

基于独立分量分析的脑电中眼电伪迹消除

刘长生^{1,2},唐艳¹,汤井田¹

LIU Chang-sheng^{1,2},TANG Yan¹,TANG Jing-tian¹

1.中南大学 信息物理工程学院,长沙 410083

2.长沙航空职业技术学院,长沙 410014

1.School of Info-physics and Geomatics Engineering,Central South University,Changsha 410083,China

2.Changsha Aeronautical Vocational and Technical College,Changsha 410014,China

LIU Chang-sheng,TANG Yan,TANG Jing-tian.Removal of ocular artifact from EEG based on ICA.Computer Engineering and Applications,2007,43(17):230-232.

Abstract: The method is to use ICA remove ocular artifact from EEG.It is possible to extract signals that are statistically independent,and identify the spatial map associated to the artifactual component by Infomax algorithm.So the method can remove artifactual component,This work shows that ICA can be a very useful technique.Satisfactory results illustrate the performance and validity of the algorithm.

Key words: independent component analysis;Infomax algorithm;electroencephalogram

摘 要: 利用独立分量分析的方法对脑电中眼电伪迹成分进行剔除。运用负熵最大算法将脑电信号分解成独立分量,利用伪迹脑地形图的特征,将伪迹分量分离,得到不含伪迹的脑电信号。实验结果表明,该算法具有较强的稳健性和实用性。

关键词: 独立分量分析;负熵最大算法;脑电信号

文章编号:1002-8331(2007)17-0230-03 文献标识码:A 中图分类号:TP391

1 引言

人类 EEG 反应了神经系统的活动,是分析大脑功能的重要工具。在临床应用中,自发 EEG 信号按照频率,可以被分为几种情况。它们分别是 δ 波(0.3 Hz-4 Hz), θ 波(4 Hz-8 Hz), α 波(8 Hz-13 Hz), β 波(13 Hz-30 Hz)。EEG 信号与大脑皮层疾病有关,例如:脑血管疾病,偏头痛和癫痫等。因此,分析和处理 EEG 信号,以及提取他们内部特征,对诊断和治疗疾病非常重要。EEG 信号非常微弱,而且很容易被外界伪迹干扰^[1],例如:眼部运动,肌肉和心脏噪音影响。眼电(EOG)干扰是其中一种主要的干扰信号,它会随机地出现在脑电信号中,且幅度一般较大。在临床脑电检查中,医生通常舍弃含有 EOG 干扰的脑电数据段,寻找较干净的脑电信号进行观测分析。但是舍弃数据段可能导致重要信息丢失。因此,眼动干扰消除方法的研究一直是脑电信号预处理中的重要内容。由于 EOG 的频谱与脑电信号频谱几乎完全混叠,因此用传统的频域滤波方法无法消除干扰。当前一般采用的方法有:自适应噪声抵消技术^[2],其要求提供同步测量的噪声参考源;回归分析法^[3],被用于流行 EEG 诊断软件中,例如:Neuroscan。其前提是建立一个正确的回归导联,该算法可能会错误地将某些含有伪迹的 EEG 信号剔除;主成分分析(PCA)算法^[4],是找到 EEG 信号中正交方向最大变化量。虽然 PCA 比回归技术要好,但是 EEG 信号并不是彼此正交。因此,PCA 不能有效地分离神经生理信号。

独立分量分析(Independence Component Analyse,ICA)是由盲源信号分离技术发展来的多道信号处理方法^[5]。其基本含义是将多道观察信号按照统计独立的原则通过优化算法分解为若干独立成分,从而实现信号的增强和分析。因为采集到的 EEG 信号是自发脑电信号与各种伪迹的线形混合,满足信号源独立的条件,从而适用 ICA 方法来除去伪迹^[6-8]。ICA 方法的判别依据根据度量各分量之间独立程度的判据不同,有多种形式,如:互信息极小、负熵最大、极大似然估计等。采用负熵最大原则来分析含有眼电干扰的脑电信号。

