

9-25-2023

Fall Detection Method of Digital Sequence Based on Fusion Strategy

Riming Sun

School of Science, Dalian Jiaotong University, Dalian 116028, China, sunriming78@126.com

Hu Guo

Software Technology Institute, Dalian Jiaotong University, Dalian 116028, China

Li Zou

Software Technology Institute, Dalian Jiaotong University, Dalian 116028, China

Jiaqi Mao

School of Science, Dalian Jiaotong University, Dalian 116028, China

See next page for additional authors

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation. For more information, please contact xtfzxb@126.com.

Fall Detection Method of Digital Sequence Based on Fusion Strategy

Abstract

Abstract: Falls have become the primary cause of disability due to injury for the elderly. Timely and accurate warning of fall events is an important link to rescue work. In order to improve the accuracy of fall detection, a fall detection method based on a fusion strategy is proposed, which considers both the integrity of high-dimensional digital sequences and the specificity of different dimensions. The input digital sequences obtained from the wrist portable sensor are processed by window segmentation according to the saliency of resultant acceleration, so as to ensure the timing of the data and improve the identifiability of the fall information. The features of air pressure difference and body temperature are introduced to formulate a normalized digital sequence with nine-axis characteristics and explore more information related to fall detection. According to the regression classification results of gradient boosting decision tree (GBDT) and random forest (RF) in ensemble learning, the fusion strategy is considered to obtain the classification identification of whether fall events have happened. Experimental results illustrate that the proposed method achieves higher accuracy of fall detection than the GBDT model and the RF model on self-testing data. Moreover, the proposed fusion strategy also achieves an excellent accuracy of fall detection in the UR Fall and UMA Fall public datasets, validating the effectiveness and generalization of the proposed method.

Keywords

fall detection, ensemble learning, fusion strategy, gradient boosting decision tree, random forest

Authors

Riming Sun, Hu Guo, Li Zou, Jiaqi Mao, and Shengfa Wang

Recommended Citation

Sun Riming, Guo Hu, Zou Li, et al. Fall Detection Method of Digital Sequence Based on Fusion Strategy[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(9): 2045-2053.

融合决策下的数字序列跌倒检测方法

孙日明¹, 郭虎², 邹丽², 毛佳奇¹, 王胜法³

(1. 大连交通大学 理学院, 辽宁 大连 116028; 2. 大连交通大学 软件学院, 辽宁 大连 116028;
3. 大连理工大学 国际信息与软件学院, 辽宁 大连 116620)

摘要: 跌倒已成为老年人因伤致残的首要原因, 及时准确地对跌倒事件示警是救助工作中非常重要的一环。为提高跌倒检测的准确率, 提出了一种兼顾高维数字序列整体性和不同维度特异性的融合决策下的跌倒检测方法。对获取于手腕便携式传感器的输入数字序列根据合加速度的显著性进行窗口分割, 保证数据时序性的同时提高跌倒信息的可辨识度。引入气压差字段和体温字段, 建立具有九轴特征的归一化数字序列, 探索更多与跌倒检测相关的信息。根据集成学习中具有互补性的梯度提升决策树(*gradient boosting decision tree, GBDT*)模型和随机森林(*random forest, RF*)模型的回归分类结果进行融合决策, 得出跌倒事件是否发生的分类判别。实验结果显示, 本文方法在自测数据上具有比单一采用 GBDT 模型和 RF 模型更高的跌倒检测准确率, 在 UR Fall 和 UMA Fall 公开数据集上, 文中提出的融合策略同样具有优异的跌倒检测准确率, 说明了该方法的有效性和泛化能力。

关键词: 跌倒检测; 集成学习; 融合决策; 梯度提升决策树; 随机森林

中图分类号: TP319 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X(2023)09-2045-09

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.22-1429

引用格式: 孙日明, 郭虎, 邹丽, 等. 融合决策下的数字序列跌倒检测方法[J]. 系统仿真学报, 2023, 35(9): 2045-2053.

Reference format: Sun Riming, Guo Hu, Zou Li, et al. Fall Detection Method of Digital Sequence Based on Fusion Strategy[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(9): 2045-2053.

Fall Detection Method of Digital Sequence Based on Fusion Strategy

Sun Riming¹, Guo Hu², Zou Li², Mao Jiaqi¹, Wang Shengfa³

(1. School of Science, Dalian Jiaotong University, Dalian 116028, China; 2. Software Technology Institute, Dalian Jiaotong University, Dalian 116028, China; 3. International School of Information and Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116620, China)

Abstract: Falls have become the primary cause of disability due to injury for the elderly. Timely and accurate warning of fall events is an important link to rescue work. In order to improve the accuracy of fall detection, a fall detection method based on a fusion strategy is proposed, which considers both the integrity of high-dimensional digital sequences and the specificity of different dimensions. The input digital sequences obtained from the wrist portable sensor are processed by window segmentation according to the saliency of resultant acceleration, so as to ensure the timing of the data and improve the identifiability of the fall information. The features of air pressure difference and body temperature are introduced to formulate a normalized digital sequence with nine-axis characteristics and explore more information related to fall detection. According to the regression classification results of gradient boosting decision tree (GBDT) and random forest (RF) in ensemble learning, the fusion strategy is considered to obtain the classification identification of whether fall events have happened. Experimental

