

# 肌电模糊熵特征的加权核 FDA 跌倒识别

席旭刚, 左 静, 罗志增

(杭州电子科技大学智能控制与机器人研究所 浙江杭州 310018)

**摘 要:** 针对跌倒常常对老年人的健康构成严重危害的问题, 本文设计了一种基于肌电信号的跌倒检测方法, 首先提取腓肠肌和股外侧肌的 sEMG 的模糊熵特征作为特征向量, 然后, 针对日常活动动作类 (Activities of Daily Life, ADL) 的数目远多于跌倒类导致的数据集不平衡的问题, 提出了加权核 Fisher 线性判别方法, 采用相应的平衡参数来调节样本核矩阵, 最终, 将跌倒与行走、蹲下和坐下辨识出来. 实验结果表明, 该方法跌倒平均识别率 96.7%, ADL 平均识别率 99.4%, 识别结果优于其它分类方法.

**关键词:** 跌倒检测; 表面肌电信号; 模糊熵; 加权核 Fisher 线性判别; 模式识别

**中图分类号:** TP24      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2016)06-1376-07

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2016.06.017

## Weighted Kernel FDA Fall Recognition of EMG Fuzzy Entropy

XI Xu-gang, ZUO Jing, LUO Zhi-zeng

(Intelligent control & Robotics Institute, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China)

**Abstract:** For the problem that falls often seriously jeopardize to the health of the elderly, this paper designs a fall detection method based on EMG signals. Firstly, the feature of fuzzy entropy is extracted from the sEMG on the gastrocnemius and vastus lateralis muscle. Then, the weighted kernel Fisher linear discriminant analysis is proposed for the dataset imbalance problem that the number of activities of daily life (ADL) is far more than the fall, and the samples nuclear matrix is adjusted by the appropriate balance parameters. Finally, the fall is identified from walking, squat and sit down by this method. The experimental results show that the method has 96.7% fall and 99.4% ADL average recognition rate, and is better than the other classification methods.

**Key words:** fall detection; surface electromyography (sEMG); fuzzy entropy; weighted kernel Fisher linear discriminant analysis (weighted kernel FDA); pattern recognition

## 1 引言

跌倒是老年人群体中的高发性和高危害性的事故. 据估计, 在 65 岁以上的老年人中, 每年有 1/3 都会经历跌倒<sup>[1]</sup>. 对于老年人而言, 跌倒常常导致受伤, 瘫痪甚至死亡<sup>[2]</sup>. 跌倒给个人, 家庭乃至社会带来了巨大的经济负担, 已成为全社会关注的健康问题. 因此, 国内外许多机构已经开始跌倒检测与防护的研究. 跌倒检测的目标是将跌倒与日常活动动作 (Activities of Daily Life, ADL) 辨识出来, 从而报警或启动防护装置避免或减少跌倒带来的伤害.

Krekovic, M<sup>[3]</sup> 等为避免老人因独自在家无人照顾,

发生跌倒事故后无法得到及时救治的问题, 设计了一套基于视频监督的老年人跌倒实时监测系统. 该方法是用一台摄像机获取人的动作图像, 通过计算机提取出运动的物体, 当人体运动姿势和身体方向的动态特性超过一定的阈值, 判别为发生跌倒, 获得了较好的检测效果. 此方法只适用于在安装了摄像机的地点进行检测, 而人体是一个活动的对象, 当被监测者离开可监测的范围时, 该系统失效. 石欣<sup>[4]</sup> 等设计了一种基于压力传感器的便携式跌倒检测装置. 将薄膜式压力传感器安置于鞋垫来采集人体运动中的脚底压力信息, 采用阈值分析与支持向量机相结合的方法对脚底压力值进行数据处理, 成功识别了跌倒. 但是由于人的个体差

异度较大,这种方法在应用于实际时容易产生误差. Fernández-Caballero, A<sup>[5]</sup>等为了解决老人在户外和室内空间发生跌倒后产生认知或运动障碍,无法得到救助的问题,设计了一种基于加速度计和计算机视觉的(可见光和红外线)跌倒检测装置,通过辨别人在跌倒过程中的加速度和姿势来识别跌倒,从而立即发出报警,寻求救助.这种装置存在穿戴不便的问题,难以得到普及.最近几年,肌电仿生<sup>[6]</sup>作为新兴的研究方向引起了学术界的广泛关注,通过提取与人体运动相关的肌电信号特征能够有效辨识人体姿态<sup>[7]</sup>.目前,国内外采用肌电信号进行的跌倒识别的研究较少,本文对基于肌电信号的跌倒检测方法进行了探索.

