

doi:10.16104/j.issn.1673-1891.2021.02.019

基于动作识别算法的健美操难度自动评分系统设计

马倩倩, 贺 莉

(皖西学院体育学院, 安徽 六安 237012)

摘要:为了提高健美操评分的精度,减少人为主观性评价的影响,设计基于动作识别算法的健美操难度自动评分系统。系统数据采集层利用体感传感器 Kinect 采集健美操运动员体感信息,输出健美操运动员动作图像;将所获取健美操动作图像使用串口通信协议传输至数据处理层;数据处理层使用基于最大相关-最小冗余的动作识别算法,识别健美操动作后传输至应用层;应用层按照健美操难度评分标准自动评价健美操难度。实验结果显示:所设计系统识别健美操动作时,识别结果的均方误差、平均绝对误差较小,识别精度较高;对 10 位运动员健美操动作难度系数评分值与实际难度系数的差值较小,评分结果精度较高,可以为健美操竞技评分提供依据。

关键词:动作识别;健美操难度;自动评分系统;最大相关;最小冗余;体感传感器

中图分类号:G831.3;TP391.41 **文献标志码:**A **文章编号:**1673-1891(2021)02-0106-05

Design of Automatic Scoring System of Aerobic Difficulty Based on Action Recognition Algorithm

MA Qianqian, HE Li

(School of Physical Education, West Anhui University, Lu'an, Anhui 237012, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of aerobics scoring and reduce the influence of subjective evaluation, an automatic scoring system of aerobics difficulty based on action recognition algorithm is designed. The data acquisition layer of the system collects the aerobic athletes' somatosensory information and outputs the athletes' action images through Kinect; the obtained aerobics action images are transmitted to the data processing layer with serial communication protocol; the data processing layer uses the action recognition algorithm based on maximum correlation and minimum redundancy to recognize the aerobics actions and then transmit them to the application layer; the application layer automatically scores the aerobic difficulty according to the aerobic difficulty criterion. The experimental results show that: when the designed system identifies aerobic movements, the mean square error and the mean absolute error of the recognition results are relatively small, and the recognition accuracy is high; the difference between the difficulty coefficient scoring results and the actual difficulty coefficients of 10 athletes' aerobic movements is small, and the scoring accuracy is high. Therefore, it can provide reference for aerobic competition scoring.

Keywords: action recognition; aerobic difficulty; automatic scoring system; maximum correlation; minimum redundancy; somatosensory sensor

0 引言

健美操比赛中,裁判员按照比赛规则对运动员实施动作难度评分,可实现比赛分数评价。而目前已有健美操裁判过程里,缺少统一、量化的动作难度评分系统,裁判员在健美操比赛里仅根据自己的主观经验对健美操难度进行评分,不能客观、准确

地评价运动员竞技能力,评分结果缺乏公正性,饱受争议^[1-2]。裁判员对健美操难度评分的公正性、合理性对我国健美操走向世界存在直接影响,所以,亟须一种具有科学性、合理性、规范性的健美操难度自动评分系统。在相关研究中,赵锡华^[3]设计了关于健美操力度与动作自动评分系统,在设置目标图形监测流程的基础上,利用贝叶斯最优分类器

收稿日期:2021-01-14

基金项目:安徽省体育社会科学研究项目(ASS2016203)。

作者简介:马倩倩(1991—),女,安徽芜湖人,本科生,研究方向:休闲体育。

识别动作, 测试结果表明可以实现健美操动作评分, 但识别精度有待完善。吕默等^[4]提出基于大数据和动作识别算法的体育竞赛辅助评审系统设计, 建立了评分比对标准数据库, 融合了算法过滤后的深度特征与骨骼特征, 在此基础上进行动作分类与打分, 但评分缺乏协同性。为了进一步提高健美操评分结果的科学性, 本文使用动作识别算法, 设计一种基于动作识别算法的健美操难度自动评分系统, 利用体感传感器 Kinect 采集动作, 在数据处理层进行动作识别, 在应用层自动评价动作难度, 实现健美操难度评分的标准化、程序化、科学化, 促进健美操运动的持续发展。

