

基于 ICA 的脑电信号 P300 少次自动提取

陈洪波¹, 李蓓蕾^{1,2}, 陈真诚¹

(1. 桂林电子科技大学生命与环境科学学院, 广西桂林 541004; 2. 桂林电子科技大学电子工程与自动化学院, 广西桂林 541004)

摘要: 提出一种基于 Infomax ICA 少次自动提取脑电信号 P300 成分的方法. 为了提高 ICA 分解的有效性, 对原始数据中的自发脑电信号和 P300 成分进行了均衡. 混合信号经过 ICA 分解后, 根据 IC 的固定时间模式的标准差来自动选择 P300 成分 IC, 最后重构得到 P300 成分. 实验结果是: 利用 6 试次实验数据经过本文方法处理后能自动得到 P300 成分, 与 29 试次平均结果(标准信号)相比, 它们之间的 Pearson 相关系数达 0.9035, 而 6 试次实验数据平均的结果与标准信号之间的 Pearson 相关系数为 0.5105. 结果表明, 该方法能有效的获取 P300 成分, 同时增强了 P300 成分少次提取的客观性.

关键词: 独立分量分析; P300; 脑电; 固定时间模式

中图分类号: R318.04; TP391

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2012) 06-1257-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.06.032

Automatically Extract P300 Within Several Trials from EEG Based on ICA

CHEN Hong-bo¹, LI Bei-lei^{1,2}, CHEN Zhen-cheng¹

(1. School of Life and Environmental Science, Guilin University of Electronic Technology, Guilin, Guangxi 541004, China;

2. School of Electronic Engineering and Automatic, Guilin University of Electronic Technology, Guilin, Guangxi 541004, China)

Abstract: This paper puts forward a method for automatically extracting the P300 from electroencephalography (EEG) signals within several trials based on Infomax independent component analysis (ICA). An algorithm for signaling equilibrium is proposed to enhance the effectiveness of ICA decomposition. After the mixed signal is decomposed by Infomax ICA, the independent component (IC) of P300 is automatically selected according to the standard deviation of the fixed-temporal-pattern of the IC, and applied in P300 reconstruction. Experimental results show that the P300 can be obtained automatically after six trials on the experimental data, and the result of its Pearson correlation coefficient (PCC) within the average of 29 trials (standard signal) is 0.9035. However, the PCC of the average result of six trials and standard signal is only 0.5105, demonstrating the practical applicability of Infomax ICA. This algorithm enhances the objectivity of P300 extraction within several trials.

Key words: independent component analysis(ICA); P300; electroencephalography(EEG); fixed-temporal-pattern

1 引言

P300 作为一种重要的内源性事件相关电位(Event-Related Potential, ERP), 是受试者辨认“靶刺激”时, 在头顶中缝区域内诱发出的 300ms 左右潜伏期的正向电位. 作为一种 ERP, P300 成分很微弱, 由实际采集的脑电记录可发现, 它总是淹没在自发脑电(Sponlaneous EEG)中, 并伴随有眼动伪迹、50Hz 工频干扰以及其它电生理信号成分等. 从脑电(ElectroEncephaloGram, EEG)数据中提取 ERP 信号(P300)对认知神经科学的研究具有重要意义.

临床上使用的 ERP 检测仪器均采用相干平均技术, 但该方法存在缺陷: 多次平均忽略了试验之间 ERP

的差异, 而且多次刺激容易引起被试者的神经性疲劳, 从而影响波形. 因此, 国内外自 70 年代起, 对 ERP 的单次/少次提取成为生物医学信号处理领域的研究热点^[1,2].

目前关于 ERP 特征提取的研究方法有很多种: 匹配滤波、维纳滤波、自适应滤波^[3]、参数模型法、神经网络^[4]、小波分析^[5]、主成分分析^[6]以及奇异值检测等. 近年来出现的独立分量分析(Independent Component Analysis, ICA)方法^[7]提取 ERP 信号受到越来越多的关注. 根据用于 ICA 分解的原始数据来源的不同, ICA 方法在 ERP 中的应用主要有两个方面:

(1) 对单试次多导联 EEG 数据进行 ICA 分离.

