

doi: 10.13241/j.cnki.pmb.2020.02.039

· 技术与方法 ·

基于支持向量机的表面肌电信号和加速度融合跌倒识别方法*

刘晓光 李奂良 娄存广 梁 铁 王立玲 刘秀玲[△] 王洪瑞

(1 河北大学电子信息工程学院生物医学工程系 河北 保定 071002; 2 河北省数字医疗工程重点实验室 河北 保定 071002)

摘要 目的:针对老人易跌倒和跌倒过后可能产生严重后果这一现实问题,通过将表面肌电信号和加速度融合,进一步优化采用支持向量机分类器下的包含跌倒在内的几种不同动作的分类效果。**方法:**提出基于表面肌电和加速度信号融合的跌倒识别算法,首先采集股直肌,股内侧肌,胫骨前肌和腓肠肌的表面肌电信号以及位于腰部的三轴加速度信号作为实验数据,然后利用滑动窗口法提取表面肌电和加速度信号的均方根值,最后针对人体日常活动和跌倒的运动特征,构建了支持向量机的分类器。**结果:**实验数据共计 320 组数据,包括 3 种日常活动和向前跌倒,其中 160 组数据作为训练集,另外 160 组数据作为测试集。对 4 种动作进行识别实验,算法的准确率为 93.23%、灵敏度为 92.4%、特异度为 100%,达到了良好的分类效果。**结论:**基于支持向量机的表面肌电信号和加速度融合的跌倒识别算法分类效果良好,对于老人跌倒防护具有现实意义。

关键词:跌倒识别;表面肌电信号;三轴加速度;支持向量机;模式识别

中图分类号:R318.6 **文献标识码:**A **文章编号:**1673-6273(2020)02-385-06

Fall Recognition Based on Surface Electromyography and Acceleration
Fusion by Support Vector Machine*LIU Xiao-guang, LI Huan-liang, LOU Cun-guang, LIANG Tie, WANG Li-ling, LIU Xiu-ling[△], WANG Hong-rui

(1 College of Electronic and Information Engineering, Hebei University, Baoding, Hebei, 071002, China;

2 Key Laboratory of Digital Medical Engineering of Hebei Province, Baoding, Hebei, 071002, China)

ABSTRACT Objective: Aiming at the fact that the elderly are prone to fall and may have serious consequences after falling, through the fusion of surface electromyography signal and acceleration, the classification effect of several different actions including falling under the support vector machine classifier was further optimized. **Methods:** A fall recognition algorithm based on surface electromyography and acceleration fusion signals is proposed. Firstly, the surface electromyography signals of the rectus femoris, vastus medialis, tibialis anterior and gastrocnemius muscles and triaxial acceleration signals at the waist were collected as experimental data. Then the root mean square values of the surface electromyography and acceleration signals were extracted by sliding window method. Finally, a classifier based on support vector machine was constructed for the daily activities of the human body and the motion characteristics of the fall. **Results:** The experimental data totaled 320 sets of data, including 3 daily activities and forward fall, of which 160 sets of data were used as training sets and 160 sets of data were used as test sets. The recognition experiments were performed on four kinds of motions. The accuracy of the algorithm is 93.23%, the sensitivity is 92.4%, and the specificity is 100%, which achieves a good classification effect. **Conclusions:** The fall recognition algorithm based on SVM combined sEMG and acceleration has a good classification effect, which is of practical significance for the elderly fall protection.

Key words: Fall recognition; Surface electromyography signal; Triaxial acceleration; Support vector machine; Pattern recognition

Chinese Library Classification(CLC): R318.6 **Document code:** A

Article ID: 1673-6273(2020)02-385-06

前言

据全国老龄办最新统计,截至 2017 年年底,全国 60 岁以上老年人口达 2.4 亿,占总人口比重达 17.3%,我国老龄化持续加深。老人在日常生活中由于平衡能力差、身体素质弱等因素,

极易容易发生跌倒^[1],跌倒后如不能得到及时救治,将会给老人带来严重的伤害,甚至危及生命。统计结果表明:有 1/3 的 65 岁以上的老人在 1 年中至少跌倒过 1 次。因此跌倒识别是针对老人监护的一项重要研究内容^[2]。

对于跌倒的老人来说,最重要的就是尽量降低跌倒产生的

* 基金项目:国家自然科学基金项目(61473112;61673158);国家重点研发计划项目(2017YFB1401200);河北省博士后基金(B2019005001)

