

文章编号:1006-3080(2009)05-0750-06

基于 FastICA 的 P300 电位快速提取方法

张 宇, 张建华, 王行愚, 金 晶

(华东理工大学信息科学与工程学院, 上海 200237)

摘要:从两个方面研究了快速独立分量分析(Fast Independent Component Analysis, Fast ICA)方法在诱发脑电P300少次提取中的应用,并给出了针对健康和残疾被试的实验结果。首先,利用FastICA对观测信号进行去噪,然后对去噪后的P300分量进行较少次叠加平均,并对提取出的健康和残疾被试的P300特征进行了详细的比较分析;然后,从模式识别的角度出发,逐渐减少叠加次数,分别考察了根据提取出的P300特征进行靶刺激和非靶刺激识别的难易程度。实验结果表明了FastICA方法用于P300较少次提取的有效性。

关键词:快速独立分量分析; 脑电信号 EEG; 靶刺激; 残疾被试

中图分类号:TP18; R318.04

文献标志码:A

A FastICA-based Approach to Extracting P300 Potential

ZHANG Yu, ZHANG Jian-hua, WANG Xing-yu, JIN Jing

(School of Information Science and Engineering, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China)

Abstract: From two aspects, this paper analyzes the application of fast independent component analysis (FastICA) algorithm in the extraction of P300 by a few trials averaging, and presents simulation results for both normal and disabled subjects. Firstly, the noises are removed from the observed signals by using FastICA, and a few P300 trials are averaged. The features of P300 for both normal and disabled subjects are analyzed. Secondly, in terms of pattern recognition, the number of trials is reduced successively, and the difficulties of distinguishing targets stimuli from non-target ones based on the features are analyzed. The results illustrate the validity of FastICA in the application of the fast extraction of P300.

Key words: FastICA; electroencephalogram (EEG); target stimuli; disabled subjects

盲源分离技术在通讯、语音信号处理、生物医学信号处理、阵列信号处理以及一般信号分析等方面有非常重要的应用价值,但如何从由未知信号混合得到的观测信号中分离出原始信号,一直是棘手的技术难题。本文主要研究从含有各种伪迹和噪声的脑电信号(Electroencephalogram, EEG)中提取出

P300事件相关电位的技术难题。传统的处理方法包括相干平均法、小波变换法、维纳滤波法等。赵丽^[1]针对健康被试的P300提取问题对相干平均和小波变换两种方法进行了比较研究,结果表明:小波变换方法的P300提取效果并不理想,且实验中所选取的小波分解尺度3仅是根据经验得到的,并无

收稿日期:2008-10-08

基金项目:国家自然科学基金项目(60775033, 60674089);上海市浦江人才计划项目(07PJ14031);上海市重点学科项目(B504)

作者简介:张 宇(1986-),男,重庆人,硕博连读生,研究方向:基于脑机接口技术的控制及应用。

通讯联系人:张建华,E-mail:zhangjh@ecust.edu.cn

可靠依据。近年来,针对多源信号盲分离这一问题,研究得比较多的是一种新的信号分解技术——独立分量分析(Independent Component Analysis, ICA)。该方法的基本思路是以非高斯信号为研究对象,在独立性假设的前提下,对多通道观测信号进行盲源分离^[2]。目前已提出了多种ICA算法,并且采用这些算法对原始信号进行提取已获得了比较理想的研究结果^[3~4]。FastICA 是一种比较有效、实用的ICA扩展算法,与其他扩展的ICA算法相比,它既具有比较快的收敛速度,也不要非常复杂的矩阵运算或张量计算^[5]。

目前,对于P300提取的研究大多数是基于健康被试的,而基于残疾被试的研究则相对较少。为此,本文应用FastICA对健康和残疾被试的P300进行快速提取,并对相应的实验结果进行了比较研究,验证了该算法的有效性。

1 独立分量分析(ICA)

ICA问题可简单描述为:假定从N个通道获得N个观测信号 $\mathbf{x}_i(i=1,2,\dots,N)$,每个观测信号是由M个独立源信号 $s_i(i=1,2,\dots,M)$ 线性混合而成,即:

