

融合表面肌电和加速度信号的下肢运动模式识别研究

席旭刚, 汤敏彦, 张自豪, 张启忠, 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: 为了提高下肢运动模式识别率, 本文设计了一种融合表面肌电和加速度信号的下肢运动模式识别方法. 首先, 用局部均值分解将表面肌电信号分解为多个乘积函数(Product Functions, PFs), 再计算 PF 成分的多尺度排序熵. 然后, 通过拉普拉斯权重(Laplacian score, LS)特征选择算法选定每路肌电信号的一个尺度排序熵为特征, 并把该特征和加速度信号的排序熵组成特征向量. 最后, 根据类内欧氏距离和类间样本分布, 设计了改进的二叉树支持向量机, 把特征向量输入该支持向量机进行下肢运动模式分类. 实验结果表明所提方法对七个日常动作的平均识别率达到 98.62%, 相较于其他方法有较高的识别率.

关键词: 下肢运动模式识别; 表面肌电信号; 加速度信号; 多尺度排序熵; 改进二叉树支持向量机

中图分类号: TP24 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2017)11-2735-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.11.022

Lower Limb Motion Recognition Based on the Fusion of sEMG and Acceleration Signal

XI Xu-gang, TANG Min-yan, ZHANG Zi-hao, ZHANG Qi-zhong, LUO Zhi-zeng
(Intelligent Control & Robotics Institute of Hangzhou Dianzi University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China)

Abstract: In order to improve the recognition rate of lower limb motion pattern, (a novel lower limb motion recognition method was designed by fusion of surface electromyography (sEMG) signal and acceleration signal. Firstly, the sEMG signal was decomposed into a set of product functions (PFs) by Local mean decomposition (LMD), and the multiscale permutation entropy (MPE) of PFs was calculated. Then, one scale permutation entropy was selected as the feature of sEMG by the Laplacian score. The feature vector is composed by this sEMG feature and the permutation entropy of acceleration signal. Finally, based on the combination of inter-class Euclidean distance and intra-class sample distribution, an improved support vector machine based binary tree (ISVM-BT) was designed. The feature vector was inputted into this SVM to recognize the lower limb motion. The experimental results indicate that the proposed method achieved 98.62% at the average recognition rate for seven daily activities, and has higher accuracy than other methods.

Key words: lower limb motion pattern recognition; surface electromyography (sEMG); acceleration signal; multi-scale permutation entropy (MPE); improved support vector machine based binary tree (ISVM-BT)

1 引言

随着社会的快速发展, 受先天环境和后天疾病影响引发下肢单侧肢体运动功能损伤的患者日益增多. 提高这类患者的生活质量并逐渐使其恢复运动能力已经成为社会关注的热点和医疗康复领域的主题^[1]. 随着机器人技术的飞速发展, 产生了结合外骨骼康复机

器人等先进的康复手段^[2], 实时提取人体下肢运动意图, 建立外骨骼机器人系统的主动柔性控制策略, 可以实现根据人体运动意图的主动康复训练^[3].

表面肌电信号 (Surface electromyography, sEMG) 广泛应用于运动意图识别领域^[4,5]. 一种新的自适应时频分析方法局部均值分解 (Local mean decomposition, LMD) 能将一个复杂的非平稳多分量幅频调制信号分

解为若干个具有物理意义的 PF(Product functions, PF)分量,本文利用 LMD 对肌电信号进行处理.

在 LMD 分解之后,主要的问题是如何从获得的 PF 成分提取动作特征信息.常见的时域特征、频域特征、非线性分析方法等已广泛应用于 sEMG 的特征提取,但上述方法存在抗噪能力弱、数据预处理过程复杂等局限,导致 sEMG 本身的细节特征^[6]难以有效提取.排序熵(Permutation entropy, PE)作为一种基于复杂性度量的非线性动力学参数,具有计算速度快、抗噪能力强等优点,已逐渐应用于心电^[7]、脑电^[8]等复杂生物电信号的分析中.多尺度分析方法将时域信号通过多尺度粗粒化处理分解为不同时间尺度,多尺度分析包含原始信号不同时间尺度上更多的细节信息,更能反应肌电信号在不同运动模式下复杂的内部特性,Wu 等^[9]已经证明了多尺度排序熵比排序熵具有更好的性能.因此本文利用多尺度排序熵提取不同运动模式下的肌电信号特征.

