



利用机器学习算法对羽毛球动作识别的研究

肖 铮

(四川工商职业技术学院 信息工程系,四川 成都 611830)

摘 要:将单个加速度传感器固定在球员的手腕处,以收集运动员击球时的运动数据。使用滑动窗口分割技术提取击球信号,提出了动作分帧和 k-means 算法对击球动作进行聚类 and 矢量化,利用 HMM 识别几种常用的羽毛球击球动作,反手挑球、正手高远、正手挑球、正手推球。经过试验验证,结果显示专业运动员、业余爱好者、新手 3 种不同水平的球员在进行相同的击球动作时,加速度数据有较大差异。通过对选拔不同等级水平的球员击球时的运动数据进行对比,为羽毛球运动员的选拔和等级划分提供了帮助。

关键词:机器学习;隐马尔科夫模型;动作识别;选拔;等级划分

中图分类号: G847

文献标识码: A

文章编号: 1671-931X (2020) 05-0116-05

一、羽毛球动作识别流程

对于羽毛球运动而言,可采集多个用户多个动作姿态的运动数据^[1]。运动数据由可穿戴式传感器采集,如加速度计、陀螺仪、压力传感器和磁力计等。根据羽毛球运动手部发力的运动特点,用户在手部佩戴加速度传感器设备,从而获取手部动作的加速度信号作为采集的运动信号^[2]。

对羽毛球动作进行识别^[3]有 7 个步骤,如图 1 所示。

步骤 1: 让球员进行击球动作并采集不同击球动作的运动数据;

步骤 2: 对得到的数据进行去噪等预处理;

步骤 3: 对运动数据进行击球动作提取

步骤 4: 提取特征并将击球动作进行分帧,得到多个元动作;

步骤 5: 进行特征选择,从原始数据集中选择出相关特性的子集,使特征空间的维度下降以减少计算复杂度;

步骤 6: 训练特征向量从而得到分类模型;

步骤 7: 利用分类模型对未知的击球动作进行识别。

二、羽毛球动作识别算法

(一)前向-后向算法

该算法主要用来解决概率计算问题。即给定模型 $\lambda=A, B, \pi$ 和观测序列 $O=(O_1, O_2, \dots, O_T)$, 计算在模型 λ 的条件下,观测序列为 O 的概率 $P(O|\lambda)$ 。计算概率时最直接的方法是按概率公式^[4],也就是把所有可能的状态序列 $I=(i_1, i_2, \dots, i_T)$ 一一列举,求所有状态序列与其对应的观测序列 $O=(O_1, O_2, \dots, O_T)$ 的联合概率 $P(O, I|\lambda)$ 再相加,得到概率 $P(O|\lambda)$,但这

收稿日期:2020-07-20

基金项目:2018 年四川省高等教育人才培养质量和教学改革项目“基于人工智能的个性化教育人才培养模式的构建和研究”(项目编号:JG2018-1168);2018 年教育部科技发展中心产学研创新基金项目“基于大数据和人工智能的个性化教育关键技术研究”(项目编号:2018A03007);2019 年四川工商职业技术学院院级教育教学类课题“‘智能+’时代教育人才培养模式的构建和研究”(项目编号:2019JY04)。

作者简介:肖铮(1983-),男,辽宁黑山人,四川工商职业技术学院信息工程系副教授,研究方向:人工智能、算法设计与分析。

种方式计算量很大,概念上可行计算上不可行。

1.前向算法

前向概率的定义:首先定义前向概率 $\alpha_t(i)=P(o_1, o_2, \dots, o_t, i_t=q_i|\lambda)$ 它表明已知隐马尔科夫模型 λ , 从初始时刻到 t 时刻局部观测序列为 o_1, o_2, \dots, o_t , 且状态为 q_i 的概率。

观测序列概率的前向算法:输入为隐马尔科夫链 λ 和观测序列 O , 输出为观测序列概率 $P(O|\lambda)$:

初始化: $a_1(i)=\pi_i b_i(o_1) \quad i=1, 2, \dots, N$ (1)

递推: $a_{t+1}(i)=\left[\sum_{j=1}^N a_t(j) a_{ij}\right] b_i(o_{t+1}) \quad i=1, 2, \dots, N;$



图1 羽毛球动作识别流程图

$t=1, 2, \dots, T-1$ (2)

终止: $P(O|\lambda)=\sum_{i=1}^N a_T(i)$ (3)

