

文章编号: 2095-2163(2021)11-0021-05

中图分类号: TP181

文献标志码: A

# 基于改进的 PCA-PSO-LSSVM 乒乓球下旋球发球轨迹研究

梁 轩<sup>1</sup>, 孔永平<sup>2</sup>

(1 浙江理工大学 信息学院, 杭州 310018; 2 浙江理工大学 体育学院, 杭州 310018)

**摘 要:** 为了对下旋球发球的整体性进行研究, 本文通过标记点对乒乓球运动员关键部位和乒乓球拍进行标记, 利用三维运动捕捉系统对整个下旋球发球过程进行研究。针对传统算法中的分类模型适应性差、分类精度不足和 LSSVM 相关参数的选取随机性强等相关问题, 提出了将 3 种算法结合在一起对乒乓球发球规范性分类的新方法。通过分析下旋球发球的影响因素, 选取 9 个特征向量, 并对其进行效果测试, 最终确定 8 个特征向量; 通过 PCA 进一步提取特征向量, 把提取结果输入到 LSSVM 中, 用 PSO 算法优化; 根据对比其他几种优化算法, 建立了改进的 PCA-PSO-LSSVM 乒乓球下旋球发球规范预测模型。以两男两女运动员各 150 组三维下旋球发球数据为例, 对模型进行训练和预测, 为乒乓球下旋球发球规范性分类提供了一种更为有效的预测方法。

**关键词:** 三维运动捕捉系统; 下旋球发球; 预测模型

## Research on serving track of table tennis backspin based on improved PCA-PSO-LSSVM

LIANG Xuan<sup>1</sup>, KONG Yongping<sup>2</sup>

(1 School of Informatics Science and Technology, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China;

2 School of Physical Education, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

**【Abstract】** So as to research the integral of the backspin serve, the article utilizes the three-dimensional motion capture system to research the backspin serve by marking the key parts of the table tennis athletes and the paddle. Pointing at the difficulties of bad flexibility of the classification model, insufficient classification accuracy, and casual option of the significant parameters of LSSVM in primitive algorithms. This paper utilizes a new method for the classification of backspin serve standard that unites the three algorithms. By means of the analysis of the useful factors of the backspin serve, 9 eigenvectors are selected, and the effect is tested, and 8 eigenvectors are reserved. Then eigenvectors is one step further separated by PCA, and the extraction result is input into LSSVM. In the meantime, by comparison with other majorization algorithms, the PSO algorithm is accustomed to the model parameters' majorization, and an improved PCA-PSO-LSSVM table tennis backspin is established Serving model. Taking 150 sets of three-dimensional backspin serve data of two male and two female athletes as an example, the model is trained and appraised. afford a more successful prediction method for the classification of table tennis backspin serve standard.

**【Key words】** three-dimensional motion capture system; backspin serve; predictive model

## 0 引 言

乒乓球击球过程中, 发球阶段是唯一主动性的, 不受对方限制, 能够迅速得分的关键, 可以说发球技术的高低影响着比赛最终走向。下旋球发球技术是依靠乒乓球运动员拍法的变化和击球手臂的摆动幅度、击球力度之间的配合完成的, 这种旋球发球的技术存在很大的技巧性<sup>[1]</sup>。中国针对发球技术的训练还很少, 规范发球动作的分类预测就显得尤为重要。

Wang 等提出了一个支持向量机分类模型, 使用两个身穿传感器, 产生有效特征, 然后对球类姿势进行分类<sup>[2]</sup>; Zhang 等提出了一种不具有 PCA 的 SVM, 并且加入一种新颖的 RBF 方法来量化和分类

乒乓球的击球动作<sup>[3]</sup>; Liu 等通过带有 3 个 IMU 的随身佩戴系统, 实现了基于 SVM 对乒乓球的击打动作进行识别和分类<sup>[4]</sup>; Blank 等提出了一种基于传感器的乒乓球击球分类系统, 可以用于实时运动分析和击球运动训练<sup>[5]</sup>; Pei 等将测量节点安装在球拍内, 并使用六轴传感器数据识别球拍动作<sup>[6]</sup>; Maeda 提出了一种使用图像时间序列的乒乓球分析算法, 将 C4.5 用于运动分类<sup>[7]</sup>。上述分类算法都实现了对乒乓球运动的分类, 但需要佩戴传感器, 影响了运动员正常水平的发挥, 影响了数据采集的准确性, 且都只针对了少量的乒乓球的击打动作, 不能实现对全局动作的识别和分类。针对上述问题, 本文通过 PCA 进一步提取特征向量, 把提取结果输入到

