

基于相关性分析和支持向量机的手部肌电信号动作识别

席旭刚 李仲宁 罗志增

(杭州电子科技大学机器人研究所 杭州 310018)

摘要: 为了有效提取表面肌电信号(SEMG)的特征, 该文提出了一种基于相关性分析的改进的特征提取方法。首先用空域相关法对两路 SEMG 信号进行消噪预处理, 然后对处理后的 SEMG 信号进行四尺度小波变换, 并通过相关性分析提取 SEMG 信号的重要边缘在各尺度上的小波系数, 以各尺度上的这些系数的平方和构建六维特征向量输入支持向量机分类器, 对手部的多个动作进行分类。实验结果表明, 基于相关性分析和小波变换构筑的特征向量结合支持向量机的方法能够以较高识别率区分伸腕、屈腕、展拳、握拳 4 种动作, 能够得到比传统的神经网络分类器更为准确的分类结果。

关键词: 表面肌电信号; 相关性; 特征提取; 支持向量机

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)10-2315-05

SEMG Movement Pattern Recognition of Hand Based on Correlation Analysis and SVM

Xi Xu-gang Li Zhong-ning Luo Zhi-zeng

(Robotics Research Institute, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: In order to extract effectively the feature of SEMG signal, an improved method of feature extraction based on correlation analysis is proposed. Firstly, the paper decreases the noise included in two channel SEMG signals using spatial correlation filtering. Secondly, the paper analyzes SEMG signal after de-noising with 4-scale wavelet transformation and extract wavelet coefficient of the main fringe by arithmetic of correlation analysis. A 6-dimension eigenvector which is constructed with sum of squares of the wavelet coefficient is inputted SVM. The result shows that four movements (wrist spreads, wrist bends, hand extension, hand grasps) are successfully identified by the method of SVM combined with the eigenvector which is constructed at the condition of correlation analysis and wavelet transformation. The more precise classified results can be get than neural network sorter with this method.

Key words: Surface ElectroMyoGraphy(SEMG); Correlation; Feature extraction; Support Vector Machine(SVM)

1 引言

肌电信号是一种伴随肌肉收缩动作产生的生物电信号, 在皮肤表面采集的肌电信号称为表面肌电信号(SEMG)。不同的肌肉收缩模式对应不同的肢体运动, 所以, 对 SEMG 信号的处理可获得运动模式的信息。目前, SEMG 信号的研究与应用主要集中于疾病诊断、治疗、康复训练与生物反馈训练控制等方面。

基于 SEMG 信号的多运动模式识别是目前仿生控制人工动力假肢这一研究领域的热点问题。1975年 Graupe 在分析 SEMG 信号随机特性的基础上, 提出以“分段平稳”的方法处理 SEMG 信号, 通过对 SEMG 信号建立 AR 模型求取其特征的方法, 来识别不同的动作模式^[1]。1993年 Hudgins 等则提出了肌电信号的一些时域指标进行动作识别和假肢

控制^[2]。1995年台湾 Kang 等将倒谱方法引入肌电信号的特征提取中, 用于颈部动作的模式分类^[3]。文献[4]利用 AR 模型实现了对前臂不同动作肌电信号的模式分类。

近来, 随着小波分析在信号处理领域的应用, 产生了时频相结合的分析方法。时频分析是研究非平稳信号的一种有效办法, 通过在时频平面上表述信号的时变特征, 能够清晰地反映出信号的频率特性随时间的变化, 其中小波变换作为时频分析的工具, 具有多通道滤波器的功能, 能同时提供关于信号时域和频域两方面的信息, 是分析 SEMG 信号的一种有效手段。

支持向量机简称 SVM(Support Vector Machines), 是 Vapnik 等人根据统计学理论提出的一种机器学习方法, 它集成了最大间隔超平面、Mercer 核、凸二次规划和松弛变量等多项技术^[5]。支持向量机较好地解决了小样本、非线性、高维数、局部极小点等实际问题, 已经成为解决模式分类问题的首选工具。

2007-04-03 收到, 2007-09-29 改回

国家自然科学基金(60474054)和浙江省科技计划(2007C23088)资助课题

作者在研究基于小波变换的空域相关滤波的基础上,提出了一种基于相关性分析的改进的特征提取方法,并用支持向量机对 SEMG 信号的模式分类进行了研究,较好地实现了前臂 4 种不同动作的模式识别。本文的相关性分析算法源于空域相关滤波算法。