肌电信号(Electromyography, EMG)是一种由肌肉活动引发的生物电信号,它包含了丰富的肌肉活动的信息<sup>[8]</sup>.由于表面肌电信号(Surface Electromyography, sEMG)的采集具有拾取方便,无创伤等特点<sup>[9]</sup>,许多研究利用 EMG 信号中蕴含的动作模式信息已经成功识别了下肢的动作状态.如, Mu T<sup>[10]</sup>等对人在奔跑,行走和站立时的股二头肌,股直肌,股内侧肌和腓肠肌的表面肌电信号采用 AR 参数模型估计,再利用最小二乘法支持向量机对动作进行分类,获得了 83.33% 的识别率. Zhang F<sup>[11]</sup>等针对一半以上的下肢截肢者为老年人,更容易发生跌倒受到严重挫伤的情况,研究了一种有源假肢来检测预防跌倒.设计实验采集跌倒发生时的下肢截肢者伤残肢上大腿的肌电信号,足底加速度,膝关节的角加速度,以及垂直地面反作用力这几项指标.研究表明,足底加速度能够在跌倒发生之前最快做出响应,结合肌电信号进行跌倒检测可以大大提高灵敏度和降低误报警率. Pijnappels M<sup>[12]</sup>等为了深入研究跌倒发生时支撑腿上的肌肉对维持身体平衡的作用,设计实验观察受试者在行走中遇到障碍发生跌倒时的肌肉响应情况,实验结果表明支撑腿上的肌肉能够在跌倒发生后的 65ms 内作出反应,小腿三头肌和后腓肌的肌电信号的会产生明显的抑制跌倒的响应.

以上研究表明肌电信号是一种能够有效反应人体下肢动作模式的信号,所以本文提出了一种基于肌电信号的跌倒检测方法.首先,采集人体下肢的 sEMG,提取信号的模糊熵作为待分类的特征,已有研究表明,肌电信号的模糊熵特征能够反映人体不同的动作模式.邹晓阳<sup>[13]</sup>等,提取多尺度下的手臂肌电信号的模糊熵,输入支持向量机成功识别了内翻、外翻和握拳等动作.在跌倒检测的实验中,由于日常生活动作(ADL)的数据个数远远多于跌倒,采用一般的分类方法达不到理想效果,本文设计一种改进的基于核的 Fisher 线性判别算法——加权核 Fisher 线性判别分析方法(Weighted Kernel Fisher linear Discriminant Analysis, Weighted Ker-

nel FDA)来检测跌倒. Deng F<sup>[14]</sup>等采用基于核的 Fisher 判别(Kernel Fisher linear Discriminant Analysis, Kernel FDA)方法对 MDCT 域内的音频信号进行削波检测,经过实验得到了 93.86% 的识别率.尹军梅<sup>[15]</sup>等针对在实际应用中很多分类问题是面向不平衡数据的分类,导致许多分类器的性能下降的问题,提出一种加权核 Fisher 线性判别分析方法,采用相应的平衡参数来调节样本核矩阵的贡献,可克服不平衡数据对分类性能的影响.对 UCI 数据集进行实验,测试结果表明该方法可有效改进分类器的分类性能.本文采用加权核 FDA 方法对跌倒和 ADL 进行识别分类,经过实验得到了较高的识别率和较低的误报警率.

## 2 基本原理

### 2.1 模糊熵算法原理

2007 年, Chen W 等提出并定义了模糊熵<sup>[16,17]</sup>,它是对序列复杂度的一种度量,可以定量的对时间序列的规律性进行评估.对于一个  $N$  点的时间序列  $\{u(i): 1 \leq i \leq N\}$ ,模糊熵的定义步骤如下:

步骤 1 构建  $m$  维向量:

$$X_i^m = \{u(i), u(i+1), \dots, u(i+m-1)\} - u_0(i) \quad (1)$$

其中,  $u_0(i) = 1/m \sum_{j=0}^{m-1} u(i+j)$ ,  $i = 1, \dots, N-m+1$ .

步骤 2  $X_i^m$  与  $X_j^m$  之间的距离定义如下:

$$\begin{aligned} d_{ij}^m &= d[X_i^m, X_j^m] \\ &= \max_{k \in (0, m-1)} |u(i+k) - u_0(i) - (u(j+k) - u_0(j))| \end{aligned} \quad (2)$$

式(2)中,  $i, j = 1, \dots, N-m, i \neq j$ .

步骤 3 由模糊隶属度函数  $u(x, r)$  可推导出  $X_i^m$  与  $X_j^m$  的形似度:

$$D_{ij}^m = u(d_{ij}^m, r) = \exp[-\ln(2) \cdot (d_{ij}^m/r)^2] \quad (3)$$

其中  $r$  为指数函数的宽度.

步骤 4 对于  $\{X_i^m\}$ , 可以定义平均相似度均值如下:

$$\varphi_m(N, m, r) = 1/(N-m) \sum_{i=1}^{N-m} [1/(N-m-1) \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m} D_{ij}^m] \quad (4)$$

步骤 5 类似的,对原序列重构一组  $m+1$  维矢量  $\{X_i^{m+1}\}$ , 重复步骤 1~4, 得到  $\varphi_{m+1}(N, m+1, r)$ .

