

DOI: 10.13973/j.cnki.robot.2017.0661

采用核主成分分析和相关向量机的人体运动意图识别

刘磊¹, 杨鹏^{2,3}, 刘作军^{2,3}, 宋寅卯¹

(1. 郑州轻工业学院建筑环境工程学院, 河南 郑州 450002; 2. 河北工业大学控制科学与工程学院, 天津 300130;
3. 智能康复装置与检测技术教育部工程研究中心, 天津 300130)

摘要: 针对人体步态识别率低的问题, 提出了一种将核主成分分析 (KPCA) 和相关向量机 (RVM) 相结合的步态识别方法. 首先, 选择表面肌电信号 (sEMG) 作为步态识别信息源, 提取表面肌电信号的小波包能量特征. 然后, 采用核主成分分析方法降维特征值去除冗余的信息, 得到能反映步态特征的特征值. 最后, 利用相关向量机对步态特征向量进行分类, 识别平地行走、上楼、下楼、上坡、下坡 5 种步态. 通过分析不同受试者步态识别结果, 验证了该方法的可行性和实用性, 并和 BP (反向传播) 神经网络、SVM (支持向量机) 等方法比较, 结果表明该方法分类时间为 2.6609×10^{-4} s, 识别正确率为 96.67%, 是一种有效的步态识别方法.

关键词: 表面肌电信号; 核主成分分析; 相关向量机; 运动意图识别

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1002-0446(2017)-05-0661-09

Human Motion Intent Recognition Based on Kernel Principal Component Analysis and Relevance Vector Machine

LIU Lei¹, YANG Peng^{2,3}, LIU Zuojun^{2,3}, SONG Yinmao¹

(1. School of Building Environment and Engineering, Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou 450002, China;

2. School of Control Science and Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China;

3. Engineering Research Center of Intelligent Rehabilitation and Detecting Technology, Tianjin 300130, China)

Abstract: For the low recognition rate of human motion intent, a human gait recognition method combining kernel principal component analysis (KPCA) and relevance vector machine (RVM) is proposed. The surface electromyography (sEMG) is selected as gait recognition information source, whose wavelet packet energy is extracted as characteristic value. The KPCA method is adopted to reduce the dimension of characteristic values for removing redundant information, so as to obtain the characteristic values which can reflect the human gait characteristics. Finally, the gait characteristic vectors are classified by RVM to recognize upslope, downslope, stairs ascent, stairs descent or level-ground walking. The feasibility and practicability of the method are verified through analyzing the gait recognition results of different subjects. Compared with BP (backpropagation) neural network and SVM (support vector machine) methods, the classification time of the proposed method is 2.6609×10^{-4} s, and the recognition accuracy is 96.67%, which demonstrate it is an effective gait recognition method.

Keywords: surface electromyography (sEMG); kernel principal component analysis (KPCA); relevance vector machine (RVM); motion intent recognition

1 引言 (Introduction)

步态识别是人机融合的关键问题之一, 近年来, 步态识别技术在国内外得到广泛关注. 目前的步态识别研究中, 用于描述人体步态的信息主要包括生物力学信息、视频图像信息以及生物电信号^[1-2]. 生物力学信号属于直接信息, 主要包括关节角度、足底压力信号等信息. 关节角度反映了下肢姿态, 但是, 角度信息仅能描述下肢静态特征,

不能体现下肢运动意图. 基于视频图像的步态信息获取方式是将传感器 (如摄像头) 安装在人活动场景中, 由传感器采集人的运动图像序列, 通过处理图像或视频来实现运动分析. 该方法适合远距离的步态识别, 但是运动图像在动态场景中拍摄, 从复杂背景中提取人体步态信息难度大. 表面肌电信号 (sEMG) 是指从肌肉表面通过电极引导而记录下来的神经肌肉系统活动时的生物电信号, 其检测无损伤、超前于实际运动, 比人体运动信号更准确表达

基金项目: 国家自然科学基金 (61203323); 河南省高等学校重点科研项目 (16B413006); 河北省自然科学基金 (F2015202150, F2017202119); 河南省科技厅重点科研项目 (162300410070).

通信作者: 杨鹏, yphebut@yahoo.com 收稿/录用/修回: 2017-03-24/2017-06-19/2017-08-06

了行走步态信息^[3-5]. 近年来, 基于表面肌电信号的步态识别方法得到了广泛应用, 研究人员提取肌电信号特征值后设计基于机器学习和模式识别模型的后续处理算法, 识别下肢运动模式以及不同运动模式之间的转换^[6-7]. 文[8]对下肢表面肌电信号进行小波包分解后, 不同频带能量值包含有步态的重要信息, 利用BP(反向传播)神经网络识别步态. 小波包分解提取的步态特征向量是高维的, 为了缩短识别时间, 常需要采用二次特征提取算法对高维样本向量降维处理来增强算法的实时性能. 吴剑锋^[9]采用主成分分析(PCA)来降维肌电信号特征值, 降低计算复杂度, 提高算法的鲁棒性, 最后利用支持向量机(SVM)识别下肢运动模式, 但是步态特征值与步态之间表现为非线性关系, 并且各特征参数之间往往呈现出非线性, 因此必须采用非线性方法对其降维处理. 核主成分分析(KPCA)是一种非线性特征提取方法, 该方法与PCA相比, 大大减小了计算量, 已经在虹膜识别、人脸识别等图像识别中广泛应用. 王修晖等^[10]将隐马尔可夫模型应用于肌电信号的步态识别研究中, 然而隐马尔可夫模型对于上坡、上楼等步态相似情况下的步态分类存在不足. 随着SVM的发展, 文[11]以SVM和sEMG技术为基础, 识别人体运动动作, 但SVM也存在一些缺陷: SVM在步态识别过程中, 存在惩罚因子难以确定、核函数Mercer条件难以满足的问题. 样本数据增加时, 支持向量的数量也会急剧增加. 与SVM相比, 相关向量机(RVM)可以使用任意的核函数^[12], 在训练样本很少时取得较好的识别效果. RVM在人脸识别方面取得了良好的分类效果, 运行速度达到20帧/秒, 因此RVM更适用于人体运动意图识别.

