

文章编号: 2095—0411 (2014) 02 - 0038 - 05

基于小波包和 ICA 的 ERD/ERS 脑电信号特征提取^{*}

段锁林, 徐婷婷, 庄 玮

(常州大学 机器人研究所, 江苏 常州 213164)

摘要: 在脑机接口研究中, 针对运动想象脑电信号的特征提取, 采用了一种优化的基于小波包的 ICA (独立成分分析) 法, 用于提取大脑在想象动作时产生事件相关去同步/同步 (Event Related Desynchronization or Event Related Synchronization ERD / ERS) 信号。利用小波包对脑电信号进行分解去除不同脑电信号之间的统计相关性, 抽取包含 ERD/ERS 现象的特征频带, 对每个特征频带分别进行 ICA 分解, 获取与 ERD/ERS 现象相关的 μ 节律和 β 节律。最后引入 ERD / ERS 系数作为量化指标进行想象动作的识别。分类仿真结果表明, 上述方法能够显著增强运动想象脑电信号的 ERD/ERS 特征信息, 对比与独立使用某一方法, 两种方法结合更能有效的提取脑电信号特征波。

关键词: 脑电信号; 运动想象; 小波包; 独立成分分析; ERD/ERS 系数

中图分类号: TP242

文献标识码: A

doi: 10. 3969/j. issn. 2095—0411. 2014. 02. 010

Feature Extraction of ERD/ERS Signal Based on the Wavelet Package and ICA

DUAN Suo-lin, XU Ting-ting, ZHUANG Wei

(Institute of Intelligent Robots, Changzhou University, Changzhou 213164, China)

Abstract: In the study of brain - computer interface (BCI), a novel method of extracting electroencephalography (EEG) features based on wavelet package combined with ICA (Independent Component Analysis) was adopted to extract event related desynchronization or event related synchronization (ERD/ERS) signals produced by imaginary movement. First, in order to avoid the statistical correlation between different EEG rhythms, the EEG signal was decomposed to five levels by wavelet packet. At the same time some subband with notable ERD/ERS phenomenon were remained. Then ICA was separately applied on the subband components to obtain the μ band and β band corresponding to the ERD/ERS phenomenon. Finally, ERD/ERS coefficient was introduced as a quantity index for the recognition of imaginary movements. The calculated results show that the adopted method can significantly enhance the feature information of ERD/ERS produced by imaginary movement. Compared with applying the two methods separately, the method combined wavelet package with ICA is more efficient to extract feature wave.

Key words: EEG; motor imagery; wavelet package; independent component analysis (ICA); event related desynchronization/ event related synchronization (ERD/ERS) coefficient

^{*} 收稿日期: 2013 - 07 - 10。

基金项目: 机器人技术与系统国家重点实验室开放基金重点项 (SKLRS - 2010 - 2D - 09)。

作者简介: 段锁林 (1956—), 男, 陕西岐山人, 博士, 教授, 主要从事机器视觉与智能移动机器人控制研究。

随着社会老龄化进程的不断加快和残障人群的增多, 为了提高失能老年人及残障人, 尤其是 ALS (amyotrophic lateral sclerosis) 肌萎缩性脊髓侧索硬化病患者的生活自理能力和生活质量, 为他们提供新的对外信息交流渠道, 研究一种基于脑机接口 (Brain - computer interface, BCI) 的服务类智能轮椅具有重要的实际意义和社会价值。

目前, 世界各国的 BCI 研究小组大多都采用脑电信号 (Electroencephalography, EEG) 作为 BCI 的控制信号, 以期实现人与机器人之间信息的无障碍自然交流. 而脑电信号的特征提取是 BCI 系统的关键技术之一, 其目的是从包含主观意识的脑电信号中提取出能准确反映信号特性的特征参数, 并将其转换成控制信号驱动外部设备运动。

