

基于时间自相关函数的诱发电位 单通道单次提取方法

毕 峰^{1,2} 邱天爽¹

(1. 大连理工大学电子信息与电气工程学部, 大连 116024; 2. 辽东学院信息技术学院, 丹东 118000)

摘 要: 单通道信号分离一直是信号处理领域中的重要问题, 是被许多学者广泛研究的热点与难点问题之一。本文提出一种以时间自相关函数作为目标函数的最优化分离方法。先使用小波模极大值法来估计出迭代初始值与源信号的时间自相关函数, 然后得到的最优解就是对待分离信号的估计。实验结果表明, 该方法能够较好地应用于诱发电位信号的单通道单次提取。

关键词: 单通道信号分离; 时间自相关函数; 诱发电位提取

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0530(2012)06-0774-04

Single-trial Extraction of Evoked Potential from Single channel Based on Temporal Autocorrelation Function

BI Feng^{1,2} QIU Tian-shuang¹

(1. Faculty of Electronic Information and Electrical Engineering, Dalian University of Technology, 116024 Dalian, China;
2. School of Information Engineering, Eastern Liaoning University, Dandong 118000, China)

Abstract: The single channel signal separation is an important issue in signal processing field and has been widely researched in recent years. Its main purpose is to separate the signals of interest from the single channel observations. And one of its typical applications is the single channel extraction of evoked potentials. In this paper, we proposed an optimization method whose objective function is based on the temporal autocorrelation function of the underlying signal. The initial value of the optimization and the temporal autocorrelation were estimated by using the wavelet transform modulus maxima method. This approach was employed to extract the evoked potential signal in single-trial from single channel. The correlation coefficient and the power of the error signal between the extracted result and the underlying signal were respectively 0.98 and 0.25 under 0 dB signal-to-noise ratio conditions, and both the amplitude and latency of the evoked potential signal were accurately extracted. Experimental results showed that the algorithm could extract the evoked potential signal well in single-trial from single channel.

Key words: single channel signal separation; temporal autocorrelation function; evoked potential extraction

1 引言

单通道信号分离技术在信号处理领域中具有非常广阔的应用前景,是近年来被广泛研究的热点与难点问题之一。有学者把该问题看成是在欠定条件下的盲源分离问题,提出单通道独立分量分析或稀疏分解方法^[1,2];另一方面,该问题通常也可以看成是一个噪声去

除问题,可以使用如基于小波去噪^[3]或粒子滤波^[4]的方法来解决,即把观测信号中不感兴趣的部分作为噪声来处理。

诱发电位(EP)是中枢神经系统在感受外界刺激过程中产生的具有锁时特性的生物电信号,它通常湮没在大脑自发脑电(EEG)信号中,其信噪比(SNR)通常较低^[5],且EP与EEG在频域通常也发生混叠。因

此,现有的许多方法都无法较好地完成对 EP 与 EEG 信号的分离工作。

针对以上问题,本文提出一种以时间自相关函数作为目标函数的单通道信号分离方法。该方法根据源信号与其时间自相关函数之间的关系,通过适当选取迭代初始值,可以较准确地对源信号进行分离。该方法可以在较低信噪比情况下应用于 EP 信号的单通道单次提取问题,且无需依赖 EP 信号的先验知识。

2 算法原理

根据采样定理,已有的单通道观测数据可以离散化为 N 点离散时间序列,它是源信号与背景噪声的线性叠加,即 $x(n) = s(n) + v(n)$, $n = 0, 1, \dots, N-1$ 。其中, $s(n)$ 为感兴趣的源信号; $v(n)$ 为背景噪声信号,可以是白噪声或有色噪声;通常假定 $s(n)$ 与 $v(n)$ 不相关。该模型可以用 $N \times 1$ 维向量形式表示为

$$\mathbf{x} = \mathbf{s} + \mathbf{v} \quad (1)$$

对于单通道 EP 信号提取问题来说, \mathbf{x} 通常是一次刺激得到的观测信号, \mathbf{s} 为待提取的 EP 信号, \mathbf{v} 则主要是 EEG 信号。

N 点离散时间序列 $u(n)$ 的时间自相关函数 $R_u(m)$ 是关于 $m=0$ 对称且长度为 $2N-1$ 点的偶函数。为方便计算,把 $m \geq 0$ 时的 N 点长 $R_u(m)$ 记为

$$R_u^+(m) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1-m} u(n)u(n+m), \quad m = 0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (2)$$