**作者简介:** 梁 轩(1996-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 计算机视觉与模式识别; 孔永平(1972-), 男, 学士, 讲师, 主要研究方向: 体育教学、运动训练管理。

收稿日期: 2021-08-12

LSSVM 中,还采用全局搜索能力强的 PSO 算法优化模型中的参数,建立了改进的 PCA-PSO-LSSVM 乒乓球下旋球发球模型。该模型充分考虑乒乓球运动员影响因素,并提取相应特征作为乒乓球下旋球发球轨迹的特征,以此来判定下旋球发球的规范与否。同时对规范的下旋球发球与不规范的下旋球发球提取的特征进行比较分析,以求帮助乒乓球运动员规范日常训练,实现对下旋球发球过程规范性进行指导。

## 1 PCA-PSO-LSSVM 模型算法

### 1.1 PCA 算法

本文提取下旋球发球的特征参数时,通过  $n$  维特征映射到  $k$  维上,且  $n > k$ ,本文中  $n = 8, k = 6$ 。该  $k$  维变量互不相关,且能反映原始数据足够多的信息。

假设数据空间上的数据集,式(1):

$$X = (x_{ij})_{n \times m} \quad (1)$$

其中,  $x_{ij}$  为第  $j$  个运动员对某个评价指标  $i$  的评价值;  $n = 1, 2, \dots, 8; m = 1, 2, \dots, 150$ 。

首先,对原始下旋球发球数据标准化处理,式(2):

$$z_{ij} = \frac{(x_{ij} - \bar{x}_i)}{S_i} \quad (2)$$

其中,  $\bar{x}_i$  为第  $i$  个指标均值;  $S_i$  为第  $i$  个指标标准差。

根据大量实验证明 8 维的向量既保证了数据的准确性又能够提高分类的精确度,所以将 150 个 8 维的新变量  $z_1, z_2, \dots, z_k, k = 150$  使用线性组合表示  $X = (x_{ij})_{n \times m}$ , 令变换后的新变量的方差达到最小,式(3)。

$$\begin{cases} z_1 = \alpha_{11}x_{11} + \alpha_{12}x_{12} + \dots + \alpha_{1n}x_{1n} \\ z_2 = \alpha_{21}x_{21} + \alpha_{22}x_{22} + \dots + \alpha_{2n}x_{2n} \\ z_3 = \alpha_{31}x_{31} + \alpha_{32}x_{32} + \dots + \alpha_{3n}x_{3n} \\ \vdots \\ z_k = \alpha_{k1}x_{k1} + \alpha_{k2}x_{k2} + \dots + \alpha_{kn}x_{kn} \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $\alpha_i = (\alpha_{i1}, \alpha_{i2}, \dots, \alpha_{in})^T, i = 1, 2, \dots, k; k$  是协方差矩阵  $D$  求出特征值  $\lambda_i$  的特征向量,且协方差矩阵  $D$  为式(4)。

$$D = \begin{bmatrix} \text{cov}(x_{11}, x_{11}) & \text{cov}(x_{11}, x_{12}) & \dots & \text{cov}(x_{11}, x_{1n}) \\ \text{cov}(x_{21}, x_{21}) & \text{cov}(x_{21}, x_{22}) & \dots & \text{cov}(x_{21}, x_{2n}) \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \text{cov}(x_{k1}, x_{k1}) & \text{cov}(x_{k1}, x_{k2}) & \dots & \text{cov}(x_{kn}, x_{kn}) \end{bmatrix} \quad (4)$$

计算主成分贡献率,由高到低挑选特征值  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m$ 。主成分  $z_i$  贡献率为式(5):

$$\alpha_k = \frac{\lambda_i}{\sum_{k=1}^p \lambda_k}, i = 1, 2, \dots, p \quad (5)$$