为了克服上述方法的不足, 本文提出一种基于KPCA与RVM的人体步态识别方法. 首先选取下肢表面肌电信号作为步态识别信息源, 对肌电信号进行小波包分解得到特征值, 考虑到特征值数据的高维特点, 利用KPCA对特征值降维处理, 降维后的特征值作为RVM的输入, 利用RVM建立分类模型. 实验结果验证了该方法的有效性. 与BP神经网络、SVM方法比较表明, 该方法有计算量小、建模速度快等优点.

2 基本原理 (Basic principle)

2.1 核主成分分析基本原理

当特征值的维数过高时, 易造成分类器结构复杂, 因而需经过KPCA降维处理. KPCA是原始输入数据经变换后在高维非线性特征空间上执行线性

PCA的方法.

将训练数据 x_k ($k=1, 2, \dots, n$, $x_k \in \mathbf{R}$) 映射到特征向量 $\Phi(x_k)$: n 为样本总数, 对于新的样本数据, 协方差矩阵 \mathbf{C} :

$$\mathbf{C} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \Phi(x_j) \Phi^T(x_j), \quad j=1, 2, \dots, n \quad (1)$$

利用雅可比迭代方法求解特征值 $\lambda > 0$ 与特征向量 $\mathbf{V} \neq 0$:

$$\lambda \mathbf{V} = \mathbf{C} \mathbf{V} \quad (2)$$

$$\mathbf{V} = \sum_{j=1}^n \alpha_j \Phi(x_j), \quad j=1, 2, \dots, n \quad (3)$$

KPCA方法就是求解特征值 λ 和特征向量 \mathbf{V} . 其中: α_j 为方程系数, 式(2)左乘 $\Phi(x_k)$ 为

$$\lambda (\Phi(x_k), \mathbf{V}) = (\Phi(x_k), \mathbf{C} \mathbf{V}), \quad k=1, 2, \dots, n \quad (4)$$

定义一个 $n \times n$ 的矩阵 \mathbf{K}_{ij} :

$$\mathbf{K}_{ij} = \mathbf{K}(x_i, x_j) = (\Phi(x_i), \Phi(x_j)), \quad i, j=1, 2, \dots, n \quad (5)$$

求解 α_j 的过程实质为求解核矩阵 \mathbf{K} 的非零特征值 λ 与特征向量 α .

$$n\lambda \alpha = \mathbf{K} \alpha \quad (6)$$

归一化后的特征向量为 \mathbf{V} , 则样本 $\Phi(x_k)$ 在 \mathbf{V} 上的映射为

$$\mathbf{h}_i(x) = (\mathbf{V}, \Phi(x)) = \sum_{i=1}^n \alpha_i \Phi(x_i) \quad (7)$$

$\Phi(x)$ 的第 k 个非线性主成分向量用 $\mathbf{h}_i(x)$ 表示. 由 $\lambda_i / \sum_{i=1}^n \lambda_i$ 可以看出 $\mathbf{h}_i(x)$ 对整体方差的贡献率, 所以主成分的确定可参考式(8):

$$\sum_{i=1}^h \lambda_i / \sum_{i=1}^n \lambda_i > E \quad (8)$$

式中: h 为选取的主成分数量, E 为选取的百分比.

2.2 RVM基本原理

给定输入训练数据集 $\{x_i, t_i\}_{i=1}^n$, $x_i \in \mathbf{R}$, 其中 x_i 是训练集的第 i 个样本, $t_i \in \{-1, +1\}$ 是类别标号. RVM的分类函数定义为

$$y(x_i) = \sum_{i=1}^n w_i \varphi_i(x_i) \quad (9)$$

其中, $\varphi_i(x_i)$ 是核函数, w_i 是模型的权值. RVM的训练是在贝叶斯框架下进行的, 运用核映射实现高

维特征空间中的非线性变换. 对于二分类问题, 可以将分类函数 $y(x_i)$ 利用核函数映射到 $(0, 1)$ 区间进行分类.

$$P(t|w) = \prod_{i=1}^n \sigma\{y(x_i; w)\}^{t_i} [1 - \sigma\{y(x_i; w)\}]^{1-t_i} \quad (10)$$

为了避免模型出现过学习的现象, 假定 w 参数服从高斯先验概率分布:

$$p(w|\alpha) = \prod_{i=1}^n \sqrt{\frac{\alpha_i}{2\pi}} \exp\left(-\frac{\alpha_i}{2} w_i^2\right) \quad (11)$$

参数 $\alpha = [\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_n]^T$. 每个参数独立地对应每个权值, 权值 w 的贝叶斯后验概率为

$$p(w|t, \alpha) = \frac{p(t|w)p(w|\alpha)}{p(t|\alpha)} \quad (12)$$

由于似然函数 $p(t|w)$ 不连续, 所以采用迭代求解的方法求解边缘似然函数 $p(t|\alpha)$.

