

文章编号:1671-6833(2018)06-0093-04

基于脑电图的三分类前臂运动方向解析

逯 鹏, 张利朋, 胡玉霞, 陈书立, 李新建

(郑州大学 电气工程学院, 河南 郑州 450001)

摘 要: 针对基于非侵入式脑机接口技术的右臂运动方向的判别问题,采用自主运动实验范式,将右臂自主运动脑电图(EEG)划分为规划和执行两阶段分别进行分析,并根据复杂神经活动的特点,采用 WPD(小波包)与 CSP(共空间模式)融合的方法进行 EEG 特征提取,进一步利用 SVM(支持向量机)对多维特征进行分类.实验得到三分类(左、右和静止)平均 85% 的分类正确率.实验结果表明,该组合方法能够较好解析右臂运动方向.

关键词: EEG; 右臂; 运动方向; WPD; CSP

中图分类号: R318.04; TP391.4 文献标志码: A doi:10.13705/j.issn.1671-6833.2018.06.004

0 引言

同一肢体不同运动方向的解析能够为 BCI (脑机接口)系统提供更多的控制指令.相较于多肢体控制<sup>[1]</sup>,单肢体控制在一些领域有着天然的优势(如鼠标,假肢的控制).目前,利用脑电图(EEG)解析简单肢体运动(如左、右手运动)<sup>[2-3]</sup>的工作已能在训练条件下达到针对一般被试较高的两分类识别率.在此基础上,神经生理学研究表明,运动方向、速度等复杂脑神经活动与 EEG 之间存在关联关系<sup>[4-5]</sup>.然而,进一步通过 EEG 解析运动方向等信息主要有三方面困难:一是简单意识判别中常用的提示信号会对复杂意识判别产生严重干扰;二是复杂意识活动中的脑区定位范围更精细和复杂;三是复杂脑神经活动的 EEG 频段范围较窄且有差异<sup>[6]</sup>.

指导上述问题的解决途径包括:2004 年,Meekes 等<sup>[7]</sup>研究定位前臂运动方向相关脑区时,发现与运动方向关联脑区并不在运动区,需进一步通过实验确定.2009 年,Wang 等<sup>[8]</sup>采用延迟执行动作任务的实验范式设计技术,减少提示信息干扰,进一步利用独立分量分析 PPC(后顶叶皮层区)的 EEG 数据得到 80.25% 的两分类正确率.2014 年,Keum 等<sup>[9]</sup>结合 EEG 与 fNIRS(近红

外光学脑功能成像)两种方法对手臂运动方向(向左、向右、向前、向后与停止)采用单次两分类识别,得到了平均高于 80% 的正确率.

前期的研究者主要针对单次两分类任务进行研究,笔者针对单次三分类运动方向进行识别,增加运动方向的识别类别.围绕上述目标,首先,设计被试者自主运动的实验范式;然后,采用全通道(64 导)数据,分析运动准备和运动执行两个过程的脑区电势变化,确定运动方向关联脑区;最后,通过 WPD 与 CSP 融合的方法进行特征提取和分类,实现三分类运动方向解析.笔者设计了可有效避免提示信息干扰的实验,并增加了任务识别类别,为基于 EEG 的手臂运动方向研究提供了参考.

1 实验部分

提示信息会显著增加 EEG 的成分复杂性<sup>[10]</sup>,为了避免干扰,设计无提示信息的实验范式,实时记录被试者运动状态.

精心选择被试者 5 名(两女三男,右利手),身体健康,被试者在完全自愿的情况下参与实验.被试者与脑电采集系统均在屏蔽室中,室内灯光适中.被试者坐在一个舒适的高靠背椅子上,全身肌肉处于放松状态.

收稿日期:2017-11-18;修订日期:2018-03-06  
基金项目:国家自然科学基金资助项目(161473265);河南省科技厅科技攻关计划项目(172102310393);河南省教育厅高等学校重点研究计划项目(17A120004);河南省高校科技创新团队计划项目(17IRTSTHN013)  
作者简介:逯鹏(1974—),男,河南滑县人,郑州大学教授,博士,主要从事脑-机接口、复杂视觉图像信息处理、复杂网络等研究,E-mail:lupeng@zzu.edu.cn.

实验开始后,被试者开始自主执行规定动作,手腕放置位置如图 1. 在每个 Trial 的开始被试者的右臂自然放在原点,被试者自主进行右臂运动,运动结束时按下相对应的按键;每个 Trial 结束后,被试者休息约 2 s 后(避免返回时运动规划信息干扰)右臂重新回到原点. 然后,自主进行下一个 Trial 的实验;被试者听到“实验结束”的提示音后实验结束,实验流程如图 2 所示.

