

# 基于RBF神经网络的跌倒检测算法

刘 勃<sup>1</sup>,孔韦韦<sup>2</sup>,肖家钦<sup>3</sup>,王明伟<sup>4</sup>

(1. 西安邮电大学 研究生院,陕西 西安 710121;

2. 西安邮电大学 计算机学院,陕西 西安 710121;

3. 八〇二台,江西 吉安 343600;

4. 陕西科技大学 电子信息与人工智能学院,陕西 西安 710021)

**摘要:**为了利用便携式可穿戴设备精确监测老年人运动状态,及时识别老年人突发跌倒等意外行为,针对传统算法中阈值设计的经验性、随机性等不足,提出基于径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络的跌倒检测算法。通过分析研究人体日常行为和跌倒动作的运动特征,对人体日常运动状态进行分类。运用部署在人体腰部的三轴加速度传感器采集人体运动状态数据,构建关于加速度均值、标准差、极大值与极小值幅度差和极大值与极小值时间差的组合特征向量,采用梯度下降法进行RBF神经网络训练和优化,通过RBF神经网络分类器实现对日常行为和跌倒动作的识别。实验结果表明:基于RBF神经网络的跌倒检测算法在跌倒和非跌倒的分类识别中,准确率、灵敏度和特异性均保持了较高的水平,达到了较好的分类性能。

**关键词:**跌倒检测;运动特征;分类识别;加速度传感器;RBF神经网络;梯度下降法

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2022)06-0167-06

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2022.06.028

## Fall Detection Algorithm Based on RBF Neural Network

LIU Bo<sup>1</sup>, KONG Wei-wei<sup>2</sup>, XIAO Jia-qin<sup>3</sup>, WANG Ming-wei<sup>4</sup>

(1. Graduate School, Xi'an University of Posts & Telecommunications, Xi'an 710121, China;

2. School of Computer Science & Technology, Xi'an University of Posts & Telecommunications,  
Xi'an 710121, China;

3. 802 Radio Station, Ji'an 343600, China;

4. School of Electronic Information and Artificial Intelligence, Shaanxi University of Science & Technology,  
Xi'an 710021, China)

**Abstract:** In order to make use of portable wearable devices to accurately monitor the movement status of the elderly and promptly identify unexpected behaviors such as sudden falls, a fall detection algorithm based on radial basis function (RBF) neural network is proposed to solve the problems of experience and randomness of threshold design in traditional algorithms. By analyzing and studying the movement characteristics of human daily behavior and falling action, the daily movement status of human body is classified. A triaxial acceleration sensor deployed at the waist is used to collect the motion state data, and a combined feature vector about acceleration mean, variance, amplitude difference between maximum and minimum, and time difference between maximum and minimum is constructed. The gradient descent method is used to train and optimize the RBF neural network, and the fall and daily behavior are recognized by the RBF neural network classifier. It can be found from the results that the algorithm based on RBF neural network maintains high accuracy, sensitivity and specificity in the classification of falls and non-falls, then perfect classification performance can be achieved.

**Key words:** fall detection; movement characteristics; classification recognition; acceleration sensor; RBF neural network; gradient descent method

## 0 引言

国家统计局数据表明,截止2019年年末,中国65

周岁及以上老年人口达到1.76亿,约占全社会总人口的12.6%<sup>[1]</sup>,比2018年增长了0.7个百分点。跌倒是

导致 65 周岁以上老人意外死亡的首要因素<sup>[2]</sup>,而且随着年龄的增长跌倒发生的比例迅速增加<sup>[3]</sup>,跌倒也是造成全球老年人意外伤亡的第二位因素<sup>[4]</sup>。