加速度信号不仅可以反映日常行为动作随时间推移产生的速度信息和在空间中的运动轨迹信息,还可以提供日常行为动作相对于重力加速度方向的角度倾斜信息,因此广泛应用于日常行为动作检测及跌倒检测中,常提取加速度信号的时域特征如简单阈值、峭度、信号幅度向量、信号幅度域(Signal Magnitude Area, SMA)^[10]及加速度瞬时变化值等,Irene S 等^[11]采用加速度对坐、站、行走进行识别,获得了 99% 的识别正确率.但利用加速度信号简单的时域特征不能有效的反映出下肢不同运动模式之间的区别,而排序熵能够准备的反映不同运动模式加速度信号的复杂度,有利区分不同的动作模式,因此本文将利用排序熵提取加速度信号特征.

在提取了表面肌电信号和加速度信号特征之后,将所提取的特征输入支持向量机分类器进行下肢运动模式识别.由于四路表面肌电信号提取多尺度排序熵所组成的特征向量维数较高信息冗余使得模式识别准确率下降,计算复杂度增加,因此我们有必要降低特征空间维数选取几个重要的尺度因子组成特征向量,本文引入拉普拉斯权重算法对多尺度排序熵按照重要性进行排序,实现降维处理.对于多分类问题,基于二叉树的支持向量机有较少的子分类器,不存在无法划分类别的样本空间,比较好的分类性能^[12].基于二叉树的支持向量机分类器分类性能主要取决于二叉树的构造上,本文结合类内欧氏距离和类间样本分布,改进了二叉树支持向量机分类算法.

2 信号预处理及特征提取方法

2.1 局部均值分解(LMD)

LMD 最初用于将一个复杂的非平稳多分量幅频调

制信号分解为若干个具有物理意义的乘积函数(Production functions, PFs),每一个 PF 分量由一个包络信号和一个纯调频信号直接求出^[13].给定任何信号 $x(t)$,它可以通过 LMD 按如下方法分解:

(1) 找出原始信号 $x(t)$ 的所有局部极值 n_i , 包络估计值 $a_i = \frac{|n_{i+1} - n_i|}{2}$, 并计算相邻两个局部均值 n_i 和 n_{i+1} 的均值,然后通过滑动平均算法形成局部均值函数 $m_{i1}(t)$ 和局部包络函数 $a_{i1}(t)$.

(2) 原始信号 $x(t)$ 减去 $m_{i1}(t)$ 得到分离信号 $h_{i1}(t)$, 进而得到 $h_{i1}(t)$ 的解调信号 $s_{i1}(t) = \frac{h_{i1}(t)}{a_{i1}(t)}$.

(3) 重复以上步骤得到 $s_{i1}(t)$ 的包络信号 $a_{i2}(t)$, 如果 $a_{i2}(t) = 1$ 则停止计算并将 $s_{i2}(t)$ 作为第一个纯频率调制信号.否则将 $s_{i1}(t)$ 作为原始信号重复以上步骤 n 次直到 $a_{in}(t) \approx 1$.

(4) $PF_1(t)$ 可以通过包络函数 $a_1(t)$ 和纯调频信号 $s_{1n}(t)$ 得到.

$$PF_1(t) = a_1(t)s_{1n}(t) \quad (1)$$

其中 $PF_1(t)$ 包含信号 $x(t)$ 中最高频成分,它的瞬时幅值可以通过包络信号 $a_1(t)$ 得到,瞬时频率 $f_1 = \frac{1}{2\pi} \frac{d[\arccos(s_{1n}(t))]}{dt}$.