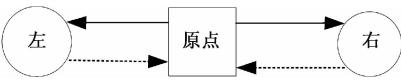


图 1 手腕位置示意图  
Fig. 1 Wrist position sketch map

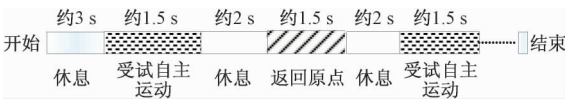


图 2 实验流程图  
Fig. 2 Experimental flow chart

每组实验 4 min, 每名被试者一次做 5 组实验, 各组实验之间有 4 min 休息时间. 脑电信号采集采用美国 Neuroscan 公司的 64 导 EEG 采集系统, EEG 的采样频率为 1 000 Hz, 10 ~ 20 国际标准电极位置, 实验过程中电极阻抗值小于 5 k $\Omega$ .  
使用手臂运动感应装置和肌电记录手臂的运动情况, 给 EEG 数据添加标签点.

2 方向数据叠加处理

利用 EEG 识别前臂运动方向要解决与运动方向信息相关联脑区的定位问题. 由于脑电信号中包含了大量的噪声干扰和伪迹信号, 因此要进行数据预处理. 实验表明, 运动方向相关的脑区并不在运动区<sup>[7]</sup>, 确定关联脑区是获取正确 EEG 的前提. 首先, 采用平均叠加技术获得运动规划与执行过程 EEG 中的 ERP(事件相关电位)成分, 并通过分析各个通道 ERP 在不同运动方向时的变化分析相关脑区, 最后通过绘制脑地形图确定与运动方向最相关的关联脑区.

首先, 将被试者的数据分为左、右和静止三类, 图 3 为每个 Trial 的数据构成, 将运动执行时刻作为数据起始点, 取[ -1 999, 200 ] ms 的数据进行离线分析, 静止类的数据用休息时的 2 200 ms 数据; 然后, 对每名被试者的数据的每个通道分别进行 1 ~ 45 Hz 的带通滤波; 最后, 将每类信号的对应通道进行多次叠加并画出整个头部脑地形图(图 4)和相应通道 ERP(图 5).

图 4 表明, 在前臂做左右不同方向的运动时,

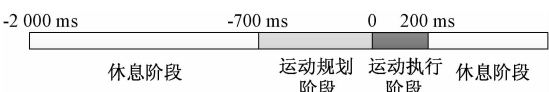


图 3 由休息、运动规划和执行三个阶段构成的离线数据  
Fig. 3 The offline data consisted of three stages: rest, movement planning and execution

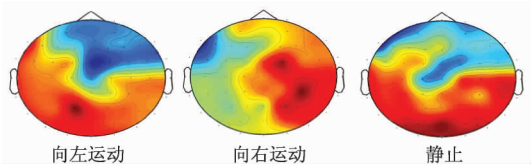


图 4 不同方向任务时脑地形图  
Fig. 4 The Brain topographic maps of different directions

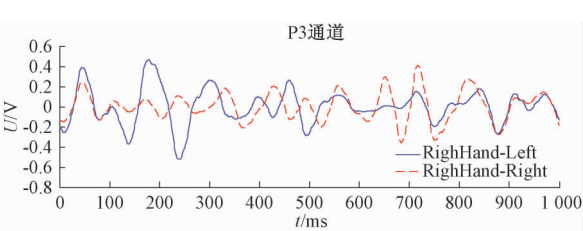


图 5 关联通道的 ERP  
Fig. 5 The ERP of associated channel

在大脑顶枕部出现同侧电势受到抑制对侧电势受到激发的现象; 在前臂保持静止时大脑顶枕部没有出现单侧电势增加的现象. 关联通道波形如图 5 所示, 在被试者前臂向右运动开始前的 300 ms 左右(被试在 500 ms 时刻运动)在顶枕区左侧通道(P1、P3、P5、CP3、CP5、TP7)的 ERP 出现峰值. 分析结果表明, 被试者在没有刺激程序的实验条件下, 自主运动的思维规划阶段发生在运动执行之前约 400 ms, 运动方向相关脑区在 PPC 区及其附近.

3 运动方向信息解析方法

被试前臂不同方向的运动过程中, 脑区相应的神经元被激活引起颅外电势在空间和时间上改变<sup>[11]</sup>, 因此如何获取 EEG 的空间和频域特征是手臂运动方向解析的关键.

3.1 基于小波包和共空间模式的特征提取

首先采用 WPD(小波包)分解 EEG 重构低频部分, 然后采用 CSP 共空间模式提取多通道 EEG 的空域特征. 采用 WPD 与 CSP 相结合的方法提取特征, 不仅能有效利用 WPD 的时频特征, 而且能弥补 CSP 缺乏频域信息的缺陷. 特征提取过程如图 6 所示.