2 基于小波变换的空域相关滤波原理

由于 SEMG 信号是许多运动肌纤维产生的动作电位系列在皮肤表面的募集,不可避免夹杂着生理噪声。同时,SEMG 信号在拾取及处理过程中,存在外界或电路内部因素的干扰,因此,必须对要提取特征的 SEMG 信号进行消噪处理。

Witkin 首先提出了使用尺度空间相关性来对信号滤波的思想^[6],Xu 在此基础上提出了空域相关滤波方法^[7]。Mallat 和 Hwang^[8]的研究结果指出,对正态白噪声来说,其在尺度 $j+1$ 上的局部模极大值点的平均数目为尺度 j 上的一半。也就是说,信号经小波变换后,其小波系数在各尺度上具有较强的相关性,尤其是在信号的边缘附近,其相关性更加明显,而噪声对应的小波系数在尺度间却没有这种明显的相关性。因此,可以利用小波系数在不同尺度上对应点处的相关性来达到滤波的目的。

3 基于相关性分析的特征提取

式分类方法的效果在很大程度上依赖于提取的特征,因而特征提取是肌电信号模式分类中的主要研究问题之一。受各层小波系数间的相关性及 Xu 给出的空域相关滤波算法的启发^[7],本文给出了一种有效提取表面肌电信号特征的新方法,其实现过程如下:

首先对采集的 SEMG 信号进行多尺度小波分解,并定义相关系数:

$$\text{Corr}_2(j,k) = \text{Wf}(j,k)\text{Wf}(j+1,k) \quad (1)$$

其中 $\text{Wf}(j,k)$ 表示尺度 j 上位置 k 处 SEMG 信号的离散小波变换, $\text{Corr}_2(j,k)$ 称为尺度 j 上点 k 处的相关系数。为了使相关系数与小波系数具有可比性,定义归一化系数 $\text{NewCorr}_2(j,k)$:

$$\text{NewCorr}_2(j,k) = \text{Corr}_2(j,k) \sqrt{P_W(j)/P_{\text{Corr}_2}(j)}, \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

$$P_{\text{Corr}_2}(j) = \sum_{k=1}^N \text{Corr}_2(j,k)^2 \text{ 为尺度 } j \text{ 上的相关系数能量。}$$

$P_W(j) = \sum_{k=1}^N \text{Wf}(j,k)^2$ 为尺度 j 上的小波系数能量。当 $|\text{NewCorr}_2(j,k)| > |\text{Wf}(j,k)|$ 时,认为该点为边缘(即信号的重要部分),即通过比较 $\text{NewCorr}_2(j,k)$ 与 $\text{Wf}(j,k)$ 的绝对值的大小来鉴别信号的重要边缘,存储 $\text{Wf}(j,k)$ 的位置和大小,记为 $\text{Wf}_{\text{new}}(j,k)$ 。

这里可以把重要边缘理解为 SEMG 信号的最主要部分,把 $\text{Wf}_{\text{new}}(j,k)$ 认为是 SEMG 信号的最主要部分在各尺度上的小波系数,即 $\text{Wf}_{\text{new}}(j,k)$ 是对 $\text{Wf}(j,k)$ 进行特征提取的结

果。为了有效地提取 SEMG 信号的特征,可以从以前对 $\text{Wf}(j,k)$ 的分析转移到 $\text{Wf}_{\text{new}}(j,k)$ 上来。 $\text{Wf}_{\text{new}}(j,k)$ 是对 $\text{Wf}(j,k)$ 的有效提炼,且避开了很多冗余信息的干扰。此时的 $\text{Wf}_{\text{new}}(j,k)$ 能够更清晰地描绘 SEMG 信号的特征。

小波变换可以挖掘 SEMG 信号在不同频带内的特征,它是一种时间和频率的局域变换,能有效地把频谱分布较宽的 SEMG 信号变换到各个子频带中进行“放大”分析^[9],从而得到 SEMG 信号局部的详细信息,且小波变换具有高、低通滤波特性。而 $\text{Wf}_{\text{new}}(j,k)$ 是 SEMG 信号的最主要部分在各尺度上的体现,因此可以将小波系数 $\text{Wf}_{\text{new}}(j,k)$ 在各尺度上的平方和构成的向量作为 SEMG 信号的特征。

对 SEMG 信号进行 N 尺度小波分解,由相关系数的计算公式可知,此时能得到 $N-1$ 尺度的相关系数,故 $\text{Wf}_{\text{new}}(j,k)$ 也为 $N-1$ 阶。记特征向量为 $T = [T_1, T_2, \dots, T_n, \dots, T_{N-1}]$, 其中 $T_n = \sum \text{Wf}_{\text{new}}(n,k)^2$, $n = 1, 2, \dots, N-1$ 。

