

联合稀疏表示的双次诱发电位提取算法

余南南, 刘海宽, 王晓燕

(江苏师范大学电气工程及自动化学院, 江苏徐州 221116)

摘要: 诱发电位少次提取对于研究大脑活动规律以及临床诊断等具有重要意义. 根据脑电信号的特点, 本文提出一种基于联合稀疏表示的双次诱发电位信号估计算法. 利用诱发电位信号的准周期性和自发脑电信号的随机性, 该算法将脑电信号看作为相似成分和相异成分的叠加. 神经系统通过相同刺激产生的诱发电位主要在潜伏期和波幅两方面发生变化, 因此该算法利用平均诱发电位进行建模, 得到稀疏字典, 通过联合稀疏表示算法实现双次诱发电位信号的提取. 实验结果表明, 该算法和其他算法相比获得了更好的效果.

关键词: 诱发电位双次提取; 联合稀疏表示; 字典构造; 脑电信号

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2014)05-0852-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.05.004

Double-Trial Extraction of Evoked Potentials with Joint Sparse Representation

YU Nan-nan, LIU Hai-kuan, WANG Xiao-yan

(School of Electrical Engineering and Automation, Jiangsu Normal University, Xuzhou, Jiangsu 221116, China)

Abstract: The few-trial extraction of evoked potentials is very meaningful to the study of brain and many clinical applications. According to the characteristics of Electroencephalogram signal, this paper presents a novel algorithm for double-trial extracting evoked potentials based on joint sparse representation. Taking advantage of the quasi-periodic structure of evoked potentials and randomness of ongoing spontaneous Electroencephalogram, the observations of evoked potentials are considered as the superposition of the similar components and the different components. Evoked potential obtained by same stimulation of the nerves changes only in latency and scale parameters. Our method uses the average evoked potentials to model and construct the sparse dictionary, so the double-trial extraction of evoked potentials can be achieved with joint sparse representation. Experiment results show that the performance of the proposed method is better than that of other methods.

Key words: double-trial extraction of evoked potentials; joint sparse representation; construction of dictionary; electroencephalogram

1 引言

诱发电位(EP, Evoked Potentials)是中枢神经系统在感受内在或外界刺激过程中产生的有特定规律的生物电信号,通常有相对固定的时间间隔(锁时关系)和特定的位相,它反映了相应的感觉通路及大脑皮层区域的神经电活动^[1]. EP是一种极其微弱的,具有锁时特性(或称为准周期性)的非平稳信号,它时时刻刻隐藏在自发脑电(EEG, Ongoing Spontaneous Electroencephalogram)等噪声信号之中,其信噪比极低^[2]. 因此 EP 信号的少次提取和动态跟踪,是一个具有重要意义及挑战性的问题^[3]. 信号处理领域和神经电生理学许多学者做了大量的研究,已经提出了许多 EP 少次提取的新方法,大致可以分为滤波法、模型法以及分解分离法三大类.

滤波法将 EEG 信号看作背景噪声,通过去除噪声来提取 EP 信号,经典的维纳滤波、卡尔曼滤波、自适应滤波与神经网络等方法均被应用于其中^[4,5]. 维纳滤波和卡尔曼滤波通常需要有有关 EP 信号与 EEG 等噪声的统计先验知识,这在实际应用中往往很难得到. 自适应滤波法与神经网络法虽然无需或较少需要先验知识,但是迭代过程中的学习步长不易选取. 所以,以上方法目前尚不能满足实际临床应用的需求.

模型法根据先验知识对 EP 信号进行建模,用一组函数或原子表示 EP 信号,从而实现对 EP 信号提取. Lange 等人^[6]将累加平均得到的 EP 信号作为模板进行分解得到一系列子模板,将待提取的 EP 信号看作子模板的线性组合; Garoosi 等人^[7]应用分段 Prony 方法对 EP 信号进行建模. 模型法希望通过建立模型来从观测信号

中提取 EP. 此类方法通常仅对 EP 信号进行建模, 而将 EEG 信号看作噪声. 但是由于 EP 信号时刻隐藏在 EEG 噪声之中, 其信噪比很低, 而且二者在时域与频域都存在混叠. 因此, EEG 信号也极易被 EP 信号的模型所表示, 从而很难从观测信号中提取出较纯净的 EP 信号.

