

基于粒子群优化-支持向量机方法的下肢肌电信号步态识别

高发荣* 王佳佳 席旭刚 余青山 罗志增
(杭州电子科技大学智能控制与机器人研究所 杭州 310018)

摘要: 为提高下肢表面肌电信号步态识别的准确性和实时性, 该文提出一种基于粒子群优化(PSO)算法优化支持向量机(SVM)的模式识别方法。首先对消噪后的肌电信号提取积分肌电值和方差作为特征样本, 然后利用 PSO 算法优化 SVM 的惩罚参数和核函数参数, 最后利用步态动作的肌电信号样本数据对构造的 SVM 分类器进行训练、测试。实验结果表明 PSO-SVM 分类器对下肢正常行走 5 个步态的识别率, 明显高于未经参数优化的 SVM 分类器, 优化后平均识别率达到 97.8%, 并兼顾了分类的准确性和自适应性。

关键词: 模式识别; 步态分析; 肌电信号; 粒子群优化; 支持向量机

中图分类号: TP391.4; TP24

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2015)05-1154-06

DOI: 10.11999/JEIT141083

Gait Recognition for Lower Extremity Electromyographic Signals Based on PSO-SVM Method

Gao Fa-rong Wang Jia-jia Xi Xu-gang She Qing-shan Luo Zhi-zeng
(Institute of Intelligent Control and Robotics, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: To improve the lower limb surface ElectroMyoGraphic (EMG) gait recognition accuracy and real time performance, this paper deals with a pattern recognition method for optimizing the Support Vector Machine (SVM) by using the Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm. Firstly, the values of Integrated EMG and variance are extracted as the feature samples from the de-noised EMG signals. Then, the SVM parameters of the punishment and the kernel function are optimized by PSO. Finally, the constructed SVM classifiers are trained and tested by using the EMG sample data of the gait movements. The experimental results show that for five normal walking gaits of the lower extremity, the recognition rate of the PSO-SVM classifier is significantly higher than that of the non-parameter-optimized SVM classifier, and the average recognition rate is up to 97.8%, as well as the classification accuracy and self-adaptability are also improved.

Key words: Pattern recognition; Gait analysis; ElectroMyoGraphic (EMG) signal; Particle Swarm Optimization (PSO); Support Vector Machine (SVM)

1 引言

人体步态是指人行走时所表现出的肢体动作与姿态, 正常行走步态具有协调性、均衡性和周期性特点。在一个步态周期内, 根据足底与地面的接触情况, 可将步态分为支撑相(足触地)和摆动相(足离地)。每个相位又可再细分成若干阶段^[1]。步态运动主要依靠腿部肌肉协调驱动下肢肌肉-骨骼系统来完成, 而肌电信号(ElectroMyoGraphy, EMG)是由肌肉收缩时所产生的动作电位序列, 它与肌肉的活动状态和运动的功能状态之间存在着关联性, 不同

肢体动作间的差异可通过肌电信号的特征来体现。对这些特征的研究, 有助于进行步态的识别和分析, 这在运动科学、行为科学和康复医学工程等领域尤为重要。

肌电信号用于动作识别的研究始于上世纪 90 年代^[2], 主要识别算法包括基于神经网络的方法、基于隐马尔可夫模型的方法, 以及基于贝叶斯的方法等^[3-5]。肌电信号作为一种非平稳的微弱信号, 对其识别无论是从分类器的分类能力, 还是在步态动作的识别率方面, 仍然面临许多亟待解决的难题。随着支持向量机(Support Vector Machine, SVM)的发展^[6], 以 SVM 和 EMG 技术为基础, 对人体运动动作辨识进行了深入研究。文献[7]分别比较了高斯核 SVM、神经网络和局部加权投影回归法对前臂 EMG 的分类, 实验结果表明, SVM 取得的识别率

2014-08-14 收到, 2014-12-30 改回

浙江省自然科学基金(Y1101230, LY13F030017), 浙江省科技计划(2012C33075, 2013C24016)和国家自然科学基金(61201302, 61172134)资助课题