在单试次多导联 EEG 信号中包含的信息非常复

杂,除了包括眨眼、眼动、肌肉活动、皮肤电位等伪迹外,ERP信号在大脑每个功能区的表现情况都不相同,很难采用ICA算法使ERP信号有效地得到分离,这种情况一般需要结合少次叠加平均来提取相应的ERP信号。

张宇等^[8]应用Fast ICA算法对32导联原始EEG信号进行分解,再经较少次叠加平均,从而达到快速提取P300目的.Jan R. Wessel等^[9]采用ICA分解多导联EEG数据后,利用各IC分量的时域及空域信息与相应的ERP地形图模板信息相比较来选择对应ERP分量的方法,增强了IC分量选择的客观性.Ling Zou等^[10]对四种ICA分解算法(AMUSE, SOBI, Infomax, and JADE)单试次提取ERP信号的性能做了比较,试图找到一种最优的获取ERP信号的ICA分解算法。

(2)对多试次单导联EEG数据进行ICA分离。

在同一实验单导联多试次EEG数据中,ERP信号一般比较稳定,它和自发脑电以及眼动、肌肉活动等伪迹之间也可认为是相互独立的,利用ICA方法可以将ERP信号从中分离出来。

Darshan Iyer等^[11]对模拟EP脑电数据及实际的听觉N100脑电记录采用三种方法分析发现,ICA方法相比于总平均方法及小波分析方法,能够对真正的EP信号潜伏期有更好的估计,提取出的听觉N100信号更为光滑且精确.Hung Chih-I^[12]等提出利用ICA方法从EEG数据中提取皮层感觉诱发电位(SSEP),人为地构造时域SSEP模板或时频SSEP模板,并试图利用这些模板来自动选择所需要的独立分量。

可以发现,利用ICA方法对单导联多试次EEG数据进行分解能得到更好的结果.但在我们查阅的文献中,都是需要通过人工方式(或需要人工干预)来选择ERP信号独立分量.到目前为止,还没有发现根据ERP的特性来自动选择独立分量的报导,这将限制了该方法在ERP信号提取的临床应用。

本文提出了一种基于ICA的实际脑电记录中P300成分自动提取的方法.利用Infomax ICA对混合信号进行分解后,每个独立分量有一个对应的固定时间模式,它反映了该独立分量在各个参与分解的混合信号(各试次EEG数据)中的变化情况.可以根据该变化情况来选择需要的P300成分对应的独立分量,以实现P300成分从EEG数据中有效分离。

2 P300少次自动提取方法

2.1 信号均衡

由刺激诱发的P300成分波幅比自发脑电要小得多,两者构成小信号与大噪声的关系,能量差距悬殊,这种差距将影响ICA方法提取P300成分的准确性。

从数学的角度来说,如果 R 表示单试次噪声量, N 表示试次数,那么 N 个试次的迭加平均波形的噪声量就等于 $(1/\sqrt{N}) \times R$,也就是说,迭加平均波形中的残留噪声下降程度与迭加平均次数的平方根成正比,这也是迭加平均求ERP波形的理论基础.因此,可以采取少次平均的方法来对采集到的脑电数据中的信号进行均衡。

对于在 n 试次中选取 m 试次数据进行(信号均衡)迭加平均,总共可得到 $C_n^m (m < n)$ 个混合信号,经过信号均衡之后的混合信号可以直接参加ICA分解。

2.2 ICA分解

ICA方法根据参与分解的混合信号的组织形式不同,分为时域ICA(temporal ICA, TICA)以及空域ICA(spatial ICA, SICA)两种途径^[13]。

考虑到用于ICA分解的EEG数据的特殊情况,SICA相比TICA有两个优势:

(1)其运算量远远小于TICA方式,因为参与ICA分解的试次数通常比各试次数据的长度要少很多;

