

融合改进 RF 算法的人体姿态识别方法 在运动训练领域的应用

温 博

(西安翻译学院 体育学院, 西安 710105)

摘要: 对人体姿态识别及现代智能化工程设计成为人机交互领域的重要研究方向进行了研究; 在实现更高效、智能的人体姿态识别中, 采用了基于 DBSCAN-RF 算法的分类训练器, 同时对 RF 算法加以改进, 引入了 HD-SMOTE 方法; 该方法的技术创新和独特之处在于结合了密度聚类和随机森林的优点, 能够有效地处理带有噪声的数据集, 并具有较高的计算效率和可扩展性; 通过实验测试, DBSCAN-RF 算法的识别召回率最高达到了 98.64%, 相比于传统的 RF 算法、K-means-RF 以及 Mean-shift-RF 算法, 其数值分别增加了 6.37%、4.28%、3.95%; 同时, DBSCAN-RF 算法在跌倒和正常走路的识别召回率分别达到了 95.31% 和 96.48%; 此外, DBSCAN-RF 算法的测试时间均低于 62 ms; 经实际应用满足了现代智能化的人体姿态识别工程上的应用, 为现代智能化的人体姿态识别提供了可靠的技术支持。

关键词: DBSCAN-RF; 分类训练器; 人体姿态识别; 现代智能化工程

Application of Human Posture Recognition Method Integrated with Improved RF Algorithm in Modern Intelligent Engineering

WEN Bo

(School of Physical Education, Xi'an Fanyi University, Xi'an 710105, China)

Abstract: Research on human pose recognition and modern intelligent engineering design has become an important research direction in the field of human-computer interaction. In achieving more efficient and intelligent human pose recognition, this paper presents a classification trainer based on density-based spatial clustering of applications with random forest (DBSCAN-RF) algorithm, and improves the random forest (RF) algorithm by introducing the synthetic minority oversampling technique based on high-dimensional data (HD-SMOTE) method. The technological innovation and uniqueness of this method lies in the combination of density clustering and random forest advantages, which can effectively handle the datasets with noise and has high computational efficiency and scalability. Through the experimental testing, the recognition recall rate of the DBSCAN-RF algorithm reaches the highest level of 98.64%, which increases by 6.37%, 4.28%, and 3.95% respectively compared with traditional RF algorithm, K-means-RF and Mean-shift-RF algorithm. Meanwhile, the recognition recall rate of the DBSCAN-RF algorithm reaches 95.31% and 96.48% for falls and normal walking, respectively. Moreover, the test time of the DBSCAN-RF algorithm is all lower than 62 ms. It meets the application of modern intelligent body posture recognition engineering, and provides a reliable technical support for modern intelligent body posture recognition.

Keywords: DBSCAN-RF; classification trainer; human pose recognition; modern and intelligent engineering

0 引言

随着物联网等技术的发展, 人体姿态识别智能控制在运动训练领域中扮演越来越重要的角色。其中, 人体姿态识别可以实现对人的行为理解, 智能控制则能通过自动化系统提高生活便利性^[1-2]。目前, 国内外已经开展了大量关于人体姿态识别的研究。现有的姿态识别算法主要包括基于深度学习的姿态识别和基于关键点的姿态识别。周升儒等研究者提出了基于深度图像和骨骼图像融合的人体姿态识别算法。该方法首先对骨骼信息进行提取, 接着对人体

骨骼建模及关节坐标点追踪, 采用阈值法对肢体距离和夹角特征进行提取, 并将人体关节点通过坐标映射至深度图像。其有效提高了关节点定位精度, 但其需要大量的数据进行训练, 才能获得更好的性能^[3]。WANG J 等人提出了一种基于关节点三维坐标的人体身份和姿态建模方法。该方法利用深度传感器获得人体骨架图, 以关节点坐标信息为基础, 进行特征提取。但其对于遮挡和噪声较为敏感, 如果关键点被遮挡或者存在噪声干扰, 则会影响姿态识别的准确性^[4]。针对这类问题, 研究引入了随机森林, 其是一种集成学习方法, 通过构建多个决策树并取其输出的平

收稿日期: 2024-01-06; 修回日期: 2024-01-29。

基金项目: 2023 年陕西省体育局常规课题(2023723); 2022 年陕西省“十四五”教育科学计划项目(SGH22Y1789)。

作者简介: 温 博(1985-), 男, 硕士, 副教授。

引用格式: 温 博. 融合改进 RF 算法的人体姿态识别方法在运动训练领域的应用[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(7): 267-273.

均值进行分类。其优点在于能够降低过拟合的风险，对数据集的大小和特征的维度具有较强的适应性。然而，传统的随机森林分类训练器在处理大规模、高维度数据时仍存在效率低下的问题。因此，研究引入了基于密度的带有噪声的应用空间聚类与随机森林 (DBSCAN-RF, density-based spatial clustering of applications with random forest) 的分类训练器，并将其应用于人体姿态识别智能控制中，以期提高人体姿态识别的准确性和实时性。研究的创新性在于引入了改进的 RF 分类器，以有效降低噪声对分类器的干扰，进而提升姿态特征提取的准确性和泛化能力。