定义 α_i^* 为参数 α_i 的最大后验概率的估计. 最大后验概率权重向量 w_{MAP} 可通过最大化式 (13) 的方法来估计, 即

$$J = f_1(w_1, \dots, w_n) = \sum_{i=1}^n \lg p(t_i|w_i) + \sum_{i=1}^n \lg p(w_i|\alpha_i^*) \quad (13)$$

对目标函数 J 求关于权值 w 的梯度 S , 即

$$\nabla J = S = -Aw - Q^T f \quad (14)$$

式中 $A = \text{diag}(\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_n)$, $f = [\sigma(y(x_1)), \dots, \sigma(y(x_N))]^T$, $\phi_{ij} = K(x_i, x_j)$ 是矩阵 Q 中的元素. 函数 J 的 Hessian 矩阵为

$$H = \nabla^2(J) = -(Q^T B Q + A) \quad (15)$$

式中 B 为对角矩阵, $B = \text{diag}(\beta_1, \dots, \beta_i, \dots, \beta_N)$, 其中 $\beta_i = \sigma(y(x_i))[1 - \sigma(y(x_i))]$.

高斯近似权重后验概率分布 $p(w|t, \alpha) \approx N(w_{MAP}, C)$, 其中 $\mu = w_{MAP} = CQ^T B t$ 为权重的后验均值向量, $C = (H|w_{MAP})$ 为协方差矩阵. 利用新的 w_{MAP} 通过式 (16) 求得目标向量:

$$t^* = Q^T w_{MAP} + B^{-1} [t - \sigma(y(x_n; w))] \quad (16)$$

采用最大化边缘似然函数的方法, 按式 (17)、(18) 更新参数 α :

$$\alpha_i^{\text{new}} = \frac{\gamma_i}{\mu_i^2} \quad (17)$$

$$\gamma_i = 1 - \alpha_i c_{ii} \quad (18)$$

式中: c_{ii} 表示 C 中第 i 项对角线元素; μ_i 表示第 i 项平均后验权值, 获得参数 α^{new} 后计算协方差矩阵, 根据最大后验权值输出 RVM^[13-14].

3 基于 KPCA 与 RVM 的人体运动意图识别 (Human motion intent recognition based on kernel principal component analysis and relevance vector machine)

基于 KPCA 与 RVM 的人体运动意图识别方法首先选取下肢表面肌电信号作为信息源, 为充分反映信号的本质特征, 本文选择小波包能量比作为步态特征, 为了缩短模型训练时间, 利用 KPCA 降维特征值, 然后将特征值输入到 RVM 模型进行平地行走、上楼、下楼、上坡、下坡分类. 该方法结合了 KPCA 的非线性特征提取能力和 RVM 良好的函数逼近和分类能力. 基于 KPCA 和 RVM 的人体运动意图识别算法如图 1 所示.

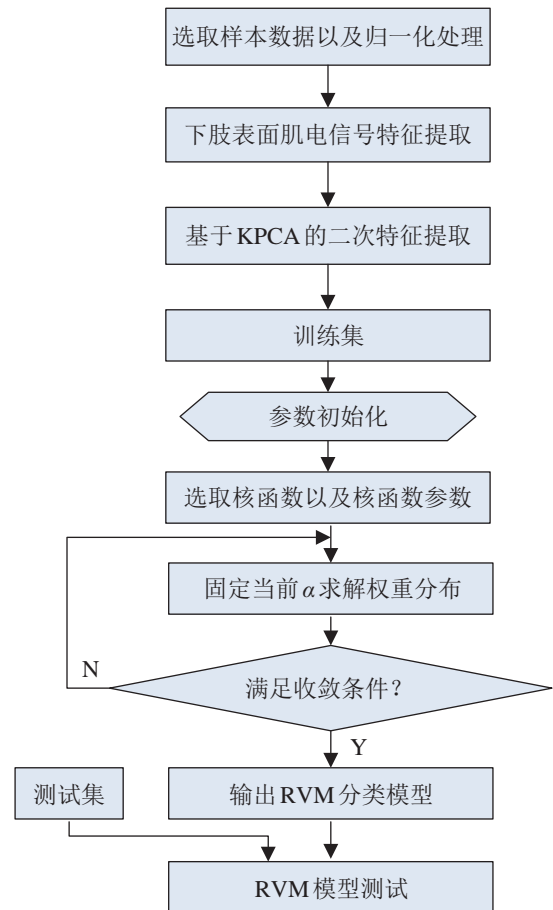


图 1 算法流程图

Fig.1 Algorithm flow chart

由于表面肌电信号是非平稳特性的生理信号^[15-16], 小波包变换可以根据要求将信号分解到各个频率范围之内, 提高了信号的自适应能力. 文 [17] 研究表明, 对于生理信号, 小波包分解层数为 3、4 时是最合适的. 经过多次实验, 本文选择小波包分解层次为 $n = 4$, 通过信号的重构可以得

到每个子带的信号. 不同步态具有不同的肌肉收缩模式, 不同步态的频带能量分布不同, 可以作为步态特征值. 在人体运动意图识别中, 有平地行走、上楼、下楼、上坡、下坡 5 种步态分类, 因此需要建立 4 个两种步态子分类器, 见图 2.

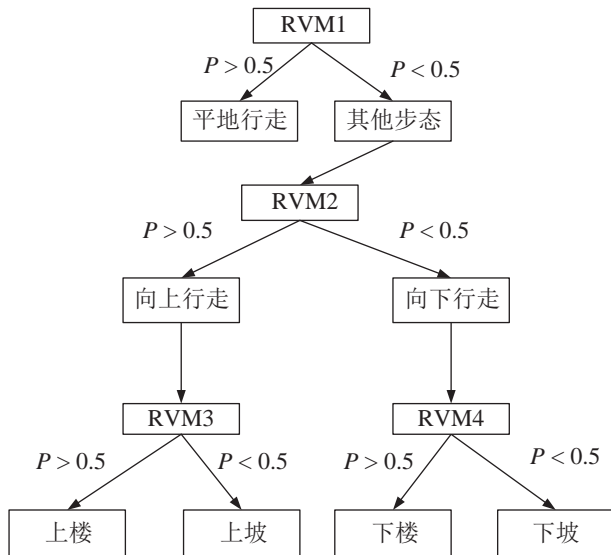


图2 基于 RVM 的人体运动意图分类器模型

Fig.2 The classifier model of human motion intention recognition based on RVM

根据上述分析, 基于 KPCA 和 RVM 的人体运动意图识别步骤如下:

步骤 1: 采集平地行走、上楼、下楼、上坡、下坡每种步态的实验数据. 每名受试者每种步态走 40 次.