综上,模糊熵可以定义如下:

$$\text{FuzzyEn}(N, m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} (\ln \varphi_m - \ln \varphi_{m+1}) \quad (5)$$

对于有限的长度为  $N$  的时间序列,由模糊熵的定义可得其估计值:

$$\text{FuzzyEn}(m, r, N) = \ln \varphi_m - \ln \varphi_{m+1} \quad (6)$$

## 2.2 Fisher 线性判别法

Fisher 算法<sup>[18,19]</sup>将位于  $d$  维空间中的样本点投影到一条直线上,在这条直线上样本点的投影能够实现最好的分类.算法的目标就是找到这个最佳的投影方向.从数学推导的角度分析,找到最佳投影方向就是求解最佳变换向量  $w$ .

有两类  $d$  维空间中的训练样本  $x_1, x_2, \dots, x_N$  其中  $N_1$  个属于类别  $\omega_1$ , 其中  $N_2$  个属于类别  $\omega_2$ , 线性判别函数定义如下:

$$J_F(W) = \frac{W^T S_b W}{W^T S_w W} \quad (7)$$

$$S_b = (m_1 - m_2)(m_1 - m_2)^T \quad (8)$$

$$m_i = \frac{1}{N_i} \sum_{X \in \omega_i} X, i = 1, 2 \quad (9)$$

$$S_w = S_1 + S_2 \quad (10)$$

$$S_i = \sum_{X \in \omega_i} (X - m_i)(X - m_i)^T, i = 1, 2 \quad (11)$$

$m_i$  是样本均值,  $S_i$  是类内离散度矩阵,  $S_w$  为类内总离散度矩阵, 使  $J_F(W)$  取得最大值的  $w$  即为最佳投影方向:

$$w = S_w^{-1}(m_1 - m_2) \quad (12)$$

## 2.3 基于核的 Fisher 线性判别

基于核的 Fisher 线性判别算法<sup>[20,21]</sup>采用类似于 SVM 和 PCA 的“核技巧”,将样本点投影到特征空间  $F$ , 然后在  $F$  空间中进行 Fisher 线性判别.这样就可以隐含的实现了原输入空间的非线性判别.由于采用了非线性映射,基于核的 Fisher 线性判别算法的数据处理能力大大提升了.

设  $\varphi$  为输入空间到特征空间  $F$  的非线性映射,  $\varphi: X \rightarrow F$ . 将输入空间的向量集合  $\{X_1, X_2, \dots, X_N\}$  投影到特征空间  $F$ , 新的向量集合可以描述为  $\{\varphi(X_1), \varphi(X_2), \dots, \varphi(X_N)\}$ . 这样,就可以在新的特征空间中运用 Fisher 线性判别算法.

首先,引入核函数  $k(X_j, X_k)$ , 基于核的 Fisher 线性判别的判别函数定义如下:

$$J(\alpha) = \frac{\alpha^T M \alpha}{\alpha^T H \alpha} \quad (13)$$

$$M = (M_1 - M_2)(M_1 - M_2)^T \quad (14)$$

$$M_i = \left(\frac{1}{N_i}\right) \sum_{k=1}^{N_i} k(X_j, X_k^{(\omega_i)}), (i = 1, 2; j = 1, 2, \dots, N) \quad (15)$$

总的核类内离散度矩阵为:

$$H = \sum_{i=1,2} K_i(I - L_i)K_i^T \quad (16)$$

$$K_i = \langle \varphi(X_j) \cdot X_k^{(\omega_i)} \rangle = k(X_j, X_k^{(\omega_i)}), \quad (j = 1, 2, \dots, N; k = 1, 2, \dots, N_i; i = 1, 2)$$

在式(15)、(16)中,  $w_i$  代表样本类别,  $K_i$  ( $N \times N_i$  维) 是第  $i$  类的核矩阵.  $I$  是一个  $N_i \times N_i$  维的单位矩阵.  $L_i$  是一个  $N_i \times N_i$  维矩阵, 它所有的元素都是  $1/N_i$ .

求解使式(13)取得最大值的最佳向量  $\alpha$ :

$$\alpha = H^{-1}(M_1 - M_2) \quad (18)$$

在特征空间中,  $\varphi(X)$  在  $W$  上的投影变换为:

$$y = W^T \cdot \varphi(X) = \sum_{j=1}^N \alpha_j k(X_j, X) \quad (19)$$

本文选取式(20)高斯径向基函数(RBF)为核函数:

$$k(X, Y) = \exp\left\{\frac{1}{2\sigma^2} |X - Y|^2\right\} \quad (20)$$

## 2.4 加权核 Fisher 线性判别模型

由第 2.3 节可知, 当最佳向量  $\alpha = H^{-1}(M_1 - M_2)$  时, 分类器具备最佳分类性能, 在独立同分布的假设下, 核均值  $M_1, M_2$  与样本个数无关, 所以  $\alpha$  由核类内离散度矩阵  $H = \sum_{i=1,2} K_i(I - L_i)K_i^T$  决定, 也就是由各类的核矩阵  $K_i$  决定. 当  $\omega_1, \omega_2$  类数目相差较大时 ( $N_1 < N_2$ ),  $K_2$  对  $H$  的贡献远远大于  $K_1$ , 从而导致该方法运用于不平衡数据集时得到的分类结果不理想. 本文针对跌倒与非跌倒样本数据不平衡, 提出一种加权核 Fisher 线性判别分析方法 (Weighted Kernel FDA). 该方法对核矩阵  $K_i$  ( $i = 1, 2$ ) 进行改进, 设有  $\omega_1, \omega_2$  类, 分别有  $N_1, N_2$  个,  $N = N_1 + N_2$  改进方法如下:

(1) 记  $\omega_i$  类核矩阵  $K_i$  的列向量的均值向量为  $m_{K_i}$ , 有

$$\bar{m}_{K_i} = \sum_{j=1}^{N_i} m_{K_i}, (i = 1, 2) \quad (21)$$

(2) 按照如下公式定义权重  $q_i$  ( $i = 1, 2$ ) 为:

$$q_1 = \frac{\bar{m}_{K_1}^2}{m_{K_1}(j) - \bar{m}_{K_1}}, (j = 1, 2, \dots, N_1) \quad (22)$$

$$q_2 = \frac{\bar{m}_{K_2}^2}{m_{K_2}(j) - \bar{m}_{K_2}}, (j = 1, 2, \dots, N_2) \quad (23)$$

若求得的权重为  $q_i = [a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{iN_i}]$ , 核矩阵  $K_i = [k_{i1}, k_{i2}, \dots, k_{iN_i}]$ ,  $k_i$  表示长度为  $N$  的列向量,  $i = 1, 2$ . 对核矩阵  $K_i$  作加权处理:

$$K'_i = a_{ij} k_{ij} (i = 1, 2; j = 1, 2, \dots, N_i) \quad (24)$$

本文给各类核矩阵增加这样的权重可以适当增大  $K_1$ , 减小  $K_2$ , 来解决数据集不平衡的问题, 达到优化分类效果的目的.

## 3 实验过程及数据分析

### 3.1 实验过程

本文要解决的核心问题是检测跌倒, 通过肌电信号提取的特征的差异将跌倒与日常活动 (ADL) 区分开来. 考虑到老年人进行跌倒实验会造成机体损伤, 所以, 本实验选取 3 名健康男性 (样本 1、2、3) 作为实验对象,

要求受试者在实验前一周不进行剧烈运动,以避免肌肉疲劳造成肌肉抖动影响 sEMG 的准确性. 实验采用美国 Noraxon 公司的 mt400 肌电信号采集仪,采集受试者在行走、蹲下(直立状态到蹲的动作转换)、坐下(直立状态到坐的动作转换)和跌倒时下肢的股外侧肌、半腱肌、股直肌、阔筋膜张肌、腓肠肌、股内侧、胫骨前肌这八块肌肉的 sEMG 信号,实验场景如图 1 所示. 为了避免噪声对肌电信号的影响,本实验选用的信号均经过 mt400 肌电信号采集软件中的消噪算法进行降噪处理,大部分噪声已被滤除. 图 2 为股外侧肌的 4 类动作的 sEMG,提取信号的模糊熵特征后发现腓肠肌和股外侧肌与跌倒动作最相关,跌倒时肌电信号的波形的复杂程度与其它 3 个动作差异较大,模糊熵特征分布如图 3 所示,区分效果最好. 因此选取这两块肌肉的模糊熵特征进行分类研究. 分类实验中跌倒动作取 30 组训练数据,30 组测试数据. ADL 取 60 组训练数据(行走、蹲下和坐下各 20 组),60 组测试数据(行走、蹲下和坐下各 20 组).



图1 实验场景

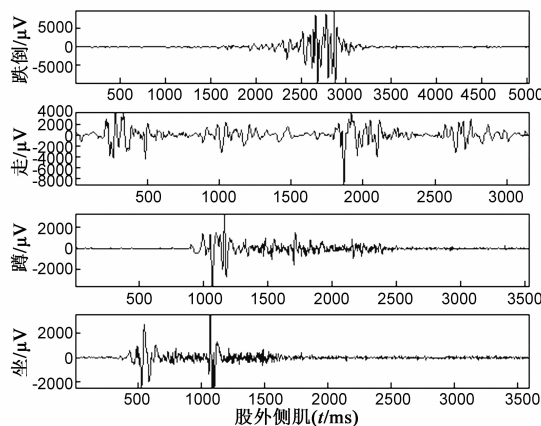


图2 跌倒、行走、蹲下和坐下时股外侧肌的肌电信号

### 3.2 特征提取

分别对 4 类动作的腓肠肌和股外侧肌 sEMG 信号进行处理,采用能量阈值法<sup>[22]</sup>确定每个 sEMG 信号的动作开始时刻,取后续的 1500 个采样点数据计算模糊熵作为特征. 本文计算模糊熵调用了 Matlab 函数 Fuzzy-En( $d, m, r$ ),函数中  $d$  代表 1500 个采样点的数据,  $m$  表示维数通常取  $m = 2$ ,  $r$  为阈值,  $r$  值选取过小会使熵值显著受噪声影响,选取过大又会造成信息损失,经过实验观察跌倒和 ADL 的模糊熵的分布,当  $r = 0.15$  时各样本的动作区分效果较好.