1 基于人体姿态识别算法的智能化工程

为了更好地实现人体姿态的实时检测，研究设计了一种先进的人体姿态识别智能化工程。该系统主要由两部分组成：1) 硬件传感器采集系统；2) 服务器软件系统。硬件采集系统主要配备了高精度的运动传感器、姿态传感器和深度相机等设备。这些设备可以敏锐地捕捉人体的动作、姿势和位置等信息，并将数据信息实时传输到服务器软件系统。这类数据信息在服务器软件系统中经过人工智能算法的深入处理和分析，能够精准地识别出人体的姿态，并通过高效的云服务器将结果传输到终端设备，从而为用户提供及时反馈^[5-6]。人体姿态识别智能化工程框架如图 1 所示。

该人体姿态识别智能化工程的硬件模块由 3 个主要部分组成：胸部节点、左脚节点和右脚节点。这些节点都采用了高性能的 STM32F103 主控芯片和 NRF24L01 无线通信模块，以确保系统的稳定性和可靠性。薄膜式压力传感器 FSR402 能够将人体足底各区域的压力转换成电信号，这些电信号值由左脚和右脚节点进行采集。系统通过对压力传感器进行合理布置，能够精确地监测人体足部的压力分布。胸部节点是这个系统的重要部分，其利用六轴惯性传感器来获取人体的姿态角数据。这个节点还通过无线通信模块将采集的数据实时上传至服务器进行处理与识别。此外，胸部节点还负责接收来自云服务器的配置命令，并根据这些命令调整系统的参数和控制，实现实时的姿态识别和智能控制。整个系统的采样频率高达 5 Hz，这意味着它能够实时地监测人体的姿态变化，并作出相应的智能控制^[7]。在人体姿态识别智能化工程中，数据由各节点进行采集，

并通过无线通信模块传输至云服务器。在云服务器上，分类器模块对这些数据进行分类处理，并调用行为识别模块以实现实时数据的识别处理。原始数据以及识别结果将统一储存在数据库中，用户可以通过上位机与安卓客户端程序随时查看识别结果。另外，该系统还具有终端模块，允许用户通过密码设置进行参数调整，使得用户可以根据自己的需求和偏好来定制系统，更符合实际应用场景^[8]。

该工程的物理特征提取采用了足底压强与陀螺仪融合特征的提取方法。该特征提取方法基于人体姿态的不同，例如站姿、坐姿、躺姿、走姿等，会导致足底与地面的接触面积产生差异，从而使得足底压强数据产生变化。站姿时，人体的重量主要分布在双脚上，因此足底与地面的接触面积较大，压强相对较小。坐姿时，人体的重量主要集中在臀部和大腿上，足底与地面的接触面积减少，压强相应增加。躺姿时，人体的重量主要分布在背部和头部，足底与地面的接触面积最小，压强相应最大。走姿时，人体不断变换姿态，从站立到摆动腿的接触地面，再到另一条腿的站立，足底与地面的接触面积和压强也在不断变化。为了更好地提取这些特征，研究采用了不同的矩阵来区分各种姿态的足底压强数据^[9]。其中，前足的支撑情况矩阵表示为：

$$\begin{cases} \mathbf{L}_A = \begin{bmatrix} LPaD_1 & -LPaD_1 \\ LPaD_4 & LPaD_3 \end{bmatrix} \\ \mathbf{R}_A = \begin{bmatrix} RPaD_1 & -RPaD_1 \\ RPaD_4 & RPaD_3 \end{bmatrix} \end{cases} \quad (1)$$

式中， L 、 R 分别表示左右足底的压强数值。后足的支撑情况矩阵表示为：

$$\begin{cases} \mathbf{L}_B = [LPaD_7 & LPaD_8] \\ \mathbf{R}_B = [RPaD_7 & RPaD_8] \end{cases} \quad (2)$$

侧足的支撑情况矩阵表示为：

$$\begin{cases} \mathbf{L}_C = [LPaD_5 & LPaD_6] \\ \mathbf{R}_C = [RPaD_5 & RPaD_6] \end{cases} \quad (3)$$

人体姿态角的陀螺仪融合特征是指利用陀螺仪传感器和加速度传感器融合数据来测量人体姿态的变化。陀螺仪传感器可以精确地测量人体在 3 个轴向的旋转角度，而加速度传感器则可以提供人体在 3 个轴向的加速度数据。通过将这两个传感器的数据进行融合，可以获得更准确、更

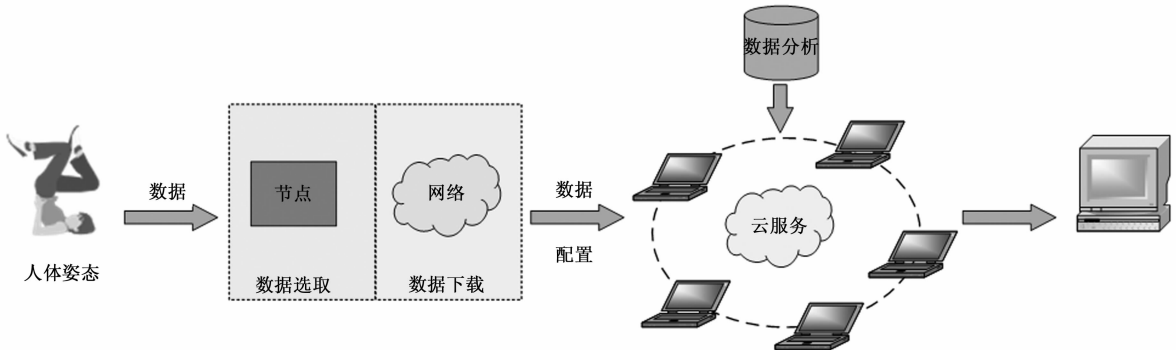


图 1 人体姿态识别智能化工程框架

稳定的人体姿态测量数据。在日常生活中，人们的动作和姿态常常是变化的，而这种变化往往伴随着旋转运动。通过将陀螺仪传感器和加速度传感器的数据进行融合，能够获得更准确、更稳定的人体姿态测量数据。在某些情况下，单一的传感器可能会出现故障或者受到干扰，而通过数据融合就可以有效地避免这种情况的发生，从而保证姿态识别的稳定性和准确性^[10-11]。人体姿态角的陀螺仪融合特征表示为：