步骤 2: 提取步态特征值, 每名受试者的 5 种步态都截取 512 个数据点. 参考移动窗采样方法, 设移动窗大小为 64 点, 每采集 256 点后进行一次小波包分解. 将 5 块肌肉表面肌电信号作 4 层 db2 小波包分解, 提取 2^4 个频带的信号并计算各频带信号能量. 第 4 层节点表示总信号 $s = s_{40} + s_{41} + \dots + s_{415}$.

步骤 3: 计算 16 个频带的信号能量, 为了解决少量数据偏离度过大的问题, 归一化后的特征值 $\mathbf{T} = [E_0, E_1, \dots, E_{14}, E_{15}] / E$. 其中:

$$E_j = \sum_{k=1}^N |x_{jk}|^2, j = 0, \dots, 15, E = \sqrt{\sum_{j=0}^{15} |E_j|^2} \quad (19)$$

步骤 4: 利用 KPCA 对步态特征进行降维处理, 首先根据式 (20) 对特征参数进行归一化处理, 然后选择合适的 KPCA 核函数, 计算多特征的非线性主元, 根据累计贡献率 $\sum_{i=1}^r \lambda_i / \sum_{i=1}^n \lambda_i$, 选取前 r 个

主元, 这 r 个主元基本上全面反映了原始特征的信息, 且互不相关, 以它们为元素构成二次提取的特征值.

$$x_{\text{new}} = \frac{x - x_{\text{min}}}{x_{\text{max}} - x_{\text{min}}} \quad (20)$$

式中: x 、 x_{new} 分别表示归一化前后的数据, x_{max} 、 x_{min} 分别表示数据的最大值和最小值.

步骤 5: 将降维处理后的特征值作为 RVM 的输入向量, 比较不同核函数的性能, 选取最优核函数, 将特征向量映射到高维空间.

步骤 6: 初始化参数 α 和 σ^2 , 迭代求解权重分布.

步骤 7: 检验输出的梯度是否小于设定值.

步骤 8: 选择相关向量, 删除超参数中 $\alpha_i \rightarrow \infty$ 时对应的权值, 保留其余样本为相关向量机.

步骤 9: 将 4 个 RVM 步态分类器模型 (RVM₁ ~ RVM₄) 按二叉树形式组合, 便可得到由 RVM 组成的人体运动意图分类器 (图 2). 该模型利用 4 个 RVM 分类器 (RVM₁ ~ RVM₄) 来识别 5 种步态.

步骤 10: 使用最终建立的 KPCA-RVM 模型对测试数据进行识别.

4 实验结果及分析 (Experimental results and analysis)

肌电信号采集系统包含一台计算机, 主频 2.6 GHz、3.5 GB 可用内存、500 GB 硬盘, 并安装有 32 位 Windows 7 操作系统与 sEMG 信号采集软件. sEMG 信号的采集由 Delsys 公司的 Trigno 无线肌电仪完成. 数据采集实验由 20 位身体健康受试者参加, 其中 10 位男性、10 位女性, 每种步态走 40 次, 表 1 给出了受试者基本资料. 文 [18-20] 研究表明: 股直肌、股内侧肌、股外侧肌、长收肌、腓肠肌这 5 块肌肉在下肢活动中收缩相对明显, 因此本文选择股直肌、股内侧肌、股外侧肌、长收肌、腓肠肌作为下肢肌群. 在实验过程中, 每名受试者的 5 种步态都截取 512 个数据点. 参考移动窗采样方法 [20], 设移动窗大小为 64 点, 每采集 256 点后进行一次小波包分解. 因此, 5 块下肢肌肉在 512 个数据点内 (通过移动窗获得 5 组数据), 共得到特征值 $5 \times 40 \times 5 = 1000$ 组. 将每个志愿者的每种步态中 1000 组特征值, 500 组信号组成测试集, 其余 500 组信号组成训练集. 将训练集分为 10 等份, 每次留 5 份验证模型性能, 其余 5 份用来训练模型. 实验前先用酒精在受试者的测试肌肉处擦涂去污, 以增强信号的拾取能力. 图 3 为股内侧肌的 5 种步态的 sEMG, 横坐标为采样点数, 纵坐标为肌

表 1 受试者基本资料

Tab.1 Basic information of the volunteers

性别	体重 /kg	身高 /mm	腿长 /mm	膝宽 /mm	踝宽 /mm
男	62.00±13.66	1749.00±29.44	989.00±30.82	103.00±9.00	73.37±8.05
女	53.00±1.00	1637.61±10.40	910.00±51.00	94.08±5.75	64.00±3.00