分解分离法是将观测信号看作 EP 与 EEG 的混合信号, 利用盲源分离理论将二者分离, 实现 EP 信号的提取. Iyer^[8]、Causevic^[9]和 Markazi^[10]等人应用小波变换实现 EP 和 EEG 信号的分离. 小波变换方法不能达到任意的时/频定位并且在信号的重构中需要较多的人为干预, 在一定程度上依赖于使用者的经验. 基于独立分量分析(ICA)的盲源分离算法已经成功地应用在许多领域, 因此被很多学者(如 Lecumberri^[11]、Drozd^[12]、Castaneda-Villa^[13]和 Jung^[14]等人)应用到 EP 信号提取中. 常规 ICA 方法分离信号的前提条件是观测信号的个数大于源信号的个数, 但是这一条件在 EP 和 EEG 信号分离中是不成立的. 基于稀疏表示的信号分离算法利用混合信号中每一个源信号在不同字典上稀疏性的差异实现信号分离. 徐鹏等人^[15]利用 EP 和 EEG 信号的稀疏性, 提出 MOSCA (mixed over-complete dictionary based sparse component decomposition algorithm) 算法, 实现单次 EP 信号提取. MOSCA 算法创新性的将稀疏表示理论应用到 EP 信号提取中, 充分利用了 EP 和 EEG 信号的稀疏性, 取得了较好的效果, 但是由于字典之间的非正交性, 且稀疏分解时缺少必要的限制, 使得一些信号成分被错误的划分, 影响了 EP 信号的提取效果.

为了克服以上算法的缺点, 本文提出一种基于联合稀疏表示的双次诱发电位信号估计算法, 该算法将模型法和分解分离法相结合, 利用 EP 信号的准周期性, 通过平均 EP 信号进行建模, 得到 EP 信号对应的稀疏字典; 同时根据 EEG 信号频谱范围较宽的特点, 使用冗余离散余弦变换构造稀疏字典. 并将脑电信号看作相似成分——EP 信号, 和相异成分——EEG 信号的叠加, 利用它们的稀疏性, 使用本文作者之前提出的联合稀疏表示算法(JSR, joint sparse representation)算法实现双次 EP 提取, 克服了 MOSCA 算法中由于稀疏分解过程缺少必要限制而引起的一些信号成分被错误划分的问题. 实现 EP 信号的快速提取和动态跟踪, 对研究大脑活动规律以及临床诊断等具有重要意义.

2 基于 JSR 的双次 EP 和 EEG 信号分离新方法

设第 i 次观测信号为 x_i ($i = 1, 2$), 其中 EP 信号为 s_i , EEG 信号为 v_i , 则有 $x_i = s_i + v_i$. 由于 EP 信号的准周期性, 连续两次 EP 信号 s_i 之间是非常相似的; 而 EEG 信号则通常被看成 0 均值随机过程, 连续两次的 EEG

信号 v_i 差异较大. EP 信号提取就是已知 x_i 求取 s_i 和 v_i 的过程, 这是一个欠定分离问题, 常规方法很难取得较好的效果, 近年来的研究发现稀疏表示是解决这类问题的有力工具. 因此, 充分利用 EP 和 EEG 信号的稀疏性是解决该问题的突破口.

2.1 基于稀疏表示的 EP 与 EEG 信号分离

基于稀疏表示的信号分离算法利用混合信号中每一个源信号在不同字典上稀疏性的差异实现信号分离. 最初, Bobin 等人^[16]将 MCA (Morphological Component Analysis) 算法应用到自然图像和纹理图像的分离中; 徐鹏等人^[15]应用 MOSCA 算法实现 EP 和 EEG 信号分离, 选用冗余小波字典 Φ_W 和冗余 DCT 字典 Φ_D 分别对 EP 和 EEG 信号进行稀疏表示, 有 $x_i = s_i + v_i = \Phi_W \theta_i + \Phi_D e_i$. 令 x_i 在混合字典 $\Omega = [\Phi_W \Phi_D]$ 上进行稀疏分解并得到稀疏系数 $\bar{\theta} = [\theta_i^T e_i^T]^T$, 再经重构得到分离后的 EP 与 EEG 信号. 该算法突破性地将稀疏表示应用到 EP 信号提取中, 取得了较好效果. 但该算法仍存在严重不足, 由于字典之间的非正交性, 且稀疏分解时缺少必要的限制, 使得一些信号成分被错误的划分, 影响了 EP 信号的提取效果. 另外, 连续少次观测信号中的待提取 EP 信号可以看成是基本相同或相似的, 而该算法分别对其进行提取, 增加了不必要的计算量.