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{As}(t) \quad (1)$$

式中: $\mathbf{x}=[x_1, x_2, \dots, x_N]^T$ 和 $\mathbf{s}=[s_1, s_2, \dots, s_M]^T$ 是观测信号矢量和源信号矢量; \mathbf{A} 是 $N \times M$ 维未知混合矩阵。由于独立源 \mathbf{s} 和混合矩阵 \mathbf{A} 都是未知的,显然用常规的信号处理手段无法解决盲源分离这一实际问题。ICA的基本思路就是估计出一个分离矩阵 $\mathbf{w}=\mathbf{A}^{-1}$,以实现从多通道观察信号中分离出相互独立的信源(独立分量),即 $\mathbf{s}'=\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}$,并希望 \mathbf{s}' 能较好地逼近真实源信号 \mathbf{s} 。

2 快速独立分量分析(FastICA)

FastICA是一种基于牛顿固定点迭代原理以及负熵最大化准则的分离算法,它通过重复地迭代来寻找 $\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}$ 的非高斯性最大值。衡量非高斯性的公式见式(2)。

$$N(s_i) = K[E(G(s_i)) - E(G(y_{\text{Gauss}}))]^2 \quad (2)$$

$$i = 1, 2, \dots, n$$

式中: K 是正常数; $G()$ 是非二次函数,可根据文献[6]的选取原则进行选择; $E()$ 表示数学期望; y_{Gauss} 为具有和 \mathbf{s} 相同方差的高斯变量。由式(3)

$$s_i = w_i^T \mathbf{x} \quad (3)$$

即可得到一个待估计的源信号向量。

2.1 观测信号的预处理

信号预处理包括中心化处理和白化处理。具体过程如下:

(1) 中心化(又称“去均值”)。该过程是从观测信号中减去信号的均值向量 $\mathbf{P}=E(\mathbf{x})$,使得观测信号成为零均值变量,从而简化ICA算法。

(2) 白化处理。该处理是对观测信号 \mathbf{x} 作线性变换:

$$\mathbf{x}' = \mathbf{V}\mathbf{x} \quad (4)$$

使白化后的各分量 \mathbf{x}'_i 互不相关,且为单位方差,即 $E(\mathbf{x}' \mathbf{x}'^T) = \mathbf{I}$ 。通常采用主分量分析(Principal Component Analysis, PCA)来对数据进行白化处理,这时 \mathbf{V} 为 \mathbf{x} 的特征值相对应的特征向量组成的正交矩阵的转置。PCA是常用的多通道数据分析方法。

2.2 独立分量提取

利用FastICA对经中心化处理和白化处理后的信号进行去噪(即对其进行独立分量提取),具体过程如下:假设 w_i 为分离矩阵 \mathbf{w} 的一个列向量, \mathbf{x}' 是经中心化和白化处理后的数据,具有零均值和单位方差,设待估计的一个源信号向量为 $s_i=w_i^T \mathbf{x}'$,代入式(2)得:

$$N(s_i) = N(w_i^T \mathbf{x}') = K[E(G(w_i^T \mathbf{x}')) - E(G(y_{\text{Gauss}}))]^2 \quad (5)$$

于是负熵判据可以这样理解:寻找 w_i ,使得 $N(s_i)$ 达到极大,就可以获得一个独立分量 $s_i(t)$ 。因为 $E(G(y_{\text{Gauss}}))$ 是一个常数,求 $s_i=w_i^T \mathbf{x}'$ 的负熵极大值,等价于求 $E(G(w_i^T \mathbf{x}'))$ 的极大值。在约束条件 $E((s_i=w_i^T \mathbf{x}')^2)=E(w_i^T w_i)=1$ 下,构造代价函数: $F(w_i)=E(G(w_i^T \mathbf{x}'))+\lambda[E(w_i^T w_i-1)]^2$ 。求 w_i ,使得 $F(w_i)$ 达到极大值,令 $f(w_i)=\frac{\partial F(w_i)}{\partial w_i}=0$,利用牛顿迭代法求解 w_i ,得到迭代公式(6):