收稿日期: 2022-11-26

修回日期: 2023-02-12

基金项目: 国家重点研发计划(2020YFB1709402); 国家自然科学基金(52005071, 11801056, 61772104)

第一作者: 孙日明(1978-), 女, 副教授, 博士, 研究方向为图形图像处理等方法等。E-mail: sunriming78@126.com

results illustrate that the proposed method achieves higher accuracy of fall detection than the GBDT model and the RF model on self-testing data. Moreover, the proposed fusion strategy also achieves an excellent accuracy of fall detection in the UR Fall and UMA Fall public datasets, validating the effectiveness and generalization of the proposed method.

Keywords: fall detection; ensemble learning; fusion strategy; gradient boosting decision tree; random forest

0 引言

随着中国社会人口老龄化的加快, 劳动力缺乏, 老龄化与监护资源不足之间的矛盾日趋凸显。据中国卫生部公布的《老年人跌倒干预技术指南》, 跌倒是我国伤害死亡的第四大因素, 跌倒已成为我国 65 岁及以上老年人因伤致残的首要原因^[1]。因此, 通过智能设备及时准确地检测老年人是否跌倒十分重要, 不仅可以第一时间向监护人员发出警报, 寻求帮助, 降低跌倒带来的伤害, 同时可以节约社会公共医疗资源, 减轻家庭子女负担。

近十年来, 国内外研究学者在跌倒检测算法方面已经开展了许多工作。根据使用数据的不同大致可以分为基于图像序列的方法和基于数字序列的方法。基于图像序列的方法^[2-5]主要通过摄像机获取被监护者的实时动态图像序列, 利用背景分离、轮廓检测^[2]等动态图像处理技术分析被监护者身体头部、肩部、躯干等关键部位的突发性变化轨迹, 完成跌倒是否发生的判断。随着计算机性能的提升, 研究人员已经将深度学习^[3]引入跌倒检测中, 以提高跌倒检测的准确性。文献[4]提出改进 FSSD (feature fusion single shot multibox detector) 方法在公开数据集 (UR Fall Detection Dataset) 上检测精度可以达到 95.1%。为克服光照不均等因素, 文献[5]提出了融合运动特征的 CNN (convolutional neural network) 跌倒检测方法, 在一定程度上鲁棒了跌倒检测的准确性。这类基于图像序列的方法一般适用于固定区域的监控, 对不同区域需要安装多个监控设备, 安装成本高, 对可见光敏感度高, 也容易泄露被监护人的隐私。加入深度信息的 RGB-D 图像序列跌倒检测方法也

是该类方法的一个分支, 由于深度图像的加入, 整个架构的复杂性会增加, 同时大量噪声的引入也是亟待解决的问题。

基于数字序列的方法^[6-17]是通过传感器获取的数据信息进行分析进而判断跌倒事件是否发生的一类方法, 主要包括环境传感器和穿戴式传感器两种情况。基于环境传感器的方法^[6]虽然能够避免被监测人的隐私泄露且不受光照条件影响, 但是该方式布置成本较高且准确率较低。基于穿戴式传感器的跌倒检测方法主要是通过佩戴在身体四肢、躯干等部位^[7], 或者内置于智能手机的三轴加速度传感器或陀螺仪等传感器^[8]对获取于各种状态下的运动加速度和姿态角等数据联合分析来判断被监测者是否跌倒的。该类方法成本低廉、受环境因素影响小, 且没有监测区域限制。随着机器学习、深度学习方法在各研究领域的渗透, 结合随机森林 (random forest, RF)^[9], 支持向量机 (support vector machine, SVM)^[10-11], 梯度提升决策树 (gradient boosting decision tree, GBDT)^[12-13], 神经网络^[14]的数字序列检测方法大幅提升了跌倒检测的准确性和鲁棒性。近来, 采用对多维特征整合^[15], 多类学习方法融合决策^[7], 泛化能力检验^[16]是跌倒检测的主要研究方向。

传统检测方法对高维数据处理时, 常发生误检、漏检等现象, 采用机器学习方法可以在不同维度下探究数据中的内蕴规律, 极大地提高检测的准确性。集成学习作为机器学习的一个重要分支, 通过将多个学习器联合来获得比单一学习器更加显著的泛化性能, 主要包括 Boosting 和 Bagging 两类方法。其中, Boosting 类方法主要是自适应递归式地学习新的弱学习器, 通过学习的

积累提升整体能力, 以GBDT为代表。而Bagging类方法主要是通过相互独立地并行训练弱学习器, 并按照某种策略将它们组合起来输出分类结果, RF方法是这类方法的典型代表。

