Jul. 2018 Vol. 39 No. 4

文章编号:1671-6833(2018)04-0070-05

运动准备电位单次检测技术研究

逯 鹏, 牛 新, 刘素杰, 胡玉霞, 胡航航

(郑州大学 电气工程学院,河南 郑州 450001)

摘 要: 针对自主运动起始时刻难以定位的难点,以受试者手臂自主运动前的 EMG 信号为研究对象,采用肌电激活触发点作为自主运动起始时刻,然后确定有效时间段;针对运动准备电位频率段难以确定的问题,采用小波包变换与功率谱分析相融合的方法确定有效频段.以信号的能量、均值和方差为特征,利用支持向量机(SVM)进行 RP 单次检测.实验结果表明:在自主运动过程单次检测 RP 中,15 名受试者9组试验中最高检测率为77.5%~91.3%;每名受试者的9组平均检测率为68.2%~91.2%.研究结果有助于运动准备电位在异步 BCI 系统中的应用.

关键词: 脑电信号; 肌电信号; 运动准备电位; 小波包变换; 功率谱分析; 支持向量机

中图分类号: TP2 文献标志码: A doi:10.13705/j.issn.1671-6833.2018.04.003

0 引言

目前,提高 BCI 系统实时性的主要途径是提高算法的效率^[1]. 脑科学研究发现,大脑在自主运动前的 $1500 \sim 2000$ ms 已经被激活^[2],在大脑额叶皮层区和初级运动皮层区诱发电位,称为运动准备电位(readiness potentials,RP)^[3]. RP 由两个部分组成:早期的 RP 于自主运动前 1500 ms诱发一个缓慢上升的负电位;晚期的 RP 于自主运动前 400 ms诱发一个陡峭的斜坡电位,如图 1 所示^[4-5]. RP 波幅范围是 $2 \sim 10$ μ F,信噪比低、幅值小、易受干扰. 此外,提取 RP 的过程易受肌肉收缩力度、收缩速度等影响^[6].

RP 检测技术主要有 Lew 等^[7]采用运动前的脑电信号对自主右手腕扩展动作进行了预测,结果表明在运动起始前的 0.62 s 对动作的预测正确率平均达到 (62.75 ± 10)%; Xu 等^[8]采用MRCP 以位置保留映射方法提取 EEG,采用 LDA分类器进行分类,获得真阳性为(79±11)%的检测率.

笔者针对 RP 单次特征提取困难的问题,基于 EMG 信号确定运动准备的有效时间段,基于有效时间段内的脑地形图序列,定位激活脑区并选

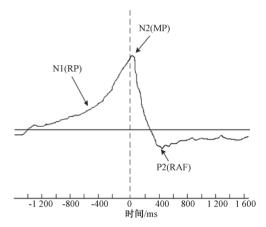


图 1 运动相关电位

Fig. 1 Motor relative potential

取关联通道,采用小波包变换与功率谱分析相融合的方法分析低频(0.1~1.0 Hz)信号,以信号的能量、均值和方差为特征,并采用支持向量机进行运动单次 RP 检测.

1 试验与数据采集

提示信息采用声音、图片等会诱发相关的脑电信号,会对 RP 信号造成污染^[9]. 本试验设计一种受试者手腕自主运动的试验范式,避免提示信息产生的噪声污染. 试验范式流程如下:受试者坐于计算机屏幕前,两手自然地垂放在椅子上,受试

收稿日期:2017-10-14;修订日期:2018-01-20

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60841004;60971110;61172152),郑州市科技攻关项目(112PPTGY219-8),河南省青年骨干教师计划资助项目(2012GGJS-005)

作者简介:逯鹏(1974—),男,河南郑州人,郑州大学教授,博士,主要从事复杂视觉图像信息处理和脑-机接口方面的研究,E-mail:lupeng@zzu.edu.cn.

者注视计算机屏幕,开始提示音后,受试者手腕上下摆动 5 次,手腕自主摆动的时间间隔约为 2 000 ms. 2 min 后,会有结束提示音,结束这一组试验,如图 2 所示.



图 2 实施范式流程图

Fig. 2 Experimental flowchart

试验采用 Neuroscan SynAmps 64 导联脑电采集系统, $10\sim20$ 国际标准电极分布,采样频率设置为 1~000~Hz,放大器的带通滤波设置为 $0.~01\sim100~Hz$;试验中,脑电采用单极记录方式,将右侧乳突(M2)设置为参考电极,同时记录水平眼电和垂直眼电,电极阻抗小于 $5~k\Omega$.

为了单次检测 RP,将信号分为两部分:无运动意图信号和有运动意图信号,如图 3 所示. 把提示音前的 1 000 ms 作为 0 类;把运动开始前的 1 000 ms 作为 1 类,用于 RP 检测.