(2)SICA分解后,每个IC都有一个对应的固定时间模式,它反映的是各IC在各试次数据中变化的情况.自发脑电是随机变化的,故其时间模式波动较大,而ERP信号在各试次中是稳定的,故其时间模式波动较小.利用这一特点容易选取出ERP分量。

因此,本文采用的是SICA方式来分解.在SICA方式中,用于ICA分解的混合矩阵 X 的各行代表的是脑电记录中各试次的脑电数据,每一个行向量代表的是各试次数据的长度.采用Infomax ICA算法^[14]对这样组成的数据矩阵 X 作ICA分解,即 $S = WX$ 或 $X = W^{-1}S$,矩阵 S 的各行代表分解出的空间上互相独立的IC,而权重矩阵之逆 W^{-1} 的每一列即为相应IC的固定时间模式.而这固定时间模式反映了该IC分量在各个参与分解的混合信号中的变化情况,可根据该变化情况来选择需要的独立分量。

2.3 选择代表P300成分的IC分量

图1显示了经初步处理后的CZ导联中的脑电数据经Infomax ICA分解后所得到的IC及其对应固定时间模式标准差 σ .经过ICA分解后,假设得到两个在空间上相互独立的IC。

可看出,IC2的固定时间模式标准差比IC1的要大很多.这表明IC1所代表的信号在各个参与分解的试次数据中相对稳定,变化差异很小,根据P300成分在各试次数据中基本相同的特性可以确定该分量所代表的信号为P300成分.然而,IC2所代表的信号在各个参与分解的试次数据中的差异非常大,由此可认为IC2所代表的信号为随机的自发脑电信号.由此,可以有效地提取

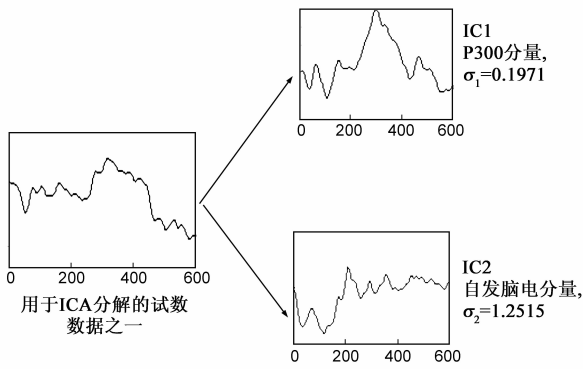


图1 P300成分IC与自发脑电IC

P300 成分所对应的 IC,从而达到将 P300 成分从混合信号中有效分离的目的. ICA 对混合信号分解后,可以利用标准差来选择 P300 成分 IC,标准差的定义为:

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_i)^2} \quad (1)$$

式中, σ_i 、 x_{ij} 及 \bar{x}_i 分别为第 i 个 IC 的时间模式的标准差、第 j 个值及其平均值; n 表示每一个时间模式的维数,即参与 ICA 分解的脑电数据试次数.

2.4 重构

根据上述方法选择出代表 P300 成分的 IC 分量后,将其余代表自发脑电的分量置零,通过利用解混矩阵的逆矩阵 W^{-1} 对其进行重构并反投影到头皮电极处,由此得到实际的脑电信号 P300. 即如下算式所得:

$$X' = W^{-1}S' \quad (2)$$

式中, S' 代表的是经 ICA 分解得到的代表各 IC 分量的数据矩阵, X' 为采用本论文提出的算法提取出的脑电信号 P300 结果.