$$w_i(k+1) = w_i(k) - \frac{f(w_i(k))}{f'(w_i(k))} \quad (6)$$

式中: $f'(w_i(k))=E(\mathbf{x}'^T \mathbf{x}' G''(w_i^T \mathbf{x}'))-\beta \mathbf{I}=E(G''(w_i^T \mathbf{x}'))-\beta \mathbf{I}$; $\beta \mathbf{I}=E(w_i^T \mathbf{x}' G'(w_i^T \mathbf{x}'))$ 。这样,迭代公式又可以写为:

$$w_i(k+1) = w_i(k) - \frac{E(\mathbf{x}' G'(w_i^T(k) \mathbf{x}')) - \beta w_i(k)}{E(G''(w_i^T(k) \mathbf{x}')) - \beta \mathbf{I}} \quad (7)$$

进一步可写为:

$$w_i(k+1) = E(\mathbf{x}' G'(w_i^T(k) \mathbf{x}')) - E(G''(w_i^T(k) \mathbf{x}')) w_i(k) \quad (8)$$

根据式(6)可递推求得 w_i , 进一步计算 $w_i^T x'$, 便可分离出一个独立分量。值得注意的是, 每次迭代完成之后, 应对 w_i 进行一次归一化处理, 即

$$w_i \leftarrow w_i / \| w_i \| \quad (9)$$

以确保分离的结果具有单位能量。对多个独立分量的提取, 需在提取每个独立分量后, 从观测信号中减去这一独立分量。重复上述分离过程, 直到所有独立分量完全分离^[7]。

3 数据采集

本文采用的原始数据集由瑞士联邦工学院(EPFL)的BCI研究组提供^[8]。采样率为2 048 Hz, 研究对象包括4个残疾被试(S1~S4)(见表1)和3个健康被试(S5~S7)。每次实验中指定一个目标图像(共6个图像, 编号为1~6)对被试进行刺激(即靶刺激)。实验安排如下: 每个被试完成4次记录过程, 每次记录包括6个闪烁序列, 每6个图像对应于1个闪烁序列。该数据集中各闪烁序列中所包含的闪烁块为21~25个, 由实验具体情况而定。实验选用的6个图像见图1。

表1 4个残疾被试的生理特征

Table 1 Physiological characteristics of four disabled subjects

	S1	S2	S3	S4
Diagnosis	Cerebral	Multiple sclerosis	Late-stage amyotrophic lateral sclerosis	Traumatic brain and spinal-cord injury, C4 level
Age	56	51	47	33
Age at illness onset	0(perinatal)	37	39	27
Sex	M	M	M	F

Note: Other three normal subjects (S5~S7) were PhD students recruited from the laboratory, all male, aged at 30 ± 2.3

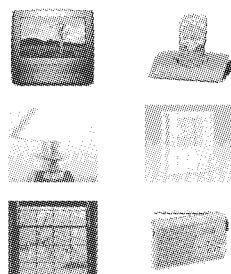


图1 实验使用的6种刺激图像

Fig. 1 Six stimulation images presented in the experiment

4 算法应用及结果比较

4.1 FastICA算法应用流程

由于实验采集的EEG信号非常微弱并且通常包含各种噪声干扰或伪迹, 如: 心电、眼电以及外界干扰等。所以要从其中提取出效果较好的P300十分困难, 一般需要对原始EEG信号进行多次的叠加平均。本文首先应用FastICA算法对原始EEG信号进行去噪, 然后通过较少次的叠加平均来提取P300, 从而达到快速提取的目的。为了说明FastICA算法的优点, 本文还采用直接叠加平均法提取P300, 并对这两种不同处理方法下提取的P300进行比较。假设某次闪烁序列所采集到的EEG信号为矩阵 $X_{32 \times M}$, 其中, 32指电极个数, M 指此次闪烁序列中单个电极的样本数。FastICA算法的应用流程如下:

(1) 信号预处理。首先从 $X_{32 \times M}$ 中减去其均值向量, 得到 $X_{32 \times M}^{\text{new}}$, 再将其代入式(4)并利用PCA对其进行白化处理, 得到 $X'_{32 \times M}$ 即为预处理后的信号矩阵。

(2) 估计分离矩阵。将 $X'_{32 \times M}$ 代入式(8), 并结合式(9)对分离矩阵 w 进行估计, 其中 $G() = \tanh()$, 初始分离矩阵 $w(0)$ 为随机生成的具有零均值和单位方差的 32×32 维矩阵。

(3) 计算独立源信号。将 $X'_{32 \times M}$ 和估计出的分离矩阵 w 代入式(3)得到分离出的独立源信号矩阵 $S_{N \times M}$, 其中 N 为分离出的独立源个数。

(4) 计算去噪后的EEG信号。通过观察将 $S_{N \times M}$ 中噪声独立源所对应的行置零, 得到不含噪声的独立源信号矩阵 $S'_{N \times M}$ 。将其与 w 代入式(1), 这里 $A = w^{-1}$, 从而得到已去除伪迹和噪声的EEG信号 $X''_{32 \times M}$ 。

(5) 叠加提取P300。按照刺激序列的顺序随机在 $X''_{32 \times M}$ 中取不同时刻的 K 个靶刺激, 分别从这 K 个靶刺激往后取 400 ms 范围内的数据组成 K 个数据段, 并对这 K 个数据段进行叠加平均(即 K 次叠加平均), 最后绘制提取出的P300波形($K=8$)。图2为FastICA算法应用流程图。