累计贡献率为式(6):

$$\sum_{k=1}^i \alpha_k = \frac{\sum_{k=1}^i \lambda_k}{\sum_{k=1}^p \lambda_k} (i = 1, 2, \dots, p) \quad (6)$$

本文采用累计贡献率达到 85%~95%,反映绝大多数数据信息,也可以降低原数据维数。

### 1.2 LSSVM 算法

通过以结构最小化为原则,构造二次损失函数,用等式约束条件代替不等式约束条件,使原有问题转化为求解线性方程的问题<sup>[8]</sup>。

定义训练的下旋球发球数据样本集为:  $S = \{(x_k, y_k), k = 1, 2, \dots, N\}$ , 其中,  $x_k$  为输入下旋球发球样本,  $y_k$  为输出下旋球发球样本,目标函数为式(7):

$$\min \left[ \frac{1}{2} (\| \omega \|^2 + \mu \sum_{i=1}^n e_i^2) \right] \quad (7)$$

约束条件为式(8):

$$y_k = \varphi(x_k) \cdot w + b_k + e_k \quad (8)$$

式中,  $e_k$  为误差变量;  $w$  为权重系数;  $b_k$  为偏差量;  $\mu$  为正则参数。

引入拉格朗日因子  $\alpha_k$ , 根据 KKT 条件和 Mercer 定理得到线性系统,线性系统用最小二乘的方式求解,模型表示为式(9):

$$f(x) = \sum_{k=1}^n \alpha_k K(x_k, x) + b \quad (9)$$

其中,核函数用径向基函数,式(10):

$$K(x_i, x_j) = \exp \left[ - \frac{\| x_i - x_j \|^2}{2\sigma^2} \right] \quad (10)$$

式中,  $x$  是支持向量,  $\sigma^2$  是核函数参数。

由于模型的性能与参数组合  $(C, \sigma^2)$  的选取相关,所以需要对正则参数  $C$  和核函数参数  $\sigma^2$  进行优化,用 PSO 优化模型中参数,来提高模型预测能力和稳定性。

### 1.3 PSO 算法

群体间的信息共享和个体间的竞争协作,更新自己飞行速度与位置,从而获得全局最优解。

设  $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id}), X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$  分别表示在  $D$  维空间上第  $i$  个粒子的速度和位置;  $Z_i = (Z_{i1}, Z_{i2}, \dots, Z_{id}), Q_i = (Q_{i1}, Q_{i2}, \dots, Q_{id})$  分别表示第  $i$  个粒子和种群寻找最佳位置,位置和速度更新公式(11)和(12)如下:

$$V_{id}^{k+1} = \mu V_{id}^k + c_1 \beta_1 (Z_{id}^k - X_{id}^k) + c_2 \beta_2 (Q_{id}^k - X_{id}^k) \quad (11)$$

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + \lambda V_{id}^{k+1} \quad (12)$$

式中,  $\mu$  为惯性权重;  $k$  为迭代次数;  $\lambda$  为约束因子;  $\beta_1, \beta_2$  是相互独立的随机数,  $[0, 1]$  服从均匀分布;  $c_1, c_2$  为学习因子, 取值  $[0, 2]$ 。

本文也对粒子群算法和遗传算法做了比较, 粒子群算法优点很明显, 如: 更快收敛速度、简便的运算等, 惯性权重  $\mu$  在搜索的后期会线性减小, 会出现过早收敛现象。为解决该问题, 张万胜对惯性权重进行调整, 调整公式 (13) 和 (14) 为:<sup>[9]</sup>

$$\mu = Y + \sigma N(0, 1) \quad (13)$$

$$Y = Y_{\min} + (Y_{\max} - Y_{\min}) \text{rand}(0, 1) \quad (14)$$

式中,  $N(0, 1)$  表示标准正态分布随机数;  $\text{rand}(0, 1)$  表示随机数范围在  $0 \sim 1$ ;  $\sigma$  表示随机权重方差;  $Y_{\max}$ 、 $Y_{\min}$  分别表示随机权重平均值的最大值和最小值。

改进的粒子群算法可以在搜索早期产生较小的

$\mu$  值, 加快了收敛速度。在搜索后期, 克服了惯性权重  $\mu$  线性降低所导致的全局搜索下降和种群多样性降低的问题, 这使算法在搜索过程中一直可处于稳定状态, 快速得到全局最优解。