(5) 从原始信号序列 $x(t)$ 中减去 $PF_1(t)$ 得到一个新的信号 $u_1(t)$.将 $u_1(t)$ 作为一个新的数据重复上述过程 k 次,直到 $u_k(t)$ 是一个常量或单调函数.因此,原始信号可以通过式(2)重构.

$$x(t) = \sum_{p=1}^k PF_p(t) + u_k(t) \quad (2)$$

其中 $u_k(t)$ 是残留信号, k 是 PF 成分数量.

2.2 多尺度排列熵

多尺度分析算法可以用来估计原始时间信号不同尺度的复杂度.基于多尺度分析的多尺度排列熵(Multiscale permutation entropy, MPE)首先由 Aziz 和 Arif 提出^[14].MPE 算法包括两个步骤.首先将原始信号进行多尺度粗粒化处理,然后计算其排序熵. MPE 算法简述如下.

(1) 对于给定的时间序列 $x(k), k = 1, 2, \dots, N$, 多尺度粗粒化过程如下:

$$y_j^s = \frac{1}{s} \sum_{i=(j-1)s+1}^{js} x_i, \quad 1 \leq j \leq \frac{N}{s} \quad (3)$$

其中, s 为粗粒化尺度, y_j^s 多尺度粗粒化的时间序列.

(2) 然后按照文献[15]所述计算每个粗粒化时间序列的排列熵(PE),然后根据粗粒化尺度因子 s 计算多尺度排列熵如下式.

$$MPE(x, s, m, \tau) = PE(y_j^s, m, \tau) \quad (4)$$

在进行 MPE 计算之前必须设置嵌入维数 m 、时延 τ 、时间序列长度 N 、尺度因子 s 。因为 m 维向量有 $m!$ 种可能的排列,排列熵的值与嵌入维数直接有关,并且时间序列的长度 N 应满足 $N \geq 5m!$ ^[16]。Christoph 和 Berndt 指出嵌入维数 m 应满足 $3 \leq m \leq 7$ 。Yan 等人^[17]已经研究了不同嵌入维数 m 情况下的排序熵有效性。

3 改进的二叉树支持向量机

二叉树支持向量机(Support Vector Machine Based Binary Tree, SVM-BT)利用了树结构高效的计算能力和 SVM 算法高精度的识别率^[18,19]。本文结合类内平均欧氏距离和类间样本分布,改进 SVM-BT 算法即 ISVM-BT (Improved Support Vector Machine Based Binary Tree)算法。在本文中用欧氏距离(Euclidean distance, ED)作为衡量标准。

为了建立一个分类标准,使不同类之间有更大的欧氏距离,同类样本之间分布更加广泛,可分离度量标准 $I_{A,B}$ 可以由类内平均欧式距离 AV^a 、 AV^b 和平均类间欧式距离 AVI^{ab} 和权值系数 k 得到,定义如下。

$$I_{A,B} = AVI^{ab} + k(AV^a + AV^b) \quad (5)$$

ISVM-BT 算法过程如下:

(1) 由训练数据得到类内平均欧氏距离 AV 和类间

平均欧氏距离 AVI ,在本文中权值系数 $k_n = 2^n$, $-4 \leq n \leq 4$, n 为整数。

(2) 对于给定的 k 计算分离性测度 $SI = I_{i,j}$, $i, j = 1, 2, \dots, N, i \neq j$, 构造对称矩阵如下。

$$SI = \begin{bmatrix} 0 & I_{1,2} & \dots & I_{1,N-1} & I_{1,N} \\ I_{2,1} & 0 & \dots & I_{2,N-1} & I_{2,N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ I_{N-1,1} & I_{N-1,2} & \dots & 0 & I_{N-1,N} \\ I_{N,1} & I_{N,2} & \dots & I_{N,N-1} & 0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

(3) 二叉树的分层结构按照矩阵 SI 每行的和值排序。

(4) 改变权值 k_n 并且重复步骤(2)和步骤(3)生成一系列二叉树分层结构。

(5) 选择一个二叉树分层结构和权值 k_n , 建立 SVM 子分类器。对于 k 类问题需要产生 $k-1$ 个子分类器,对测试数据进行分类计算分类器的分类精度。