$$\begin{cases} AM = \sqrt{A_x^2 + A_y^2 + A_z^2} \\ am = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} \\ acm = \sqrt{a_x^2 * a_y^2 * a_z^2} \end{cases} \quad (4)$$

式中， A_x 、 A_y 、 A_z 分别表示人体坐标系的三轴角速度值， a_x 、 a_y 、 a_z 分别表示三轴加速度值。研究主要将足底压强数据、陀螺仪数据、加速度计数据作为传感器原始数据集，作为传感器原始数据集进行后续的人体姿态识别。

2 基于改进 RF 算法的人体姿态识别

2.1 改进 RF 算法

在人体姿态识别中，为了有效提升分类准确性和泛化能力，研究引入了随机森林 (RF, random forest) 算法，其是一种通过组合多个决策树进行分类的算法，通过引入随机性来提高分类精度^[12]。在 RF 的构建中，首先需要进行抽样以产生训练集。目前，常用的抽样技术主要有两种，分别是不放回抽样和放回抽样。放回抽样进一步细分为未加权采样，即 Bagging 方法和加权重采样，即 Boosting 方法。Bagging 算法是由决策树集成的算法，其核心理念是利用 Bootstrap 重采样技术生成各异的训练样本集，进而训练基础分类器。RF 算法主要运用 Bagging 采样技术从原始数据集中派生出 N 个训练子集。每次采样都是有放回的随机采样，以防止 RF 中的决策树陷入局部最优解。Bagging 算法的流程为，首先给定一个样本集，其表示为：

$$S = \{ (Y_i, Z_i), i = 1, 2, 3, \dots, N \} \quad (5)$$

式中， N 为决策树个数。接着根据分类树和回归树 (CART,

classification and regression trees) 节点分裂算法，利用每个训练集生成相应的决策树。随后将测试集输入程序中的每个决策树中，以生成相应的分类结果。最后根据分类结果采用多数投票法由决策树输出测试样本集的分类。其中，为了生成决策树算法，研究主要通过为每一个训练子集构造相应的决策树，进而组合这 N 个决策树来形成一个“森林”。在这一过程中，每棵决策树都自由生长，不需要进行剪枝。构造这样的随机森林涉及两个关键步骤，分别为节点的分裂与特征属性个数的选择。节点分裂是构建决策树时的核心环节，在选择分裂节点的属性以产生分支时，每棵决策树都遵循特定的分裂规则，一般选择的是最小化 $Gini$ 系数作为选择分裂属性的标准。在 RF 算法中，特征属性的选择是至关重要的。当节点在执行 RF 算法进行分裂属性选择时，会参与比较的属性数量是属性变量的个数。在原始的 RF 算法中，随机抽取部分属性进行比较，被选中的属性组成了节点分裂特征属性子集。RF 算法选用属性变量的随机选择 (Forest-RI) 生成特征属性子集，该方法是将属性变量进行随机分组，每组的属性数量固定，然后对每组属性变量应用 CART 算法生成决策树，并让其在每个节点上充分生长。重复上述随机分组和 CART 算法的过程，直到所有节点都成为叶子节点为止^[13-14]。RF 算法的原理图如图 2 所示。

在原始的 RF 算法中，利用 Bagging 方法进行训练样本的随机选择。然而，在非平衡数据集中，由于少数类样本的数量相对较少，其被选中的概率较低。因此，在随机选择的 N 个训练样本中，少数类样本的数量可能非常少甚至可能不存在。这就使得 RF 算法在执行时无法充分训练少数类样本，导致得出的分类规则无法准确反映少数类样本的特性。为了解决 RF 算法对数据集平衡性的敏感性，研究引入了一种基于高维数据的过采样方法—少数类样本合成过采样技术 (HD-SMOTE, synthetic minority ooversampling technique based on high-dimensional data)，以提高 RF 算法在处理不平衡数据集时的分类性能^[15]。该算法通过增加少