在脑电信号中与大脑运动皮层神经活动密切相关的事件相关电位^[1] (event related potential, ERP) 是人体感觉系统受到某种刺激时在大脑皮层相应区域产生的电位变化。研究表明, 大脑在想象或实施左右手运动时会在两侧脑半球产生某些频段 (μ 节律/ β 节律) 的 ERP 信号, 使脑电功率谱出现增强 (event related synchronization, ERS) 减弱 (event related desynchronization, ERD)^[2] 现象。当人们想象左手运动时, ERD 现象会出现在大脑右半球, 使其功率谱减弱, ERS 现象会出现在大脑左半球, 使其功率谱出现增强; 与此相反, 当想象右手运动时, ERD 现象会出现在大脑左半球, 而 ERS 现象会出现在大脑右半球。对应于大脑主观想象肢体动作思维和作业提示所诱发被动思维的 ERD/ERS 在具体表现特征频段和运动皮层区域均有所不同. 例如, 对应于手部运动的 ERD 多发生在 10~11, Hz (μ 节律段) 及 20~24, Hz (β 节律段) 频段^[3]. 因此脑电信号的 ERD/ERS 现象可以作为判断想象左右手运动的判别依据。

基于以上思路, 采用小波包变换与独立成分分析法 (Independent Component Analysis ICA) 相结合的特征提取方法, 在进行小波包分解的同时进行独立成分分析, 提取由想象动作所引起的 ERD/ERS 信号的特征频带, 再引入 ERD/ERS 系数作为量化指标进行想象左右手运动所引起 ERD/ERS 信号的识别与提取。

1 基本原理及算法研究

1.1 结合小波包分析的 ICA 算法

传统的 ICA 算法是统计信号处理领域中一种

新的盲源分解技术, 主要用于揭示和提取多维统计信号中的潜在成分。

ICA 基本定义如下: 假设观察到 n 个随机变量 $\mathbf{X} = \{x_1(t), \dots, x_n(t)\}^T$, 而这些变量是由另外一个随机变量 $\mathbf{S} = \{s_1(t), \dots, s_n(t)\}^T$ 线性组合得到的, 其混合模型为 $\mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{S}$, 其中 $\mathbf{A} = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$, $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{N \times N}$ ($N \in \mathbf{Z}^+$) 被称为混合矩阵。

ICA 的目的^[4] 是: 在混合矩阵 \mathbf{A} 未知的情况下, 利用观测信号 \mathbf{X} 和源信号统计独立这一假设前提下, 尽可能真实地分离出源信号 \mathbf{S} 。即以分离结果相互独立为前提, 寻求分离矩阵 $\mathbf{W} \in \mathbf{R}^{N \times N}$ ($N \in \mathbf{Z}^+$), 得到 $\mathbf{Y} = \mathbf{W}\mathbf{X}$ 。使得输出信号 $\mathbf{Y} = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}^T$ 逼近真实源信号 \mathbf{S} , \mathbf{Y} 是对源信号的一个估计。

然而传统 ICA 方法有其缺点, 首先假设源信号是统计独立的, 同时独立成分必须具有非高斯的分布。而脑电信号数据往往都是复杂的非线性结构, 此外脑电信号并非统计独立信号, μ 节律、 β 节律、 γ 节律等脑电信号之间存在着某种关联性。因此直接利用 ICA 对脑电信号进行独立成分提取结果往往并不理想。为了弥补这些不足将小波包变换引入到 ICA 算法中。将信号经小波包分解到增强观测信号的非高斯性, 同时分解后可以得到相对较窄的子带信号, 增加了源信号的独立性, 及去除了不同脑电信号之间的统计相关性。故而利用小波包分解来实现子代 ICA 算法, 以期获得分辨率较高的信号特征。

算法中, 依据源信号的线性叠加性, 将源信号看作一系列子成分的和, 如式 (1) 所示:

$$S_i(t) = s_i^1(t) + s_i^2(t) + \dots + s_i^L(t) \quad (1)$$

式中 s_i^k , $k=1, \dots, L$ 为窄带子成分。则有:

$$\mathbf{X}^{(k)} = \mathbf{A}^{(k)} \mathbf{S}^{(k)} = \sum_{i=1}^N a_i^k s_i^k \quad (2)$$

之后对子带观测信号 $\mathbf{X}^{(k)}$ 应用 ICA 算法获得与混合矩阵 $\mathbf{A}^{(k)}$ 对应的解混矩阵 $\mathbf{W}^{(k)}$ 。