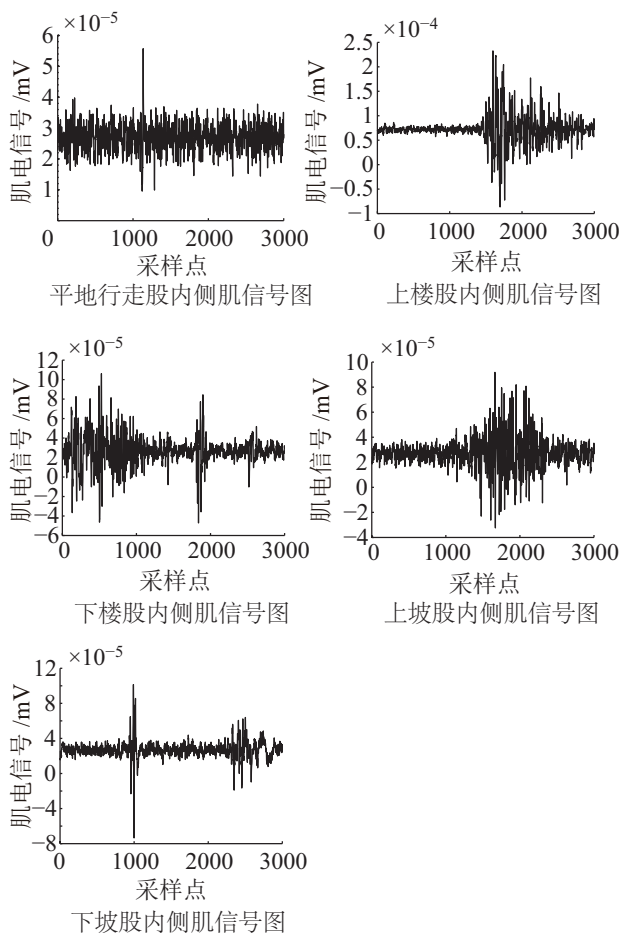


图 3 股内侧肌 5 种运动意图肌电信号图

Fig.3 Electromyographic signals of 5 kinds of motion intents of the vastus medialis

电信号幅值 (mV). 图 4 为采集下坡数据时的实验照片. 图 5 为下坡实验数据采集过程的实时显示. 对 sEMG 作 4 层 db2 小波包分解, 通过信号的重构可以得到每个子带的信号, 以每个频带能量作为特征量, 为了方便分析, 设平地行走、上楼、下楼、上坡、下坡 5 个运动意图为 $[m_1, m_2, m_3, m_4, m_5]$, 以平地行走为例 $[1, 0, 0, 0, 0]$. 本文采集平地行走、上楼、下楼、上坡、下坡时的 sEMG 信号进行模式识别实验, 最终以所有受试者平均识别率、平均识别时间作为评估标准. 识别率计算公式为

$$\text{识别正确率} = \frac{\text{正确识别的每种步态数量}}{\text{参与识别的每种步态数量}} \quad (21)$$

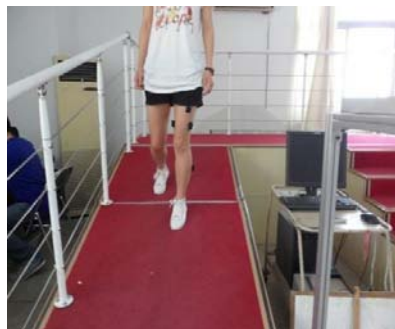


图 4 下坡实验

Fig.4 Downslope experiment



图 5 肌电信号采集与显示

Fig.5 Acquisition and display of the electromyographic signal

为验证本文算法的有效性, 将其与 SVM 算法、BP (反向传播) 神经网络等算法进行对比实验.

KPCA 处理得到的主成分 $PC_1 \sim PC_5$ 的累计贡献率如表 2 所示, 按照累计贡献率大于 90 为阈值, 选取了 2 个主成分来代替原始输入量. 表 3 给出了利用 KPCA 处理后的特征值.

表 2 KPCA 处理得到的主成分累计贡献率
Tab.2 The cumulative contribution rate of the main components after KPCA processing

KPCA 处理的主成分	累计贡献率 /%
PC_1	71.25
PC_2	90.74
PC_3	94.82
PC_4	97.71
PC_5	98.09

为了确定最佳核函数, 从每个受试者的每种步态中随机取 500 组信号组成测试集, 其余 500 组信号组成训练集. 将训练集分为 10 等份, 每次留 5 份验证模型性能, 其余 5 份用来训练模型. 核函数的测试结果如表 4 所示.

由表 4 可知, 高斯径向基函数和 Sigmoid 核函数正确率和均方误差接近, 可以选用, 而线性核函数、多项式核函数的识别效果较差. 文 [21] 研究表明, Sigmoid 核函数是局部学习能力更强的核函数, 而高斯径向基核函数更擅长机器学习的全局平衡. 从这一组实验的结果来看, 步态识别的训练对全

表3 训练样本的KPCA提取数据(只描述4组数据)

Tab.3 Data extracted from the training samples by KPCA (only 4 sets of data are described)

序号	步态	第1主成分	第2主成分
1	平地行走	0.258356	0.425817
2		-0.058214	0.215734
3		-0.213859	0.482936
4		-0.082336	0.42918
1	上楼	0.485160	0.629175
2		0.459382	0.418459
3		0.476910	0.521462
4		0.378915	0.462570
1	下楼	0.302356	0.275194
2		-0.092739	0.269273
3		-0.238665	0.290517
4		-0.085372	0.297812
1	上坡	0.38274	0.419725
2		0.541568	0.294176
3		0.376018	0.527196
4		0.391274	0.296390
1	下坡	0.218595	0.302165
2		0.341812	0.214072
3		0.271034	0.325106
4		0.340965	0.274128

表4 几种核函数方法的比较

Tab.4 Comparison among several kernel function methods

核函数	识别率/%	均方误差	平均训练时间/s	平均分类时间/s
高斯径向基核函数	90.2	2.42	0.59	0.082
Sigmoid核函数	89.4	2.25	0.84	0.085
线性核函数	72.6	4.86	1.42	0.092
多项式核函数	66.7	6.16	0.75	0.067