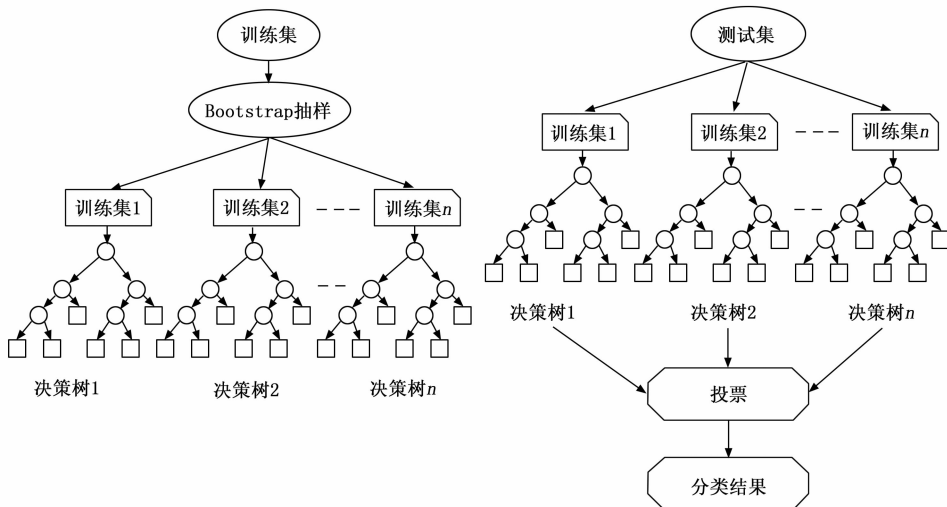


图 2 RF 算法的原理图

数类样本的数量或调整样本的权重,使得 RF 算法在训练时能够更好地考虑少数类样本的特性,进而提高分类的准确性。HD-SMOTE 过采样算法框架图如图 3 所示。

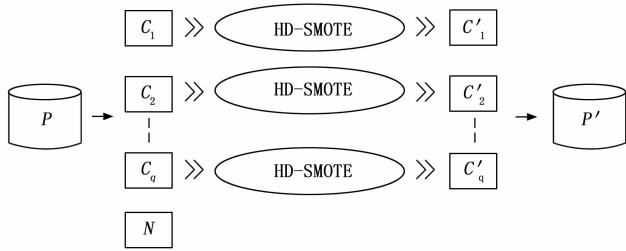


图 3 HD-SMOTE 过采样算法框架图

在 HD-SMOTE 算法中,首先采用聚类算法对所有少数类样本 P 进行聚类,得到 q 个互不相交且规模各异的集群 Cq 和噪声集群 N 。随后,HD-SMOTE 算法会根据每个集群的稀疏程度来合成新的样本,在稀疏度较高的集群中合成更多的少数类样本。而在密集的集群中,则会合成相对较少的样本,其有助于解决数据集内部的类不平衡和小分离问题。在合成新样本时,主要选择集群中隶属度中等偏低的样本作为基础,从而在集群边界附近生成新样本^[16-17]。HD-SMOTE 算法的核心思想是,首先,利用聚类算法对少数类数据进行聚类分析,以获得少数类样本的空间分布状态,即各个簇的分布情况。接着,计算每个簇的质心,并找出每个簇内距离质心最远的样本点。然后,在每个簇的最远样本点和质心之间随机生成新的采样点。该算法在生成新样本点时,只需要计算每个簇的质心和最远样本点,每个簇内只需遍历一次,而不需要对每个少数类样本点进行遍历,因此大大降低了计算的复杂性。通过以上改进,HD-SMOTE 算法能够更好地处理非平衡数据集中的少数类样本,提高 RF 算法的分类性能。

2.2 基于 DBSCAN-RF 的人体姿态识别

在对采集的传感器数据进行特征处理后,存在数据密度过高的问题。为了解决这个问题,需要进行离散化处理,使其更加稀疏。为此,研究引入了一种基于密度的带有噪声的应用空间聚类与改进随机森林的融合算法。该算法首先利用应用空间聚类算法对高密度数据进行聚类,去除噪声并提取出重要的特征。然后,利用改进的随机森林算法对这些特征进行分类和预测。这个算法的离散化具体操作流程为,首先,输入邻域参数、MinPts 以及样本集。其中,MinPts 代表在考虑一个点是否为核心点时,其周围邻居点的最小数量。当一个点的邻居点数量大于等于 MinPts 时,该点被视为核心点。然后,进一步对核心点的周围邻居点进行密度可达性的判断,从而形成簇。该算法的优点在于,其能够有效地降低数据密度,同时保持数据集的结构特征。通过离散化处理,可以更方便地对数据进行进一步的分析和处理,从而更好地挖掘数据中的潜在价值。同时,该算法能够自适应地处理带有噪声的数据,即使在存在一些异常值的情况下,也能够得到准确的结果^[18]。样本集的表示为:

$$D = \{X^1, X^2, \dots, X^m\} \quad (6)$$

式中, X^i 表示各个维度上的数据集合域。随后进行数据的初始化,包括对象集合、聚类簇数、聚类簇以及未遍历数据集。接着对于每一个样本点,计算其余弦距离以获取邻域子样本集。在数据集中,每一个样本点都像是一个孤独的岛屿,需要通过某种方式与其他样本点建立联系。而联系的质量可以反映样本点之间的相似性或差异性。为了更好地衡量这种联系,研究引入了余弦距离衡量两个向量之间角度的量度。通过计算每个样本点与其他所有样本点之间的余弦距离,可以得到一个邻域子样本集。这个邻域子样本集的大小取决于 MinPts 的值。当样本集的数量大于等于 MinPts 时,将该样本点添加到对象集合中。然后对于对象集合中的每个核心点,搜索其邻域内的所有点。如果某个点不在对象集合中,则将其添加到最近的核心点的聚类簇中。如果该点已经在某个聚类簇中,则检查它是否更接近新的核心点。如果是,则将其从原来的聚类簇中移除,并添加到新的聚类簇中。重复这个过程直到没有更多的点需要分配。接下来更新未遍历数据集,将已分配到聚类簇的点从未遍历数据集中移除,重复以上步骤直到未遍历数据集为空。最后输出包含所有聚类簇的集合,以及噪声点的集合^[19-20]。该算法可以有效地处理大量输入变量,并且能够自动处理变量之间的交互作用。基于 DBSCAN-RF 的人体姿态识别算法的具体步骤如图 4 所示。