作者简介:刘晓光(1983-),博士,副教授,河北大学博士后研究人员,研究方向:人体生理信号处理,

电话:18631266263, E-mail:lxg_hbu@163.com

[△] 通讯作者:刘秀玲,博士,教授, E-mail:liuxiuling121@hotmail.com

(收稿日期:2019-02-06 接受日期:2019-02-28)

伤害,在人体撞击地面之前,通过一个易于部署的设备,自动检测跌倒同时做出防护措施,可以大大减轻跌倒造成的后果。研究人员已经提出了一些跌倒防护系统,T Tamura 等^[9]设计了一个系统,该系统将跌倒识别算法与可穿戴安全气囊系统集成,该安全气囊系统可以充气,以保护跌落者免受身体与地面的撞击。G Shi 等^[10]提出了一种可充气的髌关节智能机械安全气囊,由基于惯性传感器的跌倒检测系统触发,可以在跌落到地面之前释放足够的压缩空气。Y Fukuda 等^[11]开发了一种个人安全气囊保护系统,以减轻跌倒引起的头部撞击,安全气囊在落地之前成功启动,头部冲击力降低 60%。美国的 Active Protective 公司开发了一款安全防护气囊,平时可以穿戴在使用者的腰部,当气囊检测到跌倒动作时,可以迅速充气,髌骨冲击力降低 90%,该产品仍处于实验室探索阶段。

目前,国内外针对人体跌倒识别常用的识别方法主要有三类^[6]:1)基于视频图像的跌倒识别。该方法利用一个或多个摄像头实时捕捉人体的运动图像,使用图像处理等算法进行分析,识别是否发生了跌倒。SG Miaou 等^[7]提出了一种使用摄像头捕获图像,进而识别跌倒的方法。C Rougier 等^[8]提出了一种使用视频监控从人体轮廓和运动轨迹中识别跌倒的方法。H Foroughi 等^[9]提出了一种通过监测人类活动和头部位置的时间变化识别跌倒的方法。2)基于声音数据的跌倒识别。利用麦克风获取环境中的声音数据,通过跌倒时产生的振动波频率实现跌倒识别。Y Li 等^[10]开发了一种声学跌倒识别系统,可自动识别跌倒情况。M Cheffena 等^[11]开发了一种基于智能手机音频功能的自动跌倒识别系统。JE Rougui 等^[12]提出了一种用于环境感知的声音事件识别方法。3)基于穿戴式传感器的跌倒识别。利用嵌入在用户衣物中的三轴加速度传感器采集人体不同运动状态下的加速度信号,实现跌倒识别。CY Hsieh 等^[13]提出了一种基于多相下降模型的新型分层跌倒检测方法,同时结合了基于阈值和知识的两种特征提取模式,有效地从连续传感器数据中识别跌倒事件。G Zhao 等^[14]利用惯性人体传感器网络实现了碰撞跌倒识别。H Gjoreski 等^[15]开发了一种基于三轴加速度传感器进行跌倒识别的系统。N Mezghani 等^[16]提出了一种基于智能纺织品的新型跌倒检测系统,采用非线性支持向量机确定跌倒方向,有助于根据跌倒方向研究跌倒带来的影响。

本文提出基于表面肌电和加速度融合的跌倒识别算法,采集股直肌,股内侧肌,胫骨前肌和腓肠肌的表面肌电信号以及位于腰部的三轴加速度信号作为实验数据,进而利用滑动窗口法提取表面肌电和加速度信号的均方根值(Root Mean Square, RMS),最后通过支持向量机(Support Vector Machine, SVM)分类器对跌倒动作进行识别。与传统的视频识别方法相比,本方法设备价格低、配置简单、运行范围大、便于携带、保护隐私。相较于音频跌倒识别方法,本方法识别精度更高、不易受外界因素影响、更适于真实环境。与传统的基于加速度信号的跌倒识别方法相比,本方法融合了表面肌电信号和加速度信号,提高了日常活动的识别准确率,同时降低了跌倒动作的误识别率,算法的准确度、灵敏度和特异度均有提升。

1 基本原理

SVM 算法:SVM 算法在解决小样本、非线性及高维模式

识别中表现出许多特有的优势^[17]。SVM 的基本思想是最优分类超平面的构造,对于二分类问题^[18-20],如图 1 所示:

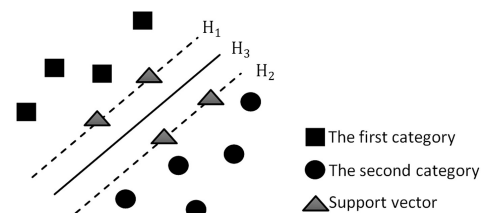


图 1 样本集的最优超平面

Fig. 1 The optimal hyperplane of a sample set

正方形和圆形代表两类样本,三角形代表支持向量的样本点, H_3 为最优超平面, H_1, H_2 之间的距离叫做分类间隔, H_1, H_2 上的样本点是支持向量。