目前,跌倒检测方法根据使用环境不同分为两类:一类是固定环境场所的跌倒检测方法,另一类是移动环境下的跌倒检测方法。固定环境场所的跌倒检测方法是通过对家庭等固定地点的监测设备采集人体跌倒前后的信息,通常包括视频图像、音频信号和震动数据,运用相关算法实现跌倒检测。视频图像法常见的数据采集设备有摄像机<sup>[5-7]</sup>、红外传感器<sup>[8-9]</sup>以及移动机器人<sup>[10-11]</sup>,音频信号法常见的数据采集设备有声音传感器<sup>[12]</sup>和麦克风<sup>[13]</sup>,震动信号法常见的数据采集设备有压力传感器<sup>[14]</sup>和压电传感器<sup>[15]</sup>。震动信号法经常和音频信号法一起使用<sup>[16]</sup>,此外还有基于无线信道状态信息及 WIFI 信号的跌倒检测方法<sup>[17-18]</sup>。该类方法监测范围有限、易受环境干扰,不宜全面推广。移动环境下的跌倒检测方法最主要的是基于可穿戴的便携式检测设备的跌倒检测方法,该方法常用的传感器有加速度传感器<sup>[19-20]</sup>、陀螺仪<sup>[21]</sup>、压力传感器<sup>[22-23]</sup>,传感器常见的布置位置有腰部、手腕、膝盖、鞋底<sup>[24-25]</sup>,也可多种或多个传感器安放在不同位置<sup>[26]</sup>进行综合检测。基于多传感器的便携式跌倒监测设备,通过多个传感器协同工作从多个角度对跌倒状况进行综合判断。优点是适应性强、精度较高,缺点是能耗大、成本高、系统相对复杂。基于单一传感器的便携式跌倒监测设备,一般使用加速度传感器采集数据,通过特定算法对跌倒状况进行识别判断。优点是能耗小、成本低,缺点是精度相对较低。综上,基于可穿戴传感器的便携式监测设备,应用前景良好。

阈值法和机器学习法是当前最常见的跌倒检测方法。阈值法通过设置多级多类阈值检测是否跌倒,计算相对简单,运算速度较快,对硬件资源要求低,但选取合适的阈值较难。机器学习法通过将传感器采集到的各类数据进行训练,形成跌倒检测模型,运用相关算法进行跌倒分类检测。机器学习模型性能的影响因素是多方面的,主要包括原始数据、特征向量和分类算法。常见的机器学习方法有支持向量机(SVM)、随机森林、决策树、朴素贝叶斯网络、逻辑回归、隐马尔可夫链和超限学习机(ELM)等。人工神经网络自主学习性极强,应对复杂数据能够快速寻找最优解。运用神经网络方法构建分类模型,准确率高、稳定性好,并且低阶神经网络数据计算复杂度相对较低。

该文采用可穿戴式单一传感器采集人体运动状态数据,运用径向基函数(radial basis function, RBF)构建分类模型,判断人体是否处于跌倒状态,检测效果良好。

## 1 神经网络基本原理

MP 模型从逻辑功能器件的角度来描述神经元,是生物神经元信息处理模式的数学简化,奠定了神经网络的理论研究基础。

1988 年 Broomhead 和 Lowe 将径向基函数引入神经网络,形成了 RBF 神经网络<sup>[27]</sup>。RBF 神经网络是一种三层的前馈网络,其基本思想是:利用 RBF 作为隐单元的“基”构成隐含层空间,把低维的输入矢量通过投影变换到高维空间,使原本线性不可分的问题变得线性可分。图 1 为 RBF 神经网络基本结构示意图。