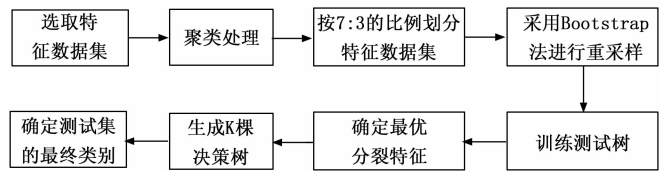


图 4 基于 DBSCAN-RF 的人体姿态识别算法的具体步骤

图 4 中,基于 DBSCAN-RF 的人体姿态识别算法流程为,第一步,选择一个具有代表性的数据集。第二步,利用 DBSCAN 算法进行聚类处理。这个算法可以将数据划分为多个簇,即根据相似性将数据分组。每个簇内的所有值被替换为该簇所有元素的平均值,从而得到一个经过离散化处理的数据集,以便后续决策树算法的训练。第三步,对特征数据集按照一定比例进行划分。为了得到更加准确的结果,需要将数据集划分为训练集和测试集。通常采用分层抽样法,即根据类别分布比例,从数据集中随机抽取一定比例的数据作为训练集,剩余的数据作为测试集。这样可以保证训练集和测试集类别分布一致,提高模型的泛化能力。第四步,重新为训练集赋值,以生成 Z 个训练样本集,并将其作为决策树的根节点,并生成对应的子节点。每个训练样本集中的数据被重新赋值,以便于在决策树算法中计算出最优分裂特征和分裂阈值。第五步,开始从根节点开始训练决策树。在每个节点上,随机选择 m 个特征进行遍历和计算,确定最优分裂特征,同时将其作为分裂阈值,对数据集进行划分。第六步,重复第四步和第五步的训练过程,共计进行 Z 次,从而生成 Z 棵决策树。这个步骤是随机森林算法的关键之一,通过生成多棵决策

树,可以增加模型的复杂性和多样性,同时可以降低模型的过拟合风险。第七步,将所有决策树合成一个随机森林分类器用于测试集的分类。测试集的分类结果中出现次数最多的类别被选为测试集的最终类别。同时,采用投票的方式进行最终类别的选择。

3 融合改进 RF 算法的人体姿态识别实验分析

研究首先验证基于 HD-SMOTE 的改进 RF 算法的有效性。实验选用传统的 RF 算法与基于 SMOTE 的 RF 算法与之进行性能对比。其中,RF 的模型参数设置如表 1 所示。

表 1 RF 的模型参数设置

项目	数值
RF 中树的数量(K)	18
节点分类选择的属性数量(m)	4
特征属性数量(M)	33
叶子节点所含样本的最小数	1
决策树深度	0

实验选取加州大学欧文分校机器学习库,即 UCI 机器学习数据库的两种不平衡数据集作为试验数据集,包括 Haberman、Yeast 与 Arrhythmia 数据集。评价指标包括 $F1$ 值与曲线下面积(AUC, area under the curve)值。各个数据集经过不同算法处理后的 $F1$ 值与 AUC 值如表 2 所示。由表 2 可知,相比于传统的 RF 算法与基于 SMOTE 的 RF 算法,研究所提的基于 HD-SMOTE 的改进 RF 算法均取得了最优结果。其中,在 Haberman 数据集上,HD-SMOTE-RF 算法的 $F1$ 值高达 86.46%,相比于 RF 算法与 SMOTE-RF 算法分别提升了 8.39%、4.24%。同时,该算法的 AUC 值高达 0.9468,相比于其余两种算法分别提升了 0.0739、0.0492。在 Yeast 数据集上,HD-SMOTE-RF 算法的 $F1$ 值高达 92.08%,相比于 RF 算法与 SMOTE-RF 算法分别提升了 32.64%、20.81%。同时,该算法的 AUC 值高达 0.9593,相比于其余两种算法分别提升了 0.0367、0.0218。在 Arrhythmia 数据集上,HD-SMOTE-RF 算法的 $F1$ 值高达 98.01%,相比于 RF 算法与 SMOTE-RF 算法分别提升了 2.05%、1.13%。同时,该算法的 AUC 值高达 0.9328,相比于其余两种算法分别提升了 0.0439、0.0217。说明研究所提算法能够有效提升 RF 算法的分类性能,有助于提升后续的人体姿态识别性能。

表 2 各个数据集经过不同算法处理后的 $F1$ 值与 AUC 值

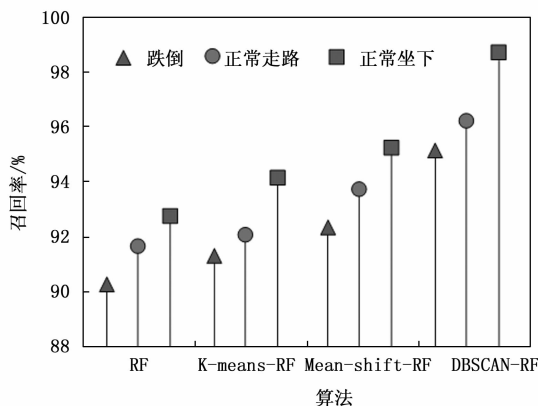
数据集	指标	RF	SMOTE-RF	HD-SMOTE-RF
Haberman	$F1$	78.07%	82.22%	86.46%
	AUC	0.872 9	0.897 6	0.946 8
Yeast	$F1$	59.44%	71.27%	92.08%
	AUC	0.922 6	0.937 5	0.959 3
Arrhythmia	$F1$	95.96%	96.88%	98.01%
	AUC	0.888 9	0.9111	0.932 8

