

基于支持向量机多分类的眼电辅助肌电的人机交互

张毅¹, 刘睿^{1*}, 罗元²

(1. 重庆邮电大学 信息无障碍工程研发中心, 重庆 400065; 2. 重庆邮电大学 光纤通信技术重点实验室, 重庆 400065)

(*通信作者电子邮箱 lxykx@163.com)

摘要:针对单一肌电信号在控制系统中正确识别率不高问题,设计并实现了一种基于支持向量机(SVM)多分类的眼电(EOG)辅助肌电(EMG)的人机交互(HCI)系统。该系统采用改进小波包算法和阈值法分别对EMG信号和EOG信号进行特征提取,并对特征向量融合;然后提取特征参数作为SVM的输入来识别EMG信号和EOG信号动作模式,根据分类结果生成控制命令。实验证明,该系统比单一肌电控制系统更便于操作,稳定性好,正确识别率高。

关键词:肌电;眼电;小波包;支持向量机;多分类

中图分类号: TP11; TP273.5; TP301.6 **文献标志码:** A

Electrooculogram assisted electromyography human-machine interface system based on multi-class support vector machine

ZHANG YI¹, LIU RUI^{1*}, LUO YUAN²

(1. Information Accessibility Engineering Research and Development Center,

Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;

2. Key Laboratory of Optical Fiber Communication Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: Concerning the low correct recognition rate of the Electromyography (EMG) control system, a new Human-Computer Interaction (HCI) system based on Electrooculogram (EOG) assisted EMG was designed and implemented. The feature vectors of EOG and EMG were extracted by threshold method and improved wavelet transform separately, and the feature vectors were integrated together. Then the features were classified by multi-class Support Vector Machine (SVM), and the different control commands were generated according to the result of pattern recognition. The experimental results prove that, compared with the single EMG control system, the new system has better operability and stability with higher correct recognition rate.

Key words: Electromyography (EMG); Electrooculogram (EOG); wavelet packet; Support Vector Machine (SVM); multi-class

0 引言

随着智能控制技术的进步,以人为中心、自然、高效的多通道交互是新一代人机交互(Human-Computer Interaction, HCI)的主要目标。近年来,通过识别人类的不同行为,并将识别结果转换为机器命令的交互方式成为国内外研究的热点^[1]。针对一些弱势群体,如截肢、偏瘫、帕金森症等不能通过手来进行人机交互的患者,利用从人体骨骼肌表面通过电极记录的神经肌肉活动时发出的电信号——肌电(Electromyography, EMG)信号控制远端的智能服务机器人,这样的人机接口对操作者不会构成操作上的负担,增进了人机交互的自然性和主动性,成为了人机交互系统理想的控制信号源^[2-3]。近年来,肌电信号识别技术成为无障碍环境交互领域的一个研究热点^[4]。2010年,Xie等^[5]在其研究中,采用小波分解、奇异值分解等方法对肌音信号的特征值进行选择,结果表明这种方法能够有效识别受测者的4类手部动作

意图,识别准确率最高可以达到89.7%。文献[6]的研究显示,仅使用一个压电传感器通过较为复杂的算法可对手部4个动作实现约80%的识别率。因此,尽管近年来对EMG控制系统的研究取得了一些成果,但单一肌电控制系统存在正确识别率低、控制指令的响应时间较长的问题。把肌电信号和其他信号进行混合控制的应用还比较少。顾景^[7]提出了视觉与肌电信号在手势识别中的融合方法。但该方法只是基于静态的手势动作,并没涉及到动态的动作,不能实现实时的控制。综上所述,提出基于支持向量机(Support Vector Machine, SVM)多分类的EMG信号和眼电(Electrooculogram, EOG)信号的分析 and 处理方法,设计并实现眼电辅助肌电人机交互系统。

1 人机交互系统结构

系统主要由采集信号、预处理、特征提取、特征融合、模式分类几部分实现对智能轮椅的识别控制。系统结构框图如

收稿日期: 2014-05-16; **修回日期:** 2014-09-03。 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(60905066, 51075420); 科技部国际合作项目(2010DFA12160); 重庆市科技攻关项目(CSTC, 2010AA2055)。