1 基于动作识别算法的健美操难度自动评分系统

1.1 系统结构

基于动作识别算法的健美操难度自动评分系统结构如图 1 所示。系统结构由数据采集层、通信层、数据处理层、应用层构成。数据采集层中的核心构件是体感传感器 Kinect, 主要使用体感传感器 Kinect 采集健美操运动员的体感信息, 得到健美操运动员的动作图像^[5-6]。将所采集健美操动作图像使用通信协议传输至数据处理层; 数据处理层使用基于最大相关-最小冗余的动作识别算法, 识别健美操动作后传输至应用层^[7-8]; 应用层的核心功能即为健美操难度自动评分, 主要按照健美操难度评分标准自动实现健美操难度评分。



图 1 基于动作识别算法的健美操难度自动评分系统结构

体感传感器 Kinect 是一种 3D 体感传感器, 可实现人体动态信息捕捉^[9-10]。体感传感器 Kinect 的结构如图 2 所示。体感传感器 Kinect 具有追焦技术, 底座马达将伴随健美操运动员的移动而转动。红外线发射器将人眼观察不到的激光射至健美操运动员身上, 再使用红外线摄像头得到健美操运动员的位置与姿态信息, 通过彩色摄像头输出健美操运动员的动作图像。

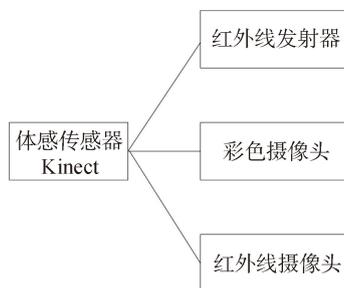


图 2 体感传感器 Kinect 的结构

1.2 基于最大相关-最小冗余的动作识别算法

1.2.1 基于符号聚集近似技术的符号描述

将健美操运动员的动作图像多维时间序列设成 $r = \{r_1, r_2, \dots, r_m\}$, 此序列代表一个单一的健美操动作和维度传感器数据。第 j 维下长度是 n 的动作数据设成 a_j 。因为健美操动作具有差异, 类似形状的同—动作不是百分百一致, 所以必须对动作数据进行标准化, 去除此类差异^[11]。针对健美操运动员动作图像第 j 维时间序列 a_j 而言, 它的标准化方法是:

$$a_{j-nor} = \frac{a_j - \alpha_{r_j}}{\beta_{r_j}} \quad (1)$$

式中: a_{j-nor} 是标准化处理后第 j 维时间序列; α_{r_j} 、 β_{r_j} 分别是均值与标准差。

$$\alpha_{r_j} = \frac{\sum a_j}{n} \quad (2)$$

$$\beta_{a_j} = \sqrt{\sum_{j=1}^n \frac{(a_j - \alpha_{r_j})^2}{n}} \quad (3)$$

为去除噪声干扰、降低时间耗损, 使用符号聚集近似技术把健美操运动员动作连续时间序列变换成离散符号序列。使用分段聚集近似技术, 把健美操运动员动作时间序列分为大小一致的片段^[12-13]。在同一概率高斯分布的条件中, 断点 $C(C_1, C_2, \dots, C_q)$ 把健美操运动员动作数据区间分成 $q + 1$ 段, 同时会把全部片段变换成符号描述。针对一个时间序列 a_j 而言, 断点数是 q , 片段数是 g , 符号序列是 rt_j , rt_j 里每个元素都符合 $rt_j \in \{W_1, W_2, \dots, W_{q+1}\}$, W_{q+1} 是健美操运动员动作图像 $q+1$ 个断点数的符号。

