

用独立分量分析和小波变换提取听觉诱发 电位晚成分的强度变化

丁海艳, 叶大田

(清华大学生物医学工程系, 北京 100084)

摘要: 诱发电位的提取通常依靠相干平均方法, 需要进行多次的重复刺激, 实验时间较长。随着实验时间的增加, 受试者生理因素及环境因素的变化, 会影响诱发电位的正常形态 (波形、强度和相位)。利用独立分量分析和小波变换方法, 通过时域信息和空域信息的综合应用, 可成功提取到听觉诱发电位晚成分的强度在实验过程中的变化, 对由于实验时间增加对晚成分的影响做出定量评价。结果表明, 在 10 min 左右的实验过程中, 听觉诱发电位晚成分的幅度会下降约 40%。

关键词: 独立分量分析; 小波变换; 听觉诱发电位晚成分

中图分类号: R318

1 引言

诱发电位 (evoked potential, EP) 是指神经系统接受内、外界“刺激”所产生的特定电活动^[1]。诱发电位波幅较低, 由头皮记录到的诱发电位通常只有 0.3~20 μV , 而自发脑电活动却高达 30~100 μV ^[2]。利用传统相干平均方法提取诱发电位, 一般需假设诱发电位在各次记录中保持不变, 并且与刺激本身具有锁相的关系。事实上, 这个假设并不严格成立, 尤其是在提取诱发电位晚成分时, 随着实验时间的增加, 由于受试者疲劳或其他生理因素、环境因素的变化, 诱发电位的波形、强度和相位都可能受到影响。

由于诱发电位的信噪比很低, 对这个问题的研究, 需要借助有效的信号处理方法。独立分量分析 (independent component analysis, ICA) 和小波变换 (wavelet transform, WT) 在消噪、去除伪迹、分析事件相关电位特征等方面表现优秀^[3-5]。独立分量分析是近年来由盲信源分解技术发展来的多导信号处理方法, 其基本含义是将多导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, 从而帮助实现信号的增强和分析。小波变换对于信号的高频成分使用逐渐尖锐的时间分辨率以便移近观察信号的快变成分, 对于低频成分使用逐渐尖锐的频率分辨率以便移远观察信号的慢变成分 (整体变化趋势), 具有多分辨率的分析功能, 可以

根据需要选择合适的时域-频域分辨率, 有效提取信号的概貌信息和各尺度上的细节。有关独立分量分析和小波变换的基本原理可参考相关文献^[6,7]。

利用 ICA 和 WT 方法, 通过时域和空域信息的综合使用, 可以提取到听觉诱发电位晚成分的强度在实验过程中的变化, 定量评价由于实验时间增加对听觉诱发电位晚成分的影响。这个问题的深入研究, 将有助于考察在诱发电位相关成分的提取过程中, 随着实验时间的增加带来的不确定性及变异性问题, 并在此基础上指导实验设计。

本文讨论了将 ICA 方法用于单通道信号分段分析的前提及其用于描述诱发电位晚成分强度变化的理论依据, 采用仿真信号进行算法的验证及相应的结果比较, 并采用真实数据研究了听觉诱发电位晚成分的强度在实验过程中的变化。

2 方法

本文的研究目标是提取实验过程中诱发电位晚成分的强度随实验时间的变化。具体而言, 需要实

收稿日期: 2004-10-19

基金项目: 国家自然科学基金基金项目 (30270376)

通讯作者: 丁海艳, 电话: (010)62773014,

E-mail: dinghaiyan00@mails.tsinghua.edu.cn

现两个要求：1) 诱发电位晚成分强度信息的获得；2) 诱发电位晚成分的强度相对实验时间的变化趋势。采用的信号处理方法是 ICA 和 WT。ICA 用于信号增强和分解，提取诱发电位晚成分的强度信息；诱发电位晚成分的强度信息随实验时间的变化趋势则利用 WT 多分辨率分析的特点获得。根据对信号独立性的衡量准则的不同，有多种 ICA 的实现算法，本文中采用的是 FastICA 方法。WT 通过 Matlab 中的 Wavelet Toolbox 实现，选取概貌及各级细节进行信号重建，获得不同分辨率下的信号变化趋势。由于 ICA 的使用需要满足一定的前提假设，下面主要讨论应用 ICA 方法的合理性。