(6) 令 $n = n + 1$ 重复步骤(5)直到 $n = 4$ 为止。

(7) 根据所有的权值 k_n 对应的分类精度来决定最优的二叉树分层结构。基于以上步骤的 ISVM-BT 算法流程图如图 1 所示。

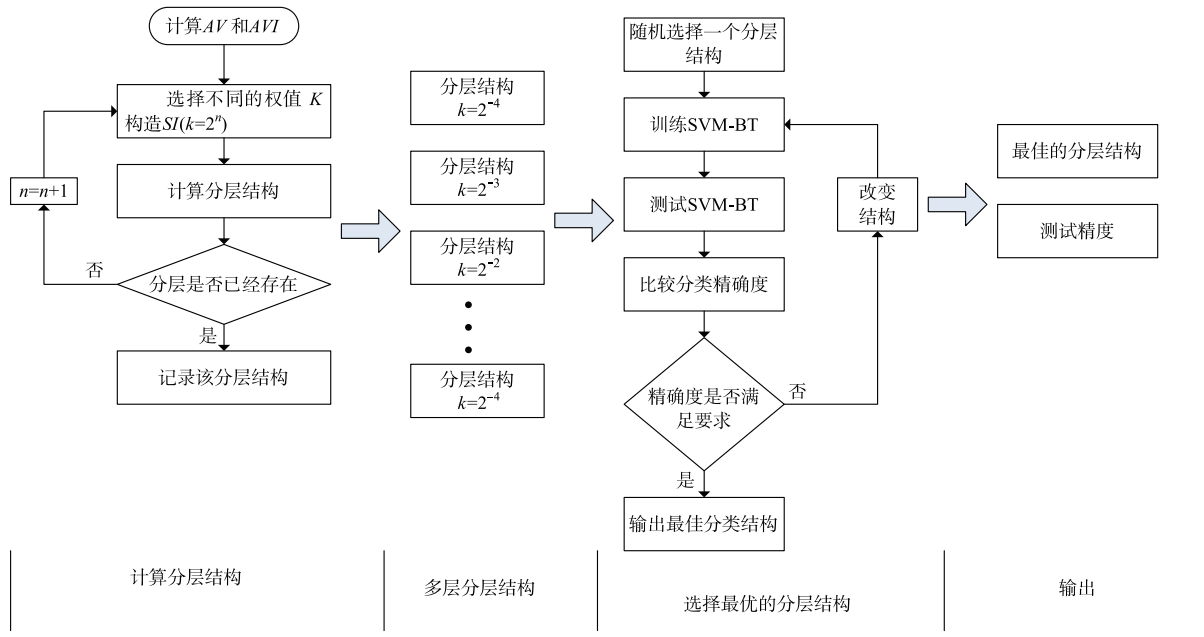


图1 ISVM-BT算法流程图

核函数对 SVM 分类性能起到关键作用,不仅可以降低运算时间还可以解决维数灾难问题。由于径向基函数 $K(x, x_i) = \exp\{-\gamma\|x - x_i\|^2\}$ 的广泛应用和较好的性能^[20],因此本文采用径向基函数作为 SVM 的核函数。通过遗传算法(Genetic Algorithm, GA)获得每个子

分类 SVM 模型的全局最优惩罚参数 c 和核参数 γ 。

4 实验及模式识别分析

4.1 实验过程

采用 Noraxon 公司的 mt400 四通道肌电采集仪采

集肌电信号. 通过对腿部肌群测试比较最终选定胫骨前肌、腓肠肌、股直肌、半腱肌作为信号源, 在进行数据采集前先用酒精擦拭上述四块肌肉, 去除皮肤表面的毛屑降低干扰, 同时要求测试者在 24h 内不要做剧烈运动. 将一个 i4Motion 三轴加速度传感器结点固定在测试者腰部, 捕获并记录 x 、 y 、 z 三轴的原始运动数据. 由于肌电信号的有用能量主要分布在 10Hz ~ 500Hz 之间, 为了不失真采样, 因此设定肌电信号的采样频率为 1000Hz. 根据人体活动产生的加速度信号都在 20Hz 以下^[21], 本文设定加速度信号的采样频率为 50Hz, 数据采集设备通过蓝牙将数据传输到上位机软件中, 上位机记录并保存原始运动数据. 本文主要研究了走、上楼、下楼、站到坐、坐到站、站到蹲和蹲到站这七个日常行为动作. 实验对象为两名身体健康男性 (24 ± 2 岁, 65 ± 5 kg, 170 ± 5 cm) 和一名女性 (23 岁, 48kg, 162cm). 每组动作重复