直接叠加平均法的应用则是直接对初始EEG信号 $X_{32 \times M}$ 执行步骤(5)即可, 这时取 $K=16$ 。

4.2 波形的比较与分析

以被试S7的第3次记录过程的第1个闪烁序列中所提取出的P300为例进行分析比较。取Pz导数据所生成的波形图如图3所示。从图3可以看

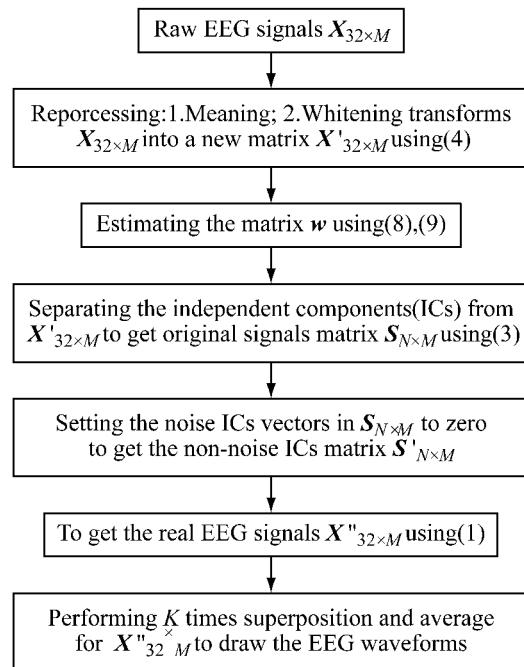


图2 FastICA算法应用流程图

Fig. 2 Flow-chart for the application of FastICA

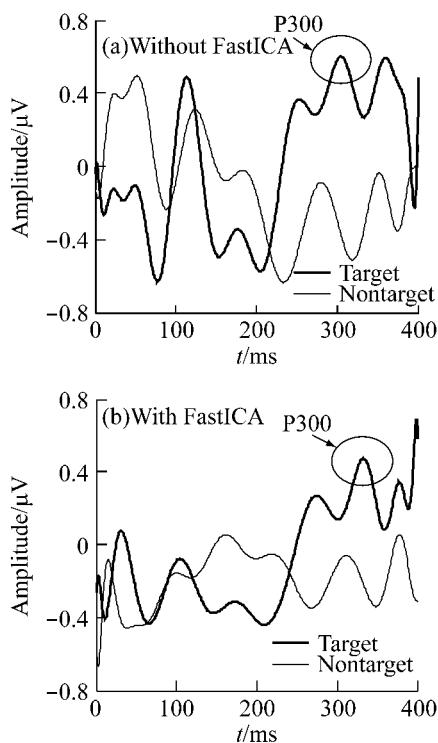


图3 靶刺激与非靶刺激下的EEG波形

Fig. 3 EEG waveforms under target and non-target stimuli

出,两种不同处理情况下,靶刺激与非靶刺激的EEG波形都可以比较清楚地看出P300波形。经过FastICA去噪处理后的数据只进行了8次的叠加平均,未经FastICA去噪处理的原始数据则进行了16次的叠加平均。这两种不同处理情况下仿真出的靶刺激下的P300效果基本上是相当的,甚至有可能

前者的效果更好,这说明FastICA在P300的少次提取过程中起到了非常重要的作用。为了更好地验证FastICA对残疾被试P300的快速提取的效果,本文对两种不同处理情况下的残疾被试P300和健康被试P300做了具体的比较分析。

图4为原始数据直接叠加所得以及经FastICA处理后再叠加所得的残疾被试和健康被试的P300平均波形比较图。

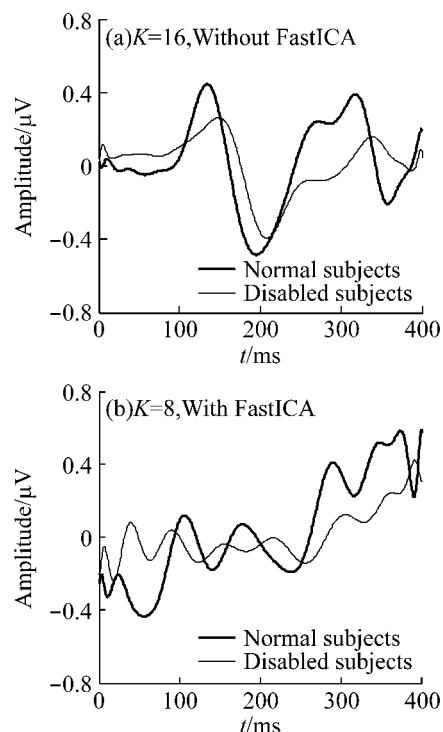


图4 P300平均波形比较

Fig. 4 Comparison for the average waveforms of P300

文献[9-10]的研究工作中都表现出了患有某些精神病的残疾被试的P300幅值比健康被试更低,潜伏期比健康被试更长。从图4a中可以看出原始数据直接叠加16次后得到的残疾被试P300确实符合这个现象。而从图4b中可以看出,经过FastICA去噪后再叠加8次所得到的残疾被试P300同样符合该现象。从表2可以更清楚地看出这个现象。另外,对比图4a和图4b还可以看出,对于残疾被试而言,经过FastICA去噪后再进行8次(少次)叠加所提取出的P300效果与未经FastICA去噪直接进行16次叠加所提取出的P300效果相当,甚至可能更好。结合对健康被试S7的比较,进一步表明了FastICA对于P300少次提取的有效性。

5 靶刺激识别结果及其分析

在逐渐减少叠加次数K的情况下,分别对经

FastICA去噪后的EEG信号 $\mathbf{X}_{32 \times M}''$ 及原始EEG信号反复执行4.1中的步骤(5),可得到两种处理方法下靶刺激与非靶刺激的EEG波形图,通过判断波形图中是否存在P300以区分靶刺激与非靶刺激,从而进一步说明FastICA在P300少次提取过程中所起的作用。这个思想是基于只有靶刺激下被试EEG波形才会出现P300电位。采用随机抽取的被试S5的第1次记录中的第2个闪烁序列Pz导所采集的数据进行分析。