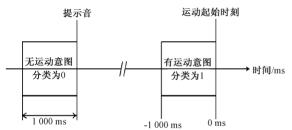


图 3 用于训练分类器的数据段

Fig. 3 Selected EEG samples to build the training set of the movement intention intention classifier

2 方法

2.1 预处理

脑电信号中包含了大量的噪声干扰和伪迹信号,其中 RP 易受眼电伪迹、肌电伪迹干扰.采用二阶统计量和时序结构特征法去除眼电伪迹、肌电伪迹,以降低其影响^[10].

2.2 确定有效时间段

运动准备的有效时间段指的是运动起始前的 1000 ms, 如何确定运动的起始时刻是技术难点.

对 EMG 信号采用高通滤波器(高通 5 Hz,低通 50 Hz,24 dB/octave)滤波,EMG 信号在运动时刻的能量有大幅的增加,选取这一点作为运动的

起始时刻. 基于 EMG 信号的能量在运动起始时刻 突增这一现象,对受试者分别做9组试验,确定该 受试者的最优的阈值,达到阈值的这一时刻,作为 运动的起始时刻. 其中一个受试者的 EMG 信号图 形如图 4 所示,红色为最优阈值.

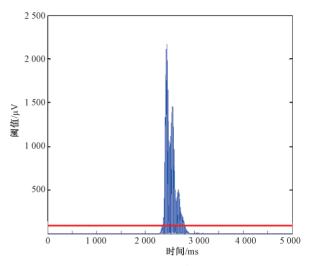


图 4 阈值确定运动起始时刻

Fig. 4 Threshold determines the movement starting time 2.3 定位激活脑区并选取关键通道

大脑运动准备过程的大脑机理的研究尚不明确,导致与运动准备电位相关的通道也不能确定[11].

针对这一问题,我们采集了被试的全通道 EEG,平均叠加 EEG 中的 RP 成分后,绘制出整个 过程的脑地形图,分析时序关系和各个时刻激活 的相关区域.其中一个受试者的脑地形图序列如 图 5 所示.

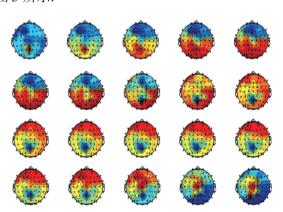


图 5 脑地形图序列(低频信号)

Fig. 5 The sequence of brain topographic maps (low frequency)

在图 5 中,运动的起始时刻前 1 000 ms 为零时刻,从 0 ms 时刻到运动起始时刻 950 ms 绘制脑地形图,每隔 50 ms 画一幅.在 0~100 ms 期间,大脑处于静息的状态;在 550~800 ms 期间,

内侧前额及额中央部观察到 ERP 的差异,这些活动反映运动意图的预测过程.

从脑地形图序列分析发现 C1、C2、C3、C4、C5、C6、CP1、CP2、CP3、CP4、CP5、CP6、FC1、FC2、FC3、FC4、FC5、FC6、P5、P3 这 20 个通道在运动准备时,有较大的振幅. 20 个通道所在脑区是后顶叶和额叶皮质区,该脑区与运动规划和运动意图关联较大^[12-13],因此我们选择此 20 个通道提取EEG 信号.

2.4 确定敏感频率点和频率段

在运动准备过程的有效时间段内,大脑的感觉运动皮层会出现 EEG 的节律性活动,包括低频直流成分^[14-15].基于小波包变换的性质,采用多次迭代的小波转换进一步分析输入 EEG 的低频直流成分(0.1~1 Hz).

首先对采样频率为 1 000 Hz,运动准备相关的 20 个通道,运动开始时刻前的 EEG 数据采用小波包进行 12 层分解,将 0.1~1 Hz 频率段 EEG 划分为 7 个频率段,如表 1 所示.

表 1 频带范围 Tab. 1 The frequency range

序号	节点	频率段/Hz
1	[12,1]	0. 12 ~ 0. 24
2	[12,3]	0. 24 ~ 0. 36
3	[12,2]	0. 36 ~ 0. 48
4	[12,7]	0. 48 ~ 0. 61
5	[12,6]	0. 61 ~ 0. 73
6	[12,4]	0. 73 ~ 0. 85
7	[12,5]	0.85 ~ 0.97

根据7个频率段分量,对每一个通道均进行叠加平均,绘制各频段的功率谱,其中主要通道的功率谱图如图6所示.横坐标表示时间,纵坐标表示表中的序号,运动的起始时刻为1000 ms.在序号2所对应的0.24~0.36 Hz 频率段,运动起始前的1000 ms 的能量比其他时间段的能量高,认为此为运动准备过程的有效特征.