1,5,4,16) 熵和 x, y, z 三轴加速度的排序熵组成 1×7 维特征向量.

4.3 ISVM-BT 模式识别分析

随机选取一部分特征向量用于训练 ISVM-BT 得到

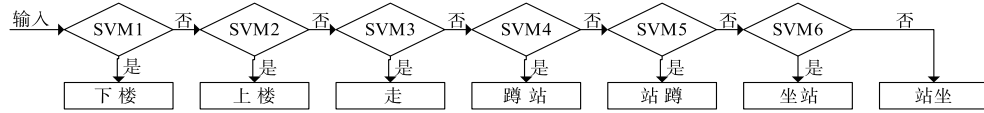


图5 ISVM-BT最佳分层结构

然后按照 GA 对 SVM 惩罚参数 c 和核函数 γ 寻求全局最优解, 设定 $c(0.1, 1000)$ 和 $\gamma(0.001, 10)$ 并通过 10 倍交叉验证方法获得全局最优解, 分类结果如表 1 所示.

从表 1 中可以看出对于这三个样本集这七个动作均实现了较高的识别率, 其中上楼和下楼这两个动作的识别率达到了 100%, 平均识别率达 98.62%, 这说明本文所提方案在下肢运动模式识别中具有较高的识别率和可靠性.

BP 神经网络、C 均值模糊聚类、Fisher 线性判别等分类方法广泛应用于肌电和加速度信号的分类识别中, 为了验证本文所提分类器算法的分类效果, 将运用本文所提取到的特征向量输入到上述分类器中, 分类效果如表 2. 从表中可以看出本文所提的基于改进的二叉树支持向量机分类算法明显优于上述分类算法.

表 1 本文所提方案分类结果

识别率%	样本 1	样本 2	样本 3	平均识别率
上楼	100	100	100	100
下楼	100	100	100	100
走	100	98	98	98.67
蹲站	98	100	100	98.67
站蹲	100	100	98	98.67
坐站	95	98	100	97.66
站坐	95	100	95	96.67

表 2 不同分类器的识别结果

平均识别率%	BP 神经网络	C 均值模糊聚类	Fisher 线性判别	本文所提分类方法
上楼	85	90	80	100
下楼	85	90	85	100
走	80	85	80	98.67
蹲站	80	85	75	98.67
站蹲	85	90	80	98.67
坐站	75	90	70	97.66
站坐	80	85	75	96.67

最佳的 BT 分层结构, 并用剩余的特征向量验证 ISVM-BT 的分类性能. 以样本 1 的数据为例, 从每组数据集中随机选取 20 个样本作为训练集, 剩余的 20 个样本作为测试集, 得到最佳的分层结构如下图 5 所示.

为了验证融合肌电和加速度识别方案与单纯依靠肌电的优劣, 按照上述数据处理方法, 表面肌电信号对七个动作的分类效果如表 3 所示. 从表中可以看出, 单一依靠表面肌电信号对上楼、下楼和走这三个动作的识别率较高, 而对蹲站、站蹲、坐站和站坐这四个比较相似动作识别率比较低, 比较表 1 和表 3 可以看出引入加速度后这七个动作的识别率明显提高, 其中对蹲站、站蹲、坐站和站坐这四个相似动作识别率提高的最为明显.

为了验证 LMD 对分类性能的影响直接计算原始信号 MPE 并重复上述数据处理方法, 七个动作的分类效果如表 4 所示. 通过表 1 和表 4 可以看出运用 LMD 之后这三个样本七个动作的识别率得到了不同程度的提高, 特别是对于站坐和坐站这两个动作的识别率, 这主要是原始肌电信号包含较多的噪声干扰, 在 LMD 分解之后取 PF1 成分有效的去除了大部分噪声, 因此能有效提高分类性能.