最优超平面就是要求分类面不仅能将两类样本正确分开,而且要使分类间隔最大。对分界面 H_3 进行归一化,使训练样本集 $(x_i, y_i), i=1, \dots, n, x \in R^d, y \in \{1, -1\}$, 满足:

$$y_i [(w \cdot x) + b] - 1 \geq 0, i=1, \dots, n \quad (1)$$

所以分类间隔可表示为:

$$d(w, b) = \min_{\{x_i | y_i = 1\}} ((\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b) / ||w||) - \max_{\{x_i | y_i = -1\}} ((\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b) / ||w||) = 2 / ||w|| \quad (2)$$

最大化间隔问题转化为最小化 $||w||^2$ 。

求解最优的决策超平面就是求解下面二次规划问题:

$$\min_w \Phi(w) = \frac{1}{2} ||w||^2 = \frac{1}{2} (w \cdot w) \quad (3)$$

$$s.t. y_i [(w \cdot x_i) + b] - 1 \geq 0, i=1, \dots, n \quad (4)$$

则最优解须满足:

$$a_i \{y_i [(w \cdot x_i) + b] - 1\} = 0, i=1, \dots, l \quad (5)$$

按照最优理论中二次规划的解法,构造拉格朗日(Lagrange)函数:

$$L = \frac{1}{2} ||w||^2 - \sum_{i=1}^l a_i [y_i (w \cdot x_i + b) - 1] \dots \dots \dots (6)$$

其中, $a_i \geq 0$ 为 Lagrange 系数,求在约束条件 $\sum_{i=1}^n a_i y_i = 0$ 和 $a_i \geq 0, i=1, 2, \dots, n$ 下的目标函数:

$$\min_a \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n a_i a_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) - \sum_{i=1}^n a_i \quad (7)$$

其中, a_i 是每个样本所对应的拉格朗日乘子。如果 a_i^* 为最优解,则满足 $w^* = \sum_{j=1}^l a_j^* y_j x_j$ 。可通过优化算法算出 a_i^* , 参数 b^* 可根据求解约束优化问题的必要条件求出:

$$b^* = y_i - \sum_{j=1}^n a_j^* y_j (x_i \cdot x_j) \quad (8)$$

求得最优超平面: $w^* \cdot x + b^* = 0$, 分类决策函数为:

$$f(x) = \text{Sgn} \{ \sum_{i=1}^l y_i a_i^* (x_i \cdot x) + b^* \} \quad (9)$$

非支持向量的 a_i 为 0, b^* 是分类的阈值, 所以只需求支持向量样本点。

在训练样本线性不可分时,即非线性问题,在线性可分约束条件基础上引入松弛变量 $\xi_i, i=1, 2, \dots, n$ 和惩罚参数 C , 允许有错分的样本,即求:

$$\min_w \Phi(w) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (10)$$

$$s.t. y_i [(w \cdot x_i) + b] \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0 \quad (11)$$

采用与可分情况类似方法,可以得到上述优化问题的对偶问题:

$$\min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n a_i a_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) - \sum_{i=1}^n a_i \quad (12)$$

$$s.t. \sum_{i=1}^n a_i y_i = 0, 0 \leq a_i \leq C \quad (13)$$

与可分情况相比只是对系数 a_i 的约束有所不同。

事实上,大部分数据并不是线性可分的,因此通过某种映射将数据映射到高维空间,得到最终最优分类面。如果有一个核函数:

$$K(\cdot, \cdot) = \phi(\cdot)^T \phi(\cdot) \quad (14)$$

此时的二次规划问题变为:

$$\min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i \cdot x_j) - \sum_{i=1}^n \alpha_i \quad (15)$$

$$s.t. \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0, \alpha_i \geq 0 \quad (16)$$

对应的决策函数为:

$$f(x) = \text{Sgn} \left\{ \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i^* K(x_i \cdot x) + b^* \right\} \quad (17)$$