作者简介: 张毅(1966-),男,重庆人,教授,博士生导师,主要研究方向:机器人、数据融合、信息无障碍; 刘睿(1988-),女,山东昌邑人,硕士研究生,主要研究方向:智能系统、机器人、人机接口、模式识别; 罗元(1972-),女,贵州贵阳人,教授,博士,主要研究方向:信号与信息处理、数字图像处理。

图1所示。

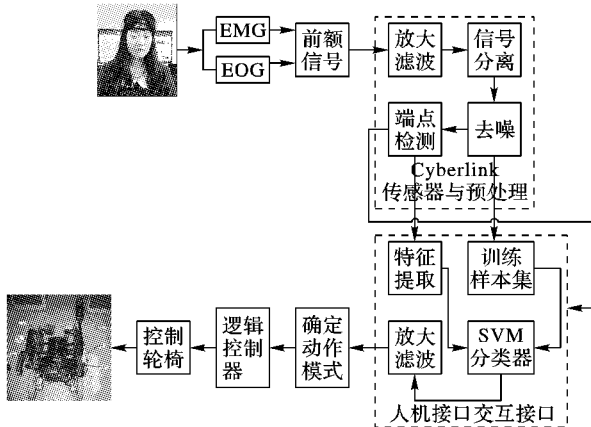


图1 系统框图

2 EMG 和 EOG 信号的特征提取

本系统将预处理后得到的信号分别使用小波包和阈值法对 EMG 信号和 EOG 信号进行特征提取。

2.1 小波包对 EMG 信号的特征提取

2.1.1 小波包对 EMG 的分解

尽管小波分析是一种有效的时频分析法,但是其每次只能对信号的近似部分进行分解,无法获得信号的细节部分,且频率分辨率与 2^j 成正比,使得信号在高频部分的频率分辨率很差^[8-9]。本文采用5层小波包分解,小波基使用 db4 小波,分解后的第五层空间得到32个子空间。由采样频率为1024 Hz,得到32个子空间均匀地分布在0~512 Hz,分别用 $U_5^0, U_5^1, \dots, U_5^{31}$ 表示。因 EMG 的能量主要分布在10~150 Hz,提取16~160 Hz 频段内的信号,分解得到 U_5^1 到 U_5^9 的9个子空间,如式(1)所示:

$$EMG = U_5^1 \oplus U_5^2 \oplus U_5^3 \oplus U_5^4 \oplus U_5^5 \oplus U_5^6 \oplus U_5^7 \oplus U_5^8 \oplus U_5^9 \quad (1)$$

2.1.2 EMG 信号的特征提取

与近似熵相比,样本熵更具有相对一致性,在分析生物信号序列的复杂度分析中已经获得成功应用。考虑到小波包变换具有良好的信号分解能力,提取对 EMG 进行小波包分解后子空间的样本熵作为不同肌肉动作的特征是可行的^[10]。

设时间序列为 $a(1), a(2), \dots, a(N)$, 其样本熵为:

$$sampEn(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} (-\ln(B^{m+1}(r)/B^m(r))) \quad (2)$$

在现实中 N 为有限值,则样本熵估计值为:

$$sampEn(m, r, N) = -\ln(B^{m+1}(r)/B^m(r)) \quad (3)$$

其中: m 为预先给定模式维数, n 为给定阈值。

分别计算式(1)中9个子空间的样本熵,并以它们为特征向量。

2.2 改进小波包对 EMG 的特征提取

使用小波包分解后提取样本熵作为特征向量的方法,因样本熵维数较大而减弱特征信息,且增加计算量,所以本文采用改进小波包算法,对 EMG 和某一高频子空间进行小波变换,然后提取16~160 Hz 内的信号特征,从而得到4个频率范围内的子空间:16~32 Hz、32~64 Hz、64~128 Hz、128~160 Hz(记为 $U_5^1, U_5^4, U_5^3, U_5^4$) 替换式(1)中的9个子空间进行特征提取。

具体的算法步骤如下:

1) 对 EMG 信号进行小波变换。

对构造的小波包完全二叉树进行从左到右编号设第 i 层的第 j 个节点的编号为 $[i, j]$, 其中 $j = 1, 2, \dots, 2^i - 1$ 。

需要进行 N 层分解的子频带依次为(设信号的采样频率为 f):

$$\left[0, \frac{f_s}{2^{N+1}}\right], \left[\frac{f_s}{2^{N+1}}, \frac{f_s}{2^N}\right], \left[\frac{f_s}{2^N}, \frac{f_s}{2^{N-1}}\right], \dots, \left[\frac{f_s}{2^2}, \frac{f_s}{2}\right] \quad (4)$$

$$N = \text{lb} \frac{f_s}{f_{s \min}} \quad (5)$$

得到 N 与 n_i 层的频率分辨率 $df(n_i)$:

$$df(n_i) = f_s/2^{n_i}; 1 \leq n_i \leq N \quad (6)$$

其中: $f_s = 512$, 且 $f_s \in [16, 160]$ 。

将编号是 $[n_i, 0]$ ($1 \leq n_i \leq N$) 的节点全部进行小波分解。

2) 判断高频部分是否需要小波变换。

当式(7)成立时,对高频部分进行小波变换。

$$\text{lb} f_{s \max} \neq \lfloor \text{lb} f_{s \max} \rfloor \quad (7)$$

加入两个新节点后,若其中一个节点频率下限等于 f_{\max} ,即小波包分解完成。

图2为对前额单击和前额双击信号的改进小波包分解后的分解信号。

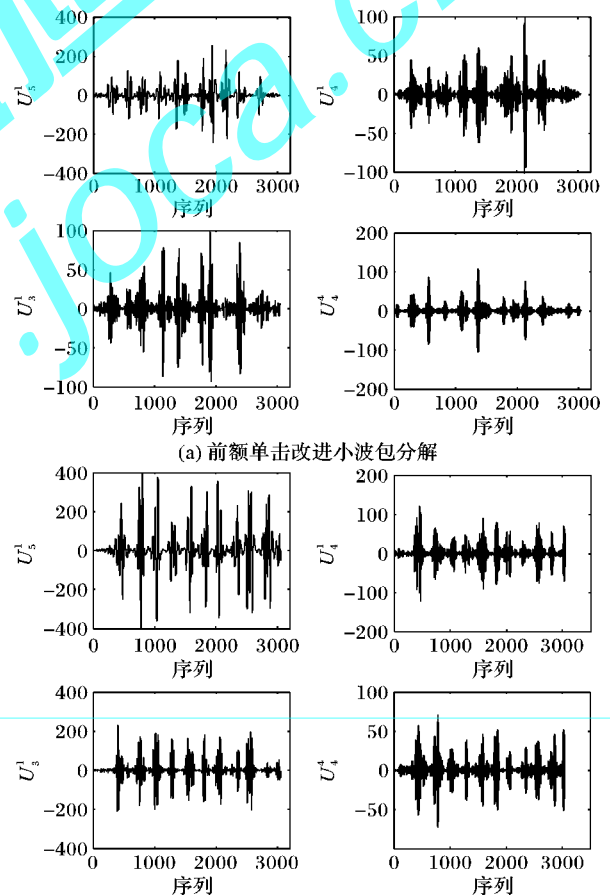


图2 改进小波包分解后的分解信号

式(8)为经改进小波包分解后得到的 EMG 的4个子空间,提取它们的样本熵作为 EMG 的信号特征,则特征空间的维数就由之前的9维降到了4维。

$$EMG = U_5^1 \oplus U_5^4 \oplus U_5^3 \oplus U_5^4 \quad (8)$$

且特征向量为:

$$[SampEn1, SampEn2, SampEn3, SampEn4] \quad (9)$$

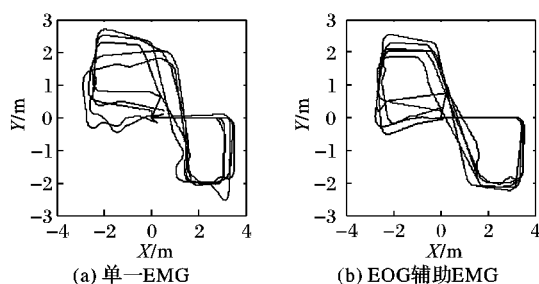


图6 受试者4,5,6操作人机交互系统的运动轨迹

从图5~6可看出:本系统控制的轮椅比单一肌电控制的轮椅的运动轨迹波动较小,集中很多,轮椅可以顺利避开障碍物;经过训练的受试者控制得要好些;对于长时间控制轮椅时,随着时间的增长肌肉疲劳程度逐渐加深,本系统比单一肌电控制识别率要高,出错率低,轨迹较为平滑,稳定性较好。