1.2.2 基于 DTW 的特征提取

DTW 属于时间序列相似估计的常用距离度量方法, 设置 2 个符号序列分别是 rt_x 、 rt_y , 它们的下限距离为:

$$E_{lower}(rt_x, rt_y) = \sqrt{\frac{n_a + n_b}{2 \times j}} \sqrt{\sum_{j=1}^j \varphi(a_j, b_j)^2} \quad (4)$$

式中:健美操运动员动作数据 $a、b$ 的长度依次是 $n_a、n_b$;健美操运动员动作数据维数是 j ; $\varphi(a_j, b_j)$ 是第 j 维健美操动作数据 $a_j、b_j$ 的欧式距离。

$$\varphi(a_j, b_j) = C_{\max(a_j, b_j)} - C_{\min(a_j, b_j)} \quad (5)$$

式中: $C_{\max(a_j, b_j)}$ 、 $C_{\min(a_j, b_j)}$ 分别是第 j 维健美操动作数据 $a_j、b_j$ 的断点最大值与最小值。

使用 Euclidean 距离测量匹配 $a_j、b_j$ 的相似度:

$$E(i, j) = \sqrt{\sum_{j=1}^j (a_j - b_j)^2} \quad (6)$$

健美操动作数据点在各个时刻中都属于三维数据,可根据差异维度的相互关系,选择一次匹配或各个维度中匹配模式。2 种匹配模式均可以获取不一样的健美操动作特征,健美操动作特征分别是 G_a 和 G_b 。 G_a 对健美操动作的感知性更为显著。

1.2.3 基于最大相关-最小冗余筛选的特征选择

基于最大相关-最小冗余算法可以筛选获取存在差异类型、独立性的健美操动作特征。选择步骤分为 2 步:(1)使用特征选择算法 ReliefF 评价各个健美操动作特征的区别性能,按照健美操动作特征和种类关联度运算特征权重,权重低于阈值 ε 的健美操动作特征将被舍弃,选择获取存在强类别相关性的特征设成候选特征;(2)分辨候选特征之间的关联性,留下相关性不高的健美操动作特征^[14]。

ReliefF 算法常用在多类问题的特征选择问题里,在较少的迭代次数里能够判断各个健美操动作特征权重。迭代时,ReliefF 算法都在健美操动作数据集里随机选取一个样本 Z ,在同一类型里获取 k 个最近邻样本。之后运算近邻的健美操动作特征权重 $ZG(\omega_j)$:

$$ZG(\omega_j) = \omega(G_j) - \frac{\sum_{j=1}^k \frac{gg(G_j, Z, T_j)}{nk} + \sum \frac{[(q(D)/(1-q(Z))) \sum_{j=1}^k gg(G_j, Z, N_j(D))]}{nk}}{(7)}$$

式中: $gg(G_j, Z, T_j)$ 是健美操动作样本 Z 第 j 次近邻采样的候选特征函数, gg 为特征函数。 $gg(G_j, Z, T_j)$ 计算方法是:

$$gg(G_j, Z_1, Z_2) = \begin{cases} 0 & Z_1(G_j) = Z_2(G_j) \\ 1 & Z_1(G_j) \neq Z_2(G_j) \end{cases} \quad (8)$$

$$\frac{|Z_1(G_j) - Z_2(G_j)|}{\max(G_j) - \min(G_j)} \quad G_j \text{ 连续}$$

式中:第 j 个候选特征是 G_j ;第 j 个候选特征权重是 $\omega(G_j)$;第 j 次近邻采样特征是 T_j ;动作种类 D 的

第 j 次近邻遗漏特征是 $N_j(D)$;第 j 个候选特征的最大值与最小值分别是 $\max(G_j)$ 、 $\min(G_j)$;种类 D 、样本 Z 的概率是 $q(D)$ 、 $q(Z)$; $Z_1(G_j)$ 、 $Z_2(G_j)$ 是不同样本的第 j 个候选特征。