### 3.3 模式分类

由第 2 节的理论推导,为了对本实验中的不平衡数据集进行有效的分类,本文提出的肌电模糊熵特征的加权核 FDA 方法实现步骤可简述如下:

**步骤 1** 获取 ADL 和跌倒两类的下肢肌电信号的样本数据,设  $N_1$  个属于跌倒类别  $\omega_1$ ,  $N_2$  个属于 ADL 类别  $\omega_2$ ,分别进行特征提取,求出其模糊熵特征,设  $\omega_1$  类训练样本模糊熵特征向量为  $\mathbf{x}_1^{(\omega_1)}, \mathbf{x}_2^{(\omega_1)}, \dots, \mathbf{x}_{N_1}^{(\omega_1)}$ ,  $\omega_2$  类训练样本模糊熵特征特征向量  $\mathbf{x}_1^{(\omega_2)}, \mathbf{x}_2^{(\omega_2)}, \dots, \mathbf{x}_{N_2}^{(\omega_2)}$ ,未知类别的测试样本模糊熵特征向量  $\mathbf{X}$ .

**步骤 2** 由式(17)求得各类的核矩阵  $\mathbf{K}_i$ ,进而计算  $\mathbf{K}_1$  的列向量的均值  $\mathbf{m}_{K_1}$  ( $1 \times N_1$  维),  $\mathbf{K}_2$  的列向量的均值  $\mathbf{m}_{K_2}$  ( $1 \times N_2$  维).

**步骤 3** 由式(21)求  $\bar{\mathbf{m}}_{K_i}$ ,由式(22)、(23)计算得到各类的权重  $q_i$  ( $i = 1, 2$ ). 由式(24)得加权后的核矩阵  $\mathbf{K}'_i$ ,计算两类样本的核类内离散度矩阵:  $\mathbf{H}_i = \mathbf{K}'_i (\mathbf{I} - \mathbf{L}_i) \mathbf{K}'_i{}^T$ , ( $i = 1, 2$ ),相加得到总的核类内离散度矩阵:  $\mathbf{H} = \mathbf{H}_1 + \mathbf{H}_2$

**步骤 4** 由式(15)计算  $\mathbf{M}_1, \mathbf{M}_2$ ,把  $\mathbf{H}, \mathbf{M}_1, \mathbf{M}_2$  代入  $\boldsymbol{\alpha} = \mathbf{H}^{-1} (\mathbf{M}_1 - \mathbf{M}_2)$  计算最佳投影向量  $\boldsymbol{\alpha}$ .

**步骤 5** 把两类训练样本  $\mathbf{x}_i^{(\omega_1)}, \mathbf{x}_j^{(\omega_2)}$  ( $i = 1, 2, \dots, N_1; j = 1, 2, \dots, N_2$ ) 代入(19)得到两类训练样本新特征空间  $\varphi(\mathbf{X})$  在最佳投影方向  $\boldsymbol{\alpha}$  上的投影  $y_i^{(\omega_1)}, y_j^{(\omega_2)}$  ( $i = 1, 2, \dots, N_1; j = 1, 2, \dots, N_2$ ).

**步骤 6** 由式(19)计算未知待测样本  $\mathbf{X}$  新特征空间  $\varphi(\mathbf{X})$  在最佳投影方向  $\boldsymbol{\alpha}$  上的投影  $y$ .

**步骤 7** 依据 Fisher 判别法的决策规则对投影点进行分类.

本实验中  $N_1 = 30, N_2 = 60$ . 两类输入训练样本新特征空间  $\varphi(\mathbf{X})$  在最佳投影方向  $\boldsymbol{\alpha}$  上的投影如图 4 所示.

### 3.4 分类性能的评价准则

对于两类样本的分类问题,在机器学习中通常使用混合矩阵来评价分类器的性能,如表 1 所示.

在经典的分类性能评价标准定义中,定义分类精度为:

表 1 混合矩阵

	被分为正类	被分为负类
实际为正类	TP	FN
实际为负类	FP	TN

$$\text{accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}} \quad (25)$$

式(25)反映了分类器对数据集的整体分类性能,但是对于不平衡数据集的分类问题,在少数类的识别率很低而多数类的识别率很高时,同样可得到高的分类精度.因此,本文采用文献<sup>[23]</sup>提出评价准则来评估分类性能.定义:

$$\text{F-value} = \frac{(1 + \beta^2) \times \text{recall} \times \text{precision}}{\beta^2 \times \text{recall} + \text{precision}} \quad (26)$$

$$\text{recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (27)$$

$$\text{precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \quad (28)$$

recall 和 precision 分别为查全率和查准率, $\beta$ 是可调参数.通过调节 $\beta$ 的值,可有效增强或减少少数类的识别率对分类性能的影响.所以,依据这种新的分类评价准则,F-value 值能较好地反映针对不平衡数据集的分类器的整体性能.F-value 值越高,表示分类性能越好.