为验证响应时间是否有所提高,选取受试者1和受试者2分别采用基于本文的SVM多分类算法的单一肌电控制系统和眼电辅助肌电系统进行实验后的运行时间如图7所示。

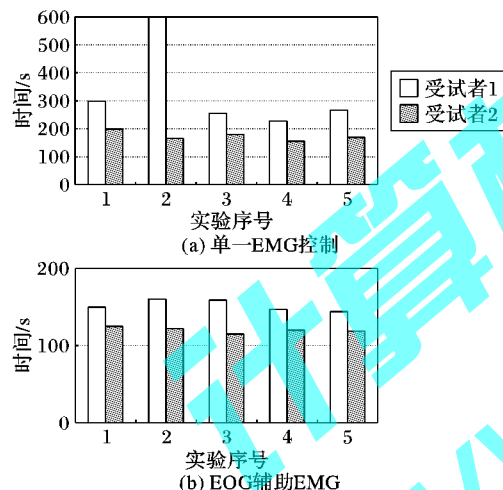


图7 受试者1,2采用2种方法的运行时间对比

从图7可看出:1)无论熟练受试者还是生疏受试者都能较稳定完成指定任务。虽然熟悉系统的受试者的控制时间普遍比生疏系统的受试者的控制时间少,但是相差不大,说明本系统具有较好的易操作性和稳定性。2)从受试者1和受试者2采用两种控制系统的运行时间分别对比可看出:EOG辅助EMG的运行时间明显较小;并且受试者1的第二次的运行时间竟超出了400 s,控制混乱无法继续行驶,对于首次使用系统的受试者来说,当操作命令错误时,会因系统误识别而造成无法控制的状况,影响系统的安全性。相反,EOG辅助EMG系统即便是首次受试者也可以轻松地操作,具有很好的安全性和稳定性,缩短了系统的响应时间。

为了更好地验证所设计的无障碍人机交互系统的有效性,本文对智能轮椅做了运动控制指令的重复性实验。将前进、左转、右转、停止4种指令作为一组,实验共进行40组,指令平均识别时间为800 ms,表2显示了各指令的识别情况。由实验可知,该无障碍人机交互系统能够对轮椅的简单运动进行有效的控制,控制精度较高,响应时间较短。

表2 两种控制方式识别率对比

运动方式	混合控制		单一肌电控制	
	正确识别次数	识别率/%	正确识别次数	识别率/%
前进	39	97.5	35	87.5
停止	38	95.0	30	75.0
左转	39	97.5	32	80.0
右转	37	92.5	29	72.5

5 结语

本文设计并实现了一种基于多通道的眼电辅助肌电智能轮椅的人机交互系统,对轮椅前进、左转、右转、停止4种简单运动进行控制。本系统操作简单,增强了人机交互系统的鲁棒性,改进算法的提出有效地提高了系统的识别率,同时本系统弥补了单一肌电控制系统的不足。未来的工作重点集中于如何使系统具有自适应性。

参考文献:

- [1] YANG Y, CHEN X, TU Y, et al. Human machine interactive system based on surface EMG signal[J]. *Journal of System Simulation*, 2010, 22(3): 651-655. (杨宇, 陈香, 涂有强, 等. 基于表面肌电控制的虚拟人机交互系统[J]. *系统仿真学报*, 2010, 22(3): 651-655.)
- [2] LU B, YU H, ZHU H, et al. Barrier-free home environment interaction techniques status and trends[J]. *Chinese Journal of Rehabilitation Medicine*, 2013, 28(7): 684-688. (卢博睿, 喻洪流, 朱沪生, 等. 无障碍居家环境交互技术研究现状与趋势[J]. *中国康复医学杂志*, 2013, 28(7): 684-688.)
- [3] SUNGTAE S, TAFRESHI R, LANGRI R. A performance comparison of hand motion EMG classification[C]// *Proceedings of the 2014 Middle East Conference on Biomedical Engineering*. Piscataway: IEEE Press, 2014: 353-356.
- [4] HYEONCHEON S, YOUNGCHEON K, SEONGKWAN H. An EMG readout front-end with automatic gain controller for human-computer interface[C]// *Proceedings of the 2013 Biomedical Circuits and Systems Conference*. Piscataway: IEEE Press, 2013: 170-173.
- [5] XIE H, ZHENG Y, GUO J. Classification of the mechanomyogram signal using a wavelet packet transform and singular value decomposition for multifunction prosthesis control[J]. *Physiological Measurement*, 2009, 30(5): 441-457.
- [6] XIA C, YANG Z, CAO W, et al. Control of virtual prosthesis based on mechanomyogram signal[J]. *Journal of East China University of Science and Technology: Natural Science*, 2010, 36(4): 591-595. (夏春明, 杨正宜, 曹伟, 等. 基于肌音信号的虚拟假肢控制[J]. *华东理工大学学报: 自然科学版*, 2010, 36(4): 591-595.)
- [7] GU J. Based on the vision and EMG signals research with the gesture recognition[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2009. (顾景. 基于视觉与肌电信号的手势识别研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2009.)
- [8] ZHANG T, REN Z, SUN C, et al. Analytic al method of electromagnetic interference based on wavelet packet decomposition and sample entropy[J]. *Journal of Naval University of Engineering*, 2011, 23(5): 82-87. (张涛, 任志良, 孙常存, 等. 基于小波包分解和样本熵的电磁干扰分析方法[J]. *海军工程大学学报*, 2011, 23(5): 82-87.)
- [9] GALIANA-MERINO J J, RUIZ-FERNDEZ D, MARTINEZ-ESPLA J J. Power line interference filtering on surface electromyography based on the stationary wavelet packet transform[J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2013, 111(2): 338-346.

(下转第3368页)

发现, A-Scan 信号盒维数与孔径、深度没有呈现规律的线性关系:

1) $\phi 2$ 的盒维数比 $\phi 3$ 的大, 并非简单的孔径越大盒维数越大。

2) 对于 $\phi 2$ 与 $\phi 5$, 深度 0.5 mm 的盒维数大于深度 1.0 mm 的盒维数; 然而对于 $\phi 3$, 深度 0.5 mm 的盒维数却小于深度 1.0 mm 的盒维数。缺陷离表面的距离与盒维数不是线性关系。

分析可能的原因有: 1) 计算盒维数时引入表面波; 2) 选取的不全是缺陷正上方的超声相控阵 A-Scan 信号序列, 部分信号为缺陷边缘附近的序列。综上分析, 近表面缺陷回波信号的反射机制相当复杂, 单一分形维数可能无法描述信号的全部特征, 后续可引入多重分形作进一步分析并运用分类算法进行相应模式识别处理, 实现更智能化识别。

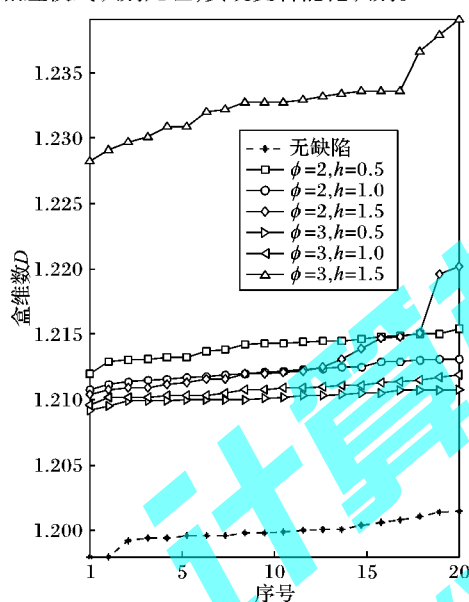


图4 排序后的盒计数维数分布曲线

4 结语

近表面缺陷 A-Scan 信号与无缺陷信号基本相似, 人工无法判别, 极易造成漏检。本文将分形理论引入超声相控阵 A-Scan 信号处理中, 对 120 组有缺陷和 20 组无缺陷的 A-Scan 信号数据进行盒维数计算与特征统计分析。结果表明: 超声相控阵 A-Scan 信号具有稳定的分形特性, 且近表面缺陷信号的盒维数值与无缺陷信号的盒维数值分布区间不同, 埋深为 0.5 mm 和 1 mm 的缺陷能被准确识别。分形特征可作为缺陷识别的特征参量, 提高缺陷检出率, 避免近表面缺陷漏检。