### 1.4 PCA-PSO-LSSVM 模型算法

由于影响下旋球发球因素众多, 是一个高维度、非线性的模型, 采用单一的预测方法很难精确反映下旋球发球状况。因此本文提出了基于改进的 PCA-PSO-LSSVM 的下旋球发球规范性预测方法, 下旋球发球规范性预测模型流程图, 如图 1 所示。针对下旋球发球众多影响因素存在强耦合非线性关系, 先对选定的特征向量进行主成分分析, 将相关的多因素指标提取, 组合成少数不相关的综合指标, 减少下旋球发球数据相关性对模型产生的影响。把提取结果输入到 LSSVM 中, 用 PSO 算法优化, 从而建立更高拟合精度和泛化性能的下旋球发球规范性预测模型。

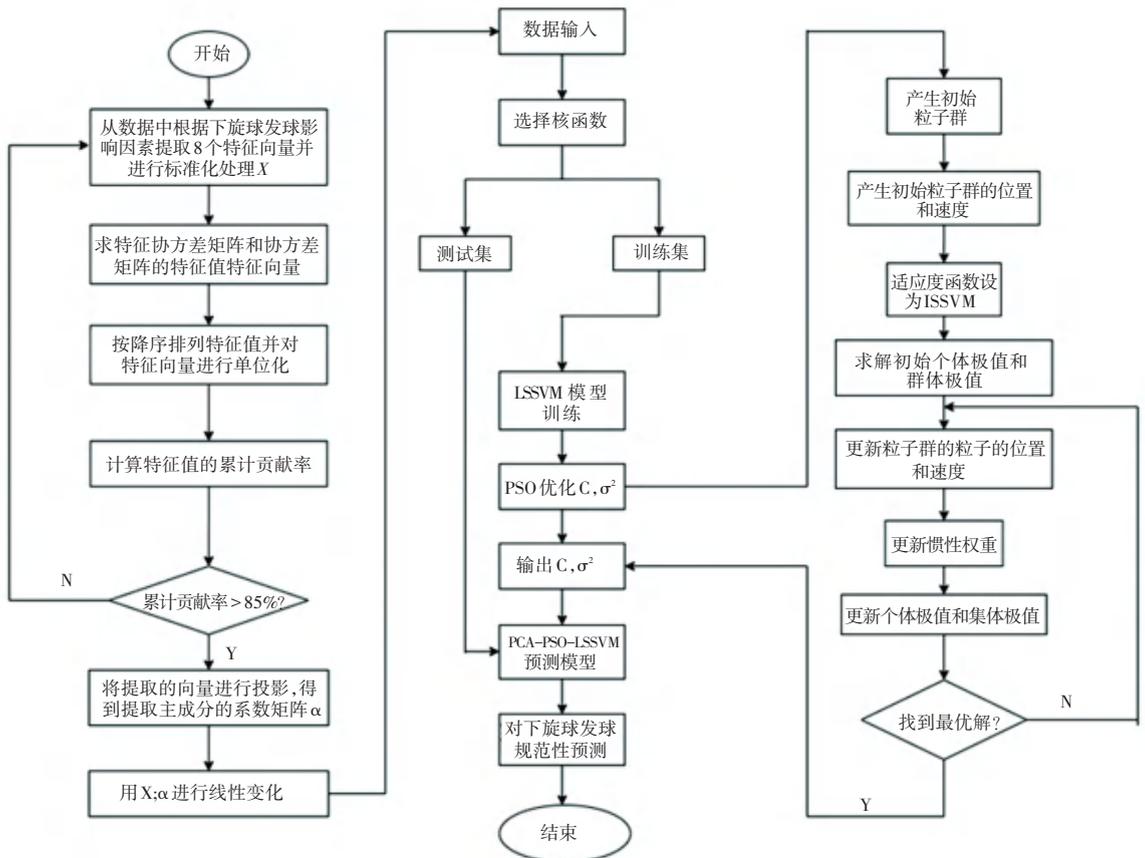


图 1 下旋球发球规范预测模型流程图

Fig. 1 Prediction model of backspin serve specification

## 2 仿真实验和分析

### 2.1 三维红外线运动捕捉系统

OptiTrack 三维红外运动捕捉系统通过标记点来捕捉人体的位置和状态。具体说, 就是将标记点

放在人体的特定位置上, 也可以把标记点放在物体上。高速相机通过接收标记点发出红外光确定人体或物体信息, 从而在空间坐标系中得出人或物体的具体信息, 用以分析人体或物体的运动。

