it was found that standing stake was actually a dynamic process, and the experimental data expressed the dynamic characteristic parameters of different parts from the front and side. At the same time, the long-term standing stake data of students in the experimental group was tracked for eight months. Through the comparative evaluation with the expert data, it revealed that the trunk, thigh, knee and hip were the more important body parts in standing stake process. In addition, after digital evaluation and guidance, standing stake quality of students in the experimental group was significantly improved, which could verify the effectiveness of digital expression and evaluation system for auxiliary training.

Keywords: standing stake; OpenPose; characteristic parameters; evaluation index; auxiliary training

(上接第 7 页)

Active Disturbance Rejection Robust Hamiltonian Tracking Control of Electrically Driven Manipulator

ZENG Qingshan, ZHOU Yashuai, TAO Changchun, LIU Yanhong

(School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: Aiming to solve the position tracking problem of permanent magnet synchronous motor driven manipulator system, a robust control strategy combining active disturbance rejection control and Hamiltonian control was proposed. Firstly, the electrical subsystem and mechanical subsystem model considering uncertainty were established, and the model was transformed into a single-motor-driven single-joint port Hamiltonian structure according to the independent joint control idea. Then, the cascaded extended state observer was designed to estimate the total disturbance of the mechanical subsystem, and the designed control law achieved robust tracking of the desired position while simply and efficiently obtaining the desired q -axis current. Finally, a robust Hamiltonian controller which could combine the interconnections and damping assignment Hamiltonian controller with the H_∞ controller based on the system Hamiltonian structure was designed to achieve high precision robust current tracking, and improves the problem of large initial control input by improving the timing of introducing H_∞ . Compared with modelless active disturbance rejection control of the electrically driven robot manipulators, the simulation results verified the effectiveness of the proposed control scheme. Compared with traditional ESO, the joint position tracking accuracy of the cascaded ESO could be improved by 0.003 rad. Compared with the Hamiltonian controller, the joint position tracking accuracy of the improved robust Hamiltonian controller was improved by 0.005 rad, the current tracking accuracy was significantly improved, and the initial control input of the improved H_∞ introduction timing was significantly reduced.

Keywords: electrically driven manipulator; tracking control; port Hamilton system; active disturbance rejection control; robust control