### 3.5 结果分析

本文选取基于类中心的欧氏距离分类法、 $k$ -近邻法、支持向量机、FDA、参考文献[14]中的加权核 Fisher 方法和本文提出的加权核 FDA 分类方法进行模式分类实验.待分类样本为实验采集的身高体型有差异的 3 位男性受试者的肌电信号模糊熵数据,实验结果如表 2 所示.其中, $k$ -近邻法参数 $k=3$ ,文献[14]方法中,可变参数 $\lambda=0.9$ 时得到了最高的 F-value 值.在新的评价准则中,计算 F-value 时设 $\beta=1$ .加权核 FDA 方法中 RBF 函

数参数 $\sigma=1$ .

分析表 2 可知,对于单个样本,由于 ADL 类包含不同的动作,样本的分布不够集中,使得欧式距离分类方法显现出不足, $k$ -近邻法,支持向量机这样的经典分类算法对不平衡数据的分类不再有效,因为这些分类方法大多基于如下假设<sup>[24]</sup>:(1)以分类精度作为评价准则;(2)各类数据的样本个数大致相当;(3)各类的错分代价一致.在实际的跌倒检测中,ADL 类的个数远多于跌倒类,且少数类的错分代价比多数类的错分代价要高得多,跌倒数据属于少数类.跌倒检测需要尽可能将所有跌倒识别出来,以发出报警信号,使老人及时得到救助.因此,传统的分类方法不适用于跌倒与 ADL 数据的分类.

在进行模式分类时,希望类间距离尽可能大,每类的数据分布尽可能集中,以得到较好的分类结果.以样本 1 的实验数据为例,本文提取的腓肠肌和股外侧肌上模糊熵特征使待分类样本呈线性分布,采用 FDA 方法将这些训练样本点投影到一条直线上,如图 5,两类样本基本上被分开,两类的中心距 $d=1.3$ ,进行线性分类得到了较好的识别效果,但是误报警率较高.采用加权核 FDA 方法将这些二维训练样本点投影到一维空间后的分布如图 4,两类样本完全被分开,中心距 $d=108.2$ ,而且各类样本点分布十分集中,ADL 类几乎聚集到一点,实验结果表明,跌倒检测得到了较高的识别率,误报警率较低.

为了验证方法的有效性,本文对身高体型不同的 3 位男性受试者的肌电信号模糊熵数据进行了分类实验.表 2 中的数据表明,与其它分类方法相比,本文提出的加权核 FDA 方法对 3 个样本的跌倒和 ADL 的识别率的均值最高,并且具有最大的 F-value 值,表明此方法针对不平衡数据集的分类性能最好.

表 2 各分类方法对跌倒和 ADL 的识别率统计

分类方法 /样本	样本 1 身高:171cm 体重:65kg			样本 2 身高:176cm 体重:79kg			样本 3 身高:180cm 体重:83kg			均值		
	跌倒	ADL	F-value	跌倒	ADL	F-value	跌倒	ADL	F-value	跌倒	ADL	F-value
类中心	83.3%	81.7%	0.7576	83.3%	85.0%	0.7813	93.3%	78.3%	0.7887	86.6%	81.7%	0.7759
$k$ -近邻	90.0%	95.0%	0.9000	83.3%	91.7%	0.8333	90.0%	98.3%	0.9310	87.8%	95%	0.8881
SVM	93.3%	96.7%	0.9333	86.7%	90.0%	0.8387	96.7%	96.7%	0.9508	92.2%	94.5%	0.9076
FDA	86.7%	83.3%	0.7879	90.0%	93.3%	0.8710	86.7%	83.3%	0.7879	87.8%	86.6%	0.8156
文献[14]	93.3%	100%	0.9655	86.7%	96.7%	0.8966	96.7%	98.3%	0.9667	92.2%	98.3%	0.9429
加权核 FDA	100%	98.3%	0.9836	93.3%	100%	0.9655	96.7%	100%	0.9831	96.7%	99.4%	0.9774

## 4 结论

本文基于在跌倒和行走、蹲下和坐下时的 sEMG 的

波形复杂度的差异,提取模糊熵特征进行跌倒检测,再利用加权核 FDA 进行模式分类,并成功将跌倒与 ADL 区分开来,获得了较高的识别率.