2 ICA 基础理论

假设源信号 $\mathbf{S}(t)=[s_1(t),s_2(t),\dots,s_N(t)]^T$ 是 N 个未知源信号矢量,其统计独立,且均值为零的。这意味着源信号的联合分布能够因式分解成边缘密度乘积的形式,如 $p(s)=\prod_i p_i(s_i)$ 。则观测信号 $\mathbf{X}(t)=[x_1(t),x_2(t),\dots,x_M(t)]^T$ 可以写成

$$\mathbf{X}(t)=\mathbf{A}\mathbf{S}(t) \quad (1)$$

这里 \mathbf{A} 是 $M \times N$ 维满秩混合矩阵。通过求解 $N \times M$ 列满秩混合分离矩阵 \mathbf{W} ,使得

$$\mathbf{Z}(t)=\mathbf{W}\mathbf{X}(t) \quad (2)$$

这里 $\mathbf{Z}(t)=[z_1(t),z_2(t),\dots,z_M(t)]^T$ 是对未知源信号的估计。当 $\mathbf{W}=\mathbf{A}^{-1}$ 时, $\mathbf{Z}(t)=\mathbf{S}(t)$,信号源被精确还原,否则, $\mathbf{Z}(t)$ 与 $\mathbf{S}(t)$

基金项目:长沙航空职业技术学院基金资助(No.05-03)。

作者简介:刘长生(1966-),男,在读博士,副教授,研究方向:教学管理、计算机应用、地球探测与信息技术;唐艳(1975-),女,在读博士,讲师,研究方向:计算机应用、生物医学工程;汤井田(1965-),男,博士,教授,博士生导师,研究方向:地球探测与信息技术、生物医学工程。

之间存在比例和顺序不定性。

3 数据处理

(1) 测量信号白化

在对信号进行 ICA 之前,最好对信号进行白化处理。对测量数据线性变化预处理后,信号零均值,方差为 1,从而除去信号的相关性,降低维数。所谓“白化”即寻找一线性变换矩阵 V ,使变换后向量 $y=Vx=(VA)s$ 的自相关矩阵为单位阵 I 。

$$\begin{aligned} E\{yy^T\} &= E\{Vx(Vx)^T\} = E\{(VA)ss^T(VA)^T\} = \\ & (VA)E\{ss^T\}(VA)^T = (VA)(VA)^T = I \end{aligned} \quad (3)$$

由式(3)可以看出白化后的混合矩阵 $\tilde{A}=VA$ 为正交矩阵,新的观测向量为具有单位方差。实验采用特征值分解预处理方法(EVD),其如下式定义:

$$VV^T = E\{(x-E\{x\})(x-E\{x\})^T\} = DAD \quad (4)$$

这里 A 表示对角矩阵,由协方差矩阵 $C_x = E\{(x-E\{x\})(x-E\{x\})^T\}$ 的 m 最大特征值组成。 x 是测量信号, D 代表由相应特征值组成的矩阵。信号 x 做上述式变换后,得到白化信号 y :

$$y = A^{-\frac{1}{2}} D^{-\frac{1}{2}} (x - E\{x\}) \quad (5)$$

(2) 负熵最大(Infomax)算法

负熵是基于信息理论上熵的概念。随机变量的熵可解释为给定观察变量的信息度,越随机,熵越大。Infomax 算法充分利用神经网络的知识,其原理是最大化一个具有非线性输出神经网络的输出熵(或信息流)。对负熵进行近似计算:

$$J(z_i) = k[E\{G(z_i)\} - E\{G(v)\}]^2 \quad (6)$$

式中 v 是与 z_i 具有相同方差的高斯随机变量。实验中取 $G(z_i) = \log(\cosh(z_i))$

根据 $Z(t) = W^T Y(t)$,从而得 ICA 的负熵判据相当于 $E\{G(w^T y)\}$ 取极大值。在约束 $\|w\|^2 = 1$,构造如下目标函数:

$$F(w) = E\{G(w^T y)\} + \lambda (\|w\|^2 - 1)^2 \quad (7)$$

求 w ,使得 $F(w)$ 取极大值,即相当于对 $F(w)$ 求导:

$$f(w) = \frac{\partial f(w)}{\partial w} \quad (8)$$

可以得到 ICA 的递推公式:

$$w(k+1) = w(k) - \frac{f(w(k))}{f'(w(k))} \quad (9)$$

对 w 迭代一遍后,进行归一化:

$$w(k+1) = \frac{w(k+1)}{\|w(k+1)\|} \quad (10)$$

迭代收敛后,就可求得到分离矩阵 W ,进而得到分离出的独立分量。

$$Z(t) = W^T Y(t) \quad (11)$$

得到分离独立成分 $Z(t)$ 。

(3) 绘制独立分量脑地形图,剔除噪音

绘制独立分量脑地形图需要用到独立分量在各头皮电极位置的功率分布情况。根据线性 ICA 模型可知,混合矩阵的列向量中各系数即可表示独立分量在头皮电极的功率分布情况。根据眼电成分具有前额电极强,并向枕骨部迅速下降的特点,推断出这个分量是否是干扰噪音。将干扰噪音独立分量置零,由 W^{-1} 映射到头皮电极处,得到仅得含有有用信号的独立分量 Y' 。

4 实验和结果分析

因为干扰信号和脑电信号可以被看成是由不同的相对独立的源产生的,因此它们的混合信号用 ICA 方法是能够被有效

地分离开的。文中的实验数据采自于实验室的一台高质量脑电仪,电极放置是国际标准的 10—20 导系统,共采集 32 导数据(包括垂直和水平眼电),采样时间 400 s,采样频率为 500 Hz。从中选取 13 导数据,脑电电极位置分别是 FP1,FP2,F3,F4,C3,C4,P3,P4,O1,O2,Oz 以及 HEOG、VEOG。从图 1 中可以看出脑电信号受到眼电的干扰。从中取记录长度为 5 s 的一段混有 EOG 的脑电信号进行分析,如图 2 所示,可以看到 FP1 和 F3 电极处明显受到水平眼电的干扰。采用扩展的 Infomax 算法对除 HEOG 和 VEOG 以外的 11 导数据进行分离,如图 3 所示。计算出 W^{-1} ,根据 W^{-1} 的值画出各独立分量在不同电极的能量分布情况,如图 4 所示。对独立分量在头皮各电极位置上的能量分布情况进行分析,即研究独立分量在头皮电极的空间分部模式,根据 ICA 线性混合关系可得,混合矩阵 W^{-1} 的每一列 i 反映了第 i 个独立源 S_i 在头皮电极位置的映射情况。可以看到分量 5 满足主要能量集中在 FP1,FP2 等靠近眼睛的地方,将其置零,其它成分保持不变。再由 W^{-1} 映射到头皮电极处。图 5 是各导原始脑电信号和滤掉眼电干扰后的各导脑电信

