

运动相关脑电信号的运动意图预测方法研究

柳建光, 袁道任, 冯少康

(中国电子科技集团公司第二十七研究所, 郑州 450047)

摘要: 为了找出在大脑的后顶叶皮层区 (PPC) 运动意图预测与运动想象 EEG 信号之间的关联, 联合运动相关电位 MRPs 与 mu/beta 节律的事件相关同步/去同步 (ERS/ERD) 特征, 首先用小波包分解 WPD 重构特征频段的小波包分解系数特征向量, 其次采用共空间模式 CSP 提取空域特征向量, 最后利用支持向量机 (SVM) 进行运动意图预测; 通过实验验证, 联合运动想象信号中的运动相关电位及 mu/beta 节律, 运动意图预测分类准确率达到 85%; 证实了运动相关 MRPs 可以表征运动准备即运动规划阶段的脑神经机制; 10 Hz 以下的 mu 和 beta 节律 ERS/ERD 特征能够体现运动意图的方向; 研究结论进一步为精细运动 (包括运动方向、速度等其他运动参数) 预测提供技术支持。

关键词: 脑电信号; 运动相关电位; 事件相关同步/去同步; 运动意图预测

Research on Prediction of Movement Intention Method Based on Movement-related EEG Signal

Liu Jianguang, Yuan Daoren, Feng Shaokang

(27th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Zhengzhou 450047, China)

Abstract: To find out how prediction of motor intention in the posterior parietal cortex (PPC) correlates with motor imagery EEG signal, this study joints movement-related potentials (MRPs) and the ERS/ERD features of mu/beta rhythm, in the first instance, wavelet packet decomposition (WPD) is proposed to reconstruct characteristic frequency band for feature vector of wavelet packet decomposition coefficients; moreover, spatial features vectors are extracted by common spatial patterns (CSP); in the end, support vector machine (SVM) as classifier is utilized to serve for predicting motor intention. Combining MRPs and mu/beta rhythm during motor imagery EEG signal, the classification accuracy is up to 85%. The result indicates that: 1) the brain nerve mechanism of movement readiness and movement planning stages can be characterized by MRPs; 2) the ERS/ERD features of mu/beta rhythm on low frequency components below 10 Hz carry information about intended movement direction. And the conclusions further offer a technological support for predicting meticulous movement intention including direction, speed and so on of movement parameters.

Keywords: EEG; MRPs; ERS/ERD; prediction of movement intention

0 引言

运动意图的神经解码已被广泛研究并应用于大脑运动皮质 (M1) 的神经元活动, 其神经元放电模式编码肢体运动的方向信息的方式可用于目标动作预测^[1]。研究表明, 在运动规划和执行过程中, 后顶叶皮层区 (posterior parietal cortex, PPC) 的运动相关电位扮演着重要的作用。

运动相关电位是一种慢性皮质电位, 近年来运动意图检测将其被广泛用于驱动脑-机接口系统外部设备。文献 [2] 通过研究脑电图的时间动态特性, 探讨了运动意图的基本原理。文献 [3] 通过对九名受试者 EEG 中运动相关电位的实时检测, 可提高 BCI 系统的精度和实时性。文献 [4-6] 对健康受试者和中风患者的一系列研究中, 已经确定可以通过运动相关电位检测到运动意图, 其具有足够短的延迟以通过触发外周神经引起皮质快速兴奋。在人类脑电信号解析方面, 运动方向解码虽然取得了一定的研究成果及突破。对于头皮脑电信号 (e-

lectroencephalographic, EEG) 的方向识别准确率比较低, 一般在 65% 以下^[7-8], 文献 [9] 利用共空间模式和功率谱密度算法识别左右脚运动意图监测, 并获得 72.6% 和 72.2% 的分类识别率。如何提取并优化提取 EEG 信号中的有效成分, 用于运动方向预测以及如何利用运动准备前 (即运动规划阶段) 的 EEG 信号提高运动方向预测的正确率是目前国内外脑电信号研究和运动方向预测的瓶颈之一。