算法 1 JSR 算法

信号 y_i 为 r_i 和 t_i 的混合信号, 他们对应不同的冗余字典 Φ_r 和 Φ_t , 其中 r_i 是相同或相似的. 设 r_i 的公共成分为 r^C , 各自成分为 r_i^U , 则

$$y_i = r_i + t_i = r^C + r_i^U + t_i = \Phi_r \theta^C + \Phi_r \theta_i^U + \Phi_t \tau_i$$

其中 θ^C 、 θ_i^U 和 τ_i 为相对应的稀疏系数.

已知: y_i 、 Φ_r 和 Φ_t ; 求解: r_i 和 t_i .

步骤 1 对所有信号 y_i 进行联合稀疏表示, 有

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Phi_r & \Phi_t & 0 & \cdots & 0 \\ \Phi_r & 0 & \Phi_t & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \Phi_r & 0 & 0 & \cdots & \Phi_t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta^C \\ \tau_1 \\ \tau_2 \\ \vdots \\ \tau_l \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Phi_r \theta_1^U \\ \vdots \\ \Phi_r \theta_l^U \end{bmatrix}$$

步骤 2 稀疏分解

$$\text{令 } \mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_l \end{bmatrix}, \Omega = \begin{bmatrix} \Phi_r & \Phi_t & 0 & \cdots & 0 \\ C_r & 0 & \Phi_t & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \Phi_r & 0 & 0 & \cdots & \Phi_t \end{bmatrix}, \theta = \begin{bmatrix} \theta^C \\ \tau_1 \\ \tau_2 \\ \vdots \\ \tau_l \end{bmatrix}$$

$$\text{与 } \Delta \Phi \theta = \begin{bmatrix} \Phi_r \theta_1^U \\ \vdots \\ \Phi_r \theta_l^U \end{bmatrix}, \text{ 则}$$

$\hat{\theta} = \arg \min_{\theta} \|\theta\|_0$ s. t. $\|\hat{\mathbf{y}} - \Omega \theta\|_2 \leq \epsilon$, 其中 ϵ 为 $\Delta \Phi \theta$ 的标准差.

步骤 3 重构信号.

$$\hat{r}_i = \Phi_r \hat{\theta}^C + \Phi_r \hat{\theta}_i^U, \hat{r}^C = \Phi_r \hat{\theta}^C, \hat{t}_i = \Phi_t \hat{\tau}_i$$

2.2 JSR 算法

针对含有相似成分的多次测量信号欠定分离问题,本文作者在之前的工作中提出了 JSR^[17,18]算法,详见算法 1. JSR 算法利用信号的稀疏性和信号之间的联合稀疏性,分离信号中的相同成分和相异成分,实现了信号的欠定分离.

2.3 构造稀疏字典

使用 JSR 算法进行信号分离的一个前提是对源信号的稀疏字典是已知的.文献[6]中 Lange 等人应用平均 EP 信号对 EP 信号进行建模,同时将 EEG 进行白化处理,使用去除白噪声的方法估计 EP 信号.但是由于 EEG 信号非平稳特性,理论上无法应用样本 EEG 信号实现新得到的 EEG 信号的白化.本文算法对其进行改进,根据 EP 与 EEG 信号的特点分别构造稀疏字典.

2.3.1 EP 信号的稀疏字典

Lange 等人^[6]指出,EP 信号由 3~5 个基本成分组成,即

$$s(t) = \sum_{p=1}^P b_p v_p(t) \quad (1)$$

其中 $s(t)$ 为 EP 信号模板, $v_p(t)$ 为模板信号的第 p 个基本成分,也就是子模板.可以通过对模板信号加窗的方法可以得到子模板信号.图 1 为对 EP 信号分解的一个例子,如图 1 所示,将 EP 分解为 3 个基本成分,合成后的 EP 信号和原始信号基本相同.