目前最常用的核函数是构造简便的径向基核函数,其泛化能力强,表达式为:

$$K(x_1 \cdot x_2) = \exp(-\|x_1 - x_2\|^2 / 2\sigma^2) \quad (18)$$

其中 $\gamma = 1/2\sigma^2$, 可通过调整惩罚参数 C 和核函数参数 γ 来优化 SVM 的分类效果^[19]。

2 实验

2.1 实验过程

本文要解决的核心问题是跌倒识别,通过表面肌电和加速度的融合信号对日常活动和跌倒实现分类,实验选取 4 名健康男性和 4 名健康女性作为实验对象,要求受试者在实验前一周不进行剧烈运动以避免肌肉疲劳影响实验的准确性,所有实验过程均符合河北大学医学伦理委员会制订的相关规定,征得了实验对象的同意,并且受试者在参与实验之前签署了书面知情同意书。8 名研究对象的基本信息和过往病史如表 1 所示:

表 1 不同研究对象基本信息

Table 1 Basic information of different research subjects

Subject	Gender	Age	Height/cm	Weight/kg	Lower limbs diseases
1	Male	24	176	74	No
2	Male	23	175	78	No
3	Male	23	172	72	No
4	Male	25	179	83	No
5	Female	27	168	51	No
6	Female	23	165	47	No
7	Female	24	162	45	No
8	Female	24	170	55	No

实验采用美国 Noraxon 公司的 DTS 系列无线表面肌电采集系统,采集受试者在行走、蹲下(站立状态到蹲的动作转换)、坐下(站立状态到坐的动作转换)和跌倒时下肢的股直肌、股内侧肌、胫骨前肌和腓肠肌这 4 块肌肉的表面肌电信号以及位于腰部的三轴加速度信号。

2.2 特征提取

分别对 4 种动作的表面肌电和加速度信号进行处理,选取动作开始后的 1500 个采样点作为实验数据^[21]。股直肌和股内侧肌的 4 种动作的表面肌电信号如图 2 所示:

腓肠肌和胫骨前肌的 4 种动作的表面肌电信号如图 3 所示:

通过滑动窗口的方式提取信号的均方根值,滑动窗口由两个关键变量构成:窗口大小和滑动步长,如图 4 所示:

设置窗口大小为 375 个采样点,滑动步长为 188 个采样点,这样在保证分类器性能的前提下,又要尽可能的降低了延迟。

对每个滑动窗口所包含的采样点进行多种时域特征的提取^[22],包括算术平均数、标准差、方差、最大值、均方根值和过零点数,综合分析比较后发现,均方根值能更好的保留原始信号

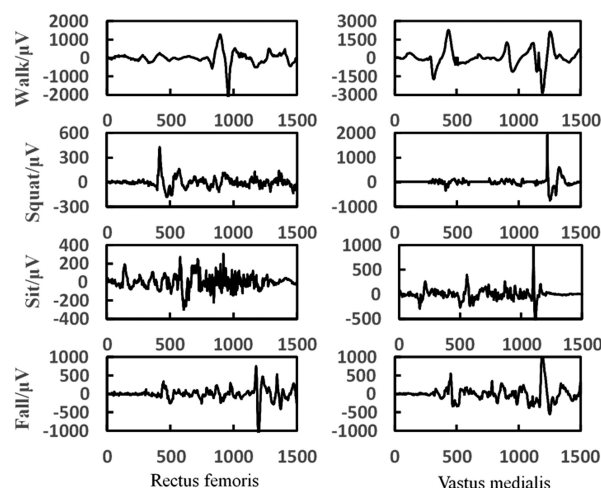


图 2 股直肌和股内侧肌 4 种动作的表面肌电信号

Fig. 2 The surface electromyography signals of four actions in rectus femoris and vastus medialis muscles

的关键信息点,并且计算速度较快,因此选择均方根值进行特征提取。

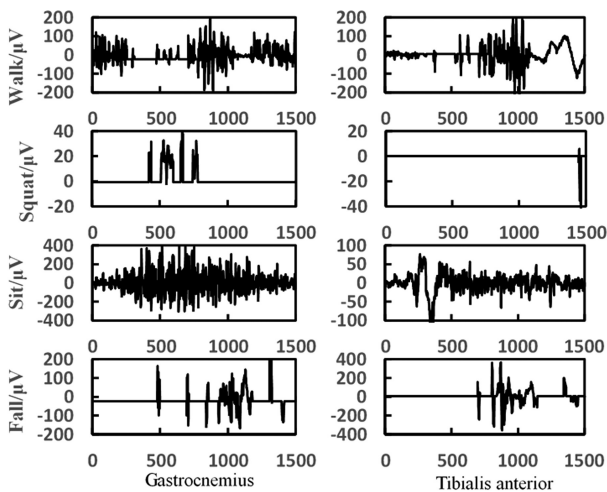


图3 腓肠肌和胫骨前肌4种动作的表面肌电信号

Fig. 3 The surface electromyography signals of four actions in gastrocnemius and tibialis anterior muscles