3.2 方向特征提取过程

从预处理后的数据中, 截取每个 Trial 的运动执行阶段之前 600 ms 和之后 300 ms 数据进行模

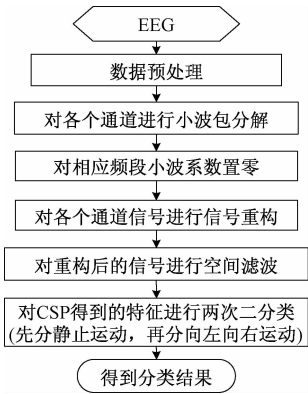


图 6 基于 WPD 与 CSP 的算法流程图

Fig. 6 Algorithm flow chart based on WPD and CSP

型训练和分类。

从预处理后的数据中选取与运动方向相关的导联 (CP1、CP2、CP3、CP4、CP5、CP6、P1、P2、P3、P4、P5、P6), 采用 WPD 以 ‘db4’ 小波对每个导联的信号进行 8 层分解。

输入信号采样频率为 1 000 Hz, 得到  $S(8,0) \sim S(8,255)$  共 256 个窄带信号。其中  $S(8,0), S(8,1), S(8,2), S(8,3), S(8,7)$  对应的子带频率为  $[0, 9.8]$  Hz。前臂运动方向信号集中在  $1 \sim 10$  Hz<sup>[12]</sup>, 选取  $S(8,0), S(8,1), S(8,2), S(8,3), S(8,7)$  共 5 个子带进行信号重构。

得到具有频域特征的矩阵  $E_{H \times L}$ , 其中  $H$  是通道数,  $L$  是采样点数, 归一化后的脑电数据的协方差矩阵为:

$$C = \frac{EE^T}{\text{tr}CEE^T}. \quad (1)$$

用  $C_1$  和  $C_2$  分别表示右手向左和右手向右两种状态下的空间协方差矩阵, 得到协方差矩阵  $C_i$ :

$$C_i = C_1 + C_2. \quad (2)$$

将  $C_i$  表示成  $C_i = U_i \lambda_i U_i^T$ ,  $U_i$  为矩阵  $C_i$  的特征向量,  $\lambda_i$  是对应特征值。通过该变化, 特征值按照降序进行了排列, 与其对应的特征向量也重新进行了排列。然后用主成分分析法进行白化:

$$P = \sqrt{\lambda_i^{-1}} U_i^T. \quad (3)$$

则  $C_1, C_2$  可变为:

$$S_1 = PC_1 P^T, S_2 = PC_2 P^T. \quad (4)$$

$S_1$  与  $S_2$  有相同特征向量, 即若  $S_1 = B \lambda_1 B^T$ , 则  $S_2 = B \lambda_2 B^T$ , 且  $\lambda_1 + \lambda_2 = I$ 。  $S_1, S_2$  有相同特征向量  $B$ ,  $I$  是单位矩阵。由于两类矩阵特征值之和为  $I$ , 则  $S_1$  最大特征值所对应的特征向量使  $S_2$  有最小特征值。

将白化后的脑电数据投影在特征向量  $B$  的

前  $m$  和后  $m$  列特征向量上, 能够得到最佳的分类特征。投影矩阵为:

$$W = B^T P. \quad (5)$$

截取的脑电数据  $E$  最终可变为:

$$Z = WE. \quad (6)$$

取将投影后的信号  $Z_{2 \times m \times n}$  做如下变化:

$$f_i = \lg \frac{\sum_{j=1}^n z_{ij}^2}{n}. \quad (7)$$

将变化后的  $f$  作为运动方向特征值, 利用 SVM (支持向量机) 进行分类识别<sup>[13-14]</sup>。

### 3.3 运动方向特征识别

CSP 属于两分类算法, 不能直接应用解决三分类运动方向信息解析。针对该问题, 笔者采用两次二分类的方法解决运动方向单次三分类问题。即先对静止和运动状态进行识别, 再对运动方向进行识别, 最后采用 SVM (支持向量机) 通过构造超平面对高维特征进行分类。

## 4 结果分析

分别对 5 名被试者 ( $S_1 \sim S_5$ , 20 ~ 25 周岁, 右利手) 进行了 6 组实验, 得到 400 个样本数据。其中, 每名被试的 80% 数据做训练, 20% 数据做测试, 结果如表 1 所示。

表 1 5 名被试分类识别正确率

Tab. 1 The correct rate of 5 subjects %

实验次序	$S_1$	$S_2$	$S_3$	$S_4$	$S_5$
第 1 次	83	85	88	86	85
第 2 次	86	88	83	91	90
第 3 次	85	91	90	88	86
第 4 次	85	83	90	81	91
第 5 次	90	85	86	86	86
平均	86	86	87	87	88