模板信号可由平均 EP 获得. EP 信号具有准周期特性,在一定时间范围内,对于相同的刺激,每次的 EP 信号是具有很强的相似性的,只在波峰和波谷的时延和幅度上产生变化.因此 EP 信号可以表示为

$$s_i(t) = \sum_{p=1}^P b_{ip} v_p(t - \tau_p) \quad (2)$$

其中 τ_p 为该成分的时延, b_{ip} 为该成分的幅值.

为对 EP 信号进行稀疏表示,进一步将其表示为矩阵乘积的形式,则

$$s_i = \mathbf{V} \mathbf{B}_i = (\mathbf{V}_1 \quad \mathbf{V}_2 \quad \cdots \quad \mathbf{V}_p) \begin{pmatrix} \mathbf{B}_{i1} \\ \mathbf{B}_{i2} \\ \vdots \\ \mathbf{B}_{ip} \end{pmatrix} \quad (3)$$

其中,

$$\mathbf{V}_p^T = \begin{pmatrix} v_p(d) & \cdots & \cdots & v_p(N) & \cdots & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ v_p(2) & v_p(3) & \cdots & \cdots & v_p(N) & 0 \\ v_p(1) & v_p(2) & v_p(3) & \cdots & \cdots & v_p(N) \\ 0 & v_p(1) & v_p(2) & v_p(3) & \cdots & v_p(N-1) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & \cdots & 0 & v_p(1) & \cdots & v_p(N-d) \end{pmatrix} \quad (4)$$

可见 V_p 由 $2d$ 个向两个方向延时的子模板信号 v_p 构成, $V_p \in R^{N \times 2d}$, 则 $\mathbf{V} \in R^{N \times 2dP}$, $\mathbf{B}_{ip} \in R^{2d \times 1}$, $\mathbf{B}_i \in R^{2dP \times 1}$. EP 可以通过平均 EP 构造得到的字典 \mathbf{V} 表示. 其中,分解系数 \mathbf{B}_i 中非零值的个数与 EP 信号中成分个数一致,通常较小,因此系数 \mathbf{B}_i 是稀疏的.

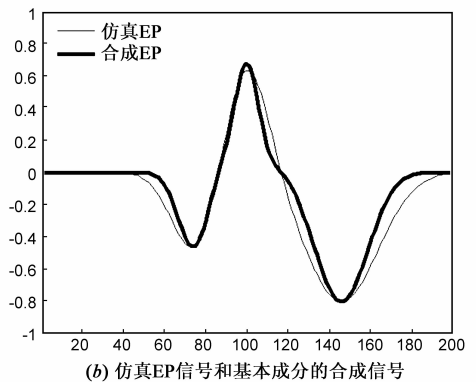
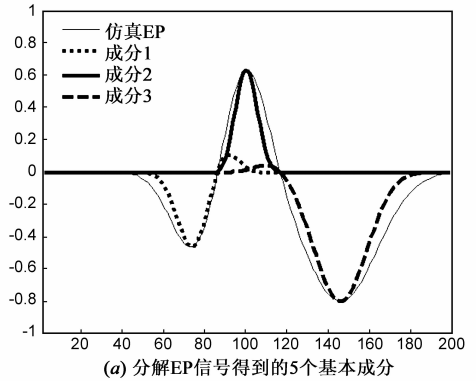


图1 仿真EP信号的成分分解

2.3.2 EEG 信号的稀疏字典

由于 EEG 信号具有较强的随机性和非平稳性,用 EEG 信号训练得到的字典不能很好的对新生成的 EEG 信号进行稀疏表示,因此无法通过样本训练得到 EEG 信号的稀疏字典.而在 EP 信号提取之前,纯净的 EEG 无法获得,并且字典训练需要花费较长的时间,影响 EP 信号提取速度.根据以上分析,本文进一步考虑到 EEG 信号频谱范围较宽特点,采用冗余 DCT Φ_D 作为 EEG 信号的稀疏字典.