想象运动和实际运动之间具有类似的神经机制, 并且能够通过想象运动相关的脑电信号识别参与想象运动的肢体类型^[10], 且运动前的神经活动或者伴随运动的神经活动编码了运动的方向、速度和其他信息^[11]。事件相关电位 (event-related potentials, ERPs) 在一定程度上反映感觉、知觉或认知活动动态加工的过程, 其中运动相关电位 (movement-related potentials, MRPs) 作为 ERPs 的一种, 可以反映运动准备、运动过程和运动结束的动态加工过程^[12]; mu/beta 节律的事件相关同步/去同步 (event-related (de) synchronization, ERS/ERD), 用来反映运动前、运动过程中和运动结束后感觉运动区能量的变化关系, 其对侧化特征也可以反映参与运动或想象运动的肢体类型^[13]。

收稿日期: 2017-09-08; 修回日期: 2017-10-18。

作者简介: 柳建光 (1978-), 男, 高级工程师, 主要从事生物电子技术方向的研究。

为研究运动相关脑电如何表征运动意图预测，本研究通过左、右手两任务运动想象实验范式，采集运动想象任务开始前运动准备阶段的脑电信号，以及运动想象任务执行时的脑电信号数据，通过联合 MRPs 与 mu/beta 节律的 ERD/ERS 特征，采用 WPD-CSP 特征提取方法，利用支持向量机 (support vector machine, SVM) 进行运动意图预测解码，根据运动意图预测准确率验证提取运动意图特征的有效性。

1 实验

11 名健康受试者参与实验，其中 8 男 3 女，平均年龄 26.4 岁，硕士以上学历，工科背景。所有受试者皆为右利手，视觉与听觉均正常。除了受试者 S1、S5、S6 和 S8 参与过脑-机器接口 EEG 数据采集外，其他均没有 EEG 和 BCI 实验的经验，也没有受试者有已知的感觉运动疾病或心理病史。

1.1 范式设计

实验开始前，受试者按自己舒适的习惯方式坐在椅子上，处于放松状态，准备开始两种任务的运动想象实验。每种任务包含 30 个 trial，每个 trial 包含 3 个阶段：运动准备阶段、运动规划及运动执行阶段。

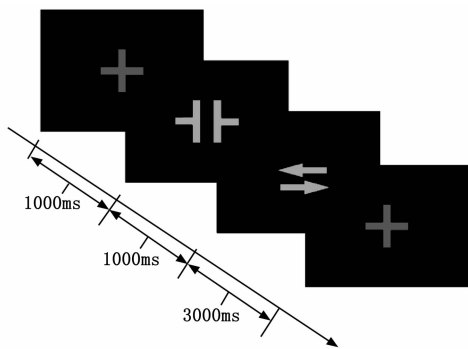


图 1 完整过程的刺激范式示意图

一次完整的实验过程如图 1 所示，运动准备阶段（起始时刻 $t=0$ ms）：刺激范式显示“+”，提示受试者集中注意力，准备实验；运动规划阶段 ($t=1\ 000$ ms)：单次运动想象任务实验中，左、右两个任务 (“←”、“→”) 随机出现一次，持续时间为 1 000 ms，提示受试者准备进行运动想象任务，受试者身体保持静止状态；运动执行阶段 ($t=2\ 000$ ms)：范式出现 “←” 或 “→”，提示受试者开始想象运动，持续时间为 3 000 ms。每组实验连续采集，实验期间加入短暂的休息提示，受试者可适当休息。

1.2 数据采集

本研究的数据采集设备为本研究机构自主研制的 16 导 EEG 放大器^[14]，0~100 Hz 带宽，1 000 Hz 采样频率，24 位 A/D 转换器。

运动准备过程会诱发大脑额叶皮质区和初级运动皮层区的电位变化，不同的受试者，关联通道会存在差异^[15]。在本研究中采用国际标准的 10-20 系统，主要采集运动功能区的 9 个电极 FC3、FCz、FC4、C3、Cz、C4、CP3、CPz 和 CP4，如图 2 所示。