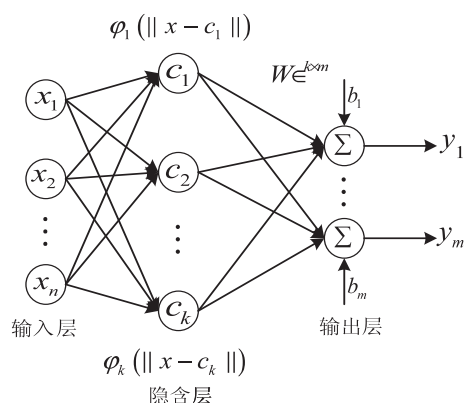


图 1 RBF 神经网络基本结构

由 RBF 构成的隐含层空间,可以将输入矢量直接映射到隐空间,从而不需要通过权联接,因此输入层和隐含层之间的联接权值均为 1。隐含层实现对输入向量的非线性投影,而输出层则负责最后的线性加权求和。RBF 神经网络中待学习优化的参数包括:径向基函数的中心、方差以及隐含层到输出层的联接权值。输出层负责通过线性优化策略来实现对权值的优化,学习速度通常较快;而隐含层则需要采用非线性优化的方法对激活函数的参数进行调整,故其学习速度相对较慢。RBF 神经网络的参数学习方法按照径向基函数中心的选取有不同的类型,主要包括自组织选取法、随机中心法、有监督中心法和正交最小二乘法。RBF 神经网络学习过程主要由两个阶段构成,第一阶段为无监督学习过程,实现隐含层基函数的中心及方差的求解;第二阶段是有监督学习过程,确定隐含层到输出层之间的联接权值。RBF 神经网络属于局部逼近网络,省略了隐含层权值的学习行为,避免了误差在网络中耗时的逐层传递过程,因此该网络的学习收敛速度非常快。和其他神经网络相比,RBF 神经网络可以以任意精度逼近任意的非线性函数,具有最佳逼近性能、分类能力和全局最优特性,而且拓扑结构简单,计算量小,网络的适用性好,可以动态确定网络结构和隐层单元的数据中心和扩展常数,收敛速度快。

径向基函数是一个取值仅依赖于距定点  $c$  距离的实值函数,任意一个满足  $\varphi(x, c) = \varphi(\|x - c\|)$  特

征的函数  $\varphi$  均为径向基函数,简化情况下也可以是到原点的距离,即  $\varphi(x) = \varphi(\|x\|)$ 。采用高斯核函数作为径向基神经网络的基函数,则径向基神经网络隐单元的输出为:

$$\varphi_i(x, c_i) = G(\|x - c_i\|) = \exp(-\frac{1}{2\sigma_i^2} \|x - c_i\|^2)$$

其中,  $\varphi$  为径向基函数,  $x$  为样本,  $c_i$  为核函数第  $i$  个中心点,  $\sigma_i$  为函数第  $i$  个中心点的宽度。核函数中心点的选取十分关键,不恰当的中心位置无法使网络正确反映输入样本空间的实际分布情况,对输入空间不能很好地进行拟合。核函数中心点的宽度控制了函数的径向作用范围,是影响 RBF 神经网络性能的重要因素。当宽度太小时,类间的分界线就会变得比较模糊,就会降低分类精度;当宽度太大时,基函数的覆盖区域就会变得相对较小,从而降低网络的泛化能力。

则 RBF 神经网络的输出为:

$$y_j = \sum_{i=1}^h w_{ij} \exp(-\frac{1}{2\sigma_i^2} \|x_p - c_i\|^2), j = 1, 2, \dots, n$$

其中,  $y_j$  表示 RBF 神经网络的输出,  $x_p$  表示第  $p$  个输入样本,  $c_i$  表示第  $i$  个中心点,  $\sigma_i$  表示函数第  $i$  个中心点的宽度,  $w_{ij}$  表示隐含层神经元  $i$  与输出层神经元  $j$  之间的联接权值系数,  $h$  表示隐含层的节点数,  $n$  是输出的样本数或分类数。

## 2 跌倒检测算法

### 2.1 跌倒特点

通过分析研究人体日常行为和跌倒动作的运动特征,发现人体跌倒过程大致可以分为 3 个阶段。第一阶段,身体重心瞬间失去平衡;第二阶段,身体快速撞击地面;第三阶段,失去意识或轻微翻动,也可能自行站起来或在路人帮助下站起来。在人体跌倒的过程中,人体运动姿态加速度经历了迅速而复杂的规律变化,因此,通过分析人体运动加速度的变化规律,可以判断被监测人是否处于跌倒状态,详细分析见文献[28]。