本文通过使用 12 台高速相机 Prime13, 相机分

分辨率为  $1\,280 \times 1\,024$ <sup>[10]</sup>,最高帧率为 240 fps,处理延迟为 4.2 ms,视场角为  $56^\circ$ ,最远工作距离为 14 m,用 motive 软件实时监控相机。为了让标记点所反映是数据尽可能准确,对下旋球发球两端各设置 6 个高速相机,避免出现数据因超出相机捕捉范围,而出现的空白现象,有效的减小噪声对三维数据的影响,防止出现错误。

## 2.2 实验数据的采集

本实验的研究对象是乒乓球发球中下旋球发球全过程,通过运动员拍法的变化和击球手臂的摆动幅度、击球力度 3 个重要影响因素着手,规范发球数据采集<sup>[11-12]</sup>。实验要求运动员能够注意球拍在空中转动的幅度,球抛起的高度等相关规范性问题,以尽可能发出标准规范的下旋球动作。在实验开始前,运动员要知晓该实验的目的和注意事项,在实验过程中乒乓球运动员下旋球发球的结果和质量不反馈。为了更好的研究运动员下旋球发球的发球情况,分别在运动员左右手腕部、肘部、肩部附着标记点,同时在球拍的上沿和下沿也附上标记点。球拍上下沿的标记点的信息用来描述运动员的球拍的角度变化。由于在发球过程中手臂摆动的幅度是发球规范所必须要考虑的,所以通过对手腕部、肘部、肩部的标记得出其位移的变化关系,得出其手臂摆动幅度。

采集样本的过程中,如果没有完成规范性发球动作或者发球失败(未击中球、没过网、发球不规范),则认为是发球失败,否则记为发球成功。全程有专业老师评判指导,每次下旋球发球结果按照顺序记录在文件中,且三维数据保存在 motive 中,下旋球发球的规范性不向运动员反馈。实验共采集了 300 组下旋球发球数据样本,其中采集两个男生下旋球发球样本数据 150 组,发球成功 120 组,发球失败 30 组;采集两个女生下旋球发球样本数据 150 组,发球成功 120 组,发球失败 30 组。对男女样本分别用模型训练,由于数据量有限,利用交叉验证随机 120 组下旋球发球样本数据构成训练集,剩余 30 组下旋球发球样本数据作为测试集。随机进行 5 次实验,得出结果,取平均值,增加实验的可信度。实验全程使用同一个乒乓球拍、乒乓球桌,全程发球时采用横拍持握。

## 2.3 特征向量分析

根据摄像机记录的球拍上下沿标记点,通过分析确定手腕部达到第一个极大值点( $T_1$ )时就是发球开始时刻,设此刻球拍角度为  $\theta_1$ ,上下沿的坐标