为了在不同的特征频带中得到一个典型的 ERD/ERS 模式, 我们利用小波包分析获取所需的子带成分。设 $\mathbf{X}_i^{(0,0)}$ ($i=1, 2, 3$) 为预处理后的 EEG 信号。利用小波包对其进行第一级分解后得到低频部分 $\mathbf{X}_i^{(1,0)}$ 和高频部分 $\mathbf{X}_i^{(1,1)}$ 。当子带成分中包含了多个特征频带时, 则继续进行分解。依此类推可知, 第 n 级分解的第 m 个子带成分在进行第 $n+1$ 级分解时将得到低频成分 $\mathbf{X}_i^{(n+1,m \times 2)}$ 和高频成分 $\mathbf{X}_i^{(n+1,m \times 2+1)}$ 。最终形成 $2n+1$ 个子带成分。

将子带成分中包含单个特征频带的子带保留，其他子带被舍弃。

最后再将 ICA 算法分别应用到每个保留观察子带信号 X_i^k 中，最终获得包含 μ 节律和 β 节律的独立源子带成分 S_i^k 。由此每一个小波包空间的独立成分中的关键成分被提取出来了。表现出明显 ERD/ERS 现象的部分被保留下来，其他无关的成分被置零。最后获得包含 μ 节律和 β 节律的 EEG 信号。

2 脑电信号数据及仿真结果

2.1 数据来源及采集方法

源数据来自于 BCI Competition 2003 Data set III。由奥地利 Graz 大学脑机接口研究中心提供。脑电信号来自于一个 25 岁的健康女性，被试者坐在一张舒适的椅子上，双臂放松，准备开始实验。实验共分为 7 组，每组 40 次实验。所有的实验都在同一天完成，每组实验中间有几分钟的休息时间。共计 280 次实验，每次试验持续 9s，如图 1 所示。实验前两秒被试者处于安静放松状态，第 2s 时发出蜂鸣声提示实验开始，同时屏幕上出现一个“+”形光标，持续 1s。第 3s 时“+”光标由指示向左或向右的箭头代替。同时被试者根据箭头的方向提示想象左右手的运动。由前 1s 记录的 EEG 信号 AAR 系数参数结合判别式分析得到的结果给被试一个反馈，直至第 9s 完成实验。

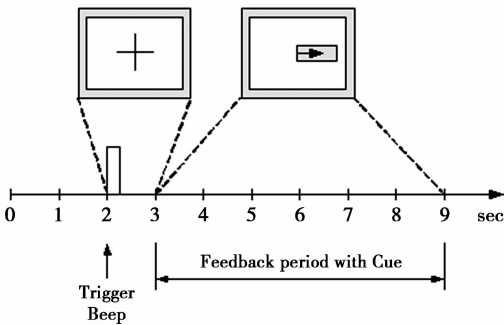


图 1 实验范例
Fig. 1 Experiment paradigm

实验采用 Ag/Agcl 电极采集脑电信号，实验所用的电极安放位置遵从国际标准的 10~20 导联系统^[5]，并且只取其中 C3、C4 两个通道的数据。采样频率为 128Hz，选择 0.5~30Hz 带通滤波器，进行带通滤波。之所以选择 C3、C4 两个通道是因为 C3、C4 位于大脑初级感觉运动功能区，包含了

想象对侧手运动时的最有效信息。

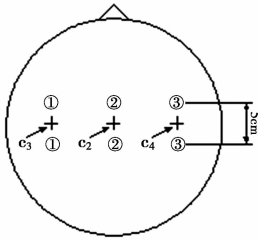


图 2 电极位置
Fig. 2 The distribution of the electrodes

2.2 脑电信号的特征提取

2.2.1 小波包变换提取特征频带

为了在不同的特征频带中得到一个典型的 ERD/ERS 模式，我们利用小波包分析获取所需的子带成分。已知原始 EEG 信号采样频率为 128Hz，设 $X_i^{(0,0)}$ ($i=1, 2, 3$) 为预处理后的 EEG 信号。利用小波包对其进行第一级分解后得到低频部分 $X_i^{(1,0)}$ (频带范围 0~32Hz) 和 高频部分 $X_i^{(1,1)}$ (频带范围 32~64Hz)。由于子带成分中包含了多个特征频带，所以要继续进行分解。如 $X_i^{(1,0)}$ 中包含了 μ 节律 (8~14Hz) 和 β 节律 (14~30Hz)，因此对其进行二级分解。依此类推可知，第 n 级分解的第 m 个子带成分在进行第 $n+1$ 级分解时将得到低频成分 $X_i^{(n+1,m \times 2)}$ 和 高频成分 $X_i^{(n+1,m \times 2+1)}$ 。故 11 个子带成分可以通过 5 级小波包分解获得。其中子带成分 $X_i^{(5,j)}$ ($j=4, 5, 6$) (8~14Hz) 中包含了 μ 节律， $X_i^{(5,j)}$ ($j=7, \dots, 14$) (14~30Hz) 部分中包含了 β 节律。我们将包含 μ 节律的子带成分称作 $X_i^{\mu k}$ ($k=1, 2, 3$)，包含 β 节律的子带成分称作 $X_i^{\beta k}$ ($k=1, 2, \dots, 8$)。将包含 μ 和 β 节律的 11 个成分保留，其他成分抛弃。具体分解过程如图 3 所示^[6]。