局学习能力要求更高,因此本文选择高斯径向基核函数作为RVM算法的核函数。KPCA核函数按照表4方法最后选择高斯径向基核函数,本文不再详细介绍,表达式为 $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) = \exp(-\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|^2/2m^2)$, RVM核函数为 $K(\mathbf{y}_i, \mathbf{y}) = \exp(-\|\mathbf{y} - \mathbf{y}_i\|^2/2n^2)$ 。参数 m 和 n 是影响识别结果的重要参数,将 m 和 n 分别取 $[-10, 10]$,对不同 $(2^m, 2^n)$ 组合分别训练RVM,识别率最高的一个组合为最优参数。 2^m 的取值为 $(2^{-10}, 2^{-9}, \dots, 2^9, 2^{10})$, 2^n 的取值为 $(2^{-10}, 2^{-9}, \dots, 2^9, 2^{10})$ 。图6仿真结果表明, $2^m = 2$ 、 $2^n = 0.5$ 时得到

的识别准确率最高。

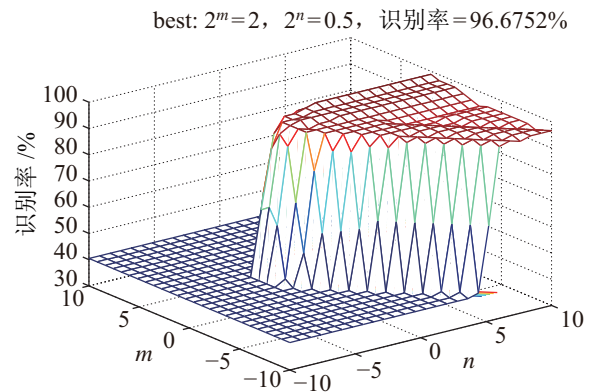


图6 RVM分类器径向基核函数参数选择结果图

Fig.6 Selection results of the radial basis kernel function parameters of RVM classifier

为了比较不同RVM分类算法的分类性能,本文将基于改进二叉树的RVM分类算法与一对一方法、一对其余方法、有向无环图方法以及基于类距离的二叉树方法进行了对比,结果如表5所示,可以看出本文方法的步态识别率最高。

表5 几种分类方法的比较

Tab.5 Comparison of several classification methods

	训练时间/s	分类时间/s	识别率/%
一对一	4.078	0.047	85.38
一对其余	4.295	0.045	85.79
有向无环图	4.136	0.032	88.36
本文图2方法	2.043	0.025	90.85

由于一对一方法和一对其余方法都存在不可分区域,所以识别率最低;有向无环图方法不同于以上2种方法,其克服了不可分区域的缺点,识别率略有提高,但识别效果受节点位置安排的限制,识别率低于图2方法的识别率。

BP、SVM是近几年公认的性能较好的分类器,本文主要在识别时间以及识别正确率2个方面比较。本文采用3层BP网络结构,其中输入层节点数为2,隐含层节点数为10,输出层节点数为5。初始学习率设定为0.1,目标误差设定为0.00001,最大迭代次数设定为1000。SVM算法的核函数选用高斯核函数,采用二叉树分类方法,利用网格搜索方法确定SVM参数惩罚因子和RBF核函数参数的最优值。表6给出了实验条件相同时利用KPCA降维的特征值作为RVM与SVM输入得到的识别结果,RVM训练识别时间较短,这是因为RVM引入稀疏贝叶斯框架,识别时用的相关向量少于SVM

方法用的支持向量个数, 稀疏性决定了 RVM 训练时间要短; 与 SVM 方法相比, 本文提出的基于二次特征提取与 RVM 的方法在识别准确率指标上优势明显, 在识别时间上也略微占优. 基于 RVM 的人体运动意图识别准确率为 96%, 比 BP 神经网络方法提高 16%, 比 SVM 方法提高 5%, 这是由于 RVM 和 SVM 分类原理都是将特征向量映射到高维特征空间, 使得非线性的特征向量尽可能线性可分, 对高维样本数据的泛化能力优于 BP 神经网络等方法. 从表 7 可以看出, 步态特征值经过 KPCA 方法降维处理后, SVM 的识别率略有降低, BP 神经网络的识别率大幅下降, RVM 的识别率基本保持不变.

表 6 RVM 与 SVM 识别结果比较

Tab.6 Comparison of RVM and SVM classification results

分类器	训练时间 /s	分类时间 /s	支持或相关向量个数	识别正确率 /%
SVM ₁	0.0359	0.047	15	85.72
RVM ₁	0.0283	7.578×10 ⁻⁴	9	87.85
SVM ₂	0.0675	0.0021	14	92.18
RVM ₂	0.0214	6.745×10 ⁻⁴	6	96.94
SVM ₃	0.0781	0.0021	10	90.29
RVM ₃	0.0318	9.173×10 ⁻⁴	6	90.29
SVM ₄	0.0892	0.0060	14	93.33
RVM ₄	0.0245	7.1288×10 ⁻⁴	8	93.33

表 7 使用 KPCA 与未使用 KPCA 的识别结果比较

Tab.7 Recognition results obtained with and without KPCA

步态	识别正确率 /%					
	未用 KPCA 二次特征提取			利用 KPCA 二次特征提取		
	BP	SVM	RVM	BP	SVM	RVM
平地行走	85.78	91.77	93.87	82.45	93.50	94.56
上楼	81.73	89.62	91.46	78.05	92.38	94.62
下楼	82.73	90.77	91.46	80.05	90.50	95.73
上坡	83.14	90.85	95.45	81.45	90.19	95.73
下坡	83.14	90.18	94.82	78.76	90.19	96.15
总体	83.30	90.64	95.95	79.75	91.95	96.67
分类时间 /s	0.6704	0.4725	0.4081	0.1792	5.0074×10 ⁻⁴	2.6609×10 ⁻⁴

表 8 给出了 PCA 与 KPCA 算法的比较. 从表中可以看出, KPCA 融合特征值的时间要长于 PCA 融合特征值的时间, 但分类时间却缩短很多, 表 9 给出了本文与其他文献方法的比较, 本文方法与文 [8-11,18] 方法相比具有更高的识别率. 结合 KPCA 与 RVM 的方法的步态识别率最高, 说明 KPCA

对特征值降维处理后, 在高维空间构造新的特征向量, 不仅可以缩短分类时间, 而且可以提高分类识别率.