为进一步提高数字序列跌倒检测的准确性, 本文提出了一种融合决策下的跌倒检测方法, 把集成方法中具有互补性的两种模型(GBDT模型和RF模型)的分类结果进行联合分析, 得出融合决策结果。同时, 为凸显输入数字序列的跌倒信息, 本文根据合加速度的显著性对输入数据进行窗口分割并归一化, 保证输入数据时序性的同时提高跌倒数据的可辨识度。最后, 为探索更多与跌倒相关的信息, 创新性地引入气压差特征和体温特征, 建立九轴特征(三轴加速度、三轴角速度、合位移加速度、气压差和体温), 实现了自测数据集

上对跌倒事件完全准确(100%)地分类判别, 说明了本文方法的有效性。同时, 在UR Fall和UMA Fall公开数据集上的实验结果显示新方法同样具有比单一采用RF模型和GBDT模型更高的跌倒检测准确率, 说明了新方法的泛化能力。

1 方法

本文提出的融合决策下的跌倒检测方法是基于手腕便携式传感器获取的高维数字序列 $\{X_t\}$ 的。这里, $X_t=(x_{t1}, x_{t2}, \dots, x_{tm})$ 表示 t 时刻的数据, x_{ti} 表示 t 时刻第 i 个特征值(三轴加速度、三轴角速度、温度、气压)。新方法通过数据集建立、特征提取、模型建立及模型融合对跌倒事件是否发生进行判断, 兼顾了高维数字序列 $\{X_t\}$ 的整体性和不同维度上的特殊性, 具体流程如图1所示。

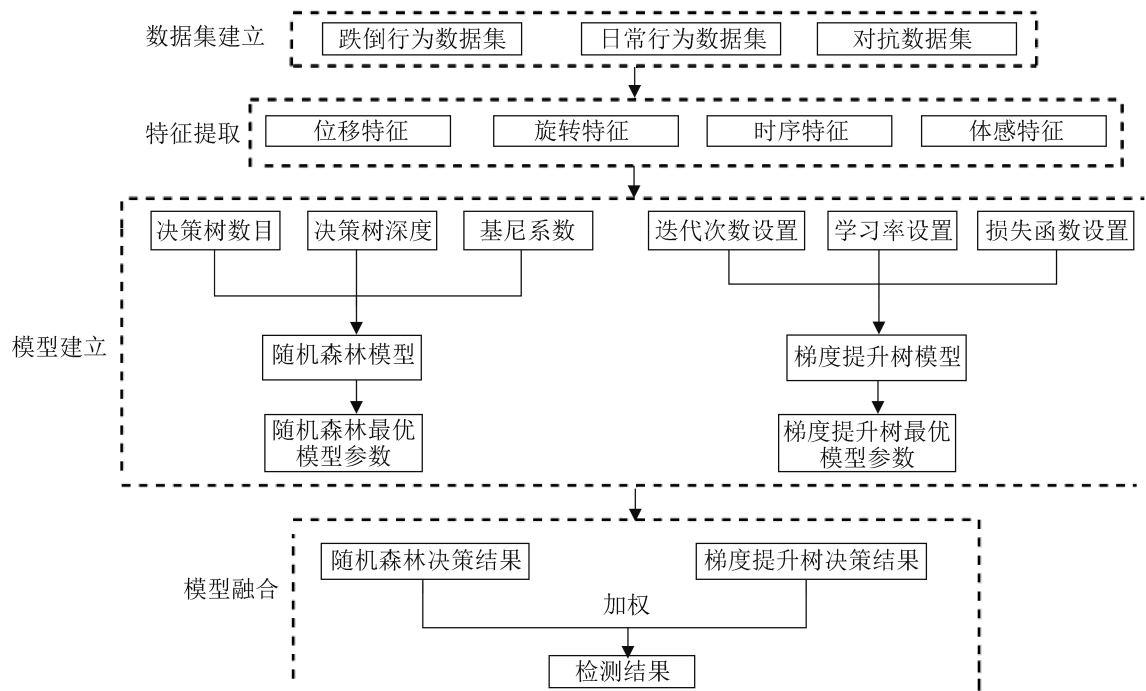


图1 新方法流程图

Fig. 1 Flow of new method

1.1 数据集建立

为提高跌倒检测的准确率, 在数据集的构建上, 本文不仅输入跌倒数据和日常行为数据, 也加入了大量容易被误检的对抗数据, 保证模型训

练的完备性。

跌倒数据中包含站姿前向、后向、左向、右向跌倒, 坐姿前向、后向、左向、右向跌倒, 走路绊倒前向、后向、左向、右向跌倒, 走路滑倒

前向、后向、左向、右向跌倒，走路看手机跌倒共17个跌倒动作。日常行为数据收集包含行走、慢跑、快跑、上(下)楼梯、座椅站起、座椅坐下、站立静止、坐姿静止、卧姿坐起、站姿下蹲、下蹲站起共12个日常动作。对抗数据包含打羽毛球、打篮球、踢毽子等剧烈运动数据。