图5为直接叠加次数 $K=16, 8, 6$ 时的靶刺激

和随机选取的某一非靶刺激的EEG波形比较图;图6为经FastICA处理后, $K=8, 6, 4$ 时的靶刺激和某一非靶刺激的EEG波形比较图。比较图5和图6中各波形图可以看出,随着叠加次数K的递减,从原始数据直接叠加仿真出的波形图中识别出靶刺激将越来越困难。当K减小到6时,几乎无法识别出靶刺激。而经FastICA去噪后再叠加仿真出的波形图中识别出靶刺激的难易程度变化并不大。即使当K减小到4时,仍能比较清楚地识别出靶刺激和非靶刺激(图6c)。从以上对比分析可以看出,

表2 残疾与健康被试的P300幅值及潜伏期

Table 2 Amplitudes and latencies of P300 for disabled subjects and normal subjects

Type of subjects	Subjects	Superposition (16 times)		FastICA and superposition (8 times)	
		Amplitude / μ V	Latency /ms	Amplitude / μ V	Latency /ms
Disabled subjects	S1	0.405 1	340.1	0.306 0	383.8
	S2	0.317 1	350.8	0.412 4	341.5
	S3	0.297 4	356.1	0.357 3	357.7
	S4	0.310 6	368.3	0.401 2	365.2
Normal subjects	S5	0.581 3	284.2	0.586 3	294.5
	S6	0.623 9	315.6	0.616 0	313.0
	S7	0.565 9	284.3	0.581 3	278.3

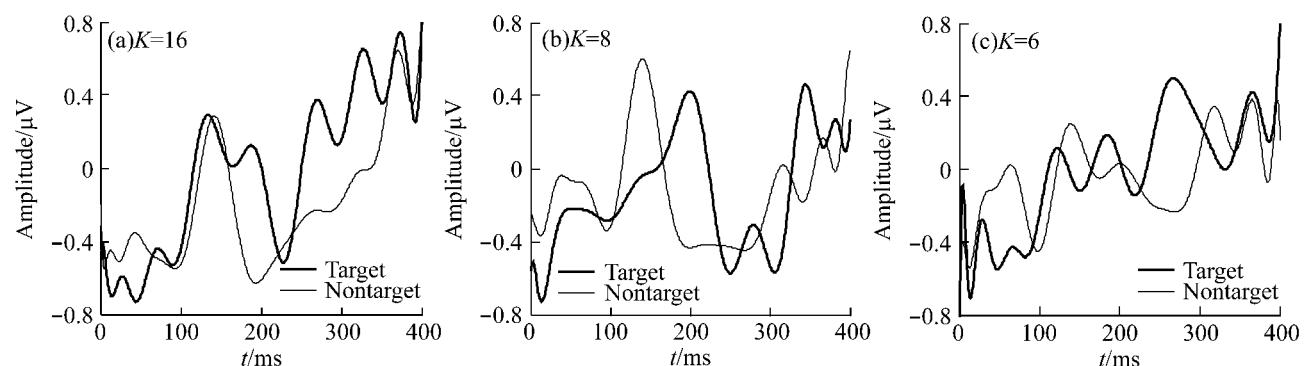


图5 直接叠加的EEG波形比较($K=16, 8, 6$)

Fig. 5 Comparison images of EEG waveforms by superposition ($K=16, 8, 6$)