表 8 PCA 与 KPCA 算法比较

Tab.8 Comparison between PCA and KPCA algorithms

	降维时间 /s	分类时间 /s	识别率 /%
KPCA-RVM	8.568	2.6609×10 ⁻⁴	96.67
PCA-RVM	5.384	4.264×10 ⁻⁴	92.63
KPCA-BP	8.249	0.1792	79.75
PCA-BP	5.762	0.279	80.59
KPCA-SVM	8.316	5.0074×10 ⁻⁴	91.95
PCA-SVM	5.429	8.165×10 ⁻⁴	85.48

表 9 本文方法与其他方法比较

Tab.9 Comparison between the proposed method and other methods

方法	识别率 /%
本文方法	96.67
文 [8] 方法	91.8
文 [9] 方法	87.1
文 [10] 方法	92.08
文 [11] 方法	78.75
文 [18] 方法	82

本文计算了 10 次独立实验的识别率进行算法鲁棒性分析. 基于 KPCA 和 RVM 算法的步态识别结果用图 7 表示, 基于 KPCA 和 SVM 算法的步态识别结果用图 8 表示, 基于 KPCA 和 BP 算法的步态识别结果用图 9 表示. 基于 KPCA 和 RVM 算法的步态识别率波动较小, 其识别结果的方差为 2.73; 基于 KPCA 和 SVM 的步态识别结果的方差为 6.87; 图 9 方法的识别结果方差为 8.16. 不难看出, 基于 KPCA 和 RVM 算法的步态识别结果比较稳定, 鲁棒性较好.

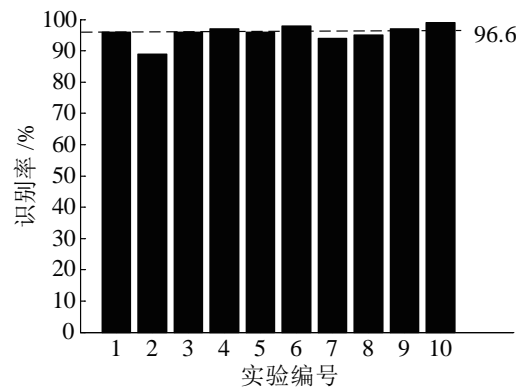


图 7 RVM 识别结果

Fig.7 Recognition results of RVM

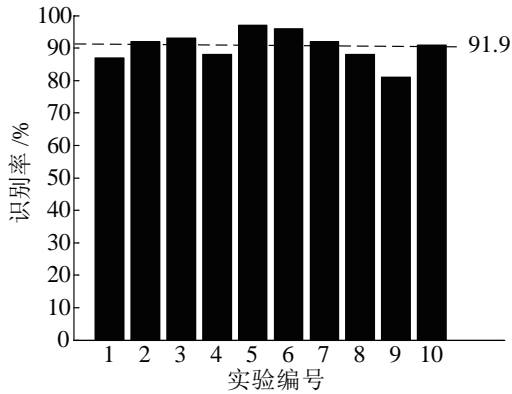


图8 SVM 识别结果

Fig.8 Recognition results of SVM

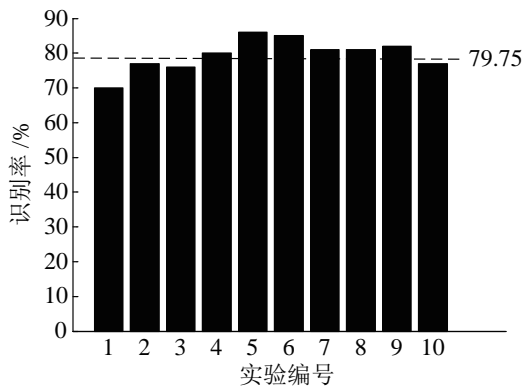


图9 BP神经网络识别结果

Fig.9 Recognition results of BP neural network

5 结论 (Conclusion)

本文针对步态识别率低这一问题提出利用核主成分分析和相关向量机进行步态识别。以下肢表面肌电信号作为步态识别信息源,提取表面肌电信号的小波包能量特征,为了克服特征值信息冗余、PCA难以提取数据集间非线性步态特征的不足,采用KPCA降维处理步态特征值,最后利用RVM方法对步态进行分类,可以比较精确地识别出多种步态,与SVM、BP神经网络等传统分类方法相比,该方法的识别率最高,识别时间相对较短,具有较好的研究与推广价值。但是本文只是进行了离线实验,在线实验是下一步研究的方向。

参考文献 (References)