同时，为提高跌倒数据的可辨识度，借鉴文献[17]中的自适应窗口分割策略，根据位移合加速度最大值对应的时间点为参考点 t_c 确定窗口位置，构建归一化数据集(每条250组(50组为1s))。 t_c 的计算公式为

$$t_c = \arg \max_t \sqrt{a_{ix}^2 + a_{iy}^2 + a_{iz}^2} \quad (1)$$

式中： a_{ix} 、 a_{iy} 和 a_{iz} 分别为 x 、 y 、 z 轴方向的位移加速度。对于跌倒数据部分，本文采用合加速度最大值点的前50组至后200组的窗口分割方式进行数据归一化。对于日常数据部分和对抗数据部分，采用随机方式直接提取日常数据中连续250组(5s)构建归一化数字序列。

1.2 特征提取

如何描述跌倒行为是跌倒检测方法的核心问题。2011年，文献[18]通过实时监测被观察者的三轴加速度值及角度变化给出了跌倒事件是否发生的判别，并且通过仿真实验验证了这两类特征在敏感度和特异性上的优越性。本文也将这两类特征列入九轴特征中，分别定义为位移特征(三轴加速度 (a_{ix}, a_{iy}, a_{iz}))和旋转特征(三轴角速度 $(\theta_{ix}, \theta_{iy}, \theta_{iz})$)，并且在位移特征中加入合加速度特征 a_i 扩展特征总量：

$$a_i = \sqrt{a_{ix}^2 + a_{iy}^2 + a_{iz}^2} \quad (2)$$

跌倒事件发生时，由于身体位姿的加剧变化，可穿戴设备的位置也将发生相应变化，气压差能够间接反映这一剧烈的位姿改变。因此，本文创新性地引入了一个新的时序特征(气压差 dp)来探索更多跌倒检测相关判别依据。这里，气压差 dp 的定义为

$$dp = \frac{p(t+1) - p(t)}{\Delta t} \quad (3)$$

式中： $p(t)$ 为 t 时刻的气压。

体温变化不仅可以反映被监测人是否佩戴设备，同时作为人体的一个生命表征，也能够反映被监测人是否遭遇突发事件。因此，本文最后引入了这个体感特征(体温 T_t)来完整表述跌倒事件。综上，本文共引入了4类特征(位移特征，旋转特征，时序特征和体感特征)共9个字段的数字序列 $\{F_t | F_t = (a_{ix}, a_{iy}, a_{iz}, \theta_{ix}, \theta_{iy}, \theta_{iz}, a_i, dp, T_t)\}$ 来描述跌倒行为。

1.3 模型建立

根据1.1和1.2小节，建立具有归一化特征的数据集(每条数据250组，每组9个特征)，并将数据集分成两个部分：训练集(75%)和测试集(25%)。训练集用于获取GBDT模型和RF模型的最优模型参数，测试集用于模型检测。

1.3.1 GBDT模型建立

GBDT模型遵从前向分布，每次迭代会生成一个新的决策树 $f_m(x)$ 去拟合前一棵决策树 $f_{m-1}(x)$ 的残差 $r_{im}(x)$ ，从而自适应地构建准确性更高的学习模型，其模型为

$$f_m(x) = f_{m-1}(x) + \sum_{j=1}^M c_{mj} I(x \in R_{mj}) \quad (4)$$

$$r_{im}(x) = - \frac{\partial L(y_i, f(x_i))}{\partial f(x_i)} \Big|_{f(x)=f_{m-1}(x)} \quad (5)$$

$$c_{mj} = \arg \min_{x_i \in R_{mj}} \sum L(y_i, f_{m-1}(x_i + c) + \gamma r_{im}) \quad (6)$$

式中： $f_m(x)$ 为GBDT模型生成的第 m 棵回归树； $I(x)$ 为指示函数； M 为当前子区域的个数； y_i 为输入 x_i 对应的真实值； c_{mj} 为第 m 棵树第 j 个子区域的最佳拟合值。

GBDT模型的建立主要包括损失函数 $L(\cdot)$ ，迭代次数和学习率 γ 等模型参数的设置。在本文中采用方差来设计损失函数 $L(y, f(x))$ ，客观评价决策的准确性，它的表达式为

$$L(y, f(x)) = \sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^2 \quad (7)$$