表 1 显示, 5 名被试者平均三分类识别率大于 85%, 最低识别率为 81.6%, 最高识别率为 91.6%, 结果优于文献[8]的 80.25% 二分类识别率; 优于文献[9]的二分类平均 80% 以上识别率; 优于文献[15]利用小波包系数用作特征平均 65% 的三分类识别率。

## 5 结束语

对基于 EEG 的前臂运动方向解析方法进行了研究。设计被试者自主运动的实验范式, 利用 WPD 与 CSP 结合的方法提取出信号特征, 通过 SVM 对右手前臂进行三分类 (左、右和静止) 识

别. 结果表明上述方法, 在增加了运动方向分类数的前提下, 达到了两分类的识别率. 该工作增加了现有 BCI 系统的控制指令编码, 为探索非侵入式解析精细运动规划信息提供可能性.

## 参考文献:

- [1] 李明爱, 田晓霞, 孙炎珺. 基于改进 GHSOM 的运动想象脑电信号自适应识别方法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(5): 1064 – 1071.
- [2] ONOSE G, GROZEA C, ANGELESCU A, et al. On the feasibility of using motor imagery EEG-based brain-computer interface in chronic tetraplegics for assistive robotic arm control: a clinical test and long-term post-trial follow-up [J]. Spinal cord, 2013, 50(8): 599 – 608.
- [3] WANG D, MIAO D, BLOHM G, et al. Multi-Class motor imagery EEG decoding for brain-computer interfaces[J]. Frontiers in neuroscience, 2012, 6: 151 – 158.
- [4] YANG L, LEUNG H, PLANK M, et al. EEG activity during movement planning encodes upcoming peak speed and acceleration and improves the accuracy in predicting hand kinematics[J]. IEEE journal of biomedical and health informatics, 2015, 19(1): 22 – 28.
- [5] EISENBERG M, SHMUELOF L, VAADIA E, et al. Functional organization of human motor cortex: directional selectivity for movement[J]. Journal of neuroscience, 2010, 30(26): 8897 – 8905.
- [6] LACHAUX J P, AXMACHER N, MORMANN F, et al. High-frequency neural activity and human cognition: past, present and possible future of intracranial EEG research[J]. Progress in neurobiology, 2012, 98(3): 279 – 301.
- [7] MECKES M P, SEPULVEDA F, CONWAY B A. 1st order class separability using EEG-based features for classification of wrist movements with direction selectivity[C] // 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. San Francisco, CA: IEEE, 2004: 4377 – 4379.
- [8] WANG Y, MAKEIG S. Predicting intended movement direction using EEG from human posterior parietal cortex[C]. San Diego: Lecture Notes In Artificial Intelligence, 2009.
- [9] KHAN M J, HONG M J, HONG K S, et al. Decoding of four movement directions using hybrid NIRS-EEG brain-computer interface[J]. Frontiers in human neuroscience, 2014, 8(5): 412 – 432.
- [10] TRACY W, ARIAN M, FRANCESCO M, et al. Nicotine effects on brain function during a visual oddball task: a comparison between conventional and EEG-informed fMRI analysis[J]. Journal of cognitive neuroscience, 2012, 24(8): 1682 – 1694.
- [11] GROSBAS M H, BEATON S, EICKHOFF S B. Brain regions involved in human movement perception: A quantitative voxel-based meta-analysis[J]. Human brain mapping, 2012, 33(2): 431 – 454.
- [12] PUUYA A, STEFAND 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.
- [13] 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(363): 25 – 29.
- [14] 李凌均, 陈超, 韩捷, 等. 全矢量支持向量机回归频谱预测方法[J]. 郑州大学学报(工学版), 2016, 37(3): 78 – 82.
- [15] 曹玉珍, 张庆学. 基于运动相关脑电特征的手运动方向识别[J]. 天津大学学报, 2014(9): 836 – 841.

## Three Classification Forearm Movement Direction Information Decoding Based on EEG

LU Peng, ZHANG Lipeng, HU Yuxia, Chen Shuli, LI Xinjian

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

**Abstract:** This study aimed to study of forearm movement direction based on non-invasive brain machine interface technology. An autonomic movement experimental paradigm and was designed, the EEG (electroencephalograph) signal of two stages of autonomous motion planning and execution was anaused. Method that combines the WPD (wavelet packet decomposition) and CSP (common spatial patterns) was used to extract characteristics. The SVM (support vector machine) was further used to classify multidimensional characteristics. Experiment on subjects with the average 80% accuracy of three classifications (left, right and static). The results showed that the combined method could effectively resolve direction information of EEG.

**Key words:** EEG; Forearm; movement direction; WPD; CSP; SVM