2.5 算法描述

提取脑电信号中 P300 成分的过程如图 2 所示,具体分为四个步骤:

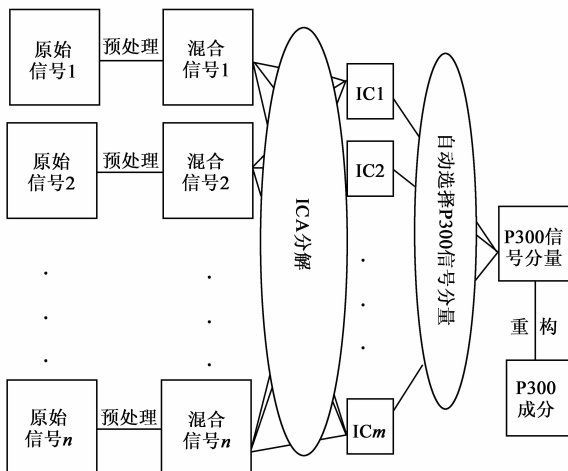


图2 基于ICA算法自动提取P300成分

步骤 1 利用 Neuroscan 脑电采集分析系统自带的

软件对实验数据的初步处理,即去除眼电、肌电、工频干扰等.然后利用本文提出的脑电数据中的信号进行能量均衡方法得到用于 ICA 分解的混合信号;

步骤 2 利用 Infomax ICA 对混合信号进行分解,得到若干个 IC;

步骤 3 根据各 IC 的固定时间模式的标准差 σ 的大小选择代表 P300 成分的 IC 分量;

步骤 4 利用选择出来的 IC 分量重构得到 P300 成分.

3 P300 实验记录

3.1 刺激材料和任务

屏幕中央随机出现 2 或 8 两个数字,其中“2”为靶刺激,出现的概率为 20%;“8”为非靶刺激,出现的概率为 80%,二者随机出现.每个刺激呈现的时间为 50ms,刺激间隔在 800ms 至 1200ms 内随机.

被试者为一名健康的男大学生,端坐于显示屏前,双眼平视屏幕中心,距离屏幕 70cm.实验过程中,要求被试注视屏幕中央,当出现“8”时,不做任何动作;出现“2”时,尽快尽准确地按一次鼠标左键.

3.2 EEG 记录

采用 Neuroscan 64 脑电记录分析系统,电极采用 Ag/AgCl 电极,电极的放置采用国际 10/20 系统标准.同时记录 64 导 EEG 数据以及水平眼动和垂直眼动,双侧乳突连线作参考电极,皮肤-电极阻抗 $< 5k$.本实验总共采集 196 试次数据,其中靶刺激为 29 试次,非靶刺激为 167 试次.

4 实验结果分析与对比

4.1 实验结果评价方法

本文采取 29 试次脑电数据的迭加平均结果作为 P300 成分(总平均波形)的标准信号.采用皮尔逊(Pearson)相关系数 ρ 来衡量本文算法提取的 P300 波形与总平均波形之间的相似程度. ρ 越大,则表明两者越相近.

在统计学中,皮尔逊积矩相关系数是用来度量两个变量 X 和 Y 之间的相互关系(线性相关)的,取值范围在 $[-1, +1]$ 之间.皮尔逊积矩相关系数在学术研究中被广泛应用来度量两个变量线性相关性的强弱.两个变量之间的皮尔逊积矩相关系数定义为:

$$\rho_{XY} = \frac{\text{cov}(X, Y)}{\sigma_X \sigma_Y} = \frac{E(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)}{\sigma_X \sigma_Y} \quad (3)$$

若用样本计算的协方差和标准差代替总体的协方差和标准差,则样本相关系数 ρ 定义为:

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (4)$$

4.2 P300 提取结果

图3显示了P300成分自动提取的结果,图3(a)为本文算法所提取的P300成分,参与信号均衡的试次数为5,参与分解的混合信号为4,总共利用了6试次脑电信号,ICA分解得到的IC数为2.图3(b)显示了6试次脑电数据平均的结果,图3(c)给出了29试次脑电数据的平均结果,即总平均波形,被认为是标准波形.

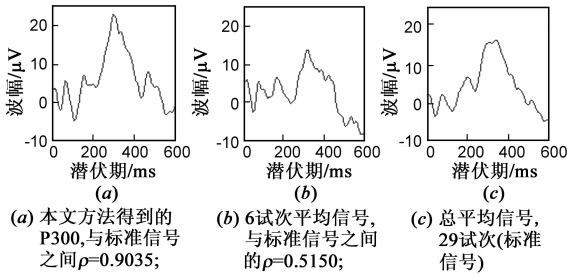


图3 P300提取结果比较

从波形的角度来看,本文算法提取的波形相对于相同试次的平均波形要好得多,与总平均波形更相近.另外,图3(a)与图3(c)之间的相关系数 ρ 为0.9035,而图3(b)与图3(c)之间的相关系数 ρ 只有0.5150,这说明本文算法能利用6试次数据可以得到比较满意的结果.