4 支持向量机分类器

支持向量机是基于统计学习理论和结构风险最小化原则,其基本思想是把输入空间的样本通过非线性变换映射到高维特征空间,然后在特征空间中求取把样本线性分开的最优分类面^[10]。算法使用分类间隔控制线性学习机器的容量,从而使结构风险最小,也使其在有限样本下具有了较强的泛化能力。根据结构风险最小化原则,为了最小化期望风险的上界, SVM 通过最优超平面的构造,在固定学习机经验风险的条件下最小化 VC (Vapnik 和 Chervonnenkis) 置信范围。这里,最优超平面的构造问题实质上是约束条件下求解一个二次规划问题,以得到一个最优分类函数:

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i K(x_i, x) + b \right) \quad (3)$$

这里 b 是阈值, x_i 是第 i 个训练样本, x 是测试样本, l 为总的训练样本数, α_i 是拉格朗日系数, $K(x_i, x)$ 为满足 Mercer 条件的核函数。不同的核函数变换到不同的特征空间,使用核函数避免了在高维的特征空间中直接计算,一般应用较多的核函数有下面 3 种:多项式核函数、径向基核函数和神经网络核函数。

SVM 的思想是针对两类问题的分类^[11],对于多类问题,必须重新构造 SVM 分类器来求解,目前主要有两种方法。一种是以 Weston^[12]在 1998 年提出的多类算法为代表,这个算法是在经典 SVM 理论的基础上,重新构造多值分类模型实现多值分类。该算法选择的目标函数十分复杂,实现困难,计算复杂度也非常高,因而较少使用。另一种构造方法是通过组合多个二值子分类器实现对多值分类器的构造,该方法有两种分支算法,即“一对多”和“一对一”算法。“一对多”算法由 Vapnik 提出,它的基本思想是对于 N 类问题构造 $N-1$ 个两类分类器,第 i 个 SVM 用第 i 类中的训练样本作为正的训练样本,而将其它的样本作为负的训练样本,最后的输出是两类分类器输出为最大的那一类。“一对一”算

法是在 N 类样本中构造所有可能的两类分类器，每次仅仅在 N 类中的两类样本上训练，结果共构造 $N(N-1)/2$ 个分类器，组合这些两类分类器并使用投票法，得票最多的类为新点所属的类。本文选用“一对一”算法的基础上，运用聚类分析中的类间距离和二叉树的方法来构造多类分类器。

5 实验研究

实验时先用酒精分别在受试者的尺侧腕伸肌和尺侧腕屈肌上擦涂去污，以增强信号拾取能力。通过一对表面电极采集尺侧腕伸肌和尺侧腕屈肌对应的 SEMG 信号，经放大后通过屏蔽线将其输入 NI6024E 数据采集卡进行 A/D 转换后输入计算机，采样频率是 2500Hz。受试者分别进行握拳、展拳、屈腕、伸腕 4 个动作各 60 组。

5.1 消噪预处理

用空域相关滤波对采集的 SEMG 信号进行消噪预处理，由于空域相关滤波中涉及噪声能量阈值的设定，且噪声能量阈值的设定没有通用的算法，因此作者给出了一种针对 SEMG 信号的噪声能量阈值设定算法。算法的具体实现如下：

由于手部未动作时采集的 SEMG 信号对应为信号的噪声，若对该含有噪声的 SEMG 信号进行多尺度小波分解，各尺度的高频系数的首尾部分对应手部无动作时的 SEMG 信号，因此可以用手部无动作时的 SEMG 信号的高频系数来估计各层的噪声能量门限。以伸腕动作 SEMG 信号为例，取伸腕动作 SEMG 信号小波变换高频系数的前 n (本实验中 n 取 100) 个点，取到的这些点对应于手部未动作时 SEMG 信号的高频系数，用这些点的方差来估计 SEMG 信号的噪声能量阈值，此时滤波算法中用下式控制迭代过程：

$$r \cdot \text{Var}(Wf'(j,k)) > \text{Var}(Wf(j,k')), \quad (4)$$

$$k = 1, 2, \dots, N; \quad k' = 1, 2, \dots, n$$

其中 $r \in (0,1]$ 为比例系数，是根据经验和实验确定的； $\text{Var}(Wf'(j,k))$ 为迭代后的高频系数的方差； $\text{Var}(Wf(j,k'))$ 为估计的噪声能量阈值。当上式成立时迭代继续，否则停止。