为验证基于 DBSCAN-RF 的人体姿态识别算法的性能

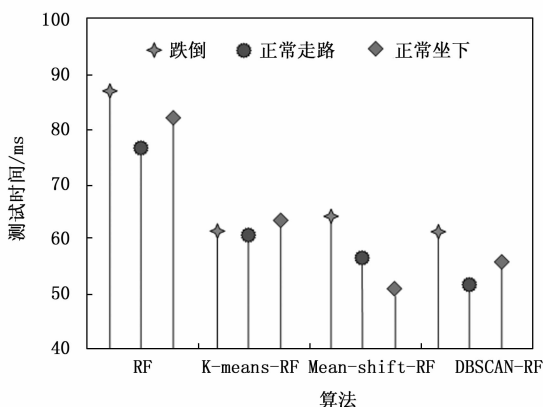
优势,研究继续选用传统的 RF 算法、K 均值随机森林(K-means-RF, k-means random forest)以及均值漂移随机森林(Mean-shift-RF, mean-shift random forest)算法与之进行实验对比。同时选取召回率以及推理每条数据的平均时间即测试时间作为性能评价指标。研究选用跌倒、正常走路以及正常坐下时的人体姿态作为实验对象。不同算法对不同人体姿态的识别召回率以及测试时间如图 5 所示。由图 5 (a) 可知,在不同的人体姿态下,DBSCAN-RF 算法的识别召回率均优于其余 3 种模型。其中该模型在正常坐下时的召回率最高达到了 98.64%,相比于传统的 RF 算法、K-means-RF 以及 Mean-shift-RF 算法,其数值分别增加了 6.37%、4.28%、3.95%。同时,DBSCAN-RF 算法对跌倒与正常走路的识别召回率分别高达 95.31%、96.48%。由图 5 (b) 可知,DBSCAN-RF 算法的测试时间均低于 62 ms,其在识别正常走路时的测试时间最低仅为 51.09ms,相比于其余 3 种算法分别减少了 26.11 ms、10.84 ms、5.39 ms。同时,可以看到,传统的 RF 算法的测试时间最高,其最高测试时间达到了 88.24 ms。而 Mean-shift-RF 算法的整体测试时间相对较低,其对正常坐下姿态的测试时间仅为 51.36 ms。但总体而言,DBSCAN-RF 算法的测试时间仍然明显优于其余 3 种算法。说明基于 DBSCAN-RF 的人体姿态识别算法具有更优异的识别性能。

研究继续采用受试者工作特征曲线(ROC, receiver operating characteristic curve)以及 RF 分类器使用 bootstrap 聚合进行训练时,每个枝的 out-of-bag (OOB) 错误作为评价指标,以验证 DBSCAN-RF 算法的有效性。同时选用 RF 算法以及 Mean-shift-RF 算法与之进行性能对比。不同算法的 ROC 曲线以及 OOB 曲线如图 6 所示。由图 6 (a) 可知,DBSCAN-RF 算法的 AUC 值明显大于其余两种算法,其 AUC 值高达 0.842。而 RF 算法与 Mean-shift-RF 算法的 AUC 值分别为 0.713、0.801,相比于 DBSCAN-RF 算法,其数值分别降低了 0.129、0.041。由图 6 (b) 可知,DBSCAN-RF 算法的 OOB 值明显低于其余算法,其 OOB 曲线最终收敛于 5.32%,相比于 RF 算法与 Mean-shift-RF 算法分别降低了 2.37%、1.93%。说明 DBSCAN-RF 算法在人体姿态识别中具有更好的准确性以及更优的泛化能力,能够更好地适应新的数据。

研究进一步验证基于 DBSCAN-RF 的人体姿态识别算法的识别有效性,采用混淆矩阵进行识别性能评价。选用的测试数据中的人体姿态包括跌倒、走平路、上楼梯、下楼梯、坐下。同时选用基于 K-means-RF 的人体姿态识别算法与之进行混淆矩阵实验对比。不同算法的识别结果混淆矩阵如图 7 所示。由图 7 可知,基于 DBSCAN-RF 的人体姿态识别算法的识别准确率明显优于基于 K-means-RF 的人体姿态识别算法,其误判率仅为 3.26%。而基于 K-means-RF 的人体姿态识别算法的误判率为 5.91%。说明基于 DBSCAN-RF 的人体姿态识别算法具有更优异的识别性能以及更好的姿态分类性能。