2 信号处理及分类

算法和实验在 Windows XP 系统 Matlab R2012b 环境下实

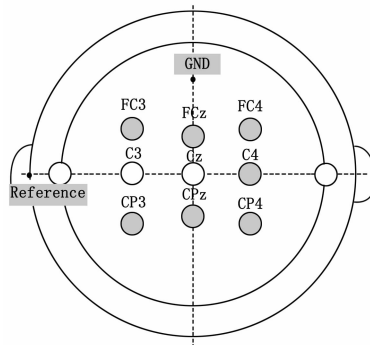


图 2 电极位置分布图

现，配置环境为：Intel (R) Core (TM) i7-5500U CPU @ 2.4 GHz。

本研究的信号处理及分类算法设计由四部分组成：数据采集、预处理、特征提取和分类识别。算法设计流程图如图 3 所示。

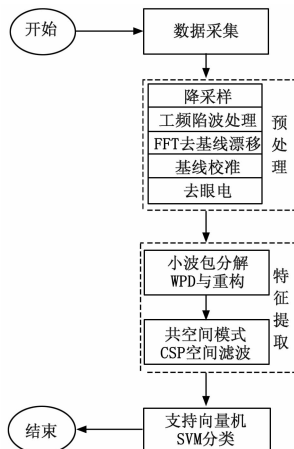


图 3 算法设计流程图

2.1 数据预处理

数据预处理包括：降采样、陷波、去基线漂移、基线校准、去眼电。具体如表 1 所示。

表 1 脑电信号预处理算法

脑电信号预处理算法
1)对数据进行 250 Hz 降采样处理；
2)对数据进行 50 Hz 工频陷波处理；
3)对数据进行 FFT 0.5-45 Hz 的线性滤波去除基线漂移；
4)从 $t=0$ ms 时进行 $[-1\ 000\ 2\ 000]$ ms 时间窗截取数据段并进行基线校准；

2.2 特征提取及分类识别

2.2.1 特征提取

本研究提出一种联合频域和空域特征的多维特征提取算法，首先对待分析脑电信号进行小波包分解^[16] (wavelet packet decomposition, WPD)，再重构；然后采用共空间模式 (common spatial patterns, CSP) 进行空域滤波特征提取^[17]，实现时-频-空域的多维联合。WPD 是一种高效的时频分析快速算法，通过多尺度小波分解，构建特征频段的小波包分解

系数特征向量; CSP 提取不同电极所采集的运动想象信号的高维空域特征进行对角化, 分别最大限度的最大化和最小化两类方差。联合离散小波分解和共空间模式不仅能有效利用 WPD 的时频特征, 而且能弥补 CSP 缺乏频域信息等缺陷。

WPD 不仅将频带进行多层次划分, 而且对高频部分也进一步的分解, 具有更好的时频特性, 提高了运动想象 EEG 信号的分析精度。以 db4 小波对每个导联的信号进行 6 层分解, 得到 S(6, 0) - S(6, 63) 共 64 个子带信号, 其中 S(6, 0) 对应的子带频率为 [0 7.8] Hz, 在 EEG 信号中, 有关方向信息主要集中在低频和低频部分, 由于 EEG 信号通过颅骨传输到头皮时出现高频的剧烈衰减, 主要分析低频段数据, 故选取 S(6, 0) 子带信号。

经 WPD 重构后得到一个具有频率特征的矩阵 $E_{H \times L}$, 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:

$$C = \frac{EE^T}{\text{trace}(EE^T)} \quad (1)$$

使用 C_1 和 C_2 分别表示两种状态下的协方差矩阵, 则合成的协方差矩阵 C_t :

$$C_t = C_1 + C_2 \quad (2)$$

又可以将 C_t 写成 $C_t = U_t \lambda_t U_t^T$, 为矩阵 C_t 的特征向量, λ_t 是相对应的特征值, 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, 经过白化变化得到:

$$P = \sqrt{\lambda_t^{-1}} U_t^T \quad (3)$$

则 C_1 和 C_2 的协方差矩阵变换为:

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

S_1 与 S_2 有相同的特征向量, 也就是如果 $S_1 = B \lambda_1 B^T$, $S_2 = B \lambda_2 B^T$, 并且 $\lambda_1 + \lambda_2 = I$, S_1 与 S_2 有相同的特征向量 B , I 是单位矩阵。由于两类矩阵特征值之和为 I , 则 S_1 的最大特征值所对应的特征向量使 S_2 有最小的特征值。

将白化后的 EEG 信号投影在特征向量 B 的最小和最大列特征向量上, 能够得到最佳的分类特征。投影矩阵为:

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

脑电信号最终可转换为:

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

CSP 投影矩阵用于训练分类器, 只有少数信号 m 可以有效区分各类别。能够最大区分的信号 Z_p 通常为 λ_1 和 λ_2 的最大值的对角化矩阵, 其为 Z 的第一和最后 m 行。特征向量由下列公式获得:

$$F_p = \log \frac{\text{var}(Z_p)}{\sum_{i=1}^{2m} \text{var}(Z_p)}, p = 1, 2, \dots, 2m \quad (7)$$

在本研究中 $m = 3$ 。

2.2.2 分类识别

对于单次实验运动意图脑电信号, 具有高度的非线性和非平稳性, 可供学习的样本较少且与电极组合后样本特征向量维度较高, 降维则会损失有用的信息。SVM^[18] 利用非线性核函数将输入空间的特征向量变换到一个高维空间, 使样本线性可分, 在高维空间构造线性判别函数, 建立一个超平面作为决策

曲面, 使得正例和反例之间的隔离边缘被最大化, 把样本空间映射到高维空间, 把低维空间的线性不可分问题映射为高维空间的线性可分问题。

研究中采用径向基函数内核: $K(x_i, x_j) = \exp(-g(x_i - x_j))^2$, 作为 SVM 的核函数, 核函数系数 $g > 0$, 惩罚因子 C 则决定了 SVM 的收敛速度及推广能力, 是影响 SVM 性能的另一个重要参数。在 SVM 参数选取时采用网格法, 首先设定 C 和 g 取值范围, 然后进行网格划分, 遍历网格内的所有取值点, 计算单次遍历的 C 和 g 参数下训练集的分类正确率, 同时利用五折交叉验证方法保证结果有效性, 依次计算各次遍历点选出分类正确率最高时对应的 C 和 g 的值即可。

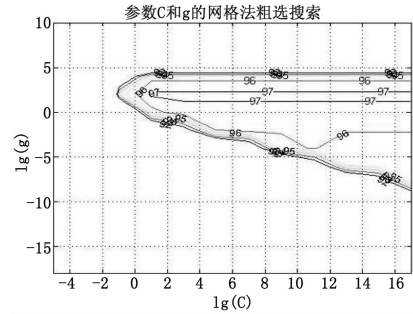


图 4 参数 C 和 g 选取等高线

3 结果和讨论

3.1 导联通道优化

采集多名受试者 EEG 信号, 叠加平均 EEG 中的 ERP 成分, 绘制出一个 Trail 的脑地形图, 分析时序关系和各个时刻激活的相关区域, 确定与运动准备相关的通道。其中受试者 S8 的脑地形图序列如图 5 所示, 由图 5 所示, 运动的起始时刻为 2 000 ms, 从运动起始前的 1 000 ms 开始绘制脑地形图, 每隔 100 ms 画一幅, 观察大脑的激活脑区, 在 1 000 ~ 1 100 ms 期间, 大脑处于静息的状态, 从 1 400 ms 开始, 可观察到大脑激活脑区开始有明显变化。在运动开始时刻前的 220 ~ 280 ms, 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。实验结果表明, 本研究选取的 FC3、FCz、FC4、C3、Cz、C4、CP3、CPz 和 CP4 通道所覆盖的后顶叶皮层区能够表征有关运动方向的信息。

如图 5 所示, 运动开始前至少 500 ms (约 1 500 ms) 出现缓慢负向变化的运动准备电位可能反映了运动规划, 运动想象开始后出现由负电位向正电位变化可能反映了对运动的精细控制, 结果进一步证实了 MRPs 可以表征运动准备、运动规划和运动执行的脑神经机制。