空域相关法利用真实信号的小波系数在各尺度上的相关性，使得小尺度上的真实信号的小波系数得以突显，从而实现了真实信号的小波系数与噪声小波系数的分离，取得了比较好的滤波效果。

图 1，图 2 所示为屈腕动作对应的尺侧腕伸肌和尺侧腕屈肌采集的原始 SEMG 信号及消噪后的效果图。从图中可以看出空域相关滤波消噪后的肌电信号信噪比得到了提高，尤其是手部无动作时的那部分噪声大部分给消除了，这部分噪声包括信号采集系统本身产生的噪声和脉搏波等，是影响肌电识别正确率的重要因素之一。通过空域相关滤波，这些噪声得到了有效的抑制，同时肌电信号的边缘特征却被较好的保留了下来。本文的消噪侧重于保护原始肌电信号的重要边缘，并对手部无动作时的噪声进行有效的抑制，从某种程

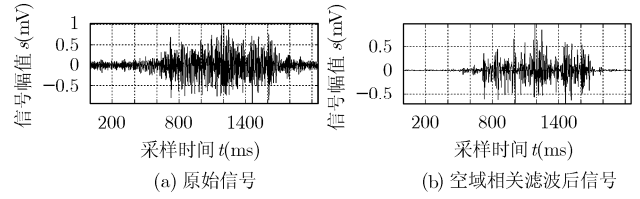


图 1 屈腕伸肌 SEMG 消噪前后比较

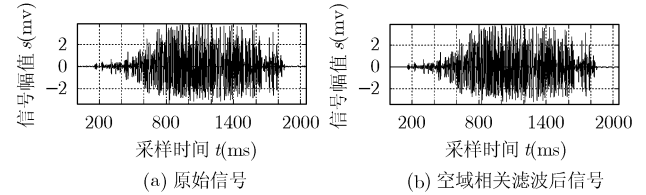


图 2 屈腕屈肌 SEMG 消噪前后比较

度上说“肌电信号的特征变得更加明显了”，这为特征提取和模式识别率的提高创造了良好的条件。

5.2 特征提取

对消噪处理后的 SEMG 信号进行四尺度小波变换，并通过相关性分析提取 SEMG 信号的重要边缘在各尺度上的小波系数。屈腕动作的尺侧腕伸肌 SEMG 信号的四尺度高频系数如图 3 所示，图 3(a)对应 SEMG 信号第一尺度小波变换高频系数，图 3(b)，图 3(c)和图 3(d)对应二，三和四尺度的高频系数；与此对应的 $Wf_{new}(j,k)$ 如图 4 所示，图 4(a)，图 4(b)和图 4(c)分别对应相关性分析后前三尺度的相关系数。图 4 是对图 3 所示的前三尺度高频系数进行优化的结果，能够反映出 SEMG 信号在各尺度上的主要信息，且避开了大部分冗余信息， $Wf_{new}(j,k)$ 是最重要的边缘在各尺度上的体现。

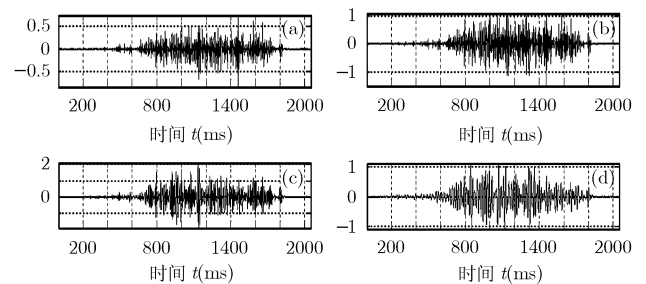


图 3 屈腕伸肌 SEMG 的四尺度高频系数

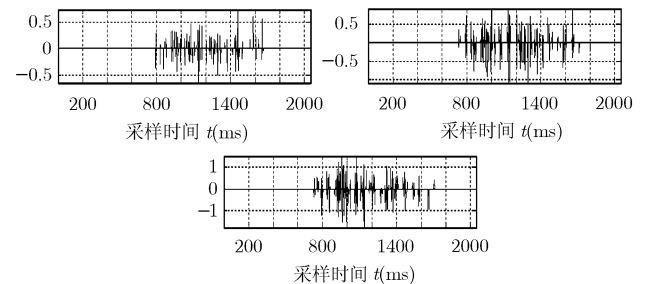


图 4 相关性分析算法处理后的系数

表1 基于相关性分析的 SEMG 信号的 6 个动作的一组特征向量

肢体动作	尺侧腕伸肌			尺侧腕屈肌		
	T_1	T_2	T_3	T_1'	T_2'	T_3'
伸腕	7.1517	25.063	81.299	442.21	2458.7	5878.1
屈腕	832.51	3844.5	9219.6	1.01	3.5997	10.376
展拳	641.83	3630.4	7522.9	87.847	554.69	1163.9
握拳	263.99	850.99	1806	180.9	1018.7	2101.8