还可以发现,本文算法提取的波形的波幅要比总平均波形还要大,这是因为参与平均的试次过多,实验时间较长,被试比较容易疲劳,而导致P300成分在不同试次之间的也存在一定的差异所造成的,参与迭加平均的试次越多,结果信号的波幅将会越小.

4.3 靶刺激与非靶刺激产生P300效果对比

图4为本文算法所提取靶刺激、非靶刺激分别产生的P300成分,参与信号均衡的试次数为5,参与分解的混合信号为4,总共利用了6试次脑电信号,ICA分解得到的IC分量数为2.可以发现,靶刺激波形相对于非靶刺激波形P300成分非常明显.而在6试次数据平均方法得到的结果中,靶刺激波形相对于非靶刺激波形

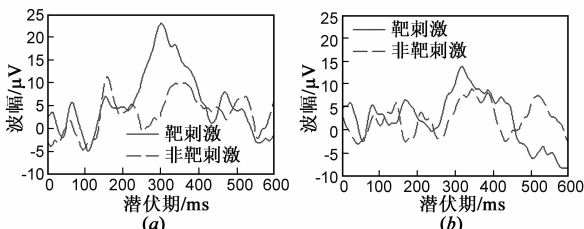


图4 靶刺激、非靶刺激下P300成分效果图

P300成分并不明显.

4.4 实验结果

本文分别采用少次平均方法以及本文提出的算法对6名健康被试者的P300实验数据进行了对比分析,提取结果如表1所示.

表1 P300实验结果

序号	被试对象	靶刺激总数	信号均衡次数	参与ICA方法的试次数	少次平均结果相关系数	本文方法相关系数
1	男性	29	5	4	0.5150	0.9035
2	男性	29	4	3	0.5394	0.8770
3	男性	28	4	3	0.7508	0.8506
4	女性	29	5	4	0.6398	0.7077
5	女性	28	4	4	0.8283	0.9789
6	女性	28	5	5	0.4369	0.6935

5 讨论

利用ICA方法对实际脑电记录数据进行分解提取P300成分时,有3个方面会影响提取效果:信号均衡的试次数、参与ICA分解的混合信号数、分解得到的IC分量个数.在这一小节中,对这三个影响因素进行讨论分析.

5.1 参与信号均衡的试次数对结果的影响

根据迭加平均后随机信号的变化情况,如果参与信号均衡的试次数太多,自发脑电信号在混合信号中比P300成分要小很多;然而,如果参与的试次数太少,自发脑电信号比P300成分大很多,这两种情况都不利于ICA分解.

经过测量,本文采集的脑电数据的波幅约为11~45 μV ,而经过29试次平均得到的P300成分约为7~20 μV ,即在采集的数据中自发脑电信号约为P300成分的2~3倍,那么可以采取4~9试次的数据参与信号均衡即可.多次试验结果表明,采用5试次原始脑电信号参与信号均衡,可以得到较好的结果.

5.2 参与ICA分解的混合信号数对提取P300的影响

参与ICA分解的混合信号数不同,P300的提取效果也不尽相同.理论上讲,参与ICA的混合信号数达到无穷大时,提取效果为最好.但是,随着参与分解的混合信号数增加,ICA的计算量也会加大,分解速度减慢.图5给出了信号均衡的试次数及IC分量数目一定时,分离结果波形与总平均波形之间相关系数 ρ 随参与ICA的混合信号数的关系.由图所示,随着参与分解的混合信号数增加, ρ 呈上升趋势.本文实验提取P300成分时选取参与ICA的混合信号数为4.