### 2.2 数据采集

传感器采用的是 ADXL345,它是亚德诺公司生产的三轴加速度传感器,非常适合移动设备应用。该传感器具有分辨率好、灵敏度高、尺寸超小、功耗超低、成本低廉等优点,不但可以测量静态重力加速度,而且可以测量运动或冲击导致的动态加速度,完全可以检测低重力水平上的移动、倾斜、坠落、摇摆等运动状态下的加速度,最大量程可达  $\pm 16g$ ,能够准确测量人体运动姿态数据,而且便于大规模推广使用。

根据人体重心在腰部的这一重要特点,加速度传感器布置在腰部最合适,实际上也最方便。以人体腰

部为坐标原点,建立三维空间坐标系,人体前进方向为  $X$  轴,人体左侧方向为  $Y$  轴,人体竖直向上方向为  $Z$  轴,三轴加速度传感器任意时刻采集的人体运动姿态数据都能够由  $X$ 、 $Y$ 、 $Z$  方向这 3 个正交的向量基来表示。

考虑到老年人行动不便、健康状态和生命安全等实际情况,实验邀请不同身高体形的青年男女学生各 10 人,模拟老年人的日常行为和跌倒过程。实验种类包括行走、跑步、上楼、下楼、跳跃和坐下等 6 种日常活动和向前、向后、向前侧、向后侧等 4 种跌倒动作。在模拟老人跌倒的实验过程中,为降低跌倒动作可能对实验者受到的意外伤害,在地面上铺有 10 厘米厚的防护垫一层。20 人同时模拟同一动作,各自分别做了 20 次实验,共采集日常活动数据 2 400 条,模拟跌倒数据 1 600 条。实验数据记录结果见表 1。

表 1 实验数据

类型	动作	实验次数
日常非跌倒状态	行走	400
	跑步	400
	上楼	400
	下楼	400
	跳跃	400
	坐下	400
跌倒状态	向前	400
	向后	400
	向前侧跌	400
	向后侧跌	400

为确保实验数据采集精度,依据人体运动频率一般都低于 20 Hz 的特点,结合采样定理,实验将加速度信号的采样频率设置为 500 Hz,这样完全可以表征人体运动特征的全部细节信息,满足实验的精度要求。依据人体跌倒实验历史数据的特点,实验时将加速度传感器的量程设置为  $\pm 4g$ ,这样可以进一步提高实验的精度。

### 2.3 数据处理

数据处理过程主要分为三步:数据预处理、特征值提取、运动状态分类。数据处理流程如图 2 所示,各模块的具体功能如下。



图 2 数据处理流程

(1) 数据预处理。为了减少加速度传感器采集数据时的干扰,降低误判,采用均值滤波法对加速度信号进行降噪处理。具体讲,在固定时间窗口对三轴加速度传感器采集的人体运动状态数据进行 5 点滑动平