由于一路 SEMG 信号对应的特征值有 3 个, 一个肢体动作采集两路 SMEG 信号, 故一个肢体动作对应 6 个特征值, 即输入支持向量机的特征向量是六维的, 记作 $[T_1, T_2, T_3, T_1', T_2', T_3']$ 。其中 T_1, T_2 和 T_3 为对应尺侧腕伸肌 SEMG 信号的特征值, T_1', T_2' 和 T_3' 为对应尺侧腕屈肌 SEMG 信号的特征值。对伸腕、屈腕、展拳、握拳 4 个动作提取的一组特征向量如表 1 所示, 从表中易直观看出与各个动作相对应的特征值之间比较大的区分度, 这为正确进行模式分类提供了重要的依据。

5.3 模式分类

每个动作对应 60 组六维特征向量, 从中任取 20 组特征向量作为训练集输入 SVM 进行训练, 伸腕、屈腕、展拳、握拳 4 个动作对应的训练目标分别为 1, 2, 3 和 4; 其余 40 组作为测试集输入支持向量机, 这 4 个动作对应的测试目标也分别为 1, 2, 3 和 4。若作为测试的特征向量输入 SVM 后的输出结果与测试目标一致, 说明对测试的动作进行了正确归类, 否则是错误的。

对于支持向量机分类器, 本文采用了 3 种不同的核函数, 即 linear 核、rbf 核和 poly 核。分别用 3 种不同核函数对同样的特征值进行了实验, 结果表明采用 rbf 核(径向基核)的分类效果最好。因此本文采用 rbf 核函数设计 SVM 分类器, 这里还涉及到参数的选择, 包括控制对错样本惩罚的程度的可调参数 p , 以及 rbf 核函数中的待定参数 σ , 这两个参数的选择直接影响分类效果。为了有效确定这两个参数的值, 作者以固定间隔逐步增加参数的值, 来搜索使模式识别率最高的参数值。

表 2 列出了通过 3 种不同特征提取方法提取的特征向量各自输入支持向量机的识别结果, 第 1 种方法: 对原始采集的 SEMG 信号未做消噪预处理, 直接根据相关性分析提取特征值, 简称为“未消噪+相关性分析”; 第 2 种方法: 对原始采集的 SEMG 信号进行消噪预处理并通过相关性分析提取特征值, 简称为“消噪+相关性分析”; 第 3 种方法: 对各尺度小波系数未做相关性分析, 直接以各尺度小波系数的平方和作为特征值, 简称为“各尺度小波系数平方和”。

经过反复实验得出如下结论: 用本文所述的方法提取的特征向量输入 SVM, 对伸腕、屈腕、展拳、握拳 4 个动作

表2 不同的特征提取方法各输入支持向量机得到的模式识别率(%)

特征提取方法	伸腕	屈腕	展拳	握拳	平均识别率
未消噪+相关性分析	100	95	90	87.5	93.125
消噪+相关性分析	100	100	92.5	90	95.625
各尺度小波系数平方和	95	90	85	82.5	88.125

进行模式识别, 识别率分别为 100%、100%、92.5%和 90%, 如表 2 所示。从表中可以看出, 采用本文提出的先用空域相关法去噪, 再用相关性分析提取的特征值有效的提炼了 SEMG 信号的特征信息, 能以较高识别率识别伸腕、屈腕、展拳、握拳 4 个动作。第 2 种方法之所以优于第 3 种方法, 是因为通过相关性分析后, SEMG 信号中很多的冗余信息得到了有效的抑制。

课题组也尝试用本文所述的特征提取方法提取的特征向量输入其它模式分类器, 由于神经网络分类器在 SEMG 信号的模式识别中已经得到了很好的应用, 故将 SVM 分类器与比较常用的几种神经网络分类器进行了对比实验, 如表 3 所示。采用 SVM 模式分类器得到的识别结果明显优于传统的 BP 神经网络、Elman 神经网络和 RBF 神经网络。这主要是因为神经网络是基于经验风险最小化原则, 往往易于陷入过学习, 而 SVM 兼顾了训练误差和推广能力, 在使训练样本分类误差极小化的前提下, 使得分割特征空间两类模式点的两个超平面之间距离最大, 且保证解收敛于全局最优。