*通信作者: 高发荣 frgao@hdu.edu.cn

明显优于神经网络和投影回归法。文献[8]通过模糊最小二乘支持向量机技术,完成手部动作识别。文献[9]结合 SVM 和小波分析方法对前臂和手部动作进行了识别。文献[10]提取手部各类动作时肌电信号的分形维特征,然后结合支持向量机进行识别,文献[11]则采用球均值结合对支持向量机方法识别手部动作,均取得了较高的识别率。文献[12]利用支持向量机方法,有效识别了站立及行走的运动模式。文献[13]提出基于简约支持向量机多元分类的下肢动作识别算法,进行了起立、平地行走、上下楼梯等动作识别。

为解决 SVM 参数选择问题,近年来将粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)方法与支持向量机结合用于识别分类。文献[14]讨论了利用粒子群优化支持向量机的参数选择和特征分类问题,文献[15]将粒子群优化支持向量机应用于控制图混合模式识别中。文献[16]采用 PSO-SVM 算法进行呼吸暂停等睡眠功能障碍的识别,结果表明相比模糊推理等方法,在提高识别精度的同时,所花费计算代价更小且自适应性强。文献[17]利用粒子群优化支持向量机的方法进行肌电信号分类,在神经-肌肉疾病的诊断识别中取得不错效果。

实际上,支持向量机的性能好坏,主要取决于核函数的构造及其参数的选择。传统参数选择方法的缺点,一是受数据规模的限制,二是优化方法相当耗时,且很难精确找到最优参数。针对上述问题并结合肌电信号特点,本文采用粒子群优化算法优化支持向量机的惩罚参数及核函数参数,使优化后的支持向量机能够更好地进行下肢肌电信号的模式识别和分类,以期达到更优的分类性能和识别判断能力。

2 基本原理和方法

2.1 肌电信号特征提取

为准确实现动作识别,对获取的每路肌电信号,分别提取分离度大、鲁棒性好、运算复杂度低的时域特征。这里选用相对简单、高效的积分肌电值和绝对值方差,作为后续分类器进行分类的输入特征。具体为:

积分肌电值。肌电信号作为一种随机信号,直接计算得到的算术平均值近似等于零值,并不能反映出肌电信号的特征信息。因此先对肌电信号取绝对值,再求其均值,即得积分肌电值 I ,

$$I = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_{(i)}| \quad (1)$$

其中, $x_{(i)}$, $i = 1, 2, \dots, N$ 为一长度为 N 的肌电信号时

间样本序列。

绝对值方差。上述情况下,其方差 V 定义为

$$V = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_{(i)} - I)^2 \quad (2)$$

其中 I 为肌电信号的积分肌电值。

由此,对每一路(块)肌肉信号,得到肌电信号当前状态的两个特征参数值,即积分肌电值 I_i 和方差 V_i 。对于总测量路数为 K 的测量系统,可构成一组特征向量 $\mathbf{Z}_i = \{I_{i1}, V_{i1}, I_{i2}, V_{i2}, \dots, I_{ij}, V_{ij}\}$, 其中, $i = 1, 2, \dots, M$ 为状态序列号; $j = 1, 2, \dots, K$ 为对应的肌电信号测量路数。

2.2 支持向量机特征分类

支持向量机(SVM)是 1995 年首次提出的一种分类技术^[6],用于模式分类和非线性回归。其思想是将向量映射变换到一个更高维的空间里,在新的空间找出输入量和输出量之间的非线性关系。即设定适宜的核函数 $K(\mathbf{Z}_i, \mathbf{Z}_j)$, 先通过非线性变换,将输入空间变换到高维空间,再在高维空间中求取最优线性分类面。

SVM 体系结构如图 1 所示,其中 $\mathbf{Z}(1), \mathbf{Z}(2), \dots, \mathbf{Z}(n)$ 是支持向量机的输入向量,即前述的特征向量 $\mathbf{Z}_i = \{I_{i1}, V_{i1}, I_{i2}, V_{i2}, \dots, I_{ij}, V_{ij}\}$ 。 $K(\mathbf{Z}, \mathbf{Z}_1), K(\mathbf{Z}, \mathbf{Z}_2), \dots, K(\mathbf{Z}, \mathbf{Z}_n)$ 为支持向量机的内积函数。SVM 的输出分类决策函数为