均,然后再进行加速度幅值计算。

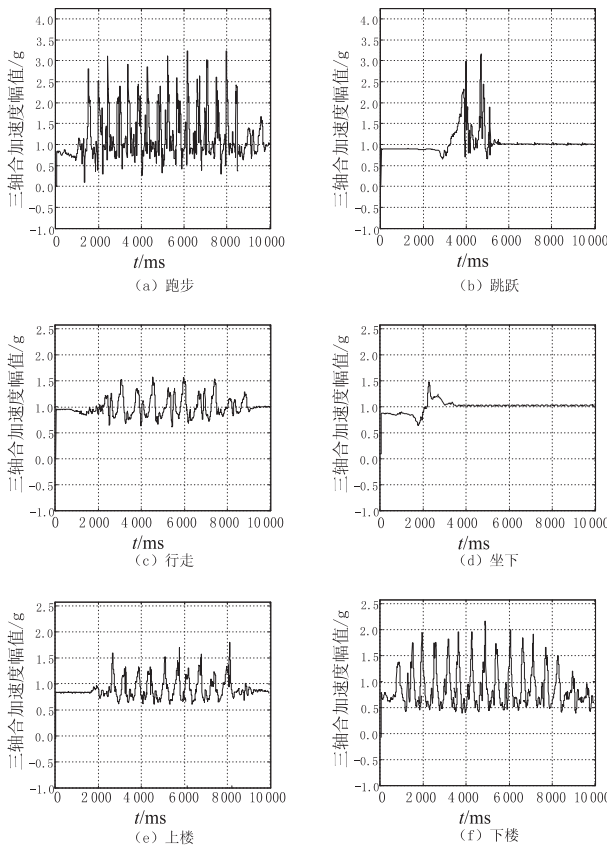


图 3 正常运动时的加速度

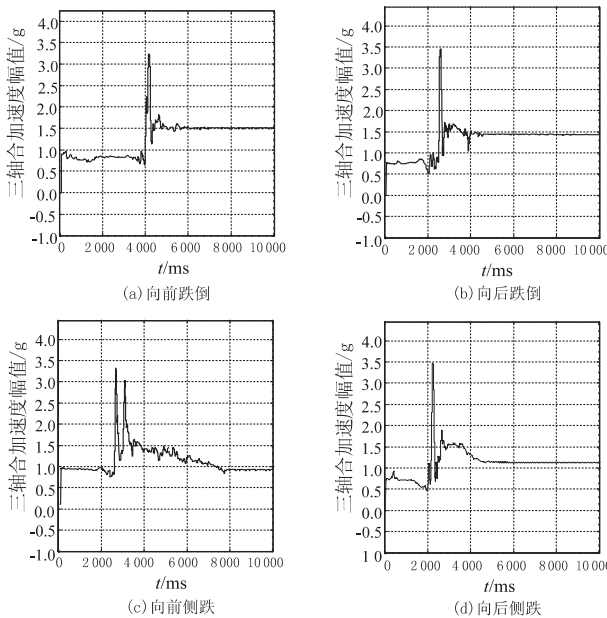


图 4 跌倒过程中的加速度

(2)特征值提取。图 3 为正常运动时三轴合加速度变化情况,图 4 为跌倒过程中三轴合加速度变化情况。通过对三轴加速度进行分析对比,发现跌倒发生时,由于人体重心瞬间失去平衡,在重力的作用下做自由落体运动,加速度迅速减小;紧接着身体重重撞击地面,三轴合加速度产生一个巨大的峰值,迅速达到最大值;在跌倒未能起来的较短时间内,人体的加速度变化

不大,基本上保持一个固定值。通过分析研究人体跌倒过程中加速度的变化规律,构建了组合特征向量。组合特征向量主要包括 4 个特征值:加速度信号幅度的均值、标准差、幅值差以及极大值与极小值的时间差。

加速度幅值表示加速度的大小,人体运动状态加速度的幅值反映了人体运动的剧烈程度,其定义如式(1)所示:

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

式中,  $S$  表示人体运动状态加速度的幅值,  $a_x$ 、 $a_y$ 、 $a_z$  分别表示加速度在空间坐标系三个坐标轴  $X$ 、 $Y$ 、 $Z$  上的分量。

人体运动状态加速度幅值的均值反映了人体运动状态加速度信号的集中趋势,其定义如式(2)所示:

$$\bar{S} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n S_i \quad (2)$$

式中,  $\bar{S}$  表示人体运动状态加速度幅值的均值,  $S_i$  表示人体运动状态加速度的幅值,  $n$  表示时间窗内加速度数据的个数。

加速度标准差表示一组加速度数据的离散程度,人体运动状态加速度的标准差反映了人体运动状态下加速度信号的波动程度,其定义如式(3)所示:

$$D = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n (S_j - \bar{S})^2} \quad (3)$$

式中,  $D$  表示人体运动状态三轴合加速度幅值的标准差,  $S_j$  表示人体运动状态加速度幅值,  $\bar{S}$  表示人体运动状态加速度幅值的均值,  $n$  表示时间窗内人体运动状态加速度数据的个数。