上述过程中,候选特征存在特征关联与特征冗余 2 种模式,实际使用中,必须去除冗余候选特征。所以,按照权值将动作特征实施降序处理,去除低于阈值的健美操动作特征。针对剩下候选特征,分析其是否存在关联性。若一个候选特征和剩下特征关系较为密切,必须去除此特征,反之把它设成所需选取的健美操动作特征。

冗余候选特征一般都存在显著可分性,权值存在显著的线性相关性。所以,本文使用 Pearson 相关系数 $Q(G_1, G_2)$ 分析健美操动作特征间关系:

$$Q(G_1, G_2) = \frac{\sum \omega_{G_1} \omega_{G_2} - \sum \bar{\omega}_{G_1} \sum \omega_{G_2}/m}{\sqrt{(\sum \omega_{G_1}^2 - (\sum \omega_{G_1})^2/m)(\sum \omega_{G_2}^2 - (\sum \omega_{G_2})^2/m)}} \quad (9)$$

式中: m 代表健美操动作特征总量; ω_{G_1} 、 ω_{G_2} 分别是所选特征的权重矩阵、候选特征的权重矩阵。 $Q(G_1, G_2)$ 用来运算 2 个特征变量间的线性相关水平, $Q(G_1, G_2) \in [-1, 1]$, 如果值是 1, 代表存在正相关关系, 如果是值 0, 代表不存在相关性, 如果值是 -1, 代表存在负相关关系。若此值大于阈值, 则此候选特征需舍弃。

1.2.4 分类器学习

为高精度识别健美操动作,必须分类学习所选特征;本文使用 k -近邻技术,在给定健美操动作数据里,检索最为接近的 k 个临近点,临近点显著的种类是此健美操动作样本种类^[15]。 k -近邻在分类过程里,仅使用最相近的几种动作类型便可判断未知动作类型。

设置所选健美操动作特征是 $\{g_1(Z), g_2(Z), \dots, g_m(Z)\}$,第 M 个样本 Z_M 与第 N 个 Z_N 所选动作特征的距离是:

$$E(Z_M, Z_N) = \sqrt{\sum_{j=1}^m (g_m(Z_M) - g_m(Z_N))^2} \quad (10)$$

基于 k -近邻技术分类器学习流程是:(1)将所选健美操动作特征进行归一化;(2)运算已知特征与求解特征的距离;(3)根据距离递增规律实施健美操动作特征排序;(4)选取和目前健美操动作特征距离最小的 k 个特征;(5)将前 k 个特征里概率最显著的健美操动作特征实施种类识别,判断健美操动作类型。

2 实验分析

2.1 实验设置

为测试本文系统设的应用价值,使用 Matlab 软件实施系统编程,系统运行平台是 WindowsXP。健美操动作图像采样频率设成 650×490,使用本文系统对健美操竞赛动作进行难度评分。据 2017—2020 年健美操竞赛规则可知,健美操竞赛中动力性力量动作、静力性力量动作、跳与跃动作、平衡与柔韧类动作的难度评分标准分别如表 1~4 所示。

表 1 A 组难度评分标准(动力性力量)

动作组别名称	最低完成标准
俯卧撑	肩膀和大臂在同一水平线中
俯卧撑腾起组	手脚需要一起离开地面,躯体限度最大值是 90°
支撑腾起组	背部平行于地面,腾空姿势清晰
直升机组	结束方向和起始方向一致

表 2 B 组难度评分标准(静力性力量)

动作组别名称	最低完成标准
支撑组	无触地
高直角支撑组	无触地
锐角支撑组	后背不平行于地面
水平支撑组	身体为直线模式

表 3 C 组难度评分标准(跳与跃)

动作组别名称	最低完成标准
直体跳组	无失误
水平跳组	无失误
屈腿跳组	双腿与地面平行
分腿跳组	双腿与地面平行
劈腿跳组	双腿与地面平行
剪踢组	主动腿与地面平行

表 4 D 组难度评分标准(平衡与柔韧)