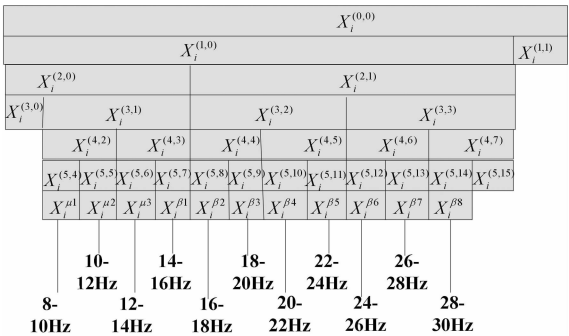


图 3 想象运动 EEG 信号的小波包分解示意图
Fig. 3 The wavelet packet decomposition tree of moter imaginary EEC

2.2.2 小波包域的 ICA

经典 ICA 算法种类很多，选择 FastICA 算法，

将 FastICA 算法分别应用到 11 个子带信号, 其中 $\mathbf{X}_i^{\mu k}$ ($k=1, 2, 3$) 包含 μ 节律, $\mathbf{X}_i^{\beta k}$ ($k=1, 2, \dots, 8$) 中包含 β 节律, 在求的对应的分解矩阵 $\mathbf{W}_i^{\mu k}$ ($k=1, 2, 3$ 和 $\mathbf{W}_i^{\beta k}$ ($k=1, 2, \dots, 8$) 之后获得包含 μ 节律和 β 节律的独立成分 $\mathbf{S}_i^{\mu k}$ ($i=1, 2; k=1, 2, 3$) ($8 \sim 14\text{Hz}$) 和 $\mathbf{S}_i^{\beta k}$ ($i=1, 2; k=1, 2, \dots, 8$) ($14 \sim 30\text{Hz}$)。由此每一个小波包空间的独立成分中的关键成分被提取出来了。表现出明显 ERD/ERS 现象的部分被保留下来, 其他无关的成分被置零。

2.2.3 ERD/ERS 量化系数

为得到可用以判别 ERD/ ERS 的量化参数, 根据 ERD/ERS 模式的定量原则^[7], 引入 ERD/ ERS 系数:

$$\lambda_{\text{ERD/ERS}} = (P_{r,e,\tau_1} - P_{r,f,\tau_2}) / P_{r,f,\tau_2} \quad (3)$$

式中, P_{r,e,τ_1} 表示想象左右手运动实验过程中显示出显著 ERD/ERS 现象子带的归一化平均功率, 该阶段的时间间隔记为 τ_1 。 P_{r,f,τ_2} 表示在想象左右手运动开始前的 τ_2 内, 与 P_{r,e,τ_1} 相同时频空间的作为参照的子带归一化平均功率。

特征频带显示出的 ERD/ERS 现象是有主要独立成分共同产生的, 而那些不会产生显著的 ERD 现象的成分为冗余信息, 需要去除。因此将包含 μ 和 β 节律频带的 ERD/ERS 系数的平均值作为成分选择的域制。ERD/ERS 系数高于平均值得部分被保留, 反之该部分被抛弃。

2.3 仿真结果

在经过结合小波包的 ICA 算法滤波之后, 对保留的数据做进一步的分析得到不同频段信号的功率谱 (Power spectral, PS)^[8]。经过 ERD/ERS 系数均值筛选后保留了 $10 \sim 12\text{Hz}$ 段的 μ 节律和 $20 \sim 22\text{Hz}$ 段的 β 节律。为了表明改进后的算法在增强 ERD/ERS 模式的空间分辨率方面的优势, 将经典 IICA 算法与本文算法做了对比。