3.2 MRPs 及 mu 和 beta 节律特征分析

针对右手想象运动脑电信号, 分别计算 C3 和 C4 通道的 mu/beta 节律的功率谱变化, S8 受试者的 C3 和 C4 通道脑电信号功率谱见图 6。

由图 6 结果可知, 对于 C3 通道, 右手想象时 mu 和 beta 节律的功率谱要比左手小, 而对于 C4 电通道结果正好相反, 这就说明 ERD 也具有对侧半球优势。实验结果发现, 在动作发生前 10 Hz 频率附近的 mu/beta 节律会有能量递减变化。

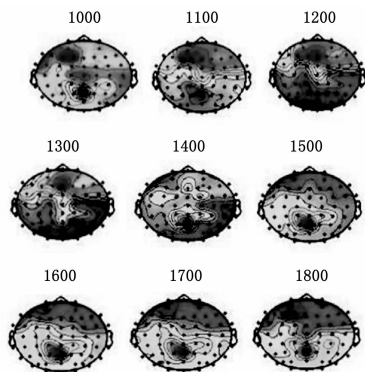


图 5 不同时刻脑区激活的序列图

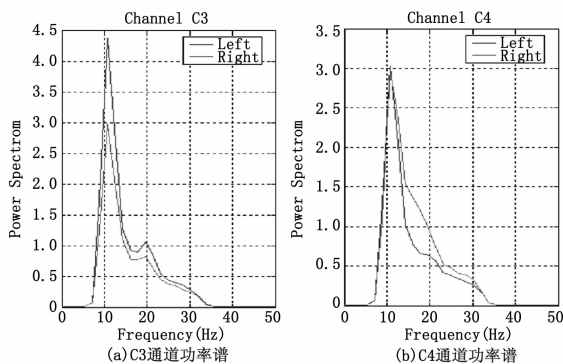


图 6 mu/beta 节律的功率谱

为了进一步细化研究运动想象信号中表征运动意图的频段，将 S8 受试者的 C3 和 C4 导联的 MRP_s 信号进行了 1~10 Hz 的时-频变换，时-频图谱如图 7 所示。

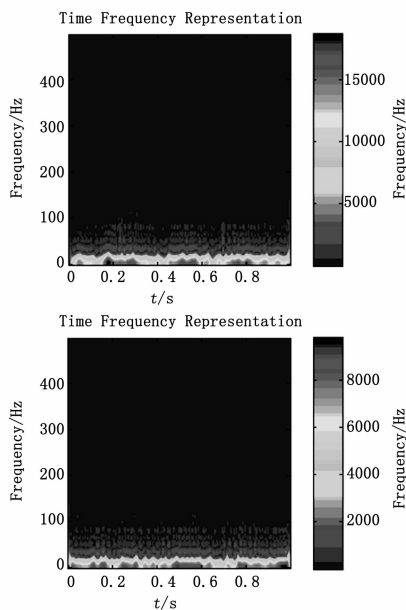


图 7 C3 通道和 C4 通道 MRP_s 时-频图谱

图 7 的时-频图谱研究表明，运动规划和执行阶段 EEG 信号中的运动意图信息主要集中在低频段，通过对 11 名受试者脑电信号时频图谱的比较分析，发现在 1~7 Hz 的信号中包

含运动方向的信息。

3.3 分类结果

对左、右手想象数据进行预处理，采用 200 ms 的滑动时间窗进行截取信号，对两类数据按照公式 (1) 到 (7) 求协方差，求白化矩阵和空间源成分，寻找特征值最大和最小的空间源成分对信号进行空间滤波，提取低频分量 MRP_s 与 mu 和 beta 节律的有效的特征。本研究中每位受试者分别进行十组实验，采用 SVM 算法进行分类识别，各次结果均为十折交叉检验后的结果，分类识别率结果如图 8 和表 2 所示。