同时, 为防止模型训练的过拟合和欠拟合现象, 兼顾收敛性和收敛效率, 本文通过仿真实验选取迭代次数为100, 学习率为0.01。

1.3.2 RF模型建立

随机森林方法通过相互独立地并行训练多个弱分类器(自顶向下递归分割), 并依据这些分类器输出类别的众数作为分类结果输出。本文选用基尼系数来评价信息增益用于递归分割依据, 基尼系数 G_i 的表达式为

$$G_i = 1 - \sum_{j=1}^k p^2(j/t) \quad (8)$$

式中: j 为当前跌倒特征的序号; k 为总跌倒特征; $p(j/t)$ 为跌倒特征 j 在节点 t 上的概率。

RF模型的建立主要包括决策树数量和决策树深度两个参数的设置。决策树数量用于调控随机森林中决策树的个数, 该参数设置得过大或者过小都会导致模型无法拟合训练集和测试集。通过自测数据集上的实验结果, 决策树数量为10, 模型表现最佳。同时, 决策树深度用于调控每棵决策树的结构复杂程度, 决策树越深, 模型拟合的偏差越小, 相应的拟合成本也越多。在不显著影响跌倒检测准确率的情况下, 实验结果显示, 该参数设置为3, 能够达到最好的检测效率。

1.4 模型融合

GBDT模型和RF模型分别从输入数字序列的整体特征和随机组合特征两个方面对跌倒事件是否发生进行分类回归判别。为兼顾数字序列的整体性表述和不同维度特异性表述, 提高跌倒检测的准确率, 本文采用加权组合方式对两个模型的回归结果进行融合, 最终的检测结果可以表述为

$$f(\mathbf{X}) = \alpha f_{\text{GBDT}}(\mathbf{X}) + (1 - \alpha) f_{\text{RF}}(\mathbf{X}) \quad (9)$$

式中: $f_{\text{GBDT}}(\mathbf{X}) \in [0, 1]$ 和 $f_{\text{RF}}(\mathbf{X}) \in [0, 1]$ 分别为GBDT模型和RF模型对归一化特征序列 $\mathbf{X} \in \{F_i\}$ 的回归结果; $\alpha \in (0, 1)$ 为权值, 用于调节两个模型对最终

结果的贡献程度。实验结果显示, $\alpha = 0.3$ 时, 本文方法关于跌倒检测准确率取得最好结果。

2 实验结果及分析

本文以64位Windows 10系统, Intel(R) Core(TM) i5-7300HQ CPU @ 2.70 GHz处理器, 16 GB内存为实验硬件环境, 采用Anaconda, Python 3.6, Scikit-learn 0.24.2为软环境搭建学习模型以验证融合决策跌倒检测方法的有效性和泛化能力。

2.1 数据集

实验数据集包括公开数据集(UMA FALL和UR FALL)和自测数据集。其中自测数据集中包含采集得到的跌倒数据样本5351条(包含站姿跌倒、坐姿跌倒、走路跌倒、走路滑倒等情况的序列数据), 日常数据样本3132条(行走、跑步以及跳跃等日常动作)和对抗数据样本1606条(打羽毛球、打篮球等)。

2.2 评价指标

除了用于描述判断正确样本占总样本比例的准确率(accuracy, Acc), 本文还采用敏感度(sensitivity, Se), 特异度(specificity, Sp), 查准率(precision, Prec), F1分数(F1-score, F1)以及接受者操作特征曲线(receiver operating characteristic, ROC)和曲线下面积(area under curve, AUC)指标给出了多种方法分别在三轴(a_{ix}, a_{iy}, a_{iz})、七轴($a_{ix}, a_{iy}, a_{iz}, \theta_{ix}, \theta_{iy}, \theta_{iz}, a_i$)和九轴($a_{ix}, a_{iy}, a_{iz}, \theta_{ix}, \theta_{iy}, \theta_{iz}, a_i, dp, T_i$)下的实验比较结果。这些指标的计算方法为

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (10)$$

$$Se = \frac{TP}{TP + FN} \quad (11)$$

$$Sp = \frac{TN}{TN + FP} \quad (12)$$

$$Prec = \frac{TP}{TP + FP} \quad (13)$$

$$F1 = \frac{2 \cdot Prec \cdot Se}{Prec + Se} \quad (14)$$

式中： TP 表示真阳性，这里指跌倒的样本被检测为跌倒的数量； FP 表示假阳性，这里指未跌倒的样本被检测为跌倒的数量； TN 表示真阴性，这里指未跌倒的样本被检测为未跌倒的数量； FN 表示假阴性，这里指跌倒的样本被检测为未跌倒的数量。考虑在跌倒检测方法的应用背景，通常采用准确率为主，其他指标为辅的方式客观评价跌倒检测方法的有效性。

2.3 实验结果

图2所示实验结果验证了本文提出的融合策略下数字序列跌倒检测方法的有效性。图2(a)~(c)

为采用支持向量机(SVM)模型、长短期记忆网络模型(LSTM)、RF模型、GBDT模型以及本文方法，分别在三轴特征、七轴特征以及九轴特征下的实验比较结果，图2(d)为不同模型在不同维度特征对3000条数据预测的总时间，图2(e)~(g)分别为三轴、七轴以及九轴下不同方法的ROC曲线(AUC指标)。这里，三轴是指特征量为3个(三轴加速度(a_{tx}, a_{ty}, a_{tz}))，七轴是指特征量为7个(三轴加速度(a_{tx}, a_{ty}, a_{tz}))，三轴角速度($\theta_{tx}, \theta_{ty}, \theta_{tz}$)，位移合加速度 a_t ，气压差 dp ，体温 T_t)。