$$f(\mathbf{Z}) = \text{sgn}(\boldsymbol{\mu}\mathbf{Z} + \mathbf{b}) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^N a_i \mathbf{Y}_i K(\mathbf{Z}_i, \mathbf{Z}) + \mathbf{b}\right), \quad (3)$$

$$0 \leq a_i \leq C$$

a_i 为每个训练样本所对应的拉格朗日系数; C 为惩罚参数, $\boldsymbol{\mu}$ 为权系数向量, $\mathbf{b} \in R$ 为偏置, $K(\mathbf{Z}_i, \mathbf{Z})$ 为核函数。

$$K(\mathbf{Z}_i, \mathbf{Z}) = \exp\left(-|\mathbf{Z}_i - \mathbf{Z}|^2 / g^2\right) \quad (4)$$

2.3 粒子群优化算法

粒子群优化(PSO)算法是一种迭代寻优方法,可以解决多种优化问题^[18,19]。粒子的主要特征为位

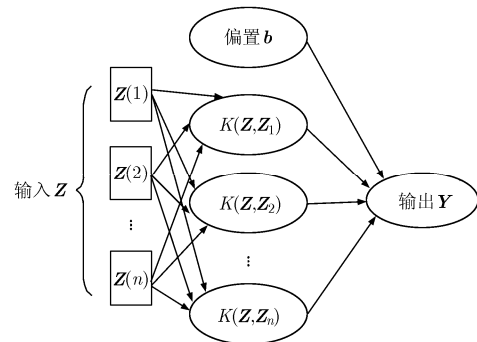


图1 支持向量机体系结构

置、速度、适应度值。最优解主要通过粒子自身及周围粒子的经验进行搜索,依靠粒子完成寻优任务。搜索过程中,动态调整粒子位置和速度,找到全局最优解。

粒子的速度和位置通过迭代进行更新,如式(5)

所示:

$$\begin{aligned} \mathbf{V}_{id}^{k+1} &= w\mathbf{V}_{id}^k + c_1r_1(\mathbf{P}_{id}^k - \mathbf{X}_{id}^k) + c_2r_2(\mathbf{P}_{gd}^k - \mathbf{X}_{id}^k), \\ \mathbf{X}_{id}^{k+1} &= \mathbf{X}_{id}^k + \mathbf{V}_{id}^{k+1} \end{aligned} \quad (5)$$

式中 w 为惯性权重,通过设置其值的大小,来确定解的探查范围; $d=1,2,\dots,D$ 为空间维数, $i=1,2,\dots,n$ 为粒子数; k 为当前迭代次数; \mathbf{V}_{id}^{k+1} 表示第 i 个粒子的飞行速度, \mathbf{X}_{id}^k 表示第 i 个粒子的位置。 \mathbf{P}_{id}^k 为第 i 个粒子的个体最优解, \mathbf{P}_{gd}^k 为全局最优解。第 d 维的位置变化范围为 $[-x_{\max_d}, x_{\max_d}]$, 速度变化范围为 $[-v_{\max_d}, v_{\max_d}]$, 在迭代中若 X_{id} 超出边界值,则将其设为边界值 $-x_{\max}$ 或 x_{\max} 。

c_1 和 c_2 为学习因子,其值代表将每个粒子推向个体极值和全局极值位置的统计加速项的权值^[14]; r_1 和 r_2 为分布于 $[0,1]$ 区间的随机数;群体规模大小的选择,一般采用经验法^[20];最大迭代次数(maxgen)为寻优终止条件。

2.4 粒子群优化支持向量机参数

粒子群优化算法是一种基于种群的并行全局搜索策略,它通过群体中个体之间的协作和信息共享来寻找最优解,其优点是调节参数少、收敛速度快,应用范围广,并可在高维空间中进行优化。利用 PSO 优化 SVM 参数,能使 SVM 在新空间中顺利进行最优线性分类,精确、稳定、快速。

这里选择径向基核函数,PSO 优化 SVM 即为优化支持向量机的惩罚参数 C 和核函数半径参数 g ,得到 SVM 误差最小的一组惩罚参数和核函数参数,使优化后的 SVM 更好地进行预测分类。如图 2 所示,设 D 维空间中, n 个粒子根据式(5)不断更新自身位置和速度,进行迭代寻优,得到 SVM 的最优参数 $C_{\text{best}}, g_{\text{best}}$ ^[15]。