ICA 对多导观察信号按照统计独立的原则通过优化算法分解成若干独立成分，其应用的主要前提假设为：1) 观测信号由相互独立的信源经线性混合而成；2) 由源信号传播到各个观测信号的传播延迟可以忽略；3) 观测信号数目要大于或等于源信号的数目。前提 2) 和 3) 在脑电研究的实践中已经获得证实，在这里关键要讨论将 ICA 方法用于分析单通道多次记录信号组成的时域数据矩阵的合理性。

对相同的外源刺激，相应的大脑反应活动源具有一定的确定性 (EP 的脑内活动源)，而在各次记录中，自发脑电的活动源是随机的。可认为各次观察信号是 EP 脑内活动源和自发脑电活动源的混合，EP 脑内活动源和自发脑电活动源相互独立。这样，多次脑电观察信号记录结果组成的多维信号能够满足 ICA 的前提假设。其中的线性混合要求需根据实际分析情况间接验证。经 ICA 分解，可以得到代表诱发电位源活动的独立分量及其他代表各次记录中自发脑电源活动的分量。ICA 的混合矩阵能够代表该分量在各次记录中的强弱程度。这样就可获得诱发电位源活动的强度信息。

基于上述的分析，建立某一导联的多次记录脑电信号模型：

$$X_n(t) = A_n X^{EP}(t) + X_n^{EEG}(t)$$

其中 n 为记录的序号； $X_n(t)$ 为第 n 次记录 的观察信号； $X^{EP}(t)$ 代表诱发电位源活动； A_n 为第 n 次记录的诱发电位源活动的强度系数； $X_n^{EEG}(t)$ 为第 n 次记录中的自发脑电成分。与通常 ICA 使用的多导脑电信号模型相比，观察信号在空域位置上是固定的，时域信号的多次记录结果所组成的多维数据矩阵中引入了两个不同的成分：

1) A_n ，第 n 次记录诱发电位源活动的强度系数，反映诱发电位源活动的强弱；

2) $X_n^{EEG}(t)$ ，自发脑电成分，在各次记录中可能来自不同的活动源。

对观察信号矩阵进行 ICA 分解，可得到其源信号及混合矩阵如下：

$$\begin{bmatrix} X_1(t) \\ X_2(t) \\ \vdots \\ X_N(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_1 X^{EP}(t) + X_1^{EEG}(t) \\ A_2 X^{EP}(t) + X_2^{EEG}(t) \\ \vdots \\ A_N X^{EP}(t) + X_N^{EEG}(t) \end{bmatrix} = [A \ B] \cdot \begin{bmatrix} X^{EP}(t) \\ S^{EEG}(t) \end{bmatrix},$$

$$\text{其中 } A_{N \times 1} = \begin{bmatrix} A_1 \\ A_2 \\ \vdots \\ A_N \end{bmatrix}, \quad \begin{bmatrix} X_1^{EEG}(t) \\ X_2^{EEG}(t) \\ \vdots \\ X_N^{EEG}(t) \end{bmatrix} = B_{N \times N-1} \begin{bmatrix} S_1^{EEG}(t) \\ S_2^{EEG}(t) \\ \vdots \\ S_{N-1}^{EEG}(t) \end{bmatrix}.$$

提取对应 EP 源活动分量的系数 $A_{N \times 1}$ ，获得 EP 源活动在各次记录中的相对强度信息。需要指出的是，在这里没有讨论由于诱发电位本身的随机性带来的形态和相位的变异，只考虑了诱发电位的强度信息。在 ICA 分解前可利用主成分分析 (principle component analysis, PCA) 预处理，压缩数据维度，加速 ICA 收敛，并使其能够将“注意力”集中到 EP 成分的分解中。通过 ICA 方法得到的强度系数 $A_{N \times 1}$ 在各次记录中可能会有较大的波动，需要通过 WT 选取概貌及部分细节进行信号重建，获得 $A_{N \times 1}$ 的变化趋势。这样就实现了对多次观察记录中 EP 源活动分量强度变化的研究。

3 仿真验证

多次平均并经平滑处理后的真实听觉诱发电位作为仿真的原始信号，按照幅度（加权系数在 0~1 区间均匀分布）和相位（原始信号起点在 -40~+40 ms 之间均匀分布）在一定范围内波动的原则组成 50 次记录信号，加入随机噪声，SNR 平均为 -8 dB。（注：由于在实际的数据处理中，采用的是部分分段平均结果作为分析对象，SNR 已经有所提高，因此在仿真信号中选择的信噪比平均为 -8 dB）。图 1 为仿真中使用的原始诱发电位信号及某次观察信号。