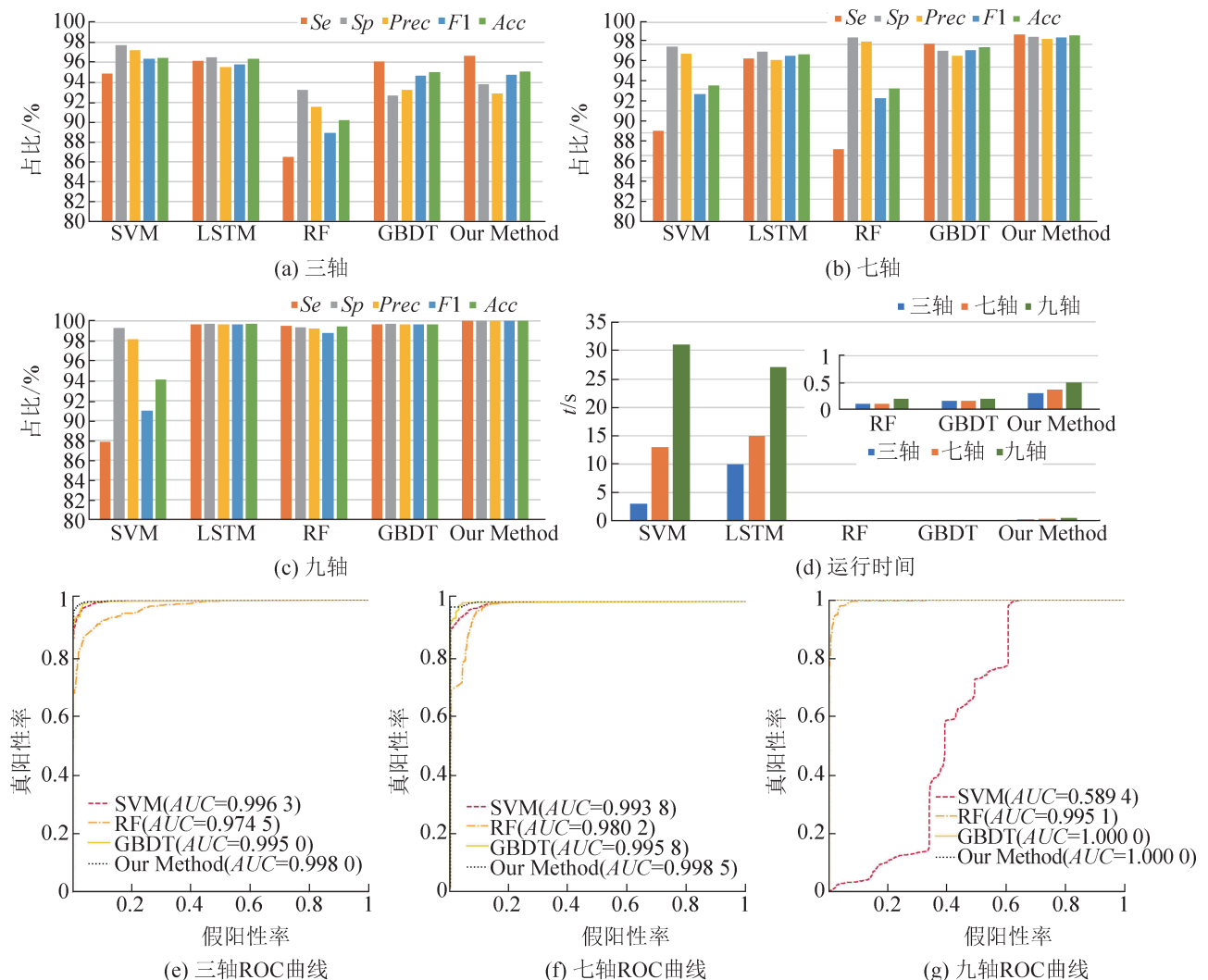


图2 在自测数据集上实验比较结果

Fig. 2 Experimental result comparison on self-testing dataset experiments

由图2(a)~(c)可以看出, 在自测数据集上, 提出的融合策略跌倒检测方法无论在三轴、七轴还是九轴特征下都比单一使用RF方法和GBDT方法具有更高的检测准确率。特别在九轴情况下, 本文方法跌倒检测的准确率达到100%, 充分说明了融合策略方法的有效性。图2(e)~(g)的ROC曲线(AUC指标)显示出融合策略方法在三轴、七轴和九轴特征下较其他方法具有更优异且鲁棒的分类性能。从图2(d)可以看出, 虽然结合了两类集成学习方法进行融合决策, 本文方法在测试集上对3000条数字序列的总体预测时间并不会较单独使用两类方法显著增加, 能够满足实际的应用需求。