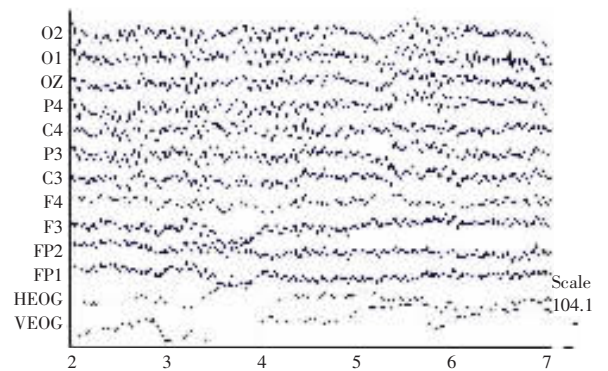


图 1 13 导原始脑电信号

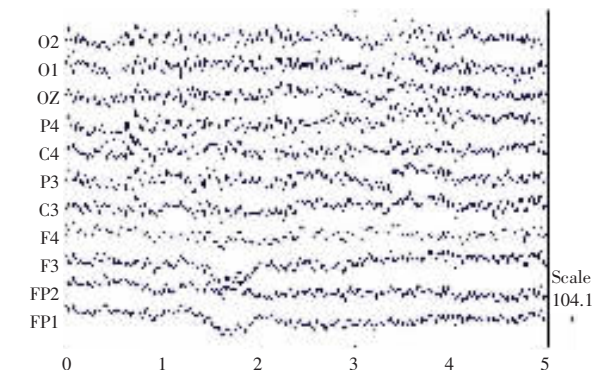


图 2 5 s 一段混有 EOG 的脑电信号

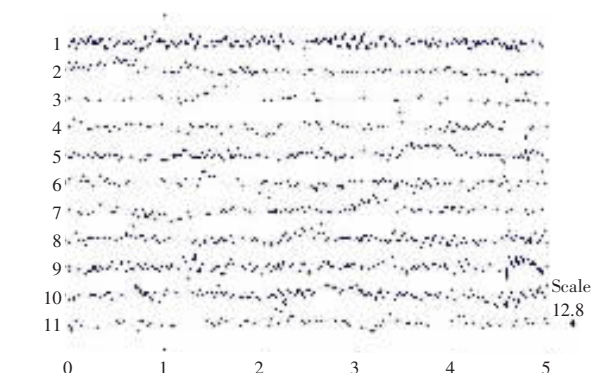


图 3 11 个独立分量

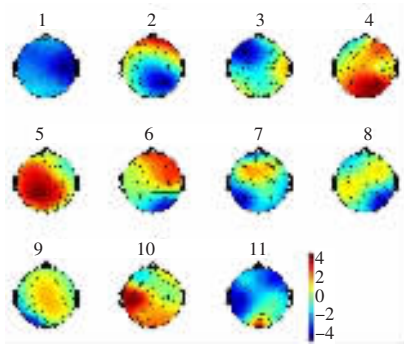


图4 独立分量地形图

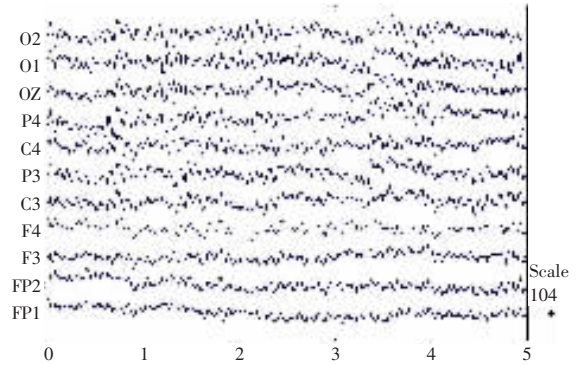


图5 剔除独立分量3后的脑电信号

号。可见,扩展的 Infomax 算法能够保留原始脑电中的细节信息,并且成功地滤除了眼电干扰信号,达到了对脑电信号做预处理的目的。(收稿日期:2006年11月)

参考文献:

[1] 徐庐生,李峰,华蕴博,等.脑电图遥测分析系统[J].中国医学物理学杂志,1997,14(2):112-113.
 [2] Rao K D,Reddy D C.On-line method of enhancement of electroencephalogram in presence of electro-oculogram artifacts using non-linear recursive least squares technique [J].Medical Biology and Engineering Computation,1995,33:488-491.
 [3] Woestenburg J C,Verbaten M N,Slangen J L.The removal of the eye-movement artifact from the EEG by regression analysis in the frequency domain[J].Biological Psychology,1983,16:127-147.