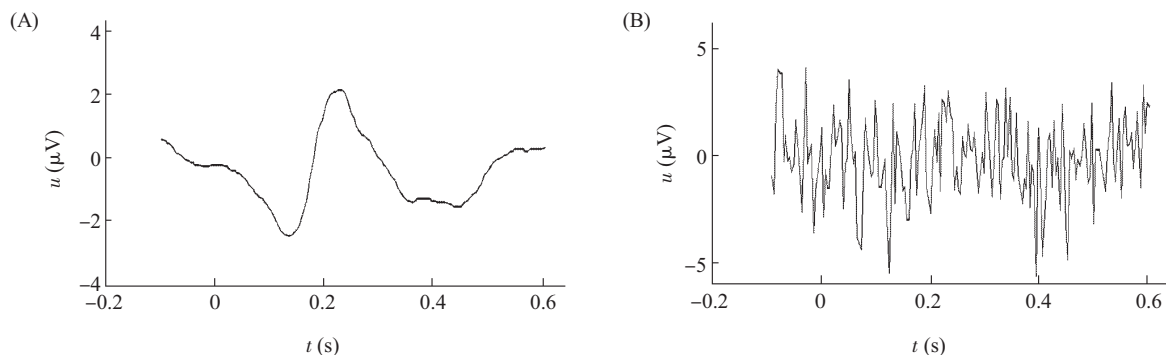


Fig.1 The simulation signal. (A) The initial EP simulation signal; (B) One trial simulation observed signal with the initial EP signal's amplitude coefficient 0.49655

将仿真观察信号重组成 50 维的信号矩阵，图 2 给出了仿真观察信号矩阵经 PCA 分析得到的特征值分布及保留的前 2 个主分量经过 ICA 处理结果。

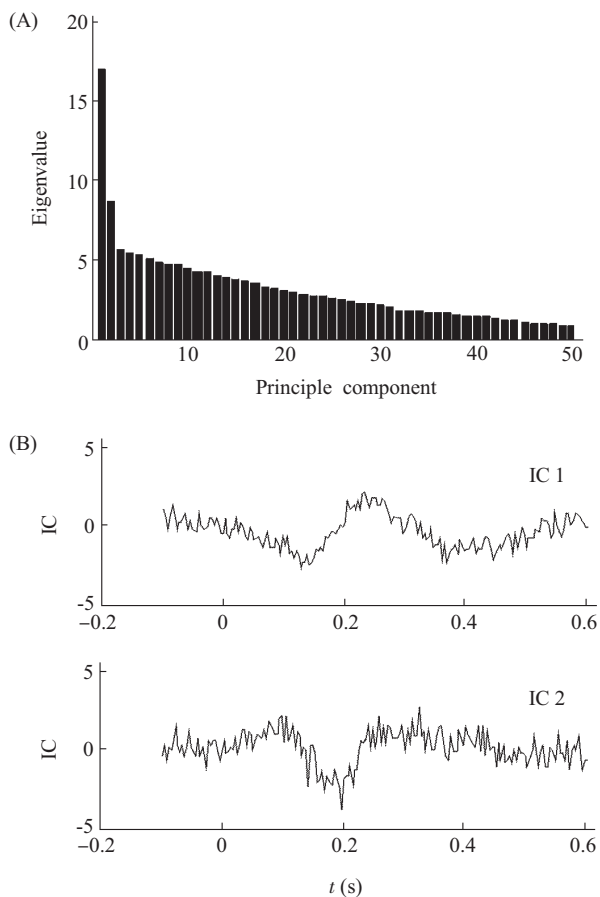


Fig.2 The simulation signal analysis. (A) The eigenvalues of PCA decomposition; (B) The results of the ICA on the first two principle components

由前面的分析可知，混合矩阵的系数对应着独立分量的强度。由 ICA 分解结果可以发现，分量 1

在波形及潜伏期上与仿真原始信号最为接近，可以认为是仿真原始信号的活动源；而分量 2 尽管也有类似的波形特征，但在潜伏期上则存在较大差异，这可能与仿真信号的设计中有关相位信息的处理有关。图 3A 为对应分量 1 的真实强度系数及利用本文提出的方法计算得到的强度系数曲线。为便于比