- [1] Lugade V, Fortune E, Morrow M, et al. Validity of using tri-axial accelerometers to measure human movement. Part I: Posture and movement detection[J]. *Medical Engineering & Physics*, 2014, 36(2): 169-176.
- [2] 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 Q C, Xiong A B, Zhao X G, et al. A review on researches and applications of sEMG-based motion intent recognition methods[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2016, 42(1): 13-25.
- [3] 丁帅, 王亮. 基于块稀疏贝叶斯学习的肌电信号特征提取[J]. *仪器仪表学报*, 2014, 35(12): 2731-2738.
Ding S, Wang L. Feature extraction of surface electromyography based on block sparse Bayesian learning methods[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2014, 35(12): 2731-2738.
- [4] 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 J, Chen X, Peng H. An onset detection method for action surface electromyography based on sample entropy[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2016, 44(2): 479-484.
- [5] Huang S, Wensman J P, Ferris D P. Locomotor adaptation by transtibial amputees walking with an experimental powered prosthesis under continuous myoelectric control[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2016, 24(5): 573-581.
- [6] 赵晓东, 刘作军, 张慧君, 等. 下肢假肢穿戴者跌倒保护控制系统设计[J]. *机器人*, 2017, 39(4): 481-488.
Zhao X D, Liu Z J, Zhang H J, et al. Design of fall protection and control system for wearers of lower limb prosthesis[J]. *Robot*, 2017, 39(4): 481-488.
- [7] Liu M, Wang D, Huang H. Development of an environment-aware locomotion mode recognition system for powered lower limb prostheses[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2016, 24(4): 434-443.
- [8] 于亚萍, 孙立宁, 张峰峰, 等. 基于小波变换的多特征融合sEMG模式识别[J]. *传感技术学报*, 2016, 29(4): 512-518.
Yu Y P, Sun L N, Zhang F F, et al. sEMG pattern recognition based on multi feature fusion of wavelet transform[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2016, 29(4): 512-518.
- [9] 吴剑锋, 吴群, 孙守迁. 简约支持向量机分类算法在下肢动作识别中的应用研究[J]. *中国机械工程*, 2011, 22(4): 433-438.
Wu J F, Wu Q, Sun S Q. Research on classification algorithm of reduced support vector machine for low limb movement recognition[J]. *China Mechanical Engineering*, 2011, 22(4): 433-438.
- [10] 王修晖, 严珂. 基于连续密度隐马尔可夫模型的人体步态识别[J]. *模式识别与人工智能*, 2016, 29(8): 709-716.
Wang X H, Yan K. Human gait recognition using continuous density hidden Markov models[J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2016, 29(8): 709-716.
- [11] Young A J, Hargrove L J. A classification method for user-independent intent recognition for transfemoral amputees using powered lower limb prostheses[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2016, 24(2): 217-225.
- [12] Tipping M E. Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2001, 1(3): 211-244.
- [13] 朱特浩, 赵群飞, 夏泽洋. 利用Kinect的人体动作视觉感知算法[J]. *机器人*, 2014, 36(6): 647-653.
Zhu T H, Zhao Q F, Xia Z Y. A visual perception algorithm for human motion by a Kinect[J]. *Robot*, 2014, 36(6): 647-653.
- [14] 孙茜, 曾周末, 李健. 相关向量机在光纤预警系统模式识别中的应用[J]. *天津大学学报: 自然科学与工程科学版*, 2014, 47(12): 1115-1120.
Sun Q, Zeng Z M, Li J. Application of relevance vector machine in pattern recognition of optical fiber pre-warning system[J].

- Journal of Tianjin University: Science and Technology, 2014, 47(12): 1115-1120.
- [15] 丁其川, 赵新刚, 韩建达. 基于肌电信号容错分类的手部动作识别[J]. 机器人, 2015, 37(1): 9-16.
Ding Q C, Zhao X G, Han J D. Recognizing hand motions based on fault-tolerant classification with EMG signals[J]. Robot, 2015, 37(1): 9-16.
- [16] 丁其川, 赵新刚, 韩建达. 基于肌电信号的上肢多关节连续运动估计[J]. 机器人, 2014, 36(4): 469-476.
Ding Q C, Zhao X G, Han J D. EMG-based estimation for multi-joint continuous movement of human upper limb[J]. Robot, 2014, 36(4): 469-476.
- [17] Chu J U, Moon I, Lee Y J, et al. A supervised feature-projection-based real-time EMG pattern recognition for multifunction myoelectric hand control[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2007, 12(3): 282-290.
- [18] 佟丽娜, 侯增广, 彭亮, 等. 基于多路 sEMG 时序分析的人体运动模式识别方法[J]. 自动化学报, 2014, 40(5): 810-821.
Tong L N, Hou Z G, Peng L, et al. Multi-channel sEMG time series analysis based human motion recognition method[J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(5): 810-821.
- [19] 卢祖能, 曾庆杏, 李承晏, 等. 实用肌电图学[M]. 北京: 人民卫生出版社, 2000: 424-434.
Lu Z N, Zeng Q X, Li C Y, et al. Practical electromyography[M]. Beijing: People's Medical Publishing House, 2000: 424-434.
- [20] Shultz A H, Lawson B E, Goldfarb M. Variable cadence walking and ground adaptive standing with a powered ankle prosthesis[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2016, 24(4): 495-505.
- [21] 李晓宇, 张新峰, 沈兰荪. 一种确定径向基核函数参数的方法[J]. 电子学报, 2005, 33(12): 2459-2463.
Li X Y, Zhang X F, Shen L S. A selection means on the parameter of radius basis function[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(12): 2459-2463.

作者简介:

- 刘磊 (1984 -), 男, 博士, 讲师. 研究领域: 模式识别, 康复辅具.
- 杨鹏 (1960 -), 男, 博士, 教授. 研究领域: 康复辅具, 智能机器人, 模式识别.
- 刘作军 (1971 -), 男, 博士, 教授. 研究领域: 康复辅具, 智能机器人, 模式识别.