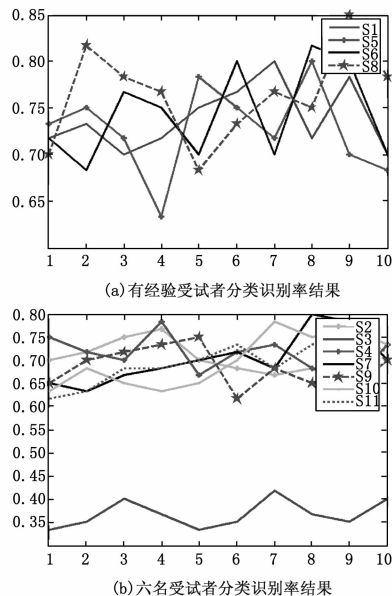


图 8 六名受试者分类识别率结果

表 2 11 名受试者平均分类识别结果

受试者	平均识别率 (%)
S1	72.2%
S2	70.5%
S3	36.7%
S4	71.3%
S5	72.7%
S6	74.3%
S7	70.2%
S8	76.3%
S9	68.3%
S10	69.8%
S11	69.3%

由图 8 结果可知，受试者 S3 对运动想象不敏感，分类识别率结果接近随机，出现运动想象“盲”现象，其余受试者由于个体差异性，分类识别率略有差异但基本稳定。根据图 8 和表 2 结果可知，无脑-机接口实验经验受试者分类识别率在 70% 左右，四名有运动想象经验的受试者平均分类识别率为 74% 左右，最高可达到 85%。本实验结果与文献 [19] 中 Lakany 和 Conway 的两任务分类识别率相当，高于文献 [7-8] 中的识别率。本文所提算法获得分类结果高于文献 [20] 中采用 ICA 和 SVM 算法所得结果，验证了本实验的可

行性和有效性,同时也为下一步确定运动意图、解析动作状态提供参考。

4 结论

本研究以手部运动想象脑电信号为研究对象,以融合 MRPs 与 ERS/ERD 特征为途径,设计了包含时频域与空域的特征提取算法,实现了手部运动意图预测,且识别正确率有了显著提高,经过运动想象训练的受试者最高分类识别率达到 85%。初步验证了手部运动想象脑电信号能够解码运动过相关电位信息,且集中在 10 Hz 以下的低频信号成分中,为下一步的运动精细控制提供技术支持。

然而仍有一些研究需要进一步明确:1)能否设计自适应的算法进一步提升运动预测的准确率;2)结合运动准备电位以及运动执行电位是否可以提高识别准确率;3)脑电信号能否解码想象运动的运动速度、力的变化率和目标力大小、运动轨迹等或参数。

参考文献:

[1] Hochberg L R, Serruya M D, Friehs G M, et al. Neuronal ensemble control of prosthetic devices by a human with tetraplegia [J]. Nature, 2006, 442 (7099): 164-171.

[2] Wairagkar M, Hayashi Y, Nasuto S. Movement Intention Detection from Autocorrelation of EEG for BCI [M]. Brain Informatics and Health. Springer International Publishing, 2015: 212-221.

[3] 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.

[4] Niazi I K, Jiang N, Tiberghien O, et al. Detection of movement intention from single-trial movement-related cortical potentials [J]. Journal of Neural Engineering, 2011, 8 (6): 066009.

[5] Niazi I K, Mrachacz-Kersting N, Jiang N, et al. Peripheral electrical stimulation triggered by self-paced detection of motor intention enhances motor evoked potentials [J]. IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng, 2012, 20 (4): 595-604.

[6] Mrachacz-Kersting N, Jiang N, Dremstrup K, et al. A Novel Brain-Computer Interface for Chronic Stroke Patients [M]. Brain-Computer Interface Research. Springer Berlin Heidelberg, 2014: 51-61.

(上接第 36 页)

备,完成了测试方案的论证。为后续 AFDX 网络的测试验证基础提供了很好的保障。

参考文献:

[1] 叶佳宇,陈晓刚,张新家.基于 AFDX 的航空电子通信网络的设计 [J]. 测控技术, 2008, 27 (6): 56-58.