人体跌倒过程大约需要 0.3 到 0.4 秒,所以人体运动状态三轴合加速度幅值极值的时间差不应大于 0.5 秒。三轴合加速度幅值的极值差、幅值的极值时间差定义式如下:

$$\Delta S = S_{\max} - S_{\min} \quad (4)$$

$$\Delta t = t_{S_{\min}} - t_{S_{\max}} \quad (5)$$

式中,  $\Delta S$  表示人体运动状态下加速度幅值极大值与极小值之差,  $S_{\max}$  和  $S_{\min}$  分别为人体运动状态加速度幅值极大值和极小值,  $\Delta t$  表示人体运动状态加速度幅值极大值与极小值之间的时间差,  $t_{S_{\min}}$  和  $t_{S_{\max}}$  分别为人体运动状态加速度幅值极大值和极小值的时刻。

图 5 是跌倒检测的 RBF 神经网络模型,其中  $\bar{S}$ 、 $D$ 、 $\Delta S$ 、 $\Delta t$  分别表示三轴合加速度幅度的平均值、标准差、幅值极值差和幅值极值时刻差。使用滑动窗口进行数据取样,取样范围以数据中最大值出现的位置为基准,选择其前 0.4 秒至其后 0.6 秒的区间,采样数据的长度范围共计为 1 秒。

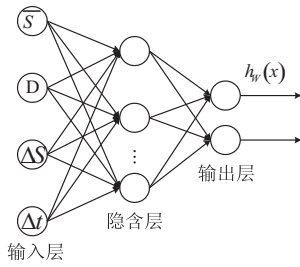


图 5 跌倒检测的神经网络模型

由这 4 个特征值组成一个 4 维特征向量,作为跌倒检测 RBF 神经网络模型的输入激活变量,输入层输出的数据传递到隐含层后经高斯核函数进行非线性变换后输出,最后由输出层进行线性加权求和后输出最终的检测结果。

(3)运动状态分类。采用梯度下降法对 RBF 神经网络进行训练优化,参数初始化方法见文献[29],代价函数是 RBF 神经网络输出和期望输出的均方误差。通过 10 类训练样本寻找满足误差要求的最佳模型参数,如果不满足设定的误差要求,则进行下一轮训练,一旦满足误差要求,则对模型参数进行保存。训练样本中 10 类人体运动状态各取 300 个样本,训练过程中对模型参数不断进行优化,最终将优化完成后的模型参数进行存储。具体训练流程如图 6(a)所示。

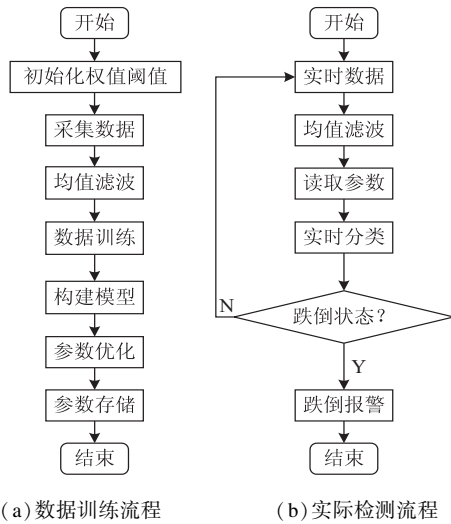


图 6 跌倒检测算法流程

在测试实验中,测试数据集由 10 类人体行为动作其余 1 000 个样本构成,用以评价组合特征向量和 RBF 神经网络的分类效果。首先输入采集的加速度数据、滤波,其次读取模型训练参数,然后通过相关运算对数据进行实时快速分类,识别判断人体是否处于跌倒状态,最后根据跌倒检测的实际情况输出报警信号,跌倒检测算法流程如图 6(b)所示。