针对以下功率 - 时间曲线分别计算出使用小波包与 ICA 结合的算法和经典 ICA 算法滤波后的 ERD/ERS 系数, 本次仿真的时间段取 $\tau_1 = \tau_2 = 2\text{s}$ 。所得不同频带下 ERD/ERS 系数对比仿真结果见表 1。

表 1 为两种算法处理后 ERD/ERS 系数的对比, 表中加粗带 “*” 号数据为对应动作想象时的 ERD/ERS 系数, 可以鲜明地区分与检测出来。因此以 ERD / ERS 系数作为量化指标, 可以提取大

脑在想象动作时产生的事件相关去同步/同步 (ERD/ERS) 信号并进行想象动作的识别与分类。同时由两种方法处理后的 ERD/ERS 系数对比结果可知, 改进算法处理后的 ERD/ERS 特征得到明显加强, ERD/ERS 系数的区分度也有很大的提升。

表 1 两种算法下想象动作的 ERD/ERS 系数比较
Table1 ERD/ERS values during motor imagery across two methods

方法		C3		C4	
		左手	右手	左手	右手
WPICA	μ	-21.5	-42.7 *	-29.2 *	-21.1
	β	-20	-37.9 *	-25.2 *	-8.4
TICA	μ	-18.7	-36.3 *	-23.5 *	-18.9
	β	-16.3	-34.3 *	-20.9 *	-4

说明: WPICA 为结合小波包的 ICA 算法, TICA 为经典 ICA 算法。

由功率 - 时间曲线图可以明显的看到左手想象动作引起 C4 的 ERD 现象, 右手想象动作引起 C3 的 ERD 现象。在 $3 \sim 4\text{s}$ 时间段内 ERD/ERS 现象最明显, 表现为 ERS 现象与 ERD 现象生物平均功率差值最大。由图 4 和图 5 的对比可见结合小波包的 ICA 空间滤波算法后能够使 ERD/ERS 特征得到增强, 说明了这种方案的有效性。

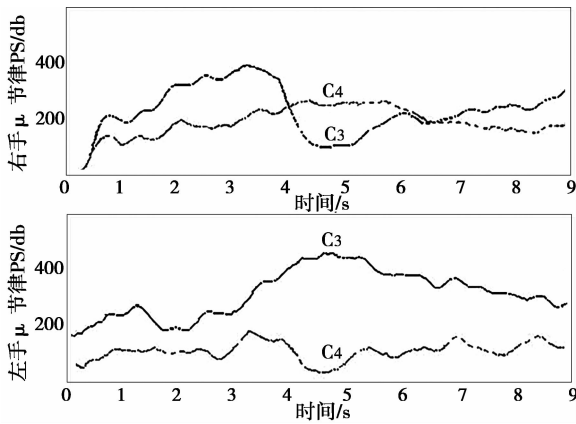


图 4 改进算法滤波后的 μ 节律平均功率 - 时间曲线
Fig. 4 PS curves of μ band after improved ICA filter

3 分类研究

为了验证上述结果的准确性, 利用上述特征提取结果进行了分类研究。并将上述两种方法下的分类结果进行对比, 以进一步体现改进算法的优越性。由于 BP 神经网络具备强大的自适应能力及非线性映射能力, 被广泛应用与 EEG 信号的处理^[9], 因此采用 BP 神经网络进行分类研究。

大脑在进行两类运行想象任务期间, C3、C4 导联处电位存在着显著地差异性, 具体表现在两个关键频带 (μ 频段, β 频段) 的 ERD/ERS 模式的

差异上,其各频带对应的 ERD/ERS 系数很好的表
显现了这一点。因此,采用导联 C3、C4、在上述
两个频率位置 (μ 频段, β 频段) 的 4 个时间间隔
(3.0~4.0s, 4.0~5.0s, 5.0~6.0s, 6.0~7.0s)
的 ERD/ERS 系数共同组成特征向量,构建出 16
维的特征空间。再将所得的 16 维特征向量送入分
类器。