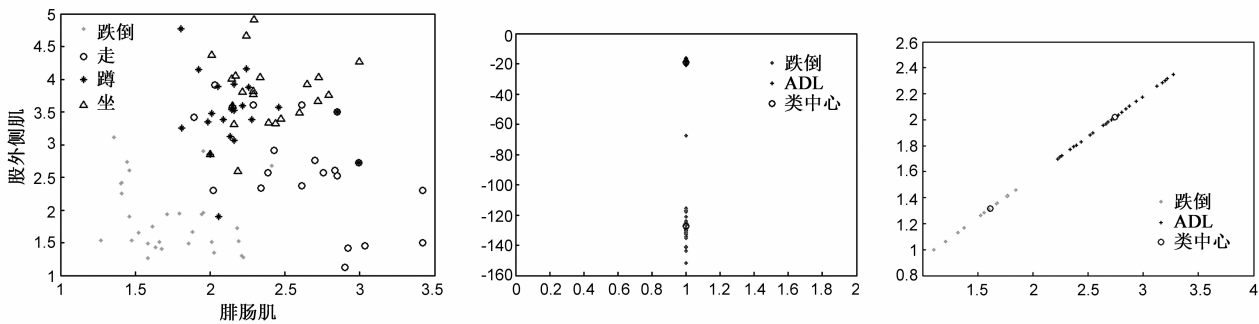


图3 跌倒、行走、蹲下和坐下时的模糊熵分布 图4 训练样本经加权核FDA投影后的分布 图5 训练样本经FDA投影后的分布

模糊熵是一种针对非线性时间序列的分析方法。sEMG 是一种非线性、非平稳的生物电信号,采用皮肤表面的电极采集时,更容易受到干扰。当采样数据中存在轻微波动或基线漂移时,根据模糊熵定义中的均值操作可以去除基线漂移的影响。所以用模糊熵来估计 sEMG 是一种具备良好的抗噪抗干扰能力的稳健估计。

基于人在跌倒与 ADL(行走、蹲下和坐下)时的腓肠肌和股外侧肌上 sEMG 的模糊熵特征分布是线性可分的,针对 ADL 类的数目远远多于跌倒类导致的数据集不平衡的问题,本文采用加权核 FDA 对特征进行识别分类,通过实验证明其分类结果优于传统的欧式距离、 $k$ -近邻法、支持向量机、FDA 和参考文献 8 中的加权核 Fisher 方法,针对不同的样本两类动作的平均识别率均达到了 95% 以上,为跌倒辨识提供了一种新的研究思路。并且,本文对 1500 个采样点的肌电信号的模糊熵计算和加权核 FDA 分类算法程序的耗时约为 2.84s,能够在跌倒发生后及时发出警报,使跌倒监测产品的商业化成为可能。

#### 参考文献

- [1] 周白瑜,于普林. 老年人跌倒[J]. 中华流行病学杂志, 2011,32(11):1068-1073.  
Zhou Bai-yu, Yu Pu-lin. Falls in older people[J]. Chinese Journal of Epidemiology, 2011, 32(11): 1068-1073. (in Chinese)
- [2] 段春波,覃朝晖,于普林,等. 老年人跌倒损伤的治疗和疾病负担研究[J]. 中华老年医学杂志,2008,27(4):302-304.  
Duan Chun-bo, Qin Zhao-hui, Yu Pu-lin, et al. Study on treatment and disease burden of falls injuries in elderly population[J]. Chinese Journal of Geriatrics, 2008, 27(4): 302-304. (in Chinese)
- [3] Krekovic M, Ceric P, Dominko T, et al. A method for real-time detection of human fall from video[A]. 2012 Proceedings of the 35th International Convention[C]. Opatija: IEEE, 2012. 1709-1712.
- [4] 石欣,张涛. 一种可穿戴式跌倒检测装置设计[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(3): 575-580.  
Shi Xin, Zhang Tao. Design of a wearable fall detection device[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(3): 575-580. (in Chinese)
- [5] Fernandez-Caballero A, Sokolova M V, Serrano-Cuerda J, et al. HOLDS: Efficient fall detection through accelerometers and computer vision[A]. 8th IEEE International Conference on Intelligent Environments [C]. Guanajuato: IEEE, 2012. 367-370.
- [6] Dawley J A, Fite K B, Fulk G D. EMG control of a bionic knee prosthesis: Exploiting muscle co-contractions for improved locomotor function[A]. IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics [C]. Seattle: IEEE, 2013. 1-6.
- [7] 李仲宁,罗志增. 基于小波变换的空域相关法在肌电信号中的应用[J]. 电子学报, 2007, 35(7): 1414-1418.  
LI Zhong-ning, LUO Zhi-zeng. Spatial correlation filtering based on wavelet transformation application to EMG denoising[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(7): 1414-1418. (in Chinese)
- [8] Das Gupta S, Al Yusuf S, Karim Ammar J, et al. An analysis to generate EMG signal and its perspective: A panoramic approach[A]. IEEE International Conference on APCET [C]. Mylavaram: IEEE, 2012. 1-5.
- [9] 罗志增,李文国. 基于小波变换和盲信号分离的多通道肌电信号处理方法[J]. 电子学报, 2009, 37(4): 823-827.  
LUO Zhi-zeng, LI Wen-guo. A method of multi-channel EMG disposal based on wavelet transform and blind signal separation[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(4): 823-827. (in Chinese)
- [10] Mu T, Zhang X, Jia B. EMG based pattern recognition of human lower limb motion using AR model and LS-SVM [A]. 7th IASTED International Conference on Human-Computer Interaction [C]. Baltimore: Acta Press, 2012. 205-210
- [11] Zhang F, D'Andrea S E, Nunnery M J, et al. Towards de-