[2] 刘永超,徐科华,周贵荣. AFDX 网络一体化测试监视系统研究 [J]. 航空电子技术, 2011, 42 (4): 29-32.

[3] 刘永超,徐科华,周贵荣,等. AFDX 网络端系统测试监视系统研究 [J]. 航空计算技术, 2011, 41 (4): 132-134.

[4] 杨峰,田泽.基于 USB 接口的 AFDX 网络 TAP 卡设计与实现 [J]. 测控技术, 2013, 32 (5): 77-81.

[7] Waldert S, Preissl H, Demandt E, et al. Hand movement direction decoded from MEG and EEG [J]. Journal of Neuroscience, 2008, 28 (4): 1000-1008.

[8] 伏云发,徐保磊,裴立力,等.基于脑电运动速度想象的单次识别研究 [J]. 中国生物医学工程学报, 2011, 30 (4): 555-561.

[9] Kee Y J, Won D O, Lee S W. Classification of left and right foot movement intention based on steady-state somatosensory evoked potentials [A]. International Winter Conference on Brain-Computer Interface [C]. 2017: 106-108.

[10] Pfurtscheller G, Neuper C. Motor imagery and direct brain-computer communication [J]. Proceedings of the IEEE, 2002, 89 (7): 1123-1134.

[11] Gu Y, Dremstrup K, Farina D. Single-trial discrimination of type and speed of wrist movements from EEG recordings [J]. Clinical Neurophysiology, 2009, 120 (8): 1596-1600.

[12] OF do Nascimento, KD Nielsen, M Voigt. Movement related parameters modulate cortical activity during imaginary isometric plantar-flexions [J]. Experimental Brain Research, 2006, 171 (1): 78-90.

[13] Neuper C, Wortz M, Pfurtscheller G. ERD/ERS patterns reflecting sensorimotor activation and deactivation [J]. Progress in Brain Research, 2006, 159 (1): 211-222.

[14] 孙广金.基于 ADS1299 的新型脑电采集系统设计 [J]. 科技信息, 2014 (1): 73-74.

[15] Takahashi J, Yasunaga D. Reported visual imagery and apparent motion: an event-related potential study [J]. Neuroreport, 2012, 23 (15): 904-910.

[16] Lin E B, Shen X P. Wavelet analysis of EEG signals. Aerospace and Electronics [A]. IEEE National Conference - NAECON [C]. 2011, 105-110.

[17] 孟明,朱俊青,余青山,等.多类运动想象脑电信号的两级特征提取方法 [J]. 自动化学报, 2016, 42 (12): 1915-1922.

[18] Müller KR, Krauledat M, Dornhege G, et al. Machine learning techniques for brain-computer interfaces [J]. Biomedical Engineering, 2004: 11-22.

[19] Sporns O. The human connectome: a complex network [J]. Ann N Y Acad Sci, 2011, 1224 (1): 109-125.

[20] He Y, Chen ZJ, Evans AC. Small-world anatomical networks in the human brain revealed by cortical thickness from MRI [J]. Cerebral Cortex, 2007, 17 (10): 2407-2419.

[5] 楼小强,田泽,徐文进,等. AFDX 网络 TAP 卡的设计与实现 [J]. 计算机技术与发展, 2014, 24 (6): 247-249.

[6] 索高华,刘红红,王治,等. AFDX 网络仿真系统设计与研究 [J]. 电子技术应用 2016, 42 (4), 18-21.

[7] 黄梦玲,翟正军.基于 ARINC429 与 AFDX 的测试仿真系统设计与实现 [J]. 计算机测量与控制, 2013, 21 (8), 2090-2092, 2108.

[8] 刘道照,吴华程. AFDX 终端测试技术的研究与实现 [J]. 计算机测量与控制, 2014, 22 (5), 1360-1362.

[9] 王仲杰,蒋红娜.基于飞行试验的 AFDX 总线采集技术研究 [J]. 国外电子测量技术, 2017, 36 (6), 85-88.

[10] 陈昕,周拥军,蒋文保,等. AFDX 协议性能分析及调度算法研究 [J]. 2009, 5, 1000-1005.