为验证三个集成学习方法的泛化能力, 本文在UR FALL公开数据集上进行了关于敏感度(Se)、特异度(Sp)和准确率(Acc)的实验比较。由于UR FALL公开数据集仅包含位移加速度的特征信息且数据量小, 因此, 在该部分实验中, 仅给出RF模型、GBDT模型和新方法在三轴下进行实验比较, 如图3所示。

图3的实验比较结果说明了RF模型、GBDT模型以及本文方法在UR FALL公开数据集上具有很好的泛化能力, 特异度更是达到100%。同时, 本文方法较单独使用RF模型、GBDT模型在跌倒检测的准确性上有较大的提升, 准确率在94%以上, 实验说明了本文方法在UR FALL公开数据集上优异的泛化能力。

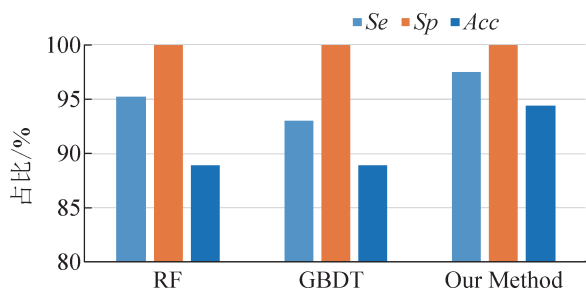


图3 采用三轴特征在UR FALL公开数据集的比较结果
Fig. 3 Results comparison of using triaxial characteristics on UR FALL public dataset

最后, 为进一步验证本文方法的泛化能力, 在UMA FALL公开数据集上与其他方法(SVM、Learn++(KNN)^[19]和Learn++(SVM)^[19])进行了实验比较。由于UMA FALL公开数据集里仅包含位移加速度字段, 为公平起见, 在该部分实验中, RF模型、GBDT模型和新方法都仅采用三轴特征量(a_{ix}, a_{iy}, a_{iz})进行的实验比较, 实验结果如图4所示。

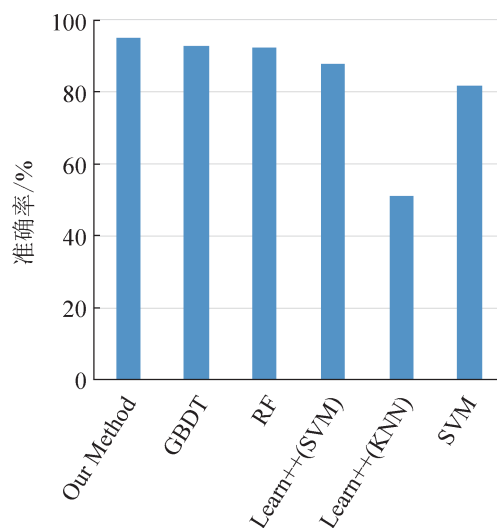


图4 在UMA FALL公开数据集上关于跌倒检测准确率的比较结果

Fig. 4 Result comparison of accuracy of fall detection on UMA FALL public dataset

由图4可以看出, RF模型、GBDT模型以及本文方法在跌倒检测的准确率上较SVM、Learn++(KNN)和Learn++(SVM)方法都有明显地提升。特别是新方法在跌倒检测的准确率达到了最大值, 进一步说明了融合策略的泛化能力。

综上, 本文提出的基于RF模型和GBDT模型的融合决策跌倒检测方法无论在自测数据集还是UR FALL和UMA FALL公开数据集上跌倒检测的各项指标都表现优异, 其有效性和泛化能力能够满足老年人跌倒示警的实际医疗监护需求。

3 结论

本文以老年人跌倒行为为识别为研究对象, 针

对于跌倒已成为老年人因伤致残等问题,引入了气压差字段和体温字段建立了九轴特征的高维数字序列特征。同时,提出了互补融合策略算法兼顾了高维数字序列的整体性和不同维度的特异性,提高了模型在跌倒检测领域的准确率。本文在各个维度的特征下都进行了对比实验,在三轴数据下,本文的融合策略算法比单一的RF算法和单一的GBDT算法在准确率上提高了5个百分点和0.52个百分点。在七轴数据下,本文的融合策略算法比单一的RF算法和单一的GBDT算法在准确率上提高了3.6个百分点和0.9个百分点。在九轴数据下,本文的融合策略算法在自测数据集中准确率达到了100%,说明了融合策略的有效性。同时,在URFALL和UMAFall公开数据集上,本文融合决策算法在准确率上分别提高了7个百分点和4个百分点,说明了融合策略的泛化能力。在后续的研究中将进一步从有效性、实时性和泛化能力3个方面对深度学习模型进行跌倒检测的融合考量,以获取深度学习下兼具鲁棒性和强实效性的跌倒检测方法。

参考文献:

- [1] 彭宇案. 老年人跌倒干预技术指南[J]. 中国实用乡村医生杂志, 2012, 19(8): 1-13.
- [2] Rougier C, Meunier J, St-Arnaud A, et al. Robust Video Surveillance for Fall Detection Based on Human Shape Deformation[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2011, 21(5): 611-622.
- [3] Rubén Delgado-Escañó, Francisco M Castro, Julián R Cózar, et al. A Cross-dataset Deep Learning-based Classifier for People Fall Detection and Identification[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2020, 184: 105265.
- [4] 马露, 裴伟, 朱永英, 等. 基于深度学习的跌倒行为识别[J]. 计算机科学, 2019, 46(9): 106-112.
Ma Lu, Pei Wei, Zhu Yongying, et al. Fall Action Recognition Based on Deep Learning[J]. Computer Science, 2019, 46(9): 106-112.
- [5] 曹建荣, 吕俊杰, 武欣莹, 等. 融合运动特征和深度学习的跌倒检测算法[J]. 计算机应用, 2021, 41(2): 583-589.
Cao Jianrong, Lü Junjie, Wu Xinying, et al. Fall Detection Algorithm Integrating Motion Features and Deep Learning[J]. Journal of Computer Applications, 2021, 41(2): 583-589.
- [6] Tao Shuai, Kudo M, Nonaka H. Privacy-preserved Behavior Analysis and Fall Detection by an Infrared Ceiling Sensor Network[J]. Sensors, 2012, 12(12): 16920-16936.
- [7] 肖巍. 基于智能视觉的人体跌倒检测仿真[J]. 计算机仿真, 2020, 37(4): 410-413, 450.
Xiao Wei. Simulation of Human Fall Detection Based on Intelligent Vision[J]. Computer Simulation, 2020, 37(4): 410-413, 450.
- [8] 王天润, 苏中, 刘宁, 等. 跌倒检测的时频特征提取方法研究[J]. 系统仿真学报, 2019, 31(12): 2600-2605.
Wang Tianrun, Su Zhong, Liu Ning, et al. Research on Extraction Method of Time-frequency Feature of Fall Detection[J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(12): 2600-2605.
- [9] Kim K, Yun G, Park S K, et al. Fall Detection for the Elderly Based on 3-axis Accelerometer and Depth Sensor Fusion with Random Forest Classifier[C]//2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019: 4611-4614.
- [10] 裴利然, 姜萍萍, 颜国正. 基于支持向量机的跌倒检测算法研究[J]. 光学精密工程, 2017, 25(1): 182-187.
Pei Liran, Jiang Pingping, Yan Guozheng. Research on Fall Detection System Based on Support Vector Machine[J]. Optics and Precision Engineering, 2017, 25(1): 182-187.
- [11] 李姜, 郭立红. 基于改进支持向量机的目标威胁估计[J]. 光学精密工程, 2014, 22(5): 1354-1362.
Li Jiang, Guo Lihong. Target Threat Assessment Using Improved SVM[J]. Optics and Precision Engineering, 2014, 22(5): 1354-1362.
- [12] 周徐, 方东旭, 文冰松. 一种基于GBDT机器学习的算法及应用研究[J]. 电信工程技术与标准化, 2019, 32(11): 27-30, 46.
Zhou Xu, Fang Dongxu, Wen Bingsong. Algorithm and Application Based on GBDT Machine Learning[J]. Telecom Engineering Technics and Standardization, 2019, 32(11): 27-30, 46.
- [13] Cai Wenyu, Guo Jiahao, Zhang Meiyuan, et al. GBDT-based Fall Detection with Comprehensive Data from Posture Sensor and Human Skeleton Extraction[J]. Journal of Healthcare Engineering, 2020, 2020: 8887340.
- [14] Chai Xiaoqing, Wu Renjie, Pike M, et al. Smart Wearables with Sensor Fusion for Fall Detection in Firefighting[J]. Sensors, 2021, 21(20): 6770.
- [15] Nahian M J A, Ghosh T, Banna M H A, et al. Towards an Accelerometer-based Elderly Fall Detection System

- Using Cross-disciplinary Time Series Features[J]. IEEE Access, 2021, 9: 39413-39431.
- [16] Alizadeh J, Bogdan M, Classen J, et al. Support Vector Machine Classifiers Show High Generalizability in Automatic Fall Detection in Older Adults[J]. Sensors, 2021, 21(21): 7166.
- [17] Liu Kaichun, Hsieh C Y, Huang H Y, et al. An Analysis of Segmentation Approaches and Window Sizes in Wearable-Based Critical Fall Detection Systems with Machine Learning Models[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(6): 3303-3313.
- [18] Chen Diansheng, Feng Wei, Zhang Yu, et al. A Wearable Wireless Fall Detection System with Accelerators[C]// 2011 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2011: 2259-2263.
- [19] 陶文元. 基于可穿戴传感的人体跌倒行为检测研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2020.
- Tao Wenyuan. Research on Fall Detection Based on Wearable Sensor[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2020.