式(2)可以用向量表示为 $\mathbf{R}_u^+ = [R_u^+(0), R_u^+(1), \dots, R_u^+(N-1)]^T$ 。对任一给定的 m , 式(2)是 $\mathbf{u} \in \mathbf{R}^N$ 的函数, 记为 $F_m(\mathbf{u})$, 这里 $\mathbf{u} = [u(0), u(1), \dots, u(N-1)]^T$ 。为从式(1)中分离出感兴趣的源信号 \mathbf{s} , 构造目标函数 $J(\mathbf{s}) = \|\boldsymbol{\varepsilon}(\mathbf{s})\|_2^2 = \sum_{m=0}^{N-1} \varepsilon_m^2(\mathbf{s})$, 其中 $\varepsilon_m(\mathbf{s}) = F_m(\mathbf{s}) - \hat{R}_s^+(m)$ 。记 $\hat{\mathbf{R}}_s^+ = [\hat{R}_s^+(0), \hat{R}_s^+(1), \dots, \hat{R}_s^+(N-1)]^T$, 它是使用其他算法已经得到的 \mathbf{R}_s^+ 的估计值。考虑求解关于 \mathbf{s} 的非线性最优化问题

$$\min J(\mathbf{s}), \mathbf{s} \in \mathbf{R}^N \quad (3)$$

$J(\mathbf{s})$ 是 \mathbf{R}^N 上的连续可微函数, 可以使用梯度下降算法求解。但该问题通常是非凸的, 给定不同的初始值, 会得到不同的局部最优解。由 $J(\mathbf{s})$ 的性质可知, 一定存在 \mathbf{s} 的 δ 邻域 $U(\mathbf{s}, \delta)$, 使式(3)在该邻域内是凸的。因此, 如果能够得到 \mathbf{s} 的一个估计值 $\hat{\mathbf{s}} \in U(\mathbf{s}, \delta)$ 作为迭代初始值, 则式(3)此时的局部最优解 \mathbf{s}_{opt} 将是源信号 \mathbf{s} 的一个很好的估计。可以选取不同方法来得到 $\hat{\mathbf{s}}$ 与 $\hat{\mathbf{R}}_s^+$, 本文使用小波模极大值法 (WTMM) [6] 来估计二者, 图 1 给出了本文算法的流程。

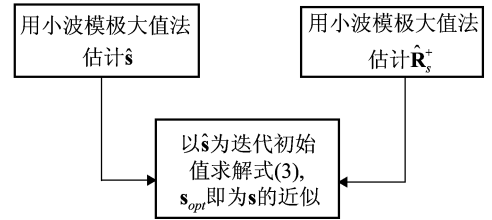


图 1 本文算法原理框图

Fig. 1 The block diagram of the algorithm

3 实验结果

首先考察 $\hat{\mathbf{s}}$ 与 $\hat{\mathbf{R}}_s^+$ 的估计精度对算法的影响。仿真实验中待分离的源信号 \mathbf{s} 使用具有明显细节成分的 HeaviSine [7] 信号 ($N = 128$), 与高斯白噪声序列 \mathbf{v} 按 SNR 为 0dB 加性混合成观测信号 \mathbf{x} ; 分别用 \mathbf{s} 与其时间自相关函数 \mathbf{R}_s^+ 以不同 SNR 与高斯白噪声混合, 来模拟不同精度的 $\hat{\mathbf{s}}$ 与 $\hat{\mathbf{R}}_s^+$; 对每组混合信号均独立实验 30 次。使用分离结果与源信号 \mathbf{s} 之间的相关系数与均方误差来定量衡量算法的性能, 结果见图 2。由图 2 可见, 在 $\hat{\mathbf{R}}_s^+$ 混合信噪比为 25dB 的情况下, 随 $\hat{\mathbf{s}}$ 估计精度的增加, 算法已经能够较好地估计出 \mathbf{s} , 而当 $\hat{\mathbf{R}}_s^+$ 混合信噪比为 50dB 时, 算法性能已经与使用真值 \mathbf{R}_s^+ 时非常接近。而且, 算法对 $\hat{\mathbf{s}}$ 的估计精度要求较低, 当其混合信噪比超过 0dB 时, 已经能够得到较好的估计结果。图 3 与图 4 分出给出白噪声或有色噪声背景下的一次估计结果。其中观测信号的 SNR 均为 0dB, $\hat{\mathbf{R}}_s^+$ 的 SNR 均为 50dB, $\hat{\mathbf{s}}$ 的 SNR 均为 15dB。图 3 中估计结果与 \mathbf{s} 之间的相关系数为 0.9989, 误差信号的功率为 0.0022。图 4 中估计结果与 \mathbf{s} 之间的相关系数为 0.9969, 误差信号的功率为 0.0062。