[4] Berg P,Scherg M.Dipole models of eye activity and its application to the removal of eye artifacts from the EEG and MEG[J].Clinical Physics and Physiological Measurements,1991,12:49-54.
 [5] Hyvarinen A,Karhunen J,Oja E.Independent component analysis [M].[S.l.]:John Wiley & Sons,2001.
 [6] Jung T P,Makeig S,Westerfield M,et al.Independent component analysis of single-trial event-related potentials[J].Human Brain Mapping,2001,14(3):168-185.
 [7] Tang A C,Pearlmutter B A,Malaszenko N A,et al.Independent components of magnetoencephalography:Localization[J].Neural Computation,2002,14(8):1827-1858.
 [8] Liu Du-lu,Jian Zhao-hui,Feng Huan-qing.Separating the different components of spontaneous EEG by optimized ICA[C]//IEEE Int Conf Neural Networks & Signal Processing,1334-1337.

(上接222页)

当联系数 $k=3$ 时,联系度 $l_{ij}=21$,微观态: $L_{ij}^3 = k l_{ij} = 63$ 。

$$p_{ij}^1 = \frac{L_{ij}^1}{A^1} = \frac{L_{ij}^1}{\sum_i (\sum_k \sum_j L_{ij}^k)} = 0.127$$

$$p_{ij}^2 = \frac{L_{ij}^2}{A^2} = \frac{L_{ij}^2}{\sum_i (\sum_k \sum_j L_{ij}^k)} = 0.339$$

$$p_{ij}^3 = \frac{L_{ij}^3}{A^3} = \frac{L_{ij}^3}{\sum_i (\sum_k \sum_j L_{ij}^k)} = 0.539$$

当联系数 $k=1$ 时,指挥流联系熵: $H_{ij}^1 = -p_{ij}^1 \ln p_{ij}^1 = 0.262$;

当联系数 $k=2$ 时,指挥流联系熵: $H_{ij}^2 = -p_{ij}^2 \ln p_{ij}^2 = 0.367$;

当联系数 $k=3$ 时,指挥流联系熵: $H_{ij}^3 = -p_{ij}^3 \ln p_{ij}^3 = 0.335$;

指挥流总联系熵:

$$H = [\sum_i (\sum_{j=1}^m (\sum_k H_{ij}^k))] = 0.964$$

$$H_{\max}^1 = \ln 4 = \ln 118 = 4.77$$

指挥流的时效:

$$R = 1 - H^1 / H_{\max}^1 = 1 - 0.202 = 0.798$$

当流程有反馈要求时,反馈函数即最多可以反馈的次数满足以下条件

$$1 \leq K_2(t) \leq \left\lfloor \frac{H_{\max}^1}{H^1} \right\rfloor = \left\lfloor \frac{4.77}{0.202} \right\rfloor = \lfloor 23.61 \rfloor = 23 \text{ (次)}$$

指挥流的时效 $R_2 = 1 - (\frac{H^1}{H_{\max}^1})^{\frac{1}{x+1}}$ 按照反馈次数得以下值

(见表2)。

表2 诸次反馈对应反馈函数值和时效值

反馈函数时效值	反馈次数				
	x=0	x=1	x=2	x=3	x=4
$K(x)$	1.000	0.449	0.344	0.301	0.278
R	0.789	0.551	0.413	0.330	0.274

4 结论

作战指挥流程的拓扑结构可以通过活动间的联系熵和时效客观反映指挥流程的优劣,时效值越大指挥流程结构的有序化程度越高,指挥流程的效率就越高。流程中反馈的次数越多,系统的总时效就越小,它表明指挥流程结构的有序化程度就越低,因此,在执行指挥活动时,应尽量减少反馈,争取指挥工作的效率。(收稿日期:2006年11月)

参考文献:

[1] 程启月.作战指挥决策运筹分析[M].北京:军事科学出版社,2004.
 [2] 邱菀华.管理决策与应用熵学[M].北京:机械工业出版社,1991.
 [3] 冯允成.活动网络分析[M].北京:北京航空航天大学出版社,1991.
 [4] П.Г.斯卡契科.用网络法指挥军队[M].北京:军事科学出版社,1978.
 [5] 浦再明.网络与指挥[M].北京:解放军出版社,1987.