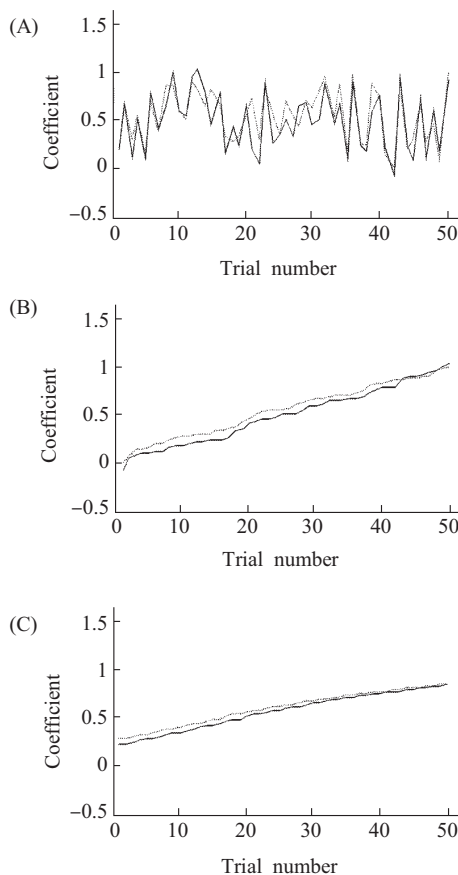


Fig.3 The simulation results. (A) The calculated and the real amplitude coefficients; (B) The ascending sorted amplitude coefficients; (C) The tendency reconstruction by WT. —: Real amplitude coefficient; —: Calculated amplitude coefficient

较两者之间的差异,将真实强度系数按升序排列,并相应调整计算得到的强度系数序号,得到图 3B。图 3C 是通过 WT 方法提取的概貌信息,可以更加清晰的反映真实值与计算值之间的趋势关系。

4 实际数据分析

数据采集在安静的电屏蔽室中完成。29 岁听力正常的男性受试者在实验过程中保持舒适坐姿,观看无声电影,尽量忽略听觉刺激。在受试者正后方 1 m 处用扬声器给声,强度以受试者完全可辨识并不引起厌烦为准。声刺激类型有三种,持续时

间均为 100 ms,刺激间隔 700 ms,实验时间约为 10 min。数据采集仪器为 Bio-Semi 脑电图机,32 导实验电极主要分布在额叶、顶叶和颞叶。采样频率 2 kHz,分析前降至 256 Hz。用双耳平均电位做参考电位,1~30 Hz 带通滤波,监控眼动伪迹,剔除幅值超过 50 μV 的数据。顺序选取对应刺激类型 I (800 Hz 纯音,上升、下降时间均为 5 ms) 的 500 次记录进行分析,记录序号对应实验的相对时间。图 4 为电极 CFz 处各次记录信号强度的伪彩色分布图及其相干平均结果。相干平均结果中典型的 AEP 晚成分 N1 和 P2 非常显著,该结果用于 ICA 分析中相关分量的选择。