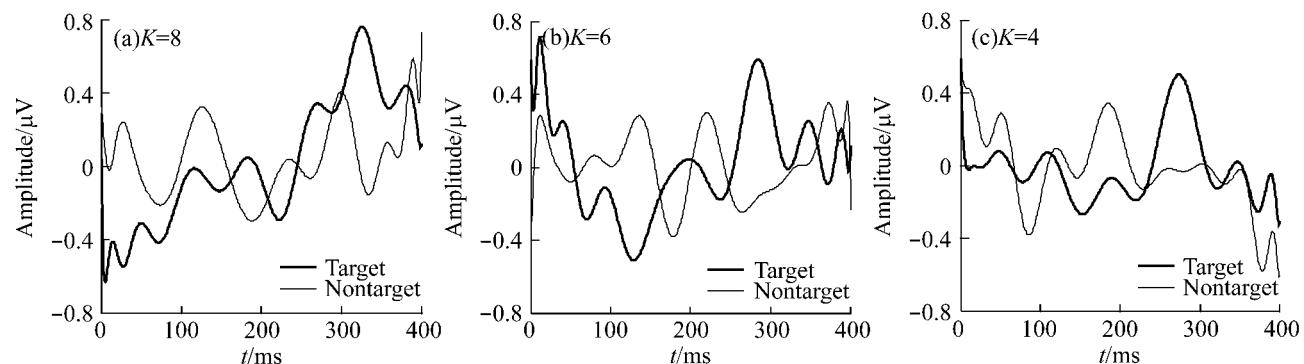


图6 经FastICA处理后叠加的EEG波形比较($K=8, 6, 4$)

Fig. 6 Comparison images of EEG waveforms by superposition after being disposed by FastICA ($K=8, 6, 4$)

当叠加次数减少到一定程度时,根据是否存在 P300 来区分靶刺激和非靶刺激波形就显得相当困难了。也就是说,直接叠加平均法使用的前提必须是要经过足够多次数的叠加。而对于 FastICA 去噪方法,即使叠加的次数较少,还是可以根据是否存在 P300 来比较清楚地区分出靶刺激和非靶刺激波形。本文从模式识别的角度出发,在逐渐减少叠加次数的情况下,分析了两种不同处理方法下从 P300 识别靶刺激的难易程度变化情况,并说明了 FastICA 对 P300 的少次提取确实是有效的。这也启发我们,在做各种脑电信号分类研究时,先利用 FastICA 对其进行去噪,然后再进行分类处理可能会得到更好的结果。

6 结束语

本文从两个方面对基于 FastICA 的 P300 的少次提取进行了研究。针对健康被试和残疾被试的 P300 提取结果进行了比较。结果表明无论是健康还是残疾被试,其 EEG 初始数据在经过 FastICA 去噪后只需进行比较少次的叠加平均即可达到与直接较多次叠加平均相当的 P300 提取效果。这充分表明了 FastICA 对于 P300 少次(快速)提取的有效性。同时本文的研究结果也表明了将经 FastICA 快速提取的残疾或健康被试 P300 用于医学或者 BCI 领域进一步研究的有效性和可靠性。

参考文献:

- [1] 赵丽,万柏坤. 基于 P300 的脑机接口系统研究[J]. 天津工程师范学院学报, 2005, 15(2):5-9.
- [2] 周卫东. 基于独立分量分析的生理信号盲源分析[J]. 山东生物医学工程, 2002, 21(2):4-6.
- [3] Liu Chengjun, Wechsler Harry. Independent component analysis of gabor features for face recognition [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2003, 14(4): 919-928.
- [4] Zhao Lianggu, Cao Jianting, Hoya T, et al. Analysis of single-trial visual evoked potential EEG data using independent component analysis approach [J]. Saitama Kogyo Daigaku Wakate Kenkyu Foramu Ronbunshu, 2004, 2: 121-124.
- [5] Nojun Kwak, CH Choi. Face recognition using feature extraction based on independent component analysis [J]. IEEE ICIP, 2002, 2: 337-340.
- [6] Hyvärinen A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 8(3): 622-634.
- [7] 吴正茂,孙云莲. 基于快速独立分量分析的多维混合信号盲分离[J]. 武汉大学学报:工学版, 2005, 38(4):38-41.
- [8] Ulrich Hoffmann, Jean-Marc Vesin, Touradj Ebrahimi, et al. An efficient P300-based brain-computer interface for disabled subjects [J]. Journal of Neuroscience Methods, 2008, 167: 115-125.
- [9] Urretavizcaya M, Moreno I, Benlloch L, et al. Auditory event-related potentials in 50 melancholic patients: Increased N100, N200 and P300 latencies and diminished P300 amplitude [J]. Journal of Affective Disorders, 2003, 74: 293-297.
- [10] Strandburg R J, Marsh J T, Brown W S, et al. Continuous process sing relatedevent potentials in children with attention deficit hyperactivity disorder [J]. J Biol Psychiatry, 1996, 40(10): 964-980.