### 3 实验结果及分析

跌倒检测算法有效性评价的标准体系主要包含三

个指标:准确率(accuracy)、灵敏度(sensitivity)和特异性(specificity)。准确率是指所有跌倒动作和非跌倒行为被准确检测出来的比例,准确率愈高,分类效果愈好;灵敏度是指所有跌倒动作被准确检测出来的比例,灵敏度愈高,误判率愈低;特异性是指所有非跌倒行为被正确检测出来的比例,特异性愈高,误判率愈低。

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

$$sensitivity = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$specificity = \frac{TN}{TN + FP}$$

其中,TP(真正例)为跌倒事件发生并且检测出跌倒事件发生的次数,属于正确判断;FN(假反例)为跌倒事件发生但没有检测出的次数,属于漏判;FP(假正例)为没有跌倒事件发生但却检测成有跌倒发生的次数,属于误判;TN(真反例)为没有跌倒事件发生并且检测也是没有跌倒发生的次数,属于正确判断。

神经网络隐含层节点数影响神经网络的泛化能力和复杂度。隐含层节点个数过少,网络获取的有用信息就少,模型描述的能力不足,容错性差;隐含层节点个数过多,就会增加训练时间,而且网络可能存储样本中非规律的信息,就有可能出现“过度拟合”问题,泛化能力下降。目前神经网络隐含层节点个数的选择还没有完善的理论,主要根据以往经验进行数值验证。该文构造的 RBF 神经网络输入层包含 4 个神经元,输出层包含 2 个神经元,隐含层神经元个数按照初始值 200 个,步长 20 个,迭代次数 20,进行数值实验,最终确定为 280 个。测试实验结果如表 2 所示。

表 2 测试实验结果

动作	总数	TP	FN	FP	TN
行走	100	0	0	0	100
跑步	100	0	0	2	98
上楼	100	0	0	0	100
下楼	100	0	0	0	100
跳跃	100	0	0	5	95
坐下	100	0	0	2	98
向前跌倒	100	97	3	0	0
向后跌倒	100	98	2	0	0
向前侧跌	100	97	3	0	0
向后侧跌	100	98	2	0	0

从表 2 可以看出,共 1 000 个实例样本数据进行了测试实验。根据定义公式进行计算得到,准确率达到 98.1%、灵敏度达到了 97.5%、特异性达到了 98.5%,测试实验证实了此算法的有效性、准确性和可行性。误报的原因可能是,实验是在参与者有意识的背景下进行的,参与者事先对跌倒行为可能会有一定

的心理准备,事件的突发性可能模拟不够,有的动作可能过于缓慢,有的动作可能过于激烈。

谷志瑜等人<sup>[21]</sup>基于自回归模型和神经网络的跌倒检测算法输入层以自回归系数、信号幅度和倾角作为组合特征向量,其中自回归系数包含 9 个特征值,信号幅度和倾角各包含 3 个特征值,组合特征向量共计由 15 个特征值构成,特征值较多,检测效果较好,但空间开销和时间开销较大。Aziz 等人<sup>[30]</sup>以均值和三轴加速度的方差作为组合特征向量,采用支持向量机(SVM)、逻辑回归、决策树、朴素贝叶斯和 k 近邻法(k-nearest neighbor, k-NN)等 5 种常用的机器学习方法作为分类器,分类效果较好,其中 SVM 的效果最好,灵敏度和特异性均达到了 96% 以上,和该文的对应指标相比略低。

#### 4 结束语

通过三轴加速度传感器采集人体运动状态数据,依据人体跌倒过程中加速度的变化规律,提出了一种基于 RBF 神经网络的跌倒检测算法。该算法以三轴合加速度信号的均值、标准差、幅值差以及极大值与极小值的时刻差作为组合特征向量,以 RBF 神经网络作为分类器,对 6 类人体日常行为和 4 类跌倒动作进行分类检测。其中实验训练样本数据 3 000 例,测试样本数据 1 000 例。实验结果表明,准确率达到 98.1%、灵敏度达到了 97.5%、特异性达到了 98.5%,RBF 神经网络算法判定人体跌倒行为,准确度和实时性都很高。受实验条件限制,模拟跌倒动作的种类还不够丰富,下一步将深入研究、创造条件,模拟复杂环境下的跌倒动作,模拟滑、绊等介于跌倒和非跌倒动作之间的运动状态。