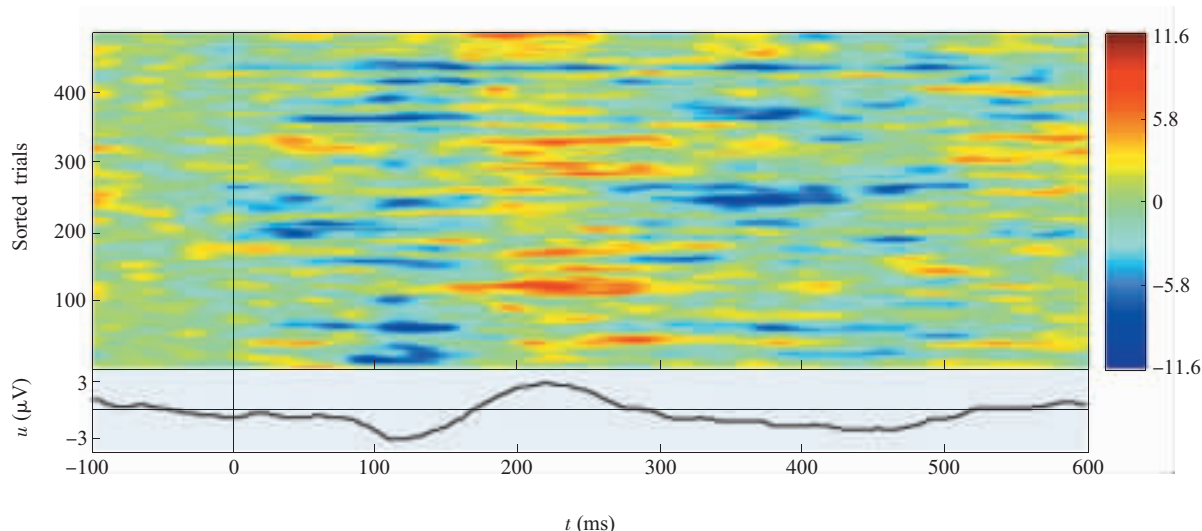


Fig.4 Colored image of AEP and the averaging AEP in CFz

为使分析过程比较稳健,引入空域信息,先进行空域多导信号的 ICA 分解并对各分量做相干平均,保留最接近图 4 中平均听觉诱发晚电位 N1/P2 波形的 IC 分量,作为进行 EP 成分变化趋势分析的单导数据。在分量筛选出来后,为进一步提高 SNR,对该分量先依次进行分段相干平均(每 10 次记录),获得 50 次平均结果,应用前文所述方法考察诱发电位活动强度的变化。图 5 为对这 50 次平均结果经 PCA 分析得到的特征值分布及保留的前 6 个主分量经过 ICA 处理结果。

分量 6 很好地表征了 N1 和 P2 成分,混合矩阵中对应的系数向量反映了该分量在各次分段平均结果中的强度信息。与图 4 中的相干平均结果比

较,分量 6 的波形反向。为方便比较,混合矩阵中代表分量 6 分布的系数向量也取反向。

接下来考察强度系数随时间的变化情况。图 6A 为强度系数在各次分段平均结果中的情况,随时间波动比较剧烈,接近数据末端时总体减弱。利用 db5 小波对系数向量进行 4 层小波分解并依次选取概貌(L0)及各级细节(L1~L4)进行信号重建(图 6B)。由于细节信息中信号波动比较大,在诱发电位晚成分信号强度随时间变化趋势的分析中只考察概貌信息。概貌重建结果系数的初值为 0.1238,末值为 0.076,在整个过程中下降 38.61%。

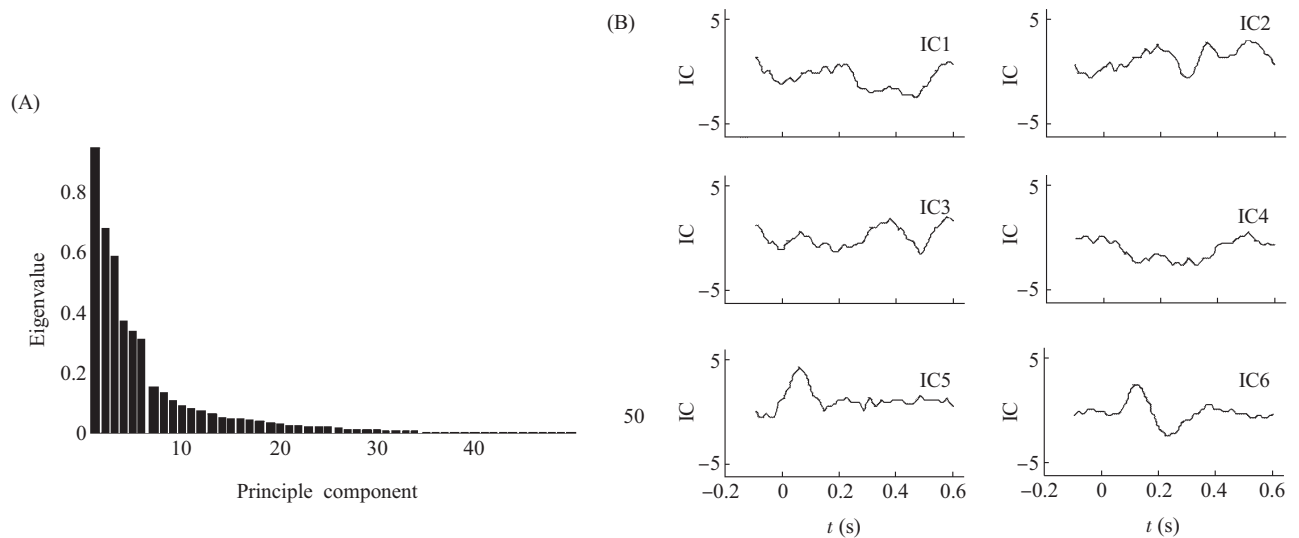


Fig.5 The real signal analysis. (A) The eigenvalues of PCA decomposition; (B) The ensemble average results of the ICA on first six principle components