2.5 通道优化

采用 2.3 节中选取的 20 个通道采取 EEG 数据,提取 0.24~0.36 Hz 频率分量作进一步分析,绘制了其中 6 名受试者能量随时间变化的规律.如图 7 所示,横坐标表示时间,纵坐标表示通道,运动的起始时刻为 1 000 ms. 不同的被试者之间与运动准备相关的通道有差异,但是都包含在选择的 20 个通道中. 因此,选择 20 个通道的数据进行特征提取.

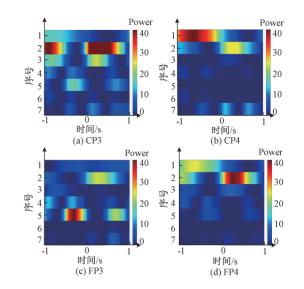


图 6 0.1~1 Hz 功率谱图 Fig. 6 0.1~1 Hz power spectrum

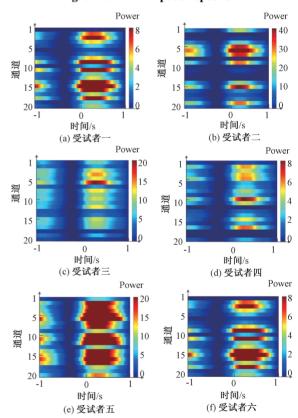


图 7 不同受试者的相关通道功率谱图

Fig. 7 The power spectrum of Correlation channel of different subjects

2.6 特征提取

基于2.2、2.3、2.4、2.5 节中对于RP时域、频域特性分析结果,提出针对RP单次特征提取算法.

- (1)对 EMG 信号进行处理,确定运动的起始 时刻.
 - (2)输入已选择的20个通道,运动的起始时

0/0

刻前 1 000 ms 的 EEG 数据 X(i).

- (3)去除 EEG 的基线,采用二阶统计量和时序结构特征法去除眼电伪迹、肌电伪迹.
- (4) 选取 'db4' 小波包基函数将 EEG 数据 X(i) 进行 12 层分解.
- (5)重构低频 0. 24 ~ 0. 36 Hz 频率分量 $S_{12,3}$, 其中 $S_{1,3}$ 是小波重构第 12 层第 3 节频率分量.
- (6) 计算 $S_{12,3}$ 对应的能量 E_w , 均值 M_w 和方差 V_w .
- (7)对每个通道重复 4~6 步骤, 获得 60 维特征向量.

3 结果分析

3.1 训练模型

SVM 的核参数直接关系到分类器识别正确率的高低. 经验值和试算方法确定核参数的计算效率低,且难以找到最优解^[16]. 笔者采用网格搜索法获得最佳参数 c 和 g,得到最佳模型. 基于 RP单次特征提取算法,选取每名受试者 80% 数据训练 SVM 模型,如图 8 所示.

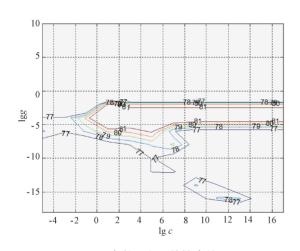


图 8 参数 c 和 g 的搜索结果

Fig. 8 The search results of parameter c and g

3.2 分类识别

分别对 15 名受试者进行 9 组试验,并对试验数据进行处理,剔除有明显错误、有明显波动等无效数据,使无运动意图类和有运动意图类两类样本比例为 1:1,取每名受试者 80%数据训练,剩余20%数据进行测试,基于 3.1 节中所述的 RP 单次特征提取算法,采用 SVM 分类器分别进行单次 RP 检测,其结果如表 2 所示. 不同的受试者单次 RP 检测准确率存在差异. 15 名受试者 9 组试验中最高检测率是 77.5%~91.3%;每名受试者的9 组平均检测率是 68.2%~ 91.2%.

表 2 单次 RP 检测正确率

Tab. 2	The	single	test	results	of	RP
--------	-----	--------	------	---------	----	----

受试者	最高	平均		最高	平均
	正确率	正确率	受试者	正确率	正确率
1	82. 2	78. 2	9	85. 5	81.3
2	77. 5	71. 3	10	90.8	81.8
3	87. 6	79. 9	11	95.0	83.7
4	78. 2	76. 3	12	91.3	75.6
5	88. 6	81.3	13	88. 5	80. 2
6	92. 7	91. 2	14	84. 4	73.9
7	83. 1	76. 2	15	77.5	68. 2
8	76. 3	71. 3			

4 结论

通过实时的 BCI 系统采集运动执行前的 EEG 和 EMG 信号,根据 EMG 信号确定运动准备的有效时间段,由脑地形图定位激活脑区,采用小波包变换的方法提取低频 0.24~0.36 Hz 频率分量,分析其幅值和能量的特征,用支持向量(SVM)分类识别.通过单次检测 RP,以确定受试者的运动意图,为异步 BCI 系统的实现提供了新的技术途径.笔者通过离线分析只对运动前 1 000 ms 的数据研究 RP,不同受试者检测准确率存在差异.今后将进一步研究克服不同受试者的差异,提高预测 RP 的准确率,将其应用于在线系统中.