分别为  $(x_{\perp}^1, y_{\perp}^1, z_{\perp}^1)$ 、 $(x_{\perp}^2, y_{\perp}^2, z_{\perp}^2)$ , 则此刻的球拍的角度可以通过余弦定理来计算,得出  $\theta_1$ 。通过手腕部坐标分析出初始球拍发球高度  $h$ , 实验证明该特征向量不符合要求,不能提升精确度,反而精确度有所下降,如图 2 所示。接下来通过手腕部的运动轨迹得出,当手腕部达到第一个极小值点( $T_2$ )同时也是球拍达到第一个极小值点,此刻就是球与球拍接触的时刻。根据上下沿标记信息  $(x_{\perp}^2, y_{\perp}^2, z_{\perp}^2)$ 、 $(x_{\perp}^3, y_{\perp}^3, z_{\perp}^3)$ , 得出挥拍最高点到最低点水平变化量和竖直变化量  $l_x$ 、 $l_z$ , 也得出此刻球拍角度为  $\theta_2$ , 根据手腕部标记点记录紧随球与球拍接触时刻后的前后四帧位置所在世界坐标系  $X$  方向的位移和四帧的时间间隔的比值,作为球拍在与球接触的时刻,球拍在  $X$  轴方向的速度  $v_1^x$ 、 $v_2^x$ 。根据牛顿第二定律可得出在  $X$  轴方向的瞬时加速度  $a_x$ , 又根据事先测量好的球桌的高度,能够计算出击球点与桌面的高度  $H$ 。当手腕部达到第二次极大值点( $T_3$ )时,通过分析得出该点为挥拍结束后的点,记录上下沿坐标,得出挥拍结束的角度  $\theta_3$ 。通过记录  $T_1$  时刻手腕部的坐标、手肘部的坐标和  $T_3$  时刻手腕部的坐标、手肘部的坐标得出小臂的弯曲程度  $h_y$ 。根据上述记录的信息,最终构成特征向量  $X = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3, a_x, l_x, l_z, h_y, H\}$ , 最后模型的输入向量是一个八维的特征向量。对实验样本特征提取形成样本下旋球发球数据  $T = \{(X_i, Y_i)\}$ ,  $i = 1, 2, \dots, 150$ , 其中输入向量  $X_i \in R^8$  为第  $i$  组实验样本提取的下旋球发球特征,输出向量为  $Y_i \in \{0, 1\}$ , 当为规范发球动作时,  $Y_i$  取 1, 否则取 0。

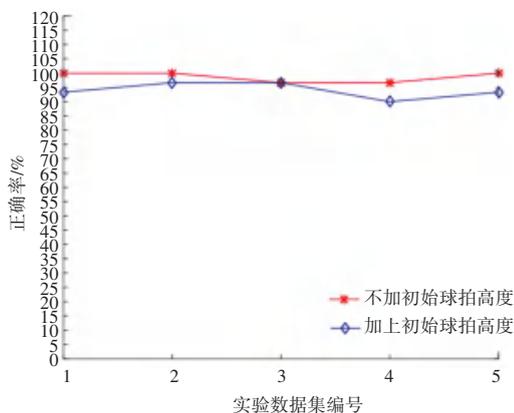


图 2 初始球拍高度对整体精确度影响

Fig. 2 The effect of initial racket height on overall accuracy

## 2.4 实验结果与分析

本文在 Inter (R) Core (TM) i7-6700HQ CPU 2.60 GHz, 8.00 GB 内存的机器上采用 Matlab R2016a 实现了改进的 PCA-PSO-LSSVM 下旋球发球模型。

本实验是在 5 次交叉验证下完成,以提高算法的说服力。本实验设置 PSO 参数,其中最大迭代次数  $k = 300$ ,初始学习因子  $C_1 = 1.7$ 、 $C_2 = 1.5$ ,种群规模为  $n = 20$ ,初始惯性权重  $w_1 = 0.95$ ,终止权重  $w_2 = 0.4$ 。本文的适应度函数是调用 LSSVM 分类函数,选取正则化系数和核函数系数,由此得出的正则化系数为 33.426 6,核函数系数为 165.566 0。通过分析 PSO 算法对实验的影响,特别做了 PCA-GA-LSSVM 和改进的 PCA-PSO-LSSVM 的对比实验,同时也做了传统 PSO-LSSVM 算法和 PCA 的结合、PCA-LSSVM 算法、PCA-SVM 算法的对比,见表 1。为提高算法说服力,每次算法运用 5 次交叉验证,并记录平均值。

表 1 不同算法性能对比(以男生为例)

Tab. 1 Performance comparison of different algorithms (take boys as an example)

算法	RMSE	$R^2 / \%$
PCA-PSO-LSSVM	0.073 0	97.5
PCA+传统 PSO-LSSVM	0.203 0	90.6
PCA-GA-LSSVM	0.176 3	93.5
PCA-LSSVM	0.254 6	84.4
PCA-SVM	0.239 5	85.8

对 30 组测试样本分别使用 PCA-PSO-LSSVM、PCA-GA-LSSVM、传统 PCA+PSO-LSSVM、PCA-LSSVM、PCA-SVM 5 种算法进行分类,分类结果对比如图 3 所示,从各类分类正确率可以得出每个分类器的分类效果。