5.3 IC数对结果的影响

在被试的脑电记录中,至少应该包含两个分量,自

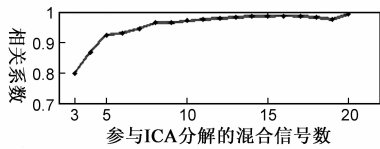


图5 ICA方法提取P300与总平均之间 ρ 随参与ICA的混合信号数的变化关系(信号均衡试次为5, IC分量为2)

发脑电 EEG 和 P300 成分. 当两者完全分离时, 提取出的 P300 成分效果最佳. 图 6 显示了当信号均衡的数据试次数及参与 ICA 的混合信号数一定时, 分离结果波形与总平均波形之间相关系数 ρ 随 IC 分量数目的关系. 从图中可以看出, 随着 IC 数目的增加, 相关系数 ρ 呈下降趋势, 说明 P300 成分提取效果变差. 经过信号均衡后, 自发脑电信号与 P300 成分基本保持均衡, 在混合信号中的强度基本相同, 因此混合信号可以认为由两个信源信号组成, 当 IC 数为 2 时能够将两者有效的分离. 而当 IC 数大于 2 时, 在每个 IC 里所包含的信号可能既有自发脑电信号成分, 也有 P300 成分, 两者不能完全地分开, 从而影响了分离结果的有效性.

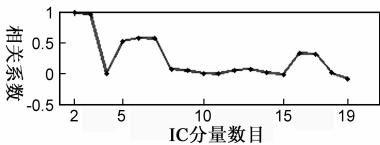


图6 ICA方法提取P300与总平均之间 ρ 随IC数目的变化关系(信号均衡试次为5, 参与ICA的混合信号数为20)

6 总结

本文提出一种基于 Infomax ICA 少次自动提取 P300 成分的算法. P300 成分提取实验中采集的脑电数据可看作是由两种成分组成, 一种是随机变化的自发脑电 EEG, 另一种是波形和潜伏期恒定的 P300 成分. 由于两者是相互独立的, 可以利用 ICA 方法对脑电数据进行分解, 提取出 P300 成分.

提出了自发脑电信号和 P300 成分均衡方法以解决两者在原始数据中的能量相差较大的问题, 加强 ICA 分解的有效性. 经 ICA 分解后, 利用 IC 分量的固定时间模式的特点实现自动提取出代表 P300 成分对应的 IC, 再将其重构提取出 P300 成分.

实验结果是: 利用 6 试次实验数据经过处理后能自动提取出 P300 成分, 与标准信号相比, 它们之间的 Pearson 相关系数达 0.9035, 而 6 试次实验数据平均的结果与标准信号之间的 Pearson 相关系数为 0.5150. 结果表明, 该方法具有较好实用性, 增强了 P300 成分少次提取的客观性. 该方法可推广到认知神经科学研究、临床诊断中的 P300 成分的自动提取, 可以增强提取的客观性, 同时还可以减少因试次数过多对提取结果的影响.