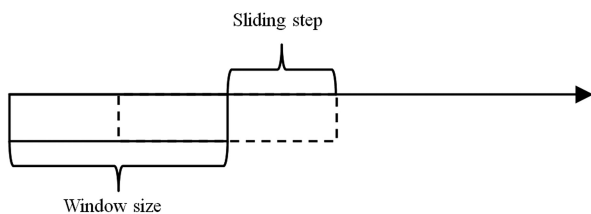


图4 滑动窗口示意图

Fig.4 Sliding window schematic

计算每个滑动窗口所包含的采样点的均方根值,计算公式如下:

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{n}} = \sqrt{\frac{x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_n^2}{n}} \quad (19)$$

其中 x_i 为第 i 个采样点, n 为滑动窗口内所包含的采样点的个数。

定义动作标号 1 为行走,动作标号 2 为蹲下,动作标号 3 为坐下,动作标号 4 为跌倒。将经过特征提取后的表面肌电和加速度信号与定义的动作标号一一对应,信号图如图 5 所示:

由上图可以看出,股直肌的表面肌电信号在行走动作发生时,信号幅值最高达到了 $600 \mu V$ 以上,而在其他动作发生时,信号赋值都在 $150 \mu V$ 上下浮动,因此股直肌的表面肌电信号能使 SVM 分类器更准确的识别出行走这一动作。股内侧肌的表面肌电信号在行走动作发生时,信号幅值最高达到了 $1000 \mu V$ 以上,而在其他动作发生时,信号赋值都在 $250 \mu V$ 上下浮动,因此股内侧肌的表面肌电信号同样可以使 SVM 分类器更准确的识别出行走这一动作。腓肠肌的表面肌电信号在坐下动作发生时,信号幅值最高达到了 $120 \mu V$ 以上,而在其他动作发生时,信号赋值都在 $40 \mu V$ 上下浮动,所以腓肠肌的表面肌电信号能使 SVM 分类器更准确的识别出坐下这一动作。继续观察胫骨前肌的表面肌电信号,可以发现,在行走动作发生时,信号幅值最高达到了 $60 \mu V$ 以上,在蹲下动作发生时,信号幅值在 $0 \mu V$ 附近浮动,在坐下动作发生时,信号幅值最高达到了 $40 \mu V$ 以上,而在跌倒动作发生时,信号赋值最高达到了 $100 \mu V$ 以上,这使得 SVM 分类器可以更准确的分类识别这 4

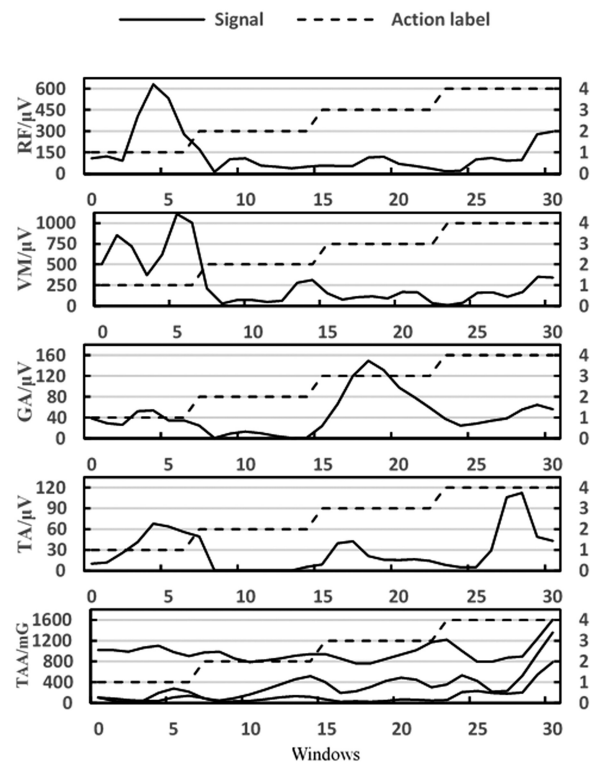


图5 特征提取后的表面肌电和加速度信号

Fig. 5 The surface electromyography and acceleration signals after feature extraction

种动作。位于腰部的三轴加速度信号在跌倒动作发生时,信号赋值最高都分别达到了 1600 mG 、 1200 mG 和 800 mG 以上,而在其他动作发生时,信号赋值都分别在 1000 mG 、 300 mG 和 100 mG 上下浮动,因此位于腰部的三轴加速度信号可以使 SVM 分类器更准确的识别出跌倒这一动作。