PSO 优化 SVM 主要包括种群初始化、寻找初始极值、迭代寻优等操作,其步骤为:

步骤 1 在 D 维参数空间中,随机对 m 个粒子进行初始化,确定其位置和速度,即确定 SVM 参数,选用一定输入样本建立 SVM 模型;

步骤 2 根据 SVM 分类决策函数确定其函数值;

步骤 3 进行粒子适应度值的计算及评估;

步骤 4 寻找全局最优参数,若不满足终止条件,则迭代搜索更新粒子的速度和位置,转向步骤 2;

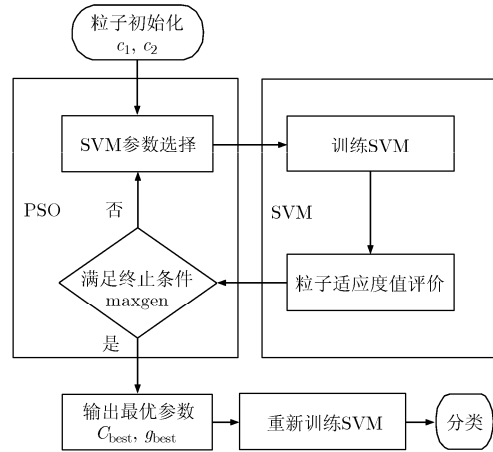


图2 PSO优化SVM参数算法流程

步骤 5 若满足终止条件,则得到最优参数,重新训练 SVM,作为最终的分类器进行识别分类。

这样,经过以上 PSO 算法,就得到了使 SVM 误差最小的惩罚参数 C 和核函数半径参数 g 的最优值,用于 SVM 训练和分类预测。

3 实验及结果分析

3.1 肌电信号数据采集

按照下肢肌肉群在行走时步态动作不同阶段的作用和贡献大小,以及对表面肌电信号采集设备的敏感程度,选择大腿上最具代表性的 4 块肌肉:股内侧肌、半腱肌、长收肌、阔筋膜张肌,作为行走时的表面肌电信号采集源。实验对象为 25 岁健康男性,以正常速度(1.5 m/s)进行平地行走。实验中进行了同步摄像跟踪,方便进行步态识别对比验证。采集设备选用 Noraxon 公司的 MyoTrace 400 肌电采集仪,采集频率 1000 Hz,数据输出通过蓝牙设备连接到计算机上。在行走步态运动中,通过 4 路通道同时采集 4 块肌肉的表面肌电信号数据。

在一个步态周期内,按照足底与地面的接触情况,将步态分为支撑相和摆动相。两个相位可再细分为支撑前期、支撑中期和支撑后期,以及摆动前期和摆动后期共 5 个阶段。测试人员利用肌电采集仪,在周期性步态行走中采集上述 4 路肌肉运动的表面肌电信号数据。

3.2 肌电信号数据分析

肌电信号作为一种非线性、非平稳的微弱信号,采集过程中不免夹杂着生理噪声及处理过程中的干扰。根据本采集系统的噪声特点,首先采用小波模极大值去噪方法,对含有噪声的肌电信号进行消噪^[21],即利用信号与噪声模极大值在小波尺度上的不同变化特性,去除肌电信号的白噪声,保留信号的奇异

点信息。然后对去噪肌电信号进行特征提取，对每一组样本序列 i ，得到 4 路肌电信号的 8 个特征参数，构成一组特征向量 $Z_i = \{I_{i1}, V_{i1}, I_{i2}, V_{i2}, I_{i3}, V_{i3}, I_{i4}, V_{i4}\}$ 。

接下来构造 PSO-SVM 分类器。参阅文献[22]，设置 PSO 算法的初始参数：惯性权重 $w = 0.8$ ，学习因子 $c_1 = 1.5, c_2 = 1.7$ ，粒子规模即种群数量设置为 20，最大迭代次数(maxgen)初设为 100，作为 PSO 算法的迭代终止条件。迭代过程如图 2 所示，当 PSO 满足迭代终止条件，优化过程结束，得到惩罚参数和核函数半径参数的最优值 C_{best} 和 g_{best} 。