#### 参考文献:

- [1] 国家统计局. 2019 年国民经济和社会发展统计公报[EB/OL]. 2019. [http://www.stats.gov.cn/tjsj/zxfb/202002/t20200228\\_1728913.html](http://www.stats.gov.cn/tjsj/zxfb/202002/t20200228_1728913.html).
- [2] 朱鑫华,汉瑞娟,李娟,等. 基于 JCI 标准的住院患者跌倒预防策略[J]. 解放军医院管理杂志,2019,26(8):721-723.
- [3] 中国老年保健医学研究会老龄健康服务与标准化分会,《中国老年保健医学》杂志编辑委员会. 中国老年人跌倒风险评估专家共识(草案)[J]. 中国老年保健医学,2019,17(4):47-48.
- [4] DÍAZ-GUTIÉRREZ M J, MARTÍNEZ-CENGOTITABEN-GO A M, SÁEZ DE ADANA E, et al. Relationship between the use of benzodiazepines and falls in older adults: a systematic review[J]. Maturitas, 2017, 101: 17-22.
- [5] ZERROUKI N, HARROU F, HOUACINE A, et al. Fall detection using supervised machine learning algorithms: a comparative study [C]// 2016 8th international conference on modelling, identification and control (ICMIC). Algiers, Algeria: IEEE, 2017: 665-670.
- [6] MERROUCHE F, BAHA N. Depth camera based fall detection using human shape and movement [C]// Proceedings of 2017 IEEE international conference on signal and image processing (ICSIP). Beijing: IEEE, 2017: 586-590.
- [7] 杨帆,谢靖,周余,等. 基于头部运动轨迹和 3D 视觉的跌倒检测系统[J]. 现代电子技术, 2012, 35(2): 54-57.
- [8] MASHIYAMA S, HONG J, OHTSUKI T. A fall detection system using low resolution infrared array sensor [C]// 2014 IEEE 25th annual international symposium on personal, indoor and mobile radio communication. Washington, DC, USA: IEEE, 2014: 2109-2113.
- [9] 杨任兵,程文播,钱庆,等. 红外图像中基于多特征提取的跌倒检测算法研究[J]. 红外技术, 2017, 39(12): 1131-1138.
- [10] PEI D, HASEGAWA Y, NAKAGAWA S, et al. Fall detection and prevention control using walking-aid cane robot [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2016, 21(2): 625-637.
- [11] 孙鹏飞. 基于跌倒检测算法研究及其在移动机器人平台系统实现[D]. 北京: 北京邮电大学, 2019. am.
- [12] KHAN M S, YU M, FENG P, et al. An unsupervised acoustic fall detection system using source separation for sound interference suppression [J]. Signal Processing, 2015, 110: 199-210.
- [13] LI Y, HO K C, POPESCU M. A microphone array system for automatic fall detection [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2012, 59(5): 1291-1301.
- [14] LITVAK D, ZIGEL Y, GANNOT I. Fall detection of elderly through floor Vibrations and sound [C]// Proceedings of IEEE 30th annual international conference on engineering in medicine and biology society. Vancouver, BC: IEEE, 2008: 4632-4635.
- [15] ALWAN M, RAJENDRAN P J, KELL S, et al. A smart and passive floor-vibration based fall detector for elderly [C]// 2nd international conference on information & communication technologies. Damascus, Syria: IEEE, 2006: 1003-1007.
- [16] ZIGEL Y, LITVAK D, GANNOT I. A method for automatic fall detection of elderly people using floor vibrations and sound-proof of concept on human mimicking doll falls [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2009, 56(12): 2858-2867.
- [17] 程汉妮. 基于信道状态信息的跌倒检测算法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2019.
- [18] 潘浩. 基于 WiFi 的人体动作识别方法研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2018.