动作组别名称	最低完成标准
劈腿组	双腿角度不可以大于 170°
转体组合平衡转体组	支撑脚必须稳定
水平控腿立转	支撑脚必须稳定
踢腿组	踢腿角度最小值是 170°

2.2 健美操动作识别效果

在 Kinect 人体动作识别数据集中,随机提取关于健美操竞赛的人体动作数据,如表 5 所示。

测试本文系统在识别 4 组健美操动作时的均方误差(Mean Square Error, MSE)、平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)。MSE、MAE 计算方法分别为式

表 5 健美操竞赛的人体动作数据

动作类型	动作数目/个
A 组	28
B 组	30
C 组	19
D 组	40

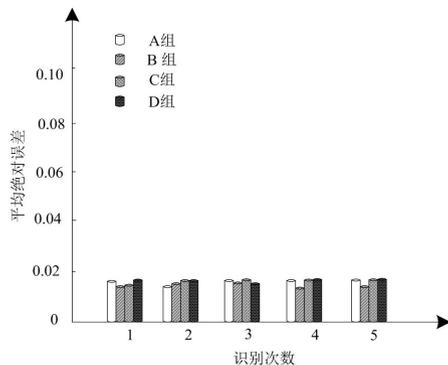
(11)(12):

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{e}_i - e_i)^2 \tag{11}$$

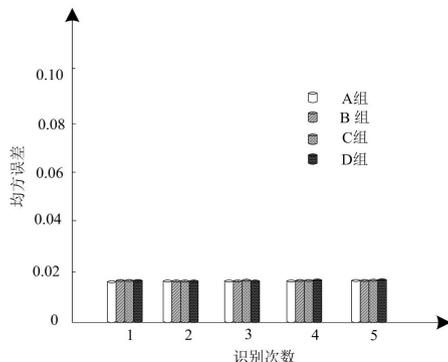
$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{e}_i - e_i| \tag{12}$$

式中: n 是健美操动作识别次数; i 是健美操动作识别的样本数量; \hat{e}_i 和 e_i 分别是识别动作数和实际动作数。

本文系统在识别健美操动力性力量动作、静力性力量动作、跳与跃动作、平衡与柔韧类动作时,识别结果的均方误差、平均绝对误差都较小,最大值不超过 0.02(图 3),识别精度较高,这对后续动作难度评分存在积极作用。



a. 均方误差测试结果



b. 平均绝对误差测试结果

图 3 本文系统动作识别效果

2.3 健美操难度评分效果

在 Kinect 人体动作识别数据集中,随机提取 10 位运动员的健美操动作数据,使用本文系统对其进行自动评分,评分结果如表 6 所示。

表 6 本文系统评分结果

样本	健美操 4 种动作难度系数实际值				本文系统难度系数评分结果			
	A 组	B 组	C 组	D 组	A 组	B 组	C 组	D 组
	运动员 1	0.8	0.9	0.6	0.7	0.8	0.9	0.6
运动员 2	0.7	0.9	0.6	0.7	0.7	0.9	0.6	0.7
运动员 3	0.8	0.9	0.7	0.8	0.8	0.9	0.7	0.7
运动员 4	0.8	0.8	0.6	0.7	0.8	0.8	0.6	0.6
运动员 5	0.8	0.8	0.6	0.7	0.8	0.8	0.6	0.6
运动员 6	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	0.6	0.7
运动员 7	0.8	0.8	0.7	0.7	0.8	0.8	0.7	0.6
运动员 8	0.8	0.8	0.6	0.7	0.8	0.8	0.6	0.6
运动员 9	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	0.6	0.7
运动员 10	0.8	0.9	0.6	0.8	0.8	0.9	0.6	0.7