2.后向算法

后向概率的定义:首先定义前向概率 $\beta_t(i)=P(o_{t+1}, o_{t+2}, \dots, o_T|i_t=q_i|\lambda)$, 表示已知隐马尔科夫模型, 时刻 t 状态为 q_i , 从 $t+1$ 时刻到 T 时刻部分观测序列为 $o_{t+1}, o_{t+2}, \dots, o_T$ 的概率。

观测序列概率的后向算法:输入为隐马尔科夫链 λ 和观测序列 O , 输出为观测序列概率 $P(O|\lambda)$:

初始化: $\beta_T(i)=1 \quad i=1, 2, \dots, N$ (4)

递推: $\beta_t(i)=\sum_{j=1}^N a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j) \quad i=1, 2, \dots, N; t=T-1, T-2, \dots, 1$ (5)

终止: $P(O|\lambda)=\sum_{i=1}^N \pi_i b_i(o_1) \beta_1(i)$ (6)

(二)隐马尔科夫算法

该算法主要用来解决学习问题。即我们已知有 S 个长度为 T 的观测序列 $\{o_1, o_2, \dots, o_S\}$, 却不知道对应的状态序列, 我们的目的是得到隐马尔可夫模型 $\lambda=(A, B, \pi)$ 的参数。把序列作为可见的观测数据 O , 状态序列数据作为不可见的隐数据 I , 那么可以认为 HMM 是一个包含隐变量的概率模型^[6]。

$$P(O|\lambda)=\sum_i \log P(O, I|\lambda) P(O, I|\bar{\lambda}) \quad (7)$$

确定所有数据的对数似然函数

所有观测数据写成 $O=(o_1, o_2, \dots, o_T)$, 所有隐数据写成 $I=(i_1, i_2, \dots, i_T)$, 所有数据是 $(O, I)=(o_1, o_2, \dots, o_T, i_1, i_2, \dots, i_T)$, 对数似然函数是 $\log P(O, I|\lambda)$ 。

EM 算法的 E 步:求 Q 函数 $Q(\lambda, \bar{\lambda})$

$$Q(\lambda, \bar{\lambda})=\sum_i \log P(O, I|\lambda) P(O, I|\bar{\lambda}) \quad (8)$$

其中 $\bar{\lambda}$ 是隐马尔可夫模型参数的当前估计值, λ 是要极大化的隐马尔可夫模型参数。

$$P(O|\lambda)=\pi_{i1} b_{i1}(o_1) a_{i1i2} b_{i2}(o_2) \cdots a_{iT-1iT} b_{iT}(o_T) \quad (9)$$

于是函数 $Q(\lambda, \bar{\lambda})$ 可以写成:

$$Q(\lambda, \bar{\lambda})=\sum_i \log \pi_{i1} P(O, I|\lambda) P(O, I|\bar{\lambda})=\sum_i \log \pi_{i1}$$

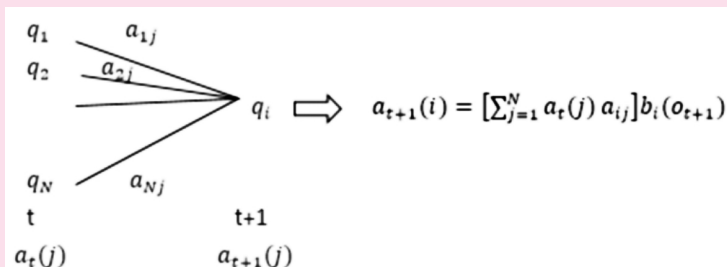


图2 前向概率的递推公式

$$P(O, I | \lambda) + \sum_{i=1}^{T-1} \log a_{ii} i_{i+1} P(O, I | \lambda) + \sum_{i=1}^T (\sum_{j=1}^N \log b_{ij}(O_i))$$

$$P(O, I | \lambda) \quad (10)$$

(三) 维特比算法

该算法主要用来解决预测问题。已知模型 $\lambda = (A, B, \pi)$ 和观测序列 $O = (O_1, O_2, \dots, O_T)$, 求使得观测序列条件概率 $P(I|O)$ 最大的相应状态序列 $I = (i_1, i_2, \dots, i_T)$ 。也就是给定观测序列, 找到概率最大路径(最优路径), 从而找到最大概率对应的状态序列^[7]。

维特比算法: 输入为模型 $\lambda = (A, B, \pi)$ 和观测 $O = (O_1, O_2, \dots, O_T)$ 的, 输出为最优路径 $I^* = (i_1^*, i_2^*, \dots, i_T^*)$