最后，建立 PSO 优化后的 SVM 分类器，将得到的特征样本数据按照一定比例，随机分为训练样本集和测试样本集。训练集用于对 SVM 分类器进行训练，测试集则用于输入 SVM 分类器进行识别测试，得到识别结果。若识别结果与测试目标一致，说明对动作进行了正确归类，否则为错误归类。

3.3 结果与讨论

按照图 2 的算法流程，粒子群优化算法的迭代过程如图 3 所示，随着迭代次数的增加，实际适应度(准确率)逐渐趋近于最佳参数的适应度。当满足迭代终止条件，优化过程结束时，准确率为 99.71%，输出的最优参数值 $C_{best} = 986.08$ ， $g_{best} = 0.9893$ 。相对于支持向量机中 $C \in [0.1, 10000]$ ， $g \in [0.1, 100]$ 的取值范围，PSO 算法经快速优化后得到了 SVM 误差最小的一组惩罚参数 C 及核函数半径参数 g ，且寻找最佳参数的准确率高，这是本文采用 PSO-SVM 方法的一大优点。同时，由于 PSO 算法是基于种群的并行全局搜索策略，它通过群体中个体之间的协作和信息共享来寻找最优解，不仅调节参数少、收敛速度快，而且适用于在高维空间中进行优化，一定程度上弥补遗传算法操作中选择、交叉、变异复杂情况下的维度限制。因而，PSO 满足 SVM 在高维空间中线性分类的要求。

在利用粒子群优化算法优化支持向量机参数后，分别采用未优化和优化后的 SVM 分类器，进行肌电信号的对比步态识别。测试目标按照每个步态周期进行，依次分为：支撑前期\中期\后期、摆动前期\后期，共 5 个识别状态。数据样本的选取按照以下原则进行：根据行走时一段时间内的步态周期平均量，同时考虑数据规模的要求，综合确定采样分析的数据量为 2760 组，再根据一个周期内 5 个步态(识别状态)所占的时间百分比，分别进行分组，每组数据量依次为 520, 830, 630, 360 和 420。在分类器训练集及测试样本分配问题上，为了测试分类器的性能，首先利用常用的 k 折(k -fold)法则进行分类测试及训练。参考文献[23]，这里采用 5-fold 法则，即对于每一个步态，将样本数据随机均分为 5 份，轮流将其中 4 份用作训练 1 份用于测试，识别结果如表 1 所示。

其次是在保证足够多的训练样本、兼顾分类器的泛化能力和识别率的前提下，考虑参数优化及分类识别时的计算成本，适当调整训练和测试样本比例，减少训练样本数，选取总样本数的 80%, 70% 及 60% 特征数据作为训练集，剩余样本组特征数据作为测试集，分别送入未经优化的 SVM 分类器和 PSO 参数优化后的 SVM 分类器进行识别，对比识别结果分别如表 2 和表 3 所示。从表中可以看出，未采用 PSO 优化方法时，一个步态周期中 5 个状态的识别率在 86% 到 92% 之间，平均识别率为 89.4%。而采用 PSO-SVM 参数优化后，5 个状态的识别率均在 96% 以上，平均识别率达到了 97.8%。可见在肌电信号的步态识别准确率方面，均优于未经参数优化的 SVM 识别结果，这是本文采用 PSO-SVM 方法的又一大优点。

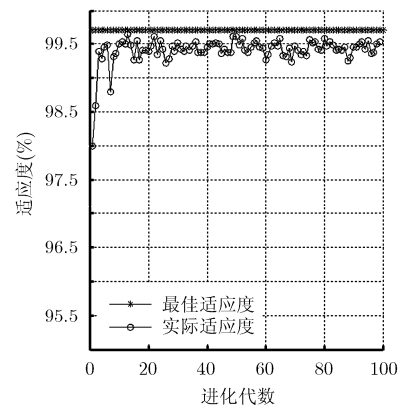


图3 PSO寻找最佳参数的适应度(准确率)曲线

表 1 5-fold 法则的步态识别结果

识别状态	总识别数		分次正确识别次数			平均识别率(%)	
支撑前期	104	96	95	97	94	94	91.5
支撑中期	166	155	151	153	152	154	92.2
支撑后期	126	111	113	110	112	109	88.1
摆动前期	72	64	63	63	65	65	88.9
摆动后期	84	73	74	72	71	75	86.9