表 7 本文系统评价健美操动作难度数量 个

样本	A 组	B 组	C 组	D 组	动作总量	本文系统评分动作
运动员 1	3	5	5	6	19	19
运动员 2	2	2	2	2	8	8
运动员 3	1	5	5	2	13	13
运动员 4	3	3	1	34	41	40
运动员 5	2	2	1	1	6	6
运动员 6	1	6	7	11	25	25
运动员 7	2	3	4	1	10	10
运动员 8	1	2	43	2	48	48
运动员 9	5	3	9	22	39	39
运动员 10	12	3	7	5	27	27

由表 6 可知,本文系统对 10 位运动员健美操动作难度系数评分值与实际难度系数最大差值是 0.1,偏差值较小,在可接受范围内。

本文系统在评价健美操难度时的漏评情况测试结果如表 7 所示。由表 7 可知,本文系统在评价健美操动作难度时,仅对运动员 4 的动作存在漏评情况,漏评动作数量是 1 个,漏评数量较少。造成漏评情况的原因有很多,比如运动员动作不标准,导致系统对其进行动作识别时直接过滤掉,这对本文系统的评分结果不存在严重影响,评分结果可信。

3 结论

结合本文研究内容与实验测试结果可知,本文所设计的基于动作识别算法的健美操难度自动评分系统可以协助裁判员准确评价健美操难度系数,对健美操运动员动作的识别精度较高,评分结果可信,比现有方法的评分协同性较优。本文系统不足之处在于本文系统性能测试中,对健美操运动员动作难度系数评分时,未能实现动作“0”漏评,在未来研究工作中,将对本文系统评分性能进行深度优化。

参考文献:

- [1] 张瑞,李其中,储璐.基于 3D 卷积神经网络的人体动作识别算法[J].计算机工程,2019,45(1):259-263.
- [2] 龚静,李英杰,黄欣阳.基于最大相关-最小冗余的动作识别算法[J].西南大学学报(自然科学版),2018,40(6):158-167.
- [3] 赵锡华.结合贝叶斯最优分类器和目标图形监测的健美操自动评分系统[J].石家庄学院学报,2020,22(6):111-116.
- [4] 吕默,万连城.基于大数据和动作识别算法的体育竞赛辅助评审系统设计[J].电子设计工程,2019,27(16):6-10.
- [5] 任文.基于 Kinect 运动捕捉技术的辅助训练系统的研究[J].电子设计工程,2019,27(7):75-78+83.
- [6] 朱耀麟,王丹,万韬阮,等.Kinect 体感器的人体姿势交互漫游方法[J].单片机与嵌入式系统应用,2019,19(2):1-3+8.
- [7] 于华,智敏.基于卷积神经网络的人体动作识别[J].计算机工程与设计,2019,40(4):1161-1166.
- [8] 刘敏,赵丽锦,罗艳萍.竞技健美操 C 组难度动作表面肌电特征研究[J].西安体育学院学报,2019,36(6):735-742.
- [9] 石念峰,张平,王国强.基于 Fisher 向量编码的运动视频自动评分技术[J].计算机应用研究,2018,35(10):264-267.
- [10] 黄菲菲,曹江涛,姬晓飞,等.多特征的双人交互动作识别算法研究[J].计算机科学与探索,2017,11(2):294-302.
- [11] 唐超,张苗辉,李伟,等.融合局部与全局特征的人体动作识别[J].系统仿真学报,2018,30(7):2497-2506.
- [12] 朱大勇,郭星,吴建国.基于 kinect 三维骨骼节点的动作识别方法[J].计算机工程与应用,2018,54(20):152-158.
- [13] 柳似霖,王颖,吴峰.基于局部特征词袋模型人体动作识别关键帧选取方法[J].应用光学,2019,40(2):94-99.
- [14] 李元祥,谢林柏.基于深度运动图和密集轨迹的行为识别算法[J].计算机工程与应用,2020,56(3):194-200.
- [15] 桑海峰,田秋洋.面向人机交互的快速人体动作识别系统[J].计算机工程与应用,2019,55(6):101-107.