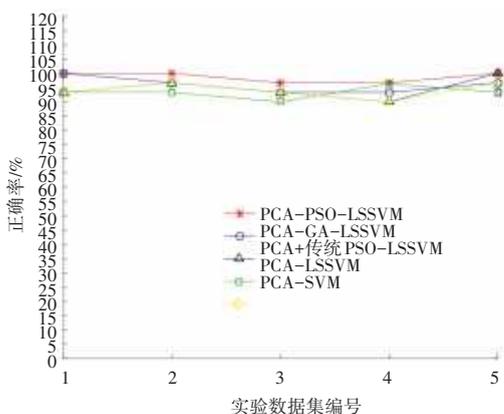


图 3 各类分类算法结果对比

Fig. 3 Compare with classification algorithms results

比较而言,改进的 PCA-PSO-LSSVM 的性能更佳,泛化能力更强,男生下旋球发球规范性准确率达到 98.7%,女生下旋球发球规范性准确率更是达到了 100%,实验结果达到了预期。

以上结果表明,本文提出的改进的 PCA-PSO-LSSVM 算法能够准确的对下旋球发球规范性进行预测和分类,相比于其他 4 种算法效果更佳,达到相

同或更高精度,改进后的 PCA-PSO-LSSVM 模型寻优效果和泛化能力有所改善。

### 3 结束语

本文提出的改进的 PCA-PSO-LSSVM 模型通过三维红外运动捕捉系统获得数据,能够帮助乒乓球运动员提高乒乓球下旋球发球技术。通过分析下旋球发球规范性的影响因素,提取特征向量,并以此作为依据进行训练。为提高模型的性能、预测精度,为乒乓球下旋球发球规范性分类提供了一种更为有效的预测方法,本文构建改进的 PCA-PSO-LSSVM 组合预测模型。实验表明基于改进的 PCA-PSO-LSSVM 的下旋球发球模型性能优于其他 4 种算法,可以为运动员下旋球发球规范性提供有效的指导训练。

### 参考文献

- [1] 邱毅. 浅论乒乓球发球技术及训练方法[J]. 文体用品与科技, 2021(7): 53-54.
- [2] WANG W F, YANG C Y, GUO J T. A Sport Recognition Method with Utilizing Less Motion Sensors [J]. Advances in Intelligent Systems & Computing, 2015, 329: 155-167.
- [3] ZHANG Z. Biomechanical analysis and model development applied to table tennis forehand strokes [D]. Loughborough University, 2017.
- [4] LIU R, WANG Z, SHI X, et al. Table tennis stroke recognition based on body sensor network [C]//International Conference on Internet and Distributed Computing Systems. Springer, Cham, 2019: 1-10.
- [5] BLANK P, HOBACH J, SCHULDHAUS D, et al. Sensor-based stroke detection and stroke type classification in table tennis [C]//Proceedings of the 2015 ACM International Symposium on Wearable Computers. 2015: 93-100.
- [6] PEI W, WANG J, XU X, et al. An embedded 6-axis sensor based recognition for tennis stroke [C]//2017 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE). IEEE, 2017: 55-58.
- [7] MAEDA T, FUJII M, HAYASHI I, et al. Sport skill classification using time series motion picture data [C]//IECON 2014 - 40<sup>th</sup> Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society. IEEE, 2014: 5272-5277.
- [8] 邵辰彤,王景霖,徐智,等. 基于 PCA-LSTM 的轴承退化趋势预测[J/OL]. 测控技术: 1-6 [2021-10-12]. <https://doi.org/10.19708/j.ckjs.2021.05.239>.
- [9] 张万胜. 基于 PCA-IPSO-GNN 模型的铁路月度客流量预测模型研究[J]. 中国公共安全(学术版), 2018(2): 122-127.
- [10] 汪亚明,李斌权,韩永华,等. 基于改进 ELM 的撑杆跳起跳过杆轨迹模型研究[J]. 浙江理工大学学报(自然科学版), 2018, 39(1): 75-81.
- [11] 李庆,黄嘉君. 乒乓球发球技术的训练研究[J]. 当代体育科技, 2019, 9(32): 28, 30.
- [12] 周爽. 少儿乒乓球发球技术训练方法研究[J]. 运动精品, 2020, 39(6): 68-69, 71.