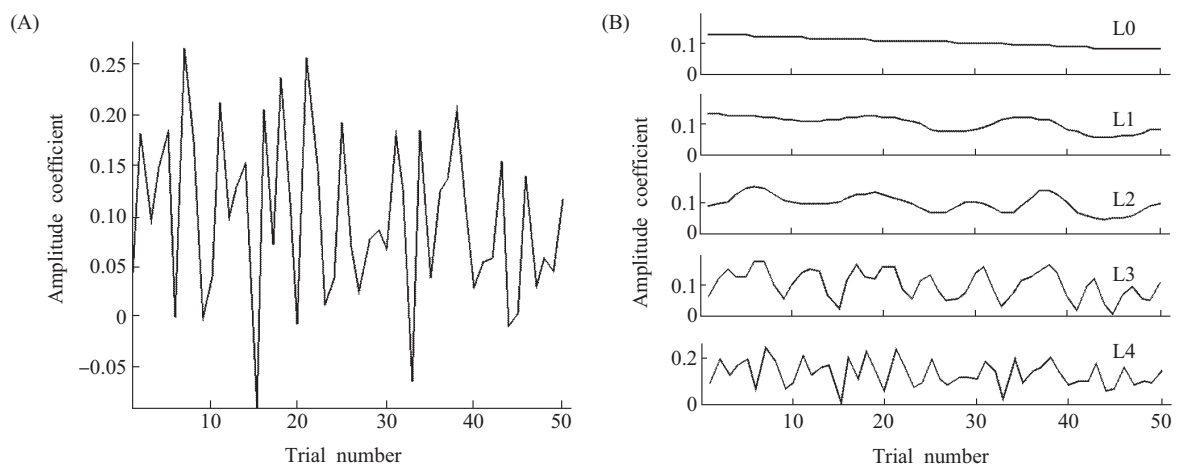


Fig.6 EP's amplitude variation. (A) The EP's amplitude variation across trials; (B) The variation tendency reconstructed by different 'approximation' and 'details'

5 结 论

本文利用独立分量分析和小波变换技术, 通过时域和空域信息的综合应用, 成功地提取到听觉诱发电位晚成分的强度在实验过程中的变化, 对由于实验时间增加对听觉诱发电位晚成分的影响做出定量评价。数据分析表明, 听觉诱发电位晚成分的强度随着实验时间的增加而减弱, 在 10 分钟左右的实验过程中, 强度下降接近 40%, 这说明实验时间的增加对诱发信号的影响非常显著。

本文的研究结果将有助于观察在诱发电位提取

过程中 EP 信号本身不确定性及变异性等问题, 并在此基础上指导合理的实验方案设计。对 EP 信号强度的描述可用于原始 EEG 的加权平均方法的改进, 即根据 EP 强度变化设计权重, 以获得最优的平均结果。

参考文献:

- [1] 潘映辐. 临床诱发电位学. 第二版. 人民卫生出版社, 2000. 3
- [2] 陈兴时, 张明岛. 脑诱发电位学. 上海科技教育出版社, 1997. 15~16
- [3] 朱常芳, 胡广书. 诱发电位快速提取算法的新进展. 国外医学生物医学工程分册, 2000,23(4):211~216

- [4] Hyvärinen A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis *IEEE Trans Neural Networks*, 1999,10(3):626~634
- [5] Bell AJ, Sejnowski TJ. An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution. *Neural Computation*, 1995,7(6):1129~1159
- [6] Mallat S. A wavelet tour of signal processing. 2nd Edition. San Diego: Academic Press, 1999
- [7] Hyvärinen A, Karhunen J, Oja E. Independent component analysis. New York: John Wiley & Sons Inc, 2001

THE AMPLITUDE VARIATION OF AUDITORY LATE RESPONSE TRACKED BY INDEPENDENT COMPONENT ANALYSIS AND WAVELET TRANSFORM

DING Hai-yan, YE Da-tian

(Department of Biomedical Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: Traditional evoked potentials extraction depends on ensemble averaging multi-trial records with much time consuming. Along with the experiment prolonging, the physiology status of the subject and surrounding factors disturbance will affect the normal evoked potentials on waveform, amplitude and phase. By the utilization of both the spatial and temporal information, the amplitude variation of auditory late response (ALR) in experiment may be tracked by independent component analysis (ICA) and wavelet transform (WT). The quantitative assessment for effects on the amplitude of ALR by the time may be obtained. The analysis on real experimental data showed a drop of about 40% on the amplitude of ALR during 10 min recording.

Key Words: Independent component analysis (ICA); Wavelet transform (WT);
Auditory late response (ALR)