(a) 不同算法的召回率



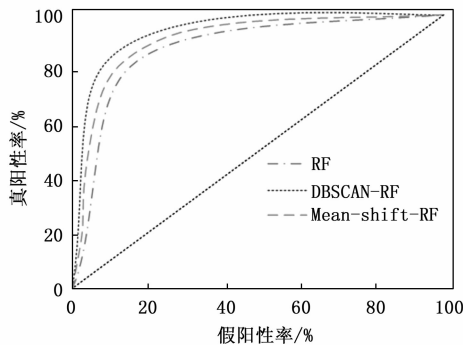
(b) 不同算法的测试时间

图 5 不同算法对不同人体姿态的识别召回率以及测试时间

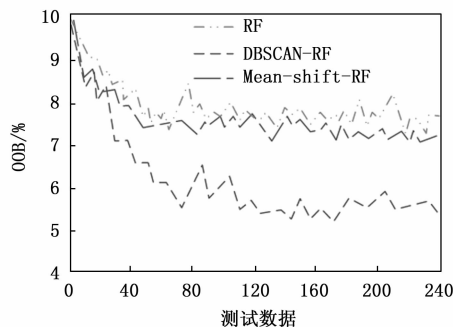
研究继续验证该算法对立定跳远动作的识别与智能评估。实验选择了两个待评估的人员来模仿标准姿态进行立定跳远评估。实验将整个过程分为 10 个关键帧，并从中提取了关键的骨骼关键点，通过计算待评估姿态与标准姿态的总体相关系数，以获得动作得分。具体的实验结果如图 8 所示。由图 8 (a) 可知，在第 4 帧中，测试者 1 和测试者 2 的关键特征姿态都相近，因此最终得分也相近。在第六帧中，测试者 2 在第 6 帧的动作中手肘未打直，并且整体动作与标准动作差距较大，动作规范程度远低于测试者 1。从图 8 (b) 中可以看出，基于 DBSCAN-RF 的人体姿态识别算法所测的得分中，在第四帧的得分中，测试者 1 的得分与测试者 2 相近，均在 75 分左右。而在第六帧时，测试者 1 的得分高达 96.5 分，而测试者 2 的得分仅为 77.3 分，这与实际情况相符。说明研究所提方法可以准确评估立定跳远待测人员的姿态，具有良好的实际应用效果。

4 结束语

人体姿态识别技术广泛应用于生活的方方面面，在智能运动训练中离不开这一技术的支持。为了进一步提高人体姿态识别技术的性能，研究引入了一种基于 DBSCAN-RF 的人体姿态识别算法，其将 DBSCAN 聚类算法与基于 HD-SMOTE 的随机森林算法相结合，以提高识别的准确性和效

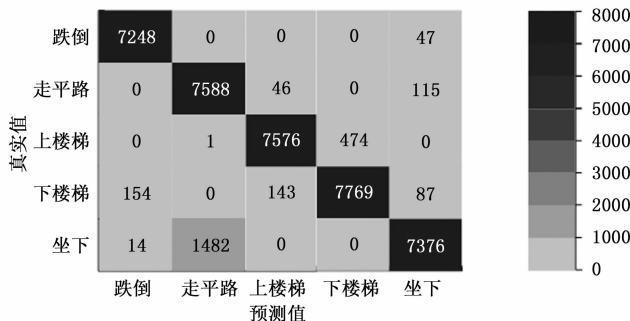


(a) 不同算法的 ROC 曲线

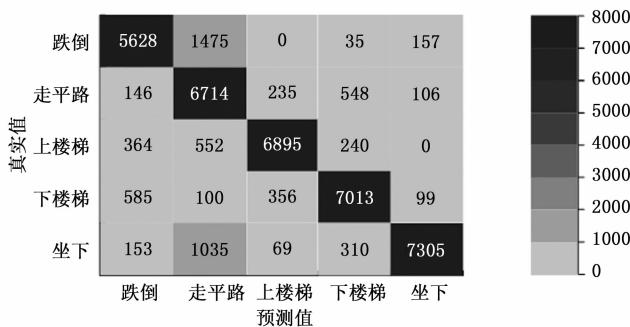


(b) 不同算法的 OOB 值

图 6 不同算法的 ROC 曲线以及 OOB 曲线



(a) DBSCAN-RF 算法的混淆矩阵



(b) K-means-RF 算法的混淆矩阵

图 7 不同算法的识别结果混淆矩阵

率。实验结果显示，在 Haberman 数据集上，HD-SMOTE-RF 算法相比于其余两种算法，其 F1 值提高了 8.39% 和 4.24%，AUC 值提高了 0.0739 和 0.0492。在 Yeast 数据集上，相较于 RF 算法和 SMOTE-RF 算法，HD-SMOTE-RF 算法的 F1 值提高了 32.64% 和 20.81%，AUC 值提高了 0.0367