2.3 算法评价

为了更好的对比不同方案下 SVM 分类器的性能,将跌倒识别结果分为 4 类:

TP- 跌倒样本被识别为跌倒

FP- 日常活动样本被识别为跌倒

TN- 日常活动样本被识别为日常活动

FN- 跌倒样本被识别为日常活动

使用以下 3 个性能指标来判断 SVM 分类器的性能的好坏:

a) 准确度 A_c , 即所有样本的正确率, 计算公式为:

$$A_c = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \times 100\% \quad (20)$$

b) 灵敏度 S_c , 即所有跌倒样本的检出率, 计算公式为:

$$S_c = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (21)$$

c) 特异度 S_p , 即所有日常活动样本的检出率, 计算公式为:

$$S_p = \frac{TN}{FP+TN} \times 100\% \quad (22)$$

不同方案的实验数据具体选择如下:

方案 1: 选择表面肌电信号作为实验数据, 识别结果与正确标号对比如图 6 所示:

观察上图可以看出, 选择表面肌电信号作为实验数据时,

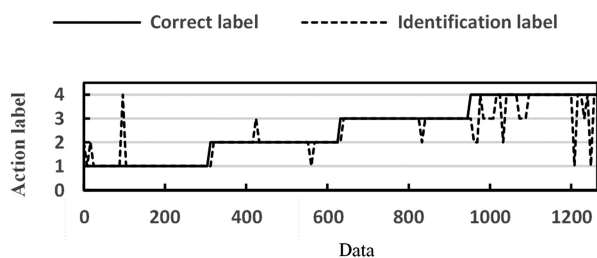


图 6 方案 1 识别结果对比图

Fig. 6 Scheme 1 comparison results

SVM 分类器对 3 种日常活动的识别准确率很高, 但是对跌倒动作的识别准确率较低, 很多跌倒动作都被误识别为了 3 种日常活动。

方案 2: 选择三轴加速度信号作为实验数据, 识别结果与正确标号对比如图 7 所示:

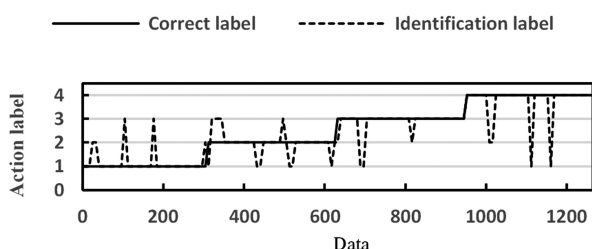


图 7 方案 2 识别结果对比图

Fig. 7 Scheme 2 comparison results

观察上图可以看出, 选择三轴加速度信号作为实验数据时, SVM 分类器对跌倒动作的识别准确率相较于方案 1 有所提高, 误识别率降低, 但是对 3 种日常活动的识别准确率较低, 很多日常活动都被误识别为了跌倒动作。

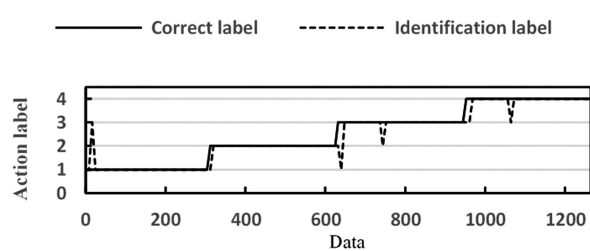


图 8 方案 3 识别结果对比图

Fig. 8 Scheme 3 comparison results

方案 3: 选择表面肌电和三轴加速度融合信号作为实验数据, 识别结果与正确标号对比如图 8 所示:

观察上图可以看出, 选择表面肌电和三轴加速度融合信号作为实验数据时, SVM 分类器对 3 种日常活动的识别准确率非常高, 同时对跌倒动作的识别准确率相较于方案 2 也提高很多, 综合了前 2 种方案的优势, 也弥补了劣势, 这使方案 3 的整体识别准确率得到大幅提高, 降低了误识别情况的发生。

根据公式(21)~(23)可以计算出 3 种方案的性能指标, 同时还记录下跌倒识别程序的运行时间, 如表 2 所示:

不同方案的分类器性能指标对比如图 9 所示:

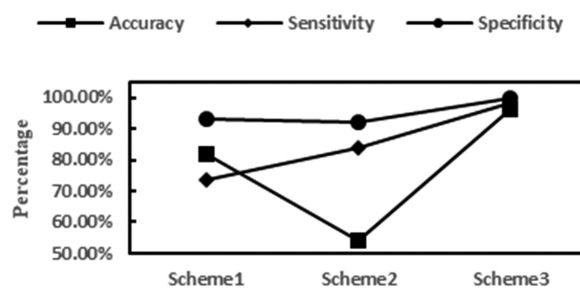


图 9 不同方案性能

Fig. 9 Performance comparison of different schemes

表 2 不同方案结果

Table 2 Results of different schemes

Scheme	Accuracy	Sensitivity	Specificity	Run time
1	81.9%	53.87%	96.5%	8.93s
2	73.4%	84%	98.1%	9.21s
3	93.23%	92.4%	100%	8.75s

结合表 2 和图 9, 通过对比分析可以发现, 方案 1 选择表面肌电信号作为特征值时, SVM 分类器的灵敏度是最低的, 方案 2 选择三轴加速度信号作为特征值, SVM 分类器的准确度是最低的。方案 3 选择表面肌电和加速度融合信号作为特征值时, SVM 分类器的准确度、灵敏度和特异度相较于前两种方案均有明显提升。

根据实验结果分析, 可以验证本文中基于表面肌电和加速度信号融合的跌倒识别方法有较好的效果, 其重点就在于选择表面肌电信号作为实验数据能够提高日常活动的识别准确率, 而选择三轴加速度信号作为实验数据可以降低跌倒动作的误识别率, 两种信号融合后相互弥补, 从而提高了跌倒识别算法的整体性能。并且方案 3 相较于方案 1 和方案 2, 跌倒识别算法的运行时间没有增加, 从工程应用的角度看, 效果最佳。

3 结语

本文针对老人易跌倒和跌倒过后可能产生严重后果这一现实问题, 提出了基于表面肌电和加速度信号融合的跌倒识别算法。该算法以表面肌电和加速度融合信号作为特征向量, 使用支持向量机作为分类器, 通过对 3 种日常动作和向前跌倒, 共 320 组数据进行了实验验证, 达到了 93.23% 的准确度、92.4% 的灵敏度和 100% 的特异度, 验证了本算法的可行性和准确性, 可以很好的完成 4 种动作的分类识别。

本实验还存在一定的局限性, 由于研究对象均为在校研究生, 身体素质与老年人存在一定差异, 比如表面肌电信号的幅值、波峰位置等都会有所区别。跌倒的方向只选取了前向跌倒, 不同方向的跌倒发生时, 信号也会发生不同变化。借助了外力

使研究对象完成跌倒动作,而老人的跌倒更多的是内部原因造成,信号有所不同。本实验只是在尽可能的模拟老人跌倒动作,所以要真正的应用于老人跌倒防护,还需要增加老人跌倒数据以及更多不同年龄段的研究对象。

下一步我们将进一步优化用于跌倒识别的 SVM 分类器参数,增加研究样本数据量,完善不同动作规范,在保证安全可靠的前提下,采集老人的不同动作数据,同时考虑使用 PCA 降维,减少运行时间,提高识别准确率。

参考文献(References)