初始化: $\delta_1(1) = \pi_i b_{i1}(o_1) \quad i=1, 2, \dots, N$

递推: $\delta_t(i) = \max_j [\delta_{t-1}(j) a_{ji}] b_{it}(o_t) \quad i=1, 2, \dots, N, j=1, 2, \dots, N, t=2, 3, \dots, T$

$\psi_t(i) = \arg\max_j [\delta_{t-1}(j) a_{ji}] \quad i=1, 2, \dots, N, j=1, 2, \dots, N, t=2, 3, \dots, T$

终止: $P^* = \max_i \delta_T(i) \quad i=1, 2, \dots, N$

$i_T^* = \arg\max_i [\delta_T(i)] \quad i=1, 2, \dots, N$

三、实验结果和分析

(一) 实验环境

应用程序业务逻辑如图 4 所示, 主要分为数据采集、数据接收与存储、数据处理与分析、3 个功能模块。采集的击球动作数据通过内置蓝牙模块传送

至上位机, 再由上位机通过对击球数据进行预处理、窗口提取、动作分帧和特征选择, 再对击球动作进行识别, 数据处理及分析, 最后将结果存储到本地硬盘。

(二) 实验过程

传感器在采集数据时, 会持续一段时间, 数据中包含多个击球动作, 因此需要研究对单独的击球动作进行提取, 便于之后分类和识别。本研究采用滑动窗口分割的技术^[8], 用固定长度的窗口随时间轴移动来提取击球动作。考虑数据采样频率为 200Hz, 且羽毛球击球动作一般不超过 0.5 秒, 设置窗宽为 100, 通过求净合加速度来提取击球动作。

$$a = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} - 1 \quad (11)$$

式(11)中 a_x, a_y, a_z 分别表示 x 轴, y 轴, z 轴的加速度, 单位为 g。-1 表示始终存在的重力加速度。因此 a 表示人的击球动作的净合加速度。

如图 6、图 7 所示, 上下分别为基于净合加速度信号的正手挑球和正手推球的滑动窗口分割示意图, 横轴为采样时间轴, 纵轴为净合加速度信号, 红色曲线表示滑动窗口提取的正手挑球和正手推球击球动作数据。

(三) 实验结果分析

本研究所设计的羽毛球动作识别模型, 除了实现对多种羽毛球动作的识别, 还能够对不同运动员

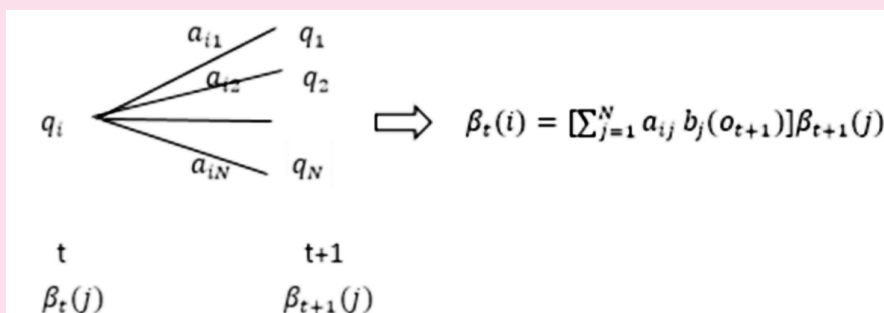


图 3 后向概率的递推公式

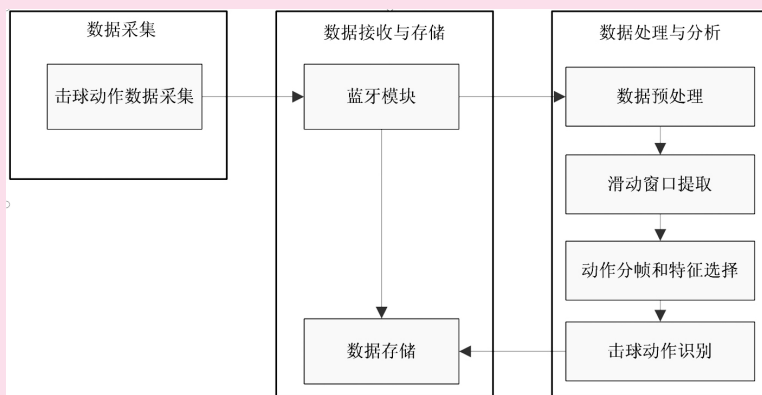


图 4 应用程序逻辑图

的同一击球动作分析,以对比不同水平的球员的技能差异。

让专业运动员、业余爱好者、新手 3 种不同程度的球员进行 100 次高远球击球动作,所采集的击球动作的加速度数据分别如图 8 至图 10 所示。看出专业运动员,业余爱好者,新手 3 种不同水平的球员在进行相同的击球动作时,加速度数据有较大差异。专业运动员击球时时间跨度最小,加速度最大,业余爱好者其次,新手加速度最小。从而导致专业运动员的击球速度最快。