表 3 单一表面肌电信号的分类结果

识别率%	样本 1	样本 2	样本 3	平均识别率
上楼	98	95	98	97
下楼	100	98	95	97.67
走	94	90	90	91.33
蹲站	90	90	85	88.33
站蹲	80	85	85	83.33
坐站	85	90	85	86.67
站坐	85	85	85	85

表 4 未采用 LMD 的 MPE 分类结果

识别率%	样本 1	样本 2	样本 3	平均识别率
上楼	95	92.5	95	94.17
下楼	90	95	90	91.67
走	90	90	98	89.33
蹲站	85	90	88	87.67
站蹲	85	85	90	86.67
坐站	80	85	85	83.33
站坐	80	80	80	80

5 结论

由于人体姿态信息的复杂性,仅依靠单一信号如加速度或表面肌电信号的多模式运动识别存在较高的误判率,特别是表面肌电信号的模糊性极强,仅通过表面肌电信号进行人体运动意图的识别受到很大的争议,因此通过多源信号的融合进行人体运动意图的识别是一个有效的途径.为了提高人体下肢运动的识别率,本文设计了一种融合表面肌电信号和加速度信号的下肢运动模式识别方法.实验结果表明本文所提方法取得较高的识别率,相比单纯依靠肌电信号的识别方法,大大的提高了分类准确率.

人体下肢日常运动非常复杂,本文选择了日常生活频度最高的七种行为动作作为实验,其他下肢动作有待进一步验证.另外,出于安全性的考虑,本文的实验是通过健全人来完成,在健全人体身上取得的实验结果在运动功能损伤的患者身上是否仍然相同,也需要进一步的实验验证以 sEMG 和加速度信号为信息源实现人机交互,核心技术在于人体运动意图的实时准确识别,而由于人体动作的复杂性、肌电信号非线性非平稳性和现实场景的复杂性,使得建立稳定、实用的人机交互系统有较大的难度.基于 sEMG 和加速度信号的人机交互技术在今后很长一段时间仍将是一个研究热点,随着相关科技成果的不断涌现,必将取得新的突破.