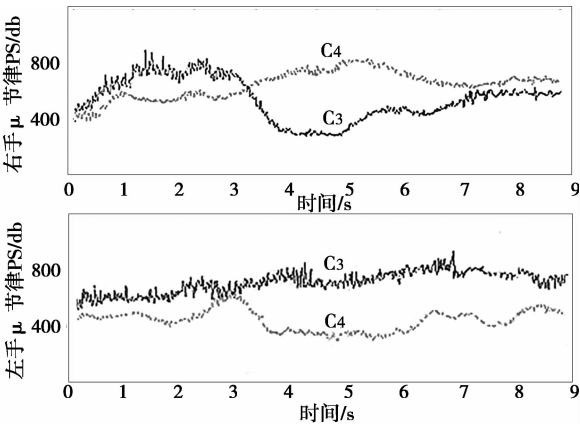


图 5 经典 ICA 滤波后的 μ 节律平均功率 - 时间曲线
Fig. 5 PS curves of μ band after traditional ICA filter

由于本文特征向量为 16 维,最终将分为左右
手运动两类,因此 BP 神经网络的输入层有 16 个
神经元,输出层为一个神经元。而隐含神经元个数
只能凭借经验选择,最终通过分类的正确率来确定
最优隐含神经元数量。由参考文献 [5] 可知训练
集占样本集比例的多少直接影响到分类的精度,因
此将 80% 的数据用作训练集,20 的数据作为测试
集进行分类仿真。为了进一步保证实验的精确度,
重复以上分类过程 10 次,再取其平均值计入最终
结果,分类仿真结果见表 2 和表 3。

研究表明结合小波包的 ICA 算法的分类
识别率明显高于经典 ICA 算法,体现出了改进算
法的优越性。在改进算法的 BP 神经网络分类结果
中我们可以看出,当隐含神经元数为 10 时分类的
平均正确率为 86.3%,最高分辨率达到 88.9%。
结果与国际竞赛最高分类精度接近。

表 2 经典 ICA 特征提取方法的分类结果

Table 2 Classification result of classical ICA feature extraction method

隐含层神经元数	平均分类正确率	最高分类正确率
8	79.3%	81.7%
9	78.9%	81.2%
10	81.0%	82.5%

表 3 结合小波包的 ICA 特征提取方法的分类结果

Table 3 Classification result of the combine wavelet packet and ICA feature extraction method

隐含层神经元数	平均分类正确率	最高分类正确率
8	83.4%	86.6%
9	84.2%	87.0%
10	86.3%	88.9%

4 结 语

小波包分析结合独立分量分析空间滤波方法能
有效增强想象动作脑电信号 ERD/ERS 特征,为采
用 BP 网络分类器正确识别两类运动相关脑电模式
提供了有力支持。可将这些正确模式识别结果转化
为脑 - 机接口系统的外部命令,控制智能轮椅或康
复治疗设备或辅助运动设备,帮助失能老人实现生
活自理或严重瘫痪病人进行康复训练,实现他们自
己意想实现的动作。

参考文献:

[1] Pfurtscheller G, Neuper C, Schlogl A, et al. Separability of EEG signals recorded during right and left motor imaginary using adaptive autoregressive parameters [J]. IEEE Trans Rehabil Eng, 1998 (6): 316 - 325.

[2] Wolpaw J R, McFarland D J, Vaughan T M, et al. Brain computer interface research at the Wadsworth Center [J]. IEEE Trans Rehabil Eng, 2000 (8): 222 - 225.

[3] 张爽. 基于左右手运动想象的脑 - 机接口的算法研 [D]. 天津: 天津大学, 2007.

[4] 王攀, 沈继忠, 施锦河. 想象左右手运动的脑电特征提取 [J]. 传感技术学报, 2010, 23 (9): 1220 - 1225.

[5] 李明爱, 王蕊, 郝冬梅. 想象左右手运动的脑电特征提取及分类研究 [J]. 中国生物医学工程学报, 2009, 28 (2): 166 - 170.

[6] 葛哲学, 沙威. 小波分析理论与 MATLAB R2007 实现 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2007: 120 - 121.

[7] Pfurtscheller G, Lopes da Silva F H. Event - related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles [J]. Clinical Neurophysiology, 1999, 110: 1842 - 1857.

[8] 万柏坤, 周仲兴, 刘哑伟, 等. 基于 ICA 与 PSD 的 ERD/ERS 信号检测 [J]. 天津大学学报, 2008, 41 (11): 1383 - 1390.

[9] 杨淑章. 模式识别与智能计算——Matlab 技术实现 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2008: 50 - 100.