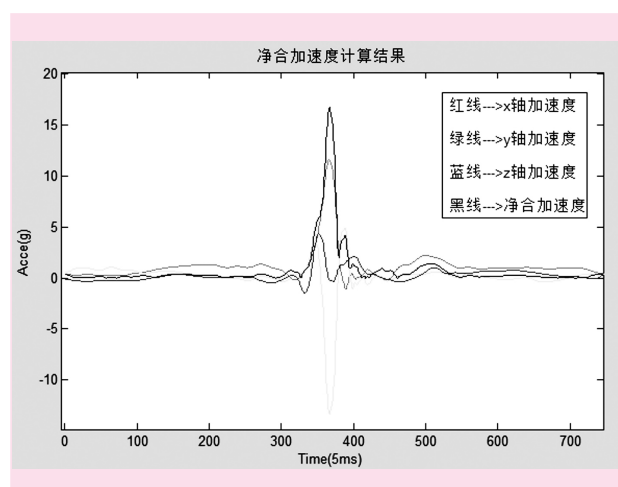


图 5 净合加速度计算结果

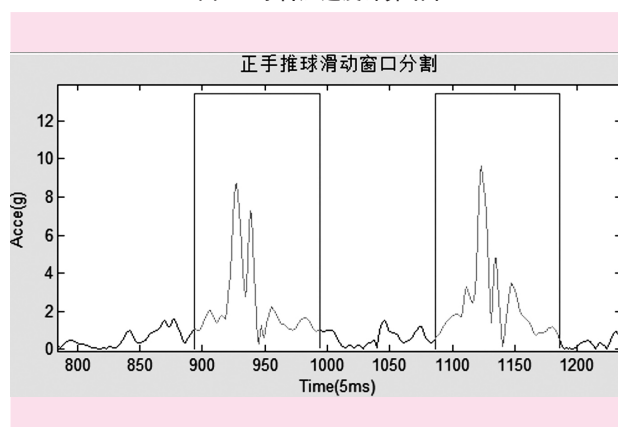


图 7 正手推球滑动窗口分割示意图

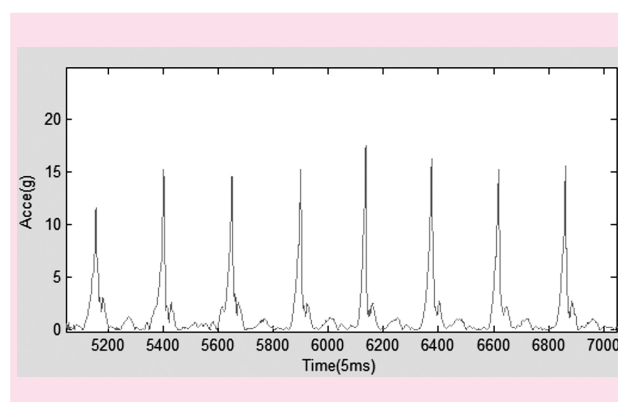


图 9 业余爱好者的高远球合加速度波形图

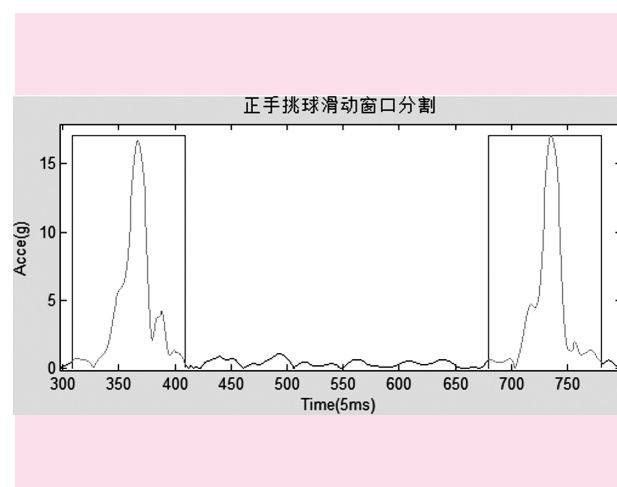


图 6 正手挑球滑动窗口分割示意图

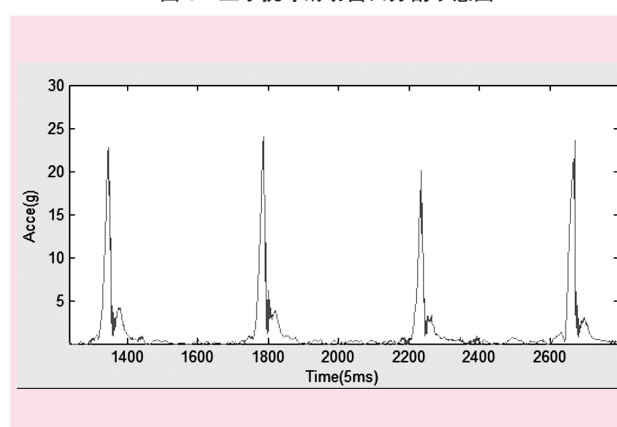


图 8 专业运动员的高远球合加速度波形图

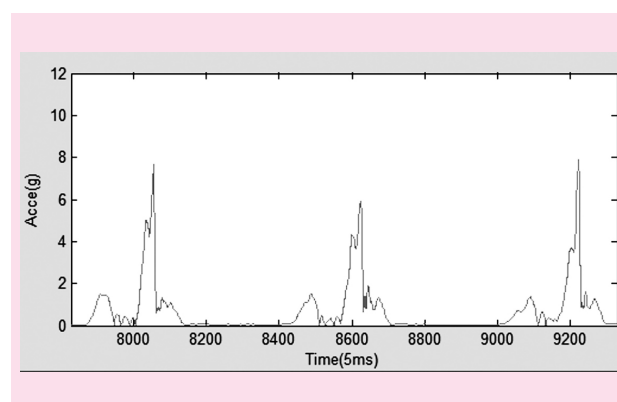


图 10 新手的高远球合加速度波形图

四、结论

羽毛球作为一项倍受欢迎的体育运动,不仅出现在我们的日常生活中,也出现在万众瞩目的赛场上。目前对于专业羽毛球运动员的训练,主要还是依靠教练的专业水平和技能,但在未来会向智能化的方向发展。通过对不同的羽毛球运动员的动作数据进行分析,可以得到不同运动员之间的差异以及他们的优势和劣势,因此能够在运动员的日常训练中提供更有针对性的辅助教学,摆脱了只能依靠教

肖铮:利用机器学习算法对羽毛球动作识别的研究

练个人教学的缺点,为每一个球员制定科学的最符合其自身特点的作战策略。

参考文献:

- [1] 刘洁.基于虚拟现实技术的运动辅助训练系统设计[J].自动化与仪器仪表,2020,(1):93-96.
- [2] 杨静.体育视频中羽毛球运动员的动作识别[J].自动化技术与应用,2018,(10):120-124.
- [3] 吴可涵,吴端坡,陈婷,等.基于加速度和角速度的羽毛球动作识别研究[J].电子技术与软件工程,2018,(8):116-119.
- [4] 肖铮.基于卷积神经网络的人脸情绪识别设计[J].黄河科技学院学报,2020,(5):62-66.
- [5] 肖铮,董祥千,赵文革.Web 网络大数据的聚类中心调度技术研究[J].现代电子技术,2017,(24):25-27.
- [6] 肖铮.基于 BP 神经网络的工控系统入侵检测[J].山东工业技术,2020,(1):47-49.
- [7] Xiao Zheng.Data Trading with Differential Privacy in Data Market[C].Association for Computing Machinery, 2020,(1):112-115.
- [8] 肖铮.利用改进的 Siddon 算法提升 CT 图像重建速度[J].重庆科技学院学报(自然科学版),2020,(1):81-84.

[责任编辑:胡大威]

Research on Badminton Action Recognition Using Machine Learning Algorithm

XIAO Zheng

(Sichun Technology & Business College, Chengdu611830, China)

Abstract: In this study, a single acceleration sensor was fixed on the wrist of players to collect the movement data of players when they hit the ball. Using sliding window segmentation technology to extract the hitting signal, this paper proposes the action frame segmentation and K-means algorithm to cluster and vector quantize the hitting action, and uses HMM to identify four commonly used badminton strokes, including backhand pick-up, forehand height, forehand pick-up and forehand push. The results of experiments show that professional athletes, amateurs, and novices have different acceleration data when performing the same stroke. By comparing the sports data of players of different levels when they hit the ball, it provides help for the selection and classification of badminton players.

Keywords: machine learning; hidden Markov model; action recognition; selection; classification