参考文献

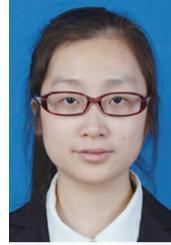
- [1] Langhorne P, Bernhardt J, Kwakkel G. Stroke rehabilitation [J]. *The Lancet*, 2011, 377(9778): 1693 – 1702.
- [2] 彭亮, 侯增广, 王卫群. 康复机器人的同步主动交互控制与实现[J]. *自动化学报*, 2015, 41(11): 1837 – 1846.
PENG Liang, HOU Zeng-Guang, WANG Wei-Qun. Synchronous active interaction control and its implementation for a rehabilitation robot [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2015, 41(11): 1837 – 1846. (in Chinese)
- [3] Mohamaddan S, Jamali A, Abd Majid N A, et al. Musculoskeletal analysis of upper limb rehabilitation robot prototype [J]. *Applied Mechanics and Materials*, 2016, 833: 196 – 201.
- [4] 丁其川, 熊安斌, 赵新刚, 等. 基于表面肌电的运动意图识别方法研究及应用综述[J]. *自动化学报*, 2016, 42(1): 13 – 25.
Ding Qi-Chuan, Xiong An-Bin, Zhao Xin-Gang, et al. A review on researches and applications of sEMG-based motion intent recognition method [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2016, 42(1): 13 – 25. (in Chinese)
- [5] 谢燕江, 杨智, 范正平, 等. 应用小波变换去除膈肌肌电图信号中的心电干扰[J]. *电子学报*, 2010, 38(2): 366 – 370.
- Xie Yan-jiang, Yang Zhi, Fan Zheng-ping, et al. Application of wavelet to the cancellation of ECG interference in diaphragmatic EMG [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 38(2): 366 – 370. (in Chinese)
- [6] Popovic M R, Keller T, Papas Ion P I, et al. Surface-stimulation technology for grasping and walking neuroprostheses [J]. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 2001, 20(1): 82 – 93.
- [7] Taherkhani F, Rahmani M, Taherkhani F, et al. Permutation entropy and detrend fluctuation analysis for the natural complexity of cardiac heart interbeat signals [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2013, 392(14): 3106 – 3112.
- [8] Li X L, Ouyang G X. Estimating coupling direction between neuronal populations with permutation conditional mutual information [J]. *NeuroImage*, 2010, 52(2): 497 – 507.
- [9] S D Wu, P H Wu, C W Wu, et al. Bearing fault diagnosis based on multiscale permutation entropy and support vector machine [J]. *Entropy*, 2012, 14(8): 1343 – 1356.
- [10] Karantonis D M, Narayanan M R, Mathie M, et al. Implementation of a real-time human movement classifier using a triaxial accelerometer for ambulatory monitoring [J]. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2006, 10(1): 156 – 167.
- [11] Irene S, Chennai C-DAC, Shwetha N M, et al. Improving classification of sit, stand, and lie in a smartphone human activity recognition system [A]. *IEEE International Conference on Computer and Information Technology [C]*. Liverpool, 2015. 1460 – 1466.
- [12] S Cheong, H O Sang, S Y Lee. Support vector machines with binary tree architecture for multi-class classification [J]. *Neural Inform Process*, 2004, 2(3): 47 – 51.
- [13] J Cheng, Y Yang. A rotating machinery fault diagnosis method based on local mean decomposition [J]. *Digital Signal Process*, 2012, 22(2): 356 – 366.
- [14] W Aziz, M Arif. Multiscale permutation entropy of physiological time series [A]. *9th International Multitopic Conference [C]*. Karachi, Pakistan; IEEE, 2005. 1 – 6.
- [15] B Christoph, P Berndt. Permutation entropy: a natural complexity measure for time series [J]. *Physical Review Letters*, 2002, 88(17): 1 – 5.
- [16] Matilla Garcia, M. A non-parametric test for independence based on symbolic dynamics [J]. *Journal of Economic Dynamics & Control*, 2007, 31(12): 3889 – 3903.
- [17] R Yan, Y Liu, RX Gao. Permutation entropy: a nonlinear statistical measure for status characterization of rotary ma-

- chines [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2012, 29(5):474 - 484.
- [18] D Gjorgjevikj, G Madzarow. Evaluation of distance measures for multi-class classification in binary SVM decision tree [J]. Artificial Intelligence & Soft Computing, 2010, 6113(6):437 - 444.
- [19] FM Tang, ZD Wang, MY Chen. On multiclass classification methods of support vector machines [J]. Control and Decision, 2005:746 - 749.
- [20] K Joarder, R KBegg. Support vector machines and other pattern recognition approaches to the diagnosis of cerebral palsy gait [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2007, 53(12):2479 - 2490.
- [21] Dean M Karantonis, Michael R Narayanan, Merrynathie, et al. Implementation of a real-time human movement classifier using a triaxial accelerometer for ambulatory monitoring [J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2006, 10(1):156 - 167.
- [22] 成娟, 陈勋, 彭虎. 基于样本熵的肌电信号起始点检测研究 [J]. 电子学报, 2016, 44(2):479 - 484.
CHENG Juan, CHEN Xun, PENG Hu. An onset detection method for action surface electromyography based on sample entropy [J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(2):479 - 484. (in Chinese)
- [23] He Xiao-Fei, Deng Cai, Partha Niyogi. Laplacian score for feature selection [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2005, 18(1):507 - 514.

作者简介



席旭刚(通信作者) 男, 1975 年生于浙江金华, 副教授. 主要研究方向为信号处理、传感器、机器人.
E-mail: xixugang@hdu.edu.cn



汤敏彦 女, 1992 年生于浙江湖州. 现为硕士研究生, 主要研究方向为信号处理、模式识别.
E-mail: 11045404@hdu.edu.cn