表 2 优化前 SVM 步态识别结果

	支撑前期			支撑中期			支撑后期			摆动前期			摆动后期		
训练样本集	364	416	312	581	664	498	441	504	378	252	288	216	294	336	252
测试样本集	156	104	208	249	166	332	189	126	252	108	72	144	126	84	168
识别样本数	145	96	187	229	154	302	164	111	217	97	64	131	108	73	141
识别准确率(%)	93	92	90	92	93	91	87	88	86	90	89	91	86	87	84
平均识别率(%)	92			92			87			90			86		

表 3 PSO 优化后 SVM 步态识别结果

	支撑前期			支撑中期			支撑后期			摆动前期			摆动后期		
训练样本集	364	416	312	581	664	498	441	504	378	252	288	216	294	336	252
测试样本集	156	104	208	249	166	332	189	126	252	108	72	144	126	84	168
识别样本数	153	103	200	247	166	325	185	122	242	106	71	144	121	82	158
识别准确率(%)	98	99	96	99	100	98	98	97	96	98	99	100	96	98	94
平均识别率(%)	98			99			97			99			96		

图 3 及表 2、表 3 的结果表明,在下肢肌电信号的步态识别方面,粒子群算法能够更准确、更有效地找到惩罚参数和核函数参数的优化组合值,使得支持向量机的识别误差相应减少,同时训练分类及识别正确率上升。由此可见,与传统的参数选择方法相比,采用粒子群算法的参数优化方法,在减少计算代价、获取优化参数的同时,还提高了支持向量机分类器的性能。利用 PSO 优化 SVM 参数,在解决小样本、非线性及高维模式识别问题中表现出一定优势,能实现 SVM 在新空间中顺利进行最优线性分类,并具有精确、稳定、快速的特点。

4 结束语

目前, SVM 已广泛应用于模式识别领域,然而其性能很大程度上取决于其参数的合理组合与选择。本文针对下肢肌电信号的步态识别这一特定问题,提出利用 PSO 优化 SVM 的惩罚参数及核函数半径参数,克服了传统 SVM 参数选择方法中存在的规模受限、优化过程耗时,且很难精确找到最优参数的缺点。PSO 优化过程中,自适应粒子根据实际情况,通过动态平衡其全局搜索与局部搜索能力,能快速准确地找到支持向量机的最优参数,从而有效进行识别。采用 PSO-SVM 方法优化后的分类器具有较高的步态识别率。

参考文献

- [1] Vaughan C L, Davis B L, and Jeremy C. Dynamics of Human Gait[M]. Cape Town, South Africa: Kiboho Publishers, 1999: 7-14.
- [2] 谭冠政, 吴立明. 国内外人工腿(假肢)研究的进展及发展趋势[J]. 机器人, 2001, 23(1): 91-96.
- [3] Tan Guan-zheng and Wu Li-ming. Progress and development trend towards study of artificial legs(prostheses) in foreign countries and China[J]. *Robot*, 2001, 23(1): 91-96.
- [4] Young A J, Smith L H, Rouse E J, et al. Classification of simultaneous movements using surface EMG pattern recognition[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2013, 60(5): 1250-1258.
- [5] Cole B T, Roy S H, De Luca C J, et al. Dynamical learning and tracking of tremor and dyskinesia from wearable sensors[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2014, 22(5): 982-991.
- [6] Guvenc S A, Ulutas M, and Demir M. Pattern recognition based analysis of arm EMG signals and classification with artificial neural networks[C]. Proceedings of the 22nd Signal Processing and Communications Applications Conference, Trabzon, Turkey, 2014: 2209-2212.
- [7] Vapnik V. The Nature of Statistical Learning Theory[M]. New York: Springer-Verlag, 1995: 123-179.
- [8] Castellini C and Smagt P. Surface EMG in advanced hand prosthetics[J]. *Biological Cybernetics*, 2009, 100(1): 35-47.
- [9] Yan Z, Wang Z, and Xie H. The application of mutual information-based feature selection and fuzzy LS-SVM-based classifier in motion classification[J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2008, 90(3): 275-284.
- [10] Lucas M F, Goufriaux A, Pascual S, et al. Multi-channel surface EMG classification using support vector machines and signal-based wavelet optimization[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2008, 3(2): 169-174.
- [11] Naik G R and Kumar D K. Twin SVM for gesture classification using the surface electromyogram[J]. *IEEE*

- Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2010, 14(2): 301-308.
- [11] 张启忠, 席旭刚, 罗志增. 基于非线性特征的表面肌电信号模式识别方法[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(9): 2054-2058.
Zhang Qi-zhong, Xi Xu-gang, and Luo Zhi-zeng. A pattern recognition method for surface electromyography based on nonlinear features[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(9): 2054-2058.
- [12] Yang P, Chen L, Guo X, *et al.* Artificial lower limb with myoelectrical control based on support vector machine[C]. Proceedings of the 6th World Congress on Intelligent Control, Dalian, China, 2006, 2: 9486-9489.
- [13] 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 Jian-feng, Wu Qun, and Sun Shou-qian. Research on classification algorithm of reduced support vector machine for low limb movement recognition[J]. *China Mechanical Engineering*, 2011, 22(4): 433-438.
- [14] Lin S W, Ying K C, Chen S C, *et al.* Particle swarm optimization for parameter determination and feature selection of support vector machines[J]. *Expert Systems with Applications*, 2008, 35(4): 1817-1824.
- [15] 兰秀菊, 张丽霞, 鲁建厦, 等. 基于小波分析和 PSO-SVM 的控制图混合模式识别[J]. 浙江工业大学学报, 2012, 40(5): 532-536.
Lan Xiu-ju, Zhang Li-xia, Lu Jian-xia, *et al.* Based on wavelet analysis and PSO-SVM control chart pattern recognition[J]. *Journal of Zhejiang University of Technology*, 2012, 40(5): 532-536.
- [16] Maali Y and Al-Jumaily A. A novel partially connected cooperative parallel PSO-SVM algorithm: study based on sleep apnea detection[C]. Proceedings of the 2012 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), Brisbane, Australia, 2012: 1-8.
- [17] Subasi A. Classification of EMG signals using PSO optimized SVM for diagnosis of neuromuscular disorders[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2013, 43(5): 576-586.
- [18] Kennedy J and Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Neural Network, Perth, Australia, 1995: 1942-1948.
- [19] Shi Y and Eberhart R. A modified particle swarm optimizer[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation, Anchorage, USA, 1998: 69-73.
- [20] 刘波. 粒子群优化算法及其工程应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2010: 27-46.
Liu Bo. Particle Swarm Optimization Algorithm and Its Engineering Application[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2010: 27-46.
- [21] 罗志增, 沈寒霄. 基于 Hermite 插值的小波模极大值重构滤波的肌电信号消噪方法[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(4): 857-860.
Luo Zhi-zeng and Shen Han-xiao. Hermite interpolation-based wavelet transform modulus maxima reconstruction algorithm's application to EMG de-noising[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(4): 857-860.
- [22] 陈林, 潘丰. 基于量子 PSO 的 SVM 参数选择及其应用[J]. 自动化与仪表, 2009, 24(1): 5-8.
Chen Lin and Pan Feng. Parameters selection and application of support vector machines based on quantum delta particle swarm optimization algorithm[J]. *Automation & Instrument*, 2009, 24(1): 5-8.
- [23] Markatou M, Tian H, Biswas S, *et al.* Analysis of variance of cross-validation estimators of the generalization error[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2005(6): 1127-1168.
- 高发荣: 男, 1969 年生, 博士, 副教授, 研究方向为机器人技术、生物力学、生物医学信息检测与模式识别.
- 王佳佳: 女, 1989 年生, 硕士生, 研究方向为机器人技术、生物医学信息检测与模式识别.
- 席旭刚: 男, 1975 年生, 硕士, 副教授, 研究方向为机器人技术、生物医学信息检测与模式识别.
- 余青山: 男, 1980 年生, 博士, 副教授, 研究方向为机器人技术、生物医学信息检测与模式识别.
- 罗志增: 男, 1965 年生, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为机器人技术、传感器及多信息融合等.