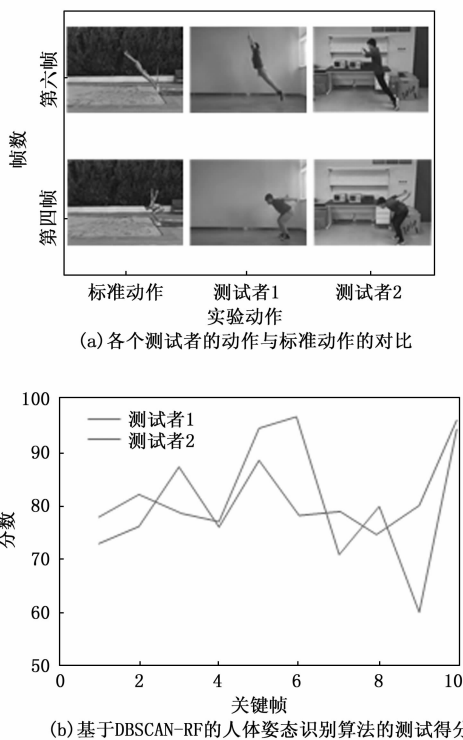


图8 不同测试者的立定跳远动作评估结果

和0.0218。在 Arrhythmia 数据集上, HD-SMOTE-RF 算法的 F1 值和 AUC 值也高于 RF 算法和 SMOTE-RF 算法。在验证 DBSCAN-RF 算法的有效性实验中, DBSCAN-RF 算法在识别正常走路姿态时的测试时间最低仅为 51.09 ms, 这一表现相比其他 3 种算法分别减少了 26.11 ms、10.84 ms、5.39 ms。这一数据强有力地证明了 DBSCAN-RF 算法在姿态识别速度上的优越性。而传统的 RF 算法的测试时间最高, 其最高测试时间达到了 88.24 ms, 进一步凸显了 DBSCAN-RF 算法的高效性。此外, DBSCAN-RF 算法在正常坐下姿态的测试时间仅为 51.36 ms。同时, DBSCAN-RF 算法的 AUC 值明显优于其余两种算法, 其 AUC 值高达 0.842, 这一数据进一步证明了该算法的准确性和可靠性。在混淆矩阵测试结果中, 基于 DBSCAN-RF 的人体姿态识别算法的识别准确率明显优于基于 K-means-RF 的人体姿态识别算法, 其误判率仅为 3.26%。而基于 K-means-RF 的人体姿态识别算法的误判率为 5.91%, 这一数据进一步凸显了 DBSCAN-RF 算法的优越性。虽然 DBSCAN-RF 算法在人体姿态识别方面表现出色, 但研究采用的人体姿态种类数量有限。而实际生活中的人体姿态识别的种类较为复杂, 因此后续研究可对其加以细化, 实现精细的姿态识别, 且在未来的实际应用中发挥更大的潜力。

参考文献:

- [1] 郑毅, 宋贺良, 王克强. 基于 SVM 的人体姿态识别技术研究 [J]. 传感技术学报, 2023, 36 (3): 462-468.
- [2] 李志哈, 刘银华, 谢锐康, 等. 基于关节运动估计的人体行为识别 [J]. 电子测量技术, 2022, 45 (24): 153-160.

- [3] 周升儒, 陈志刚, 邓伊琴. 基于 PoseC3D 的网球动作识别及评价方法 [J]. 计算机工程与科学, 2023, 45 (1): 95-103.
- [4] WANG J, SUN K, CHENG T, et al. Deep high-resolution representation learning for visual recognition [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2020, 43 (10): 3349-3364.
- [5] 孙坚, 胡鹏程. 单点测量数据多模态时序图像框架对人体跌倒姿态的鉴别 [J]. 电子测量技术, 2023, 46 (11): 83-89.
- [6] 尹继尧, 周琳, 李强, 等. 基于轻量化二维人体姿态估计的小样本动作识别算法 [J]. 广西科学, 2022, 29 (4): 700-707.
- [7] ZHENG C, WU W, CHEN C, et al. Deep learning-based human pose estimation: A survey [J]. ACM Computing Surveys, 2023, 56 (1): 1-37.
- [8] 程淑红, 谢文锐, 张典范, 等. 基于多算法融合的跌倒行为识别 [J]. 计量学报, 2022, 43 (1): 107-113.
- [9] 刘耀, 焦双健. ST-GCN 在建筑工人不安全动作识别中的应用 [J]. 中国安全科学学报, 2022, 32 (4): 30-35.
- [10] ZHOU X, LIANG W, KEVIN I, et al. Deep-learning-enhanced human activity recognition for Internet of healthcare things [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7 (7): 6429-6438.
- [11] 王沐晴, 张磊, 范秀敏, 等. VR 外设驱动的虚拟人姿态优化仿真方法 [J]. 系统仿真学报, 2022, 34 (6): 1296-1303.
- [12] LI M, CHEN S, CHEN X, et al. Symbiotic graph neural networks for 3d skeleton-based human action recognition and motion prediction [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2021, 44 (6): 3316-3333.
- [13] 韩锐, 黄泽帆. 基于人体姿态动态特征的跌倒行为识别方法 [J]. 湖南大学学报 (自然科学版), 2020, 47 (12): 69-76.
- [14] RAMANUJAM E, PERUMALI T, PADMAVATHI S. Human activity recognition with smartphone and wearable sensors using deep learning techniques: A review [J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21 (12): 13029-13040.
- [15] 张华, 陈来. 基于最近邻特定点的人体运动姿态特征点标定识别方法 [J]. 激光杂志, 2021, 42 (4): 183-186.
- [16] MULLA G A A, DEMİR Y, HASSAN M. Combination of PCA with SMOTE oversampling for classification of high-dimensional imbalanced data [J]. Bitlis Eren üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi, 2021, 10 (3): 858-869.
- [17] DUDJAK M, MARTINOVIC G. In-depth performance analysis of smote-based oversampling algorithms in binary classification [J]. International journal of electrical and computer engineering systems, 2020, 11 (1): 13-23.
- [18] 刘杰, 刘吉凯, 安晶晶, 等. 基于时序 Landsat 8 OLI 多特征与随机森林算法的作物精细分类研究 [J]. 干旱地区农业研究, 2020, 38 (3): 281-288.
- [19] 曾胜强, 李琳. 基于姿态校正与姿态融合的 2D/3D 骨架动作识别方法 [J]. 计算机应用研究, 2022, 39 (3): 900-905.
- [20] BEDDIAR D R, NINI B, SABOKROU M, et al. Vision-based human activity recognition: a survey [J]. Multimedia Tools and Applications, 2020, 79 (41-42): 30509-30555.