参考文献:

- [1] 张勇,党兰学.线性判别分析特征提取稀疏表示人 脸识别方法[J].郑州大学学报(工学版),2015, 36(2):94-98.
- [2] MORREE H M D, KLEIN C, MARCORA S M. Perception of effort reflects central motor command during movement execution [J]. Psychophysiology, 2012, 49 (9):1242-1253.
- [3] CACIOPPO J T, TASSINARY L G, BERNTSON G G. Handbook of psychophysiology [M]. Cambridge University Press, 2000;397 – 408.
- [4] BAI O, RATHI V, LIN P, et al. Prediction of human voluntary movement before it occurs [J]. Clinical neurophysiology, 2011, 122(2):364 372.
- [5] ZEPHANIAH P V, KIM J G. Recent functional near infrared spectroscopy based brain computer interface systems: Developments, applications and challenges [J]. Biomedical engineering letters, 2014, 4(3): 223 230.
- [6] YATES J, HUK A, CORMACK L, et al. Psychophysical reverse correlation of motion perception [J]. Jour-

- nal of vision, 2012, 12(9):746 746.
- [7] LEW E, CHAVARRIAGA R, SILVONI S, et al. Detection of self-paced reaching movement intention from EEG signals [J]. Frontiers in neuroengineering, 2012, 5(13):13-30.
- [8] XU R, JIANG N, LIN C, et al. Enhanced low-latency detection of motor intention from EEG for closed-loop brain-computer interface applications[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2014, 61(2):288-296.
- [9] POUYA A, STEFANO C, LUCA A. How capable is non-invasive EEG data of predicting the next movement? A mini review [J]. Frontiers in human neuroscience, 2013, 7(124):124-131.
- [10] GE S, HAN J, HAN M. Nonnegative mixture for underdetermined blind source separation based on a tensor algorithm [J]. Circuits systems & signal processing, 2015, 34(9):1-16.
- [11] MÜNβNGER J I, HALDER S, KLEIH S C, et al. Brain painting: first evaluation of a new brain-computer interface application with ALS-patients and healthy

- volunteers [J]. Frontiers in neuroscience, 2010, 4:182.
- [12] TAKAHASHI J, YASUNAGA D. Reported visual imagery and apparent motion, an event-related potential study [J]. Neuroreport, 2012, 23(15):904-910.
- [13] HAGGARD P. Human volition: towards a neuroscience of will [J]. Nature reviews neuroscience, 2008, 9(12):934-946.
- [14] LEW E, CHAVARRIAGA R, SILVONI S, et al. Detection of self-paced reaching movement intention from EEG signals [J]. Frontiers in neuroengineering, 2012, 5(13):13-30.
- [15] MIRANDA R A, CASEBEER W D, HEIN A M, et al. DARPA-funded efforts in the development of novel brain-computer interface technologies [J]. Journal of neuroscience methods, 2015, 244:52 - 67.
- [16] 张震, 张英杰. 基于支持向量机与 Hamming 距离的 虹膜识别方法 [J]. 郑州大学学报(工学版), 2015, 36(3):25-29.

Study on Single Trial Detection of Readiness Potentials

LU Peng, NIU Xin, LIU Sujie, HU Yuxia, HU Hanghang

(School of electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: Aiming at locating the starting time of autonomous motion, the EMG signal before the volunteers' autonomous motion was taken as the research object. The EMG activation trigger point was selected as the starting time of autonomous motion, and then the effective time segment was determined. The frequency section of the motion preparation potential was difficult to be determined, the effective frequency band was determined by the method of combining the wavelet packet transform and the power spectrum analysis. The energy, mean and variance of the extracted signal were characterized by the support vector machine (SVM) for single detection of RP. The experimental results showed that; in the process of self motion of single detection RP, 15 subjects in 9 experiment the highest detection rate was 77.5% ~91.3%; each participant of the 9 groups the average detection rate was 68.2% ~91.2%. The results of this paper could be useful to the application of motion preparation potential in asynchronous BCI system.

Key words: EEG; EMG; movement readiness potentials; WPD; power spectrum analysis; SVM