参考文献:

- [1] DRINKWATER B W, WILCOX P D. Ultrasonic arrays for non-destructive evaluation: a review[J]. NDT and E International, 2006, 39(7): 525 - 541.
- [2] YING C. Ultrasonic[M]. Beijing: Science Press, 1990: 296 - 299. (应崇福. 超声学[M]. 北京: 科学出版社, 1990: 296 - 299.)
- [3] XIA J. Study on embedded ultrasonic nondestructive testing system with high performance and its application[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2012. (夏军建. 高性能嵌入式超声无损检测系统及其应用的研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2012.)
- [4] PRADO V T, HIGUTI R T, KITANO C, et al. Lamb mode diversity imaging for non-destructive testing of plate-like structures[J]. NDT and E International, 2013, 59: 86 - 95.
- [5] DONSKOY D, SUTIN A, EKIMOV A. Nonlinear acoustic interaction on contact interfaces and its use for nondestructive testing[J]. NDT and E International, 2001, 34(4): 231 - 238.
- [6] VIEIRA A P, MOURA E P, GONCALVES L L, et al. Characterization of welding defects by fractal analysis of ultrasonic signals[J]. Chaos, Solitons and Fractals, 2008, 38(3): 748 - 754.
- [7] ZHAN X, JIN S. A fractal-based flaw feature extraction method for ultrasonic phased array nondestructive testing[C]// ICMA 2009: Proceedings of the 2009 International Conference on Mechatronics and Automation. Piscataway: IEEE Press, 2009.
- [8] BIANCIARDI G, BISOGNO S, BERTOLDI I, et al. Fractal dimension of bone texture in radiographs correlates to ultrasound broadband attenuation T-score[J]. Clinical and Experimental Rheumatology, 2013, 31(3): 389 - 393.
- [9] de MOURA E P, NORMANDO P G, GONÇALVES L L, et al. Characterization of cast iron microstructure through the statistical fluctuation and fractal analysis of ultrasonic backscattered signal[J]. AIP Conference Proceedings, 2011, 1335(1): 1104 - 1111.
- [10] ZHAO J, LEI L, PU X. Fractal theory and its application in signal processing[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2008: 1 - 21. (赵健, 雷蕾, 蒲小勤. 分形理论及其在信号处理中的应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2008: 1 - 21.)
- [11] MANDDELBRROT B. The fractal geometry of nature[M]. New York: W H Freeman and Company, 1982.
- [12] RAISUTIS R, TUMSYS O, KAZYS R, et al. Application of time-frequency analysis in the case of ultrasonic imaging in a background of structural noise[J]. Insight — Non-Destructive Testing and Condition Monitoring, 2007, 49(11): 634 - 640.
- [13] NI Z, NI L, YANG-GE Z. Application of fractal in case base maintenance[J]. Journal of Computer Applications, 2009, 29(6): 1598 - 1600, 1604. (倪志伟, 倪丽萍, 杨葛钟啸. 分形技术在案例库维护中的应用[J]. 计算机应用, 2009, 29(6): 1598 - 1600, 1604.)
- [14] ZHU H, JI C. Fractal theory and its application[M]. Beijing: Science Press, 2011: 1 - 53. (朱华, 姬翠翠. 分形理论及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2011: 1 - 53.)

(上接第 3360 页)

- [10] YANG X, LI Z, HU Z. The research of electromyographic signal based on sample entropy[J]. China Science and Technology Information, 2014(2): 34 - 36. (杨晓利, 李振伟, 胡志刚. 肌电信号的样本熵分析[J]. 中国科技信息, 2014(2): 34 - 36.)
- [11] HUANG Y. Research on surface EMG classification using support vector machines[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2010. (黄贻伟. 基于支持向量机的表面肌电信号模式识别方法研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2010.)

- [12] YING W. An improved discriminative common vectors and support vector machine based face recognition approach[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(4): 4628 - 4632.
- [13] DENG R, MA Y, LIU Y. Support vector machine multi-class classification based on an improved cross validation algorithm[J]. Journal of Tianjin University of Science and Technology, 2007, 22(2): 58 - 61. (邓蕊, 马永军, 刘尧猛. 基于改进交叉验证算法的支持向量机多类识别[J]. 天津科技大学学报, 2007, 22(2): 58 - 61.)