- sign of a stumble detection system for artificial legs[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2011, 19(5): 567 – 577.
- [12] Pijnappels M, Bobbert M F, van Dieën J H. How early reactions in the support limb contribute to balance recovery after tripping[J]. Journal of biomechanics, 2005, 38(3): 627 – 634.
- [13] 邹晓阳, 雷敏. 基于多尺度模糊熵的动作表面肌电信号模式识别[J]. 生物医学工程学杂志, 2012, 29(006): 1184 – 1188.  
Zou Xiaoyang, Lei Min. Pattern recognition of surface electromyography signal based on multi-scale fuzzy entropy [J]. Journal of Biomedical Engineering. 2012, 29(006): 1184 – 1188. (in Chinese)
- [14] Deng F, Bao C, Bao F. Clipping detection of audio signals based on kernel Fisher discriminant [A] IEEE China Summit & International Conference on Signal and Information Processing (ChinaSIP) [C]. Beijing: IEEE, 2013. 99 – 103.
- [15] 尹军梅, 杨明, 万建武. 一种面向不平衡数据集的核 Fisher 线性判别分析方法[J]. 模式识别与人工智能, 2010(003): 414 – 420.  
Yin Jun-Mei, Yang Ming, Wan Jian-Wu. A kernel Fisher linear discriminant analysis approach dealing with imbalanced data set [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2010(003): 414 – 420. (in Chinese)
- [16] Sharma J, Panchariya P C, Purohit G N. Clustering algorithm based on k-means and fuzzy entropy for e-nose applications [A] IEEE International Conference on Advanced Electronic Systems (ICAES) [C]. Pilani: IEEE, 2013. 340 – 342.
- [17] 刘伟, 张权, 桂志国. 基于模糊熵的低剂量 CT 投影降噪算法研究[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(6): 1421 – 1427.  
Liu Yi, Zhang Quan, Gui Zhi-guo. Noise reduction for low-dose CT sinogram based on fuzzy entropy [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2013, 35(6): 1421 – 1427. (in Chinese)
- [18] Ji Z, Jing P, Yu T, et al. Ranking Fisher discriminant analysis[J]. Neurocomputing, 2013, 120(11): 54 – 60.
- [19] Deng Z A, Xu Y, Chen L. Localized local Fisher discriminant analysis for indoor positioning in wireless local area network [A]. IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC) [C]. Shanghai: IEEE, 2013. 4795 – 4799.
- [20] Zhang D, He J, Zhao Y. Kernel Fisher discriminant analysis with locality preserving for feature extraction and recognition[J]. International Journal of Computational Intelligence Systems, 2013, 6(6): 1059 – 1071.
- [21] Ye J, Kobayashi T, Murakawa M, et al. Kernel discriminant analysis for environmental sound recognition based on acoustic subspace [A]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP) [C]. Vancouver: IEEE, 2013. 808 – 812.
- [22] 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.  
Lei Min, Wan Zhi-zhong. A method for real-time pickup action signal [J]. Chinese Journal of Medical Instrumentation, 2000, 24(4): 200 – 202. (in Chinese)
- [23] 韩慧, 王文渊, 毛炳寰. 不平衡数据集中基于 Adaboost 的过抽样算法 [J]. 计算机工程, 2007, 33(10): 207 – 209.  
HAN Hui, WANG Wenyuan, MAO Binghuan. Over-sampling algorithm based on Adaboost in unbalanced data set [J]. Computer Engineering, 2007, 33(10): 207 – 209. (in Chinese)
- [24] 袁兴梅, 杨明, 杨杨. 一种面向不平衡数据的结构化 SVM 集成分类器 [J]. 模式识别与人工智能, 2013, 26(003): 315 – 320.  
Yuan Xing-Mei, Yang Ming, Yang Yang. An ensemble classifier based on structural support vector machine for imbalanced data [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2013, 26(003): 315 – 320. (in Chinese)

#### 作者简介



**席旭刚** 男, 1975 年 10 月出生, 浙江金华人, 副教授. 2002 年毕业于杭州电子科技大学, 获硕士学位, 主要研究方向为信号处理、传感器、机器人.

E-mail: xixugang@hdu.edu.cn



**左静** 女, 1988 年 4 月出生. 现为硕士生, 主要研究方向为生物医学信息检测、模式识别.

E-mail: 404422@qq.com.

**罗志增** 男, 1965 年 8 月出生, 浙江慈溪人, 教授, 博导. 1998 年在浙江大学获博士学位. 现为杭州电子科技大学智能控制与机器人研究所所长. 主要从事机器人、传感器及多信息融合、信息检测的研究. E-mail: luo@hdu.edu.cn