参考文献

- [1] 陶彩林, 邹凌, 马正华, 周仁来. 诱发电位单次提取技术的研究进展[J]. 生物医学工程学杂志, 2009, 26(5): 1158 - 1161.
TAO Cai-lin, LING Zou, MA Zheng-hua, ZHOU Ren-lai. Progress in single extraction of evoked potential[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2009, 26(5): 1158 - 1161. (in Chinese)
- [2] 张和发, 李立萍, 杨小牛, 李万春. 一种适用于微弱信号盲提取的白化方法[J]. 电子学报, 2011, 39(6): 1297 - 1301.
ZHANG He-fa, LI Li-ping, YANG Xiao-niu, LI Wan-chun. An efficient whitening method for weak signal extraction[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(6): 1297 - 1301. (in Chinese)
- [3] Rahman MZU, Shaik RA, Reddy DVRK. Cancellation of artifacts in ECG signals using block adaptive filtering techniques [J]. Software Tools and Algorithms for Biological Systems, 2011, 696: 505 - 513.
- [4] Feng Zhen, Zhang Suo-di. Intelligent diagnosis on ERP performance by using classified wavelet neural network[J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(4): 243 - 244, 248.
- [5] 罗志增, 李文国. 基于小波变换和盲信号分离的多通道肌电信号处理方法[J]. 电子学报, 2009, 37(4): 823 - 827.
LUO Zhi-zeng, LI Wen-guo. A method of multi-channel EMG disposal based on wavelet transform and blind signal separation [J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(4): 823 - 827. (in Chinese)
- [6] S Aviyyente, E M Bernat, S M Malone, et al. Time-frequency data reduction for event related potentials: Combining principal component analysis and matching pursuit [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2010, 11(55): 289 - 571.
- [7] 万柏坤, 朱欣, 杨春梅, 高扬. ICA 去除 EEG 中眼动伪差和工频干扰方法研究[J]. 电子学报, 2003, 31(10): 1571 - 1574.
WAN Bai-kun, ZHU Xin, YANG Chun-mei, GAO Yang. Study on applying independent component analysis to remove blink artifacts and power noise in EEG[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(10): 1571 - 1574. (in Chinese)
- [8] 张宇, 张建华, 王行愚, 等. 基于 Fast ICA 的 P300 电位快速提取方法[J]. 华东理工大学学报(自然科学版), 2009, 35(5): 750 - 755.
ZHANG Yu, ZHANG Jian-hua, WANG Xing-yu, et al. A fast ICA-based approach to extracting P300 potential[J]. Journal of East China University of Science and Technology(Natural Science Edition), 2009, 35(5): 750 - 755. (in Chinese)
- [9] Jan R Wessel, Markus Ullsperger. Selection of independent components representing event-related brain potentials: A data-driven approach for greater objectivity[J]. NeuroImage, 2011,

54:2105 – 2115.

- [10] Ling Zou, Suolin Duan, Zhenghua ma, Changchun Yang. Single-trial event related potentials extraction by using independent component analysis[A]. 2nd International Conference on Biomedical Engineering and Informatics (BMEI'09) [C]. Tianjin: IEEE Press, 2009. 1 – 5.
- [11] Darshan Iyer, George Zouridakis. Single-trial evoked potential estimation: Comparison between independent component analysis and wavelet denoising [J]. Clinical Neurophysiology, 2007, 118:495 – 504.
- [12] Hung Chih-I, Yang Yea-Ru, Wang Ray-Yau, et al. Enhancement of signal-to-noise ratio of peroneal somatosensory evoked potential using independent component analysis and time-frequency template[J]. Journal of Medical and Biological Engineering, 2008, 28(3): 161 – 166.
- [13] 陈洪波, 陈真诚, 汤井田. 基于 ICA 的同场景多幅图像中的强噪声抑制[J]. 电子科技大学学报(自然科学版), 2010, 39(2): 209 – 213.
CHEN Hong-bo, CHEN Zhen-cheng, TANG Jing-tian. Strong noise pollution control in multiple copy images[J]. Journal of the University of Electronic Science and Technology of China, 2010, 39(2): 209 – 213. (in Chinese)
- [14] Lee TW, et al. Independent component analysis using an extended infomax algorithm for mixed Subgaussian and Super-gaussian sources[J]. Neural Computation, 1999, 11(2): 409 – 33.

作者简介



陈洪波 男, 博士, 副教授, 1972 年出生于湖南株洲. 桂林电子科技大学生命与环境科学学院副院长, 主要从事生物医学信息处理方面研究.

E-mail: hongbochen@163.com



李蓓蕾 女, 硕士研究生, 1986 年出生于河北邢台. 研究方向为生物医学信号检测与信息处理.

E-mail: beilei040810@163.com



陈真诚 男, 博士, 教授, 博士生导师, 1965 年出生于湖南永州. 桂林电子科技大学生命与环境科学学院院长, 主要从事生物传感器与智能仪器、生物医学信息处理方面的研究.

E-mail: chenzhcheng@163.com