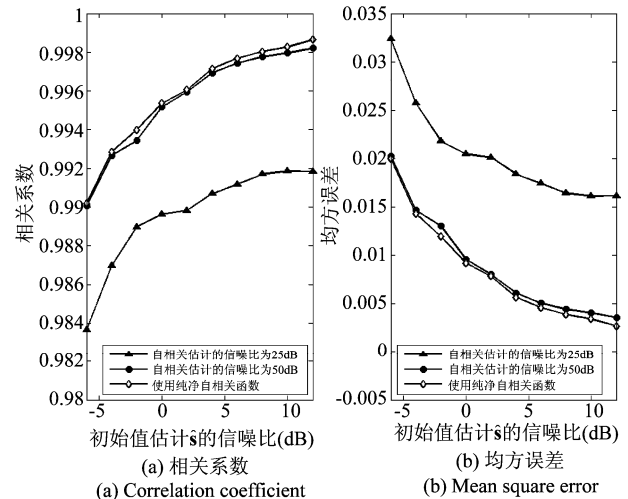


图 2 $\hat{\mathbf{s}}$ 与 $\hat{\mathbf{R}}_s^+$ 的估计精度对算法估计结果的影响

Fig. 2 The indices of the estimated results while the accuracies of $\hat{\mathbf{s}}$ and $\hat{\mathbf{R}}_s^+$ change

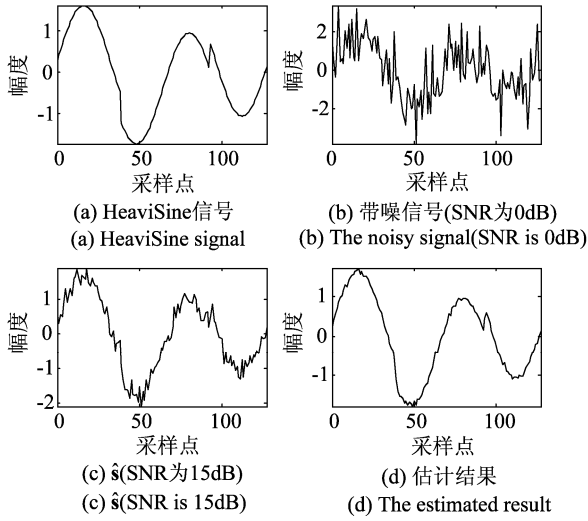
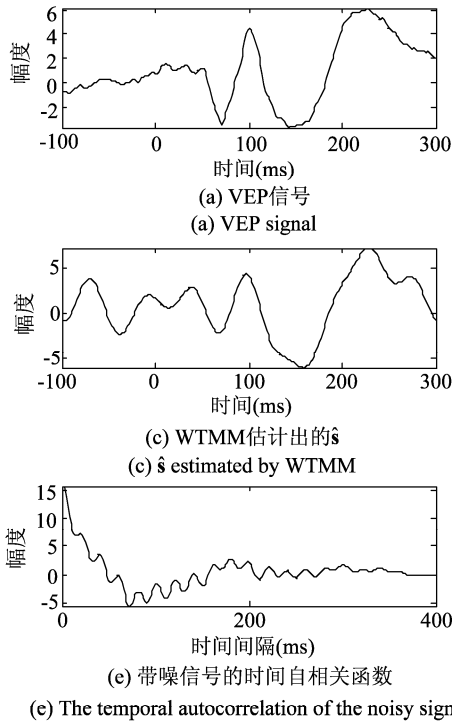


图3 白噪声环境下算法的一次估计结果

Fig.3 One estimation under white noise environment

为检验本文算法对 EP 与 EEG 信号的分离能力,使用人体视觉诱发电位(VEP)信号作为感兴趣的源信号 s ,以 0dB 信噪比与人体 EEG 信号进行混合。实验中使用的数据均由 NeuroScan 脑电设备以 1kHz 采样率采集;其中待提取的 VEP 信号为叠加平均后的结果。实验按照图 1 所示流程对混合信号进行分离,即首先



用 WTMM 估计用于优化计算的迭代初始值 \hat{s} 与 VEP 信号的时间自相关函数 \hat{R}_s^+ ,然后由式(3)得到最优解 s_{opt} 即为对 s 的估计。实验结果如图 5 所示。由图 5 (d)可以看出,本文算法从观测信号中较好地分离出 VEP 信号,估计结果与源信号之间的相关系数为 0.9817,误差信号的功率为 0.2540。