- [1] Rubenstein L Z. Falls in older people: epidemiology, risk factors and strategies for prevention[J]. Age and ageing, 2006, 35: ii37-ii41
- [2] 罗丹, 罗海勇. 基于随机森林的跌倒检测算法[J]. 计算机应用, 2015, 35(11): 3157-3160
- [3] Tamura T, Yoshimura T, Sekine M, et al. A wearable airbag to prevent fall injuries [J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2009, 13(6): 910-914
- [4] Shi G, Zhang J, Dong C, et al. Fall detection system based on inertial mems sensors: Analysis design and realization[C]//Cyber Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER) [C]. 2015 IEEE International Conference on. IEEE, 2015: 1834-1839
- [5] Fukuda Y, Feng M Q, Zheng J, et al. Rapid Detection of IED Light Emission Patterns for Activating a Head Protective System [J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(2): 498-505
- [6] Yu X. Approaches and principles of fall detection for elderly and patient [C]//e-health Networking, Applications and Services, 2008. HealthCom 2008. 10th International Conference on. IEEE, 2008: 42-47
- [7] Miaou S G, Sung P H, Huang C Y. A customized human fall detection system using omni-camera images and personal information [C] //Distributed Diagnosis and Home Healthcare, 2006. D2H2. 1st Transdisciplinary Conference on. IEEE, 2006: 39-42
- [8] Rougier C, Meunier J, St-Arnaud A, et al. Fall detection from human shape and motion history using video surveillance [C]//Advanced Information Networking and Applications Workshops, 2007, AINAW'07. 21st International Conference on. IEEE, 2007, 2: 875-880
- [9] Foroughi H, Aski B S, Pourreza H. Intelligent video surveillance for monitoring fall detection of elderly in home environments [C] //Computer and Information Technology, 2008. ICCIT 2008. 11th International Conference on. IEEE, 2008: 219-224
- [10] 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
- [11] Cheffena M. Fall detection using smartphone audio features[J]. IEEE journal of biomedical and health informatics, 2016, 20(4): 1073-1080
- [12] Rougui J E, Istrate D, Souidene W. Audio sound event identification for distress situations and context awareness [C]//Engineering in Medicine and Biology Society, 2009. EMBC 2009. Annual International Conference of the IEEE. IEEE, 2009: 3501-3504
- [13] Hsieh C Y, Liu K C, Huang C N, et al. Novel Hierarchical Fall Detection Algorithm Using a Multiphase Fall Model [J]. Sensors, 2017, 17(2): 307
- [14] Zhao G, Mei Z, Liang D, et al. Exploration and implementation of a pre-impact fall recognition method based on an inertial body sensor network[J]. Sensors, 2012, 12(11): 15338-15355
- [15] Gjoreski H, Lustrek M, Gams M. Accelerometer placement for posture recognition and fall detection [C]//Intelligent environments (IE), 2011 7th international conference on. IEEE, 2011: 47-54
- [16] Mezghani N, Ouakrim Y, Islam M R, et al. Context aware adaptable approach for fall detection bases on smart textile [C]//Biomedical & Health Informatics (BHI), 2017 IEEE EMBS International Conference on. IEEE, 2017: 473-476
- [17] Vapnik V. Statistical learning theory. 1998 [M]. Wiley, New York, 1998
- [18] Joachims T. Making large-scale SVM learning practical [R]. Technical report, SFB 475: Komplexitätsreduktion in Multivariaten Datenstrukturen, Universität Dortmund, 1998
- [19] Cherkassky V, Ma Y. Practical selection of SVM parameters and noise estimation for SVM regression [J]. Neural networks, 2004, 17 (1): 113-126
- [20] Mello R G T, Oliveira L F, Nadal J. Digital Butterworth filter for subtracting noise from low magnitude surface electromyogram [J]. Computer methods and programs in biomedicine, 2007, 87(1): 28-35
- [21] 雷敏, 王志中. 一种用于实时提取动作信号的新方法[J]. 中国医疗器械杂志, 2000, 24(4): 200-202
- [22] 刘建, 邹任玲, 张东衡, 等. 表面肌电信号特征提取方法研究发展趋势[J]. 生物医学工程学进展, 2015, 36(3): 164-168
- [23] Lin S W, Lee Z J, Chen S C, et al. Parameter determination of support vector machine and feature selection using simulated annealing approach[J]. Applied soft computing, 2008, 8(4): 1505-1512
- [24] Armstead WM, Hekierski H, Yarovoi S, et al. tPA variant tPA-A296-299 Prevents impairment of cerebral autoregulation and necrosis of hippocampal neurons after stroke by inhibiting upregulation of ET-1[J]. J Neurosci Res, 2018, 96(1): 128-137
- [25] Kumral A, Giriş M, Soluk-Tekkeşin M, et al. Beneficial effects of carnosine and carnosine plus vitamin E treatments on doxorubicin-induced oxidative stress and cardiac, hepatic, and renal toxicity in rats [J]. Hum Exp Toxicol, 2016, 35(6): 635-643
- [26] McNally MA, Soul JS. Pharmacologic Prevention and Treatment of Neonatal Brain Injury[J]. Clin Perinatol, 2019, 46(2): 311-325
- [27] Ninković D, Mustapić Ž, Bartoniček D, et al. The Therapeutic Hypothermia in Treatment of Hyperammonemic Encephalopathy due to Urea Cycle Disorders and Organic Acidemias [J]. Klin Padiatr, 2019, 231(2): 74-79
- [28] Imataka G, Yoshihara S. Efficacy of Single Administration of High-dose Phenobarbital Suppository as Initial Therapy for Benign Infantile Convulsions with Mild Gastroenteritis [J]. Iran J Public Health, 2018, 47(4): 608-609
- [29] Grinspan ZM, Shellhaas RA, Coryell J, et al. Comparative Effectiveness of Levetiracetam vs Phenobarbital for Infantile Epilepsy [J]. JAMA Pediatr, 2018, 172(4): 352-360

(上接第 302 页)