表3 用本文的特征提取方法提取的特征向量输入不同的分类器得到的识别结果(%)

模式分类器	伸腕	屈腕	展拳	握拳	平均识别率
SVM 分类器	100	100	92.5	90	95.625
BP 神经网络	85	80	77.5	75	79.375
Elman 神经网络	87.5	82.5	80	75	81.25
RBF 神经网络	90	87.5	82.5	85	86.25

6 结束语

本研究尝试将多尺度小波系数间的相关性分析应用于 SEMG 信号的特征提取, 实验结果表明, 对从尺侧腕伸肌和尺侧腕屈肌采集的两路 SEMG 信号进行相关性分析提取的特征值, 可以获得较充分的识别信息, 利用该方法提取的特征向量明显优于未做相关性分析提取的特征向量, 输入 SVM 后能有效的区分手部多个动作。文中采用的空域相关法用于 SEMG 信号消噪的同时, 提出了一种针对肌电信号各层噪声能量阈值的估计算法, 获得了较好的滤波效果, 为特征提取和模式识别创造了良好的条件。作者也曾尝试去掉消噪这一环节, 但得到的模式识别率有所下降。另外, 支持向量机的参数设置同样关键, 用文中的方法能够搜索出使手部动作模式识别率最高的参数。把两路 SEMG 信号相关性分析提取的 6 维特征向量输入支持向量机, 能有效识别出伸腕、屈腕、展拳、握拳 4 种动作模式, 平均识别率达到 95.625%, 得到了比传统神经网络更高的识别率。SVM 的核函数是影响模式识别率高低的的关键所在, 若能够有效设计出一个针对 SEMG 信号的核函数, 将大大提高手部动作的模式识别率, 这是下一步的有待研究解决的问题。

参 考 文 献

- [1] Graupe D and Cline W K. Functional separation of EMG signals via ARMA identification methods for prosthesis control purposes[J]. *IEEE Trans. on Syst. Man Cybern*, 1975, 5(3): 252-259.
- [2] Hudgins B, Philip Parker, and Scott R N. A new strategy for multifunction myoelectric control. *IEEE Trans. on Biomed Eng*, 1993, 40(1): 82-94.
- [3] Kang Werr-Jun, *et al.* The application of cepstral coefficients and maximum likelihood method in EMG pattern recognition. *IEEE Trans. on Biomed Eng*, 1995, 42(8): 777-785.
- [4] 罗志增, 杨广映. 表面肌电信号的 AR 参数模型分析方法[J]. *传感技术学报*, 2003, 16(4): 384-387.
- [5] Vapnik V N. An overview of statistical learning theory. *IEEE Trans. on Neural Network*, 1999, 10(5): 988-999.
- [6] Witkin A. Scale-space filtering: A new approach to multi-scale description. *IEEE International Conference on ICASSP'84*, 1984, 9(3): 150-153.
- [7] Xu Yansun, *et al.* Wavelet transform domain filters: A spatially selective noise filtration technique. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1994, 3(6): 747-758.
- [8] Mallat S and Hwang W L. Singularity detection and processing with wavelets. *IEEE Trans. on Inform. Theory*, 1992, 38(2): 617-643.
- [9] 贾雪琴, 王旭等. 基于小波变换和 K-L 展开的单通道表面肌电信号识别. *东北大学学报(自然科学版)*, 2006, 27(8): 859-862.
- [10] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机. *自动化学报*, 2000, 26(1): 32-42.
- [11] 王崇文, 李见为, 陈为民. 基于 HMM 和 SVM 的指纹分类方法. *电子与信息学报*, 2003, 25(11): 1488-1493.
- [12] Weston J and Watkins C. Multi-class support vector machines[R]. Royal Holloway College. Tech Rep: CSD TR-98-04, 1998.

席旭刚: 男, 1975 年生, 讲师, 研究方向为智能信息处理、模式识别和机器人技术。

李仲宁: 男, 1982 年生, 硕士生, 研究方向为智能信息处理。

罗志增: 男, 1965 年生, 教授, 博士生导师, 主要从事机器人技术、传感器及多信息融合、生物医学信息检测与利用等领域的研究。