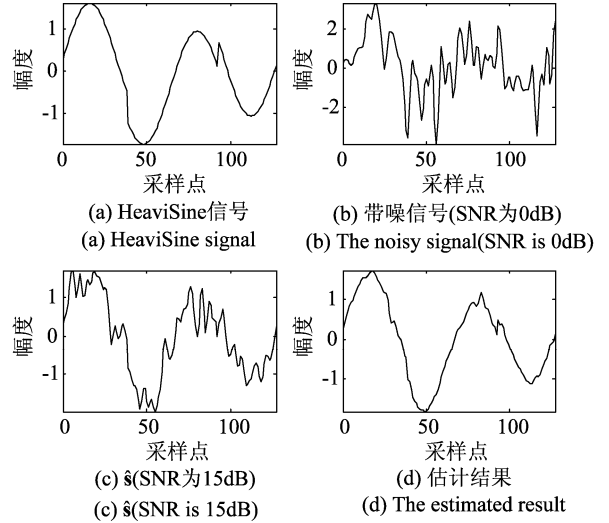


图4 有色噪声环境下算法的一次估计结果

Fig.4 One estimation under colored noise environment

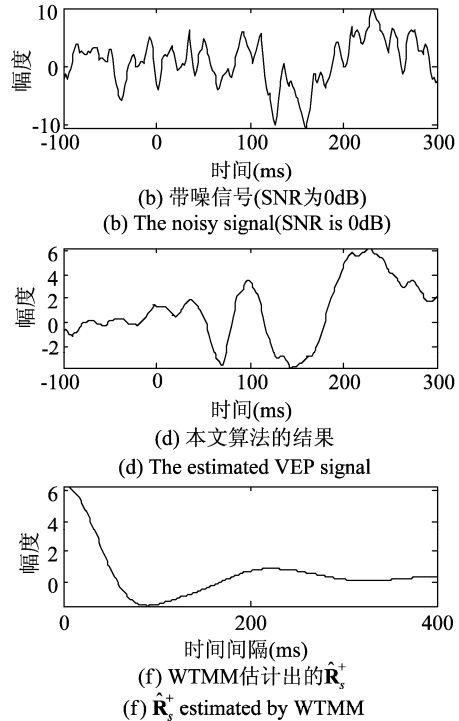


图5 EEG噪声中对VEP信号的估计结果

Fig.5 The estimated VEP signal under EEG noise environment

4 结论

本文提出一种以源信号的时间自相关函数为目标函数的最优化方法用于单通道信号分离。该方法把直接估计源信号 \mathbf{s} 的问题转化为首先估计迭代初始值 $\hat{\mathbf{s}}$ 与源信号时间自相关函数 $\hat{\mathbf{R}}_s^+$, 然后通过求解式(3)而得到对 \mathbf{s} 的估计, 达到分离信号的目的。实验结果表明, 该方法能够较好地分离 VEP 与 EEG 信号, 可以应用于 EP 信号的单通道单次提取问题。从实验中还可以看出, 该方法受 $\hat{\mathbf{s}}$ 估计精度的影响较小, 但受 $\hat{\mathbf{R}}_s^+$ 估计精度的影响较大。因此, 如何能够更好地估计出 $\hat{\mathbf{R}}_s^+$, 是进一步提高本文算法性能的关键。

参考文献

- [1] Davies ME, and James CJ. Source separation using single channel ICA [J]. Signal Processing, 2007, 87(8):1819-1832.
- [2] Xu Peng, and Yao Dezhong. Development and evaluation of the sparse decomposition method with mixed over-complete dictionary for evoked potential estimation [J]. Computers in Biology and Medicine, 2007, 37(12):1731-1740.
- [3] Wang Zhisong, Maier A, Leopold DA, Logothetis NK, Liang Hualou. Single-trial evoked potential estimation using wavelets [J]. Computers in Biology and Medicine, 2007, 37(4):463-473.
- [4] 张纯, 杨俊安, 张琼. 连续相位调制信号的单通道盲分离算法研究 [J]. 信号处理, 2011, 27(4):569-574.
ZHANG Chun, YANG Jun-an, ZHANG Qiong. Research

on Single Channel Blind Separation Algorithm for Continuous Phase Modulation Signals [J]. Signal Processing, 2011, 27(4):569-574. (in Chinese)

- [5] Kong Xuan, Qiu Tianshuang. Adaptive estimation of latency change in evoked potentials by direct least mean p-norm time-delay estimation [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1999, 46(8):994-1003.
- [6] Zhang Jiwu, Zheng Chongxun. Extracting evoked potentials with the singularity detection technique [J]. IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, 1997, 16(5):155-161.
- [7] Chen Shaobing, Donoho DL, Saunders, MA. Atomic Decomposition by Basis Pursuit [J]. SIAM Review, 2001, 43(1):129-159.

作者简介



毕峰(1973-), 男, 辽宁丹东人, 大连理工大学信号与信息处理专业博士生。主要研究方向为非高斯与非平稳信号处理、生物医学信号处理。
E-mail: davis_bf@126.com



邱天爽(1954-), 男, 江苏海门人, 博士, 大连理工大学教授、博士生导师。主要从事信号信息处理方面的教学与研究。在国内外学术期刊与会议上发表论文约180篇, 曾获国家教育部科学技术二等奖等多项科技奖励。
E-mail: qiutsh@dlut.edu.cn