2.4 EP 与 EEG 信号分离

由以上分析可知,EP 与 EEG 信号均具有稀疏性.连续两次测量的 EP 信号是相似的,公共部分为 s^C 、各自部分为 s_i^U ,设 EP 和 EEG 信号可以分别在冗余字典 Φ_s 和 Φ_e 上进行稀疏分解,有

$$x_i = s_i + v_i = s^C + s_i^U + v_i = \Phi_s \theta^C + \Phi_s \theta_i^U + \Phi_e e_i \quad (5)$$

由该式可以看出连续少次脑电信号中的 EP 与 EEG 信号分离问题符合 JSR 模型.本文算法令 $\Phi_s = \mathbf{V}$, $\Phi_e = \Phi_D$ 和 $I = 2$,则

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{V} & \Phi_D & 0 \\ \mathbf{V} & 0 & \Phi_D \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta^C \\ e_1 \\ e_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{V}\theta_1^U \\ \mathbf{V}\theta_2^U \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\text{令 } \underline{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}, \underline{D} = \begin{bmatrix} \mathbf{V} & \Phi_D & 0 \\ \mathbf{V} & 0 & \Phi_D \end{bmatrix}, \underline{\theta} = \begin{bmatrix} \theta^C \\ e_1 \\ e_2 \end{bmatrix} \text{ 和 } \Delta \mathbf{V}\theta =$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{V}\theta_1^U \\ \mathbf{V}\theta_2^U \end{bmatrix}, \text{ 则}$$

$$\hat{\underline{\theta}} = \arg \min_{\underline{\theta}} \|\underline{\theta}\|_0 \text{ s.t. } \|\underline{x} - \underline{D}\underline{\theta}\|_2 \leq \epsilon_0 \quad (7)$$

其中 ϵ_0 为 $\Delta \mathbf{V}\theta$ 的标准差。

通过优化算法计算得到 $\hat{\underline{\theta}}$, 可以重构 EP 中的相同

成分, 得到 $\hat{s}^C = \mathbf{V}\hat{\theta}^C$. JSR 算法充分考虑到脑电信号中相似成分和相异成分, 提取少次测量中的 EP 信号. 从公式(6)可以看出, 为了得到最稀疏的解 $\hat{\underline{\theta}}$, 脑电信号 x_1 和 x_2 中的相同部分 s^C 将由字典 \mathbf{D} 中的第一列 $[\mathbf{V} \ \mathbf{V}]^T$ 进行稀疏分解, 而 EEG 信号 e_1 和 e_2 由于差别很大, 将由其他两列稀疏分解. 因此可以看出, JSR 算法对信号的稀疏分解过程增强了控制, 减少了信号被错误划分的几率. 为了及时跟踪 EP 信号变化, 估计算法的计算复杂度非常重要的. 本文算法的字典构造过程在诱发电位估计前完成, 估计过程中只需进行稀疏分解和重构. 设 $\underline{\theta}$ 中非零值的个数为 T_0 , $\mathbf{V} \in R^{N \times 2dP}$, $\Phi_D \in R^{N \times M}$, 如果采用正交匹配追踪算法求解公式(7), 则计算复杂度为:

$$T_{JSR} = T_0 N (M + 2dP) \quad (8)$$

每次 EP 信号持续时间很短, 约为 0.01 ~ 0.5s, 连续的两次测量需 0.02 ~ 1.0s, 其中 EP 信号相似度很高, 因此本文算法提取 EP 信号公共部分, 能实现 EP 信号快速提取.

3 实验结果

为了测试本文 EP 信号提取算法的性能, 同时进行仿真信号和真实脑电信号实验. 并将本文算法和几种典型算法相比较, 包括 MOSCA 算法^[15]、Lange 算法^[6]、Prony 算法^[7]以及小波变换(DWT)算法^[9]. 通过相关系数与误差信号功率对各种算法的估计效果进行评价.

3.1 仿真实验

仿真实验中 EP 信号为经过叠加平均法得到的人眼视觉诱发电位 (VEP, visual evoked potentials), 通过对它基本成分的时延和波幅进行一个较小的变化得到两次仿真 EP 信号(如图 2 所示), 仿真 EEG 噪声由式(9)给出的 AR^[16]模型产生, 其中 $w(k)$ 是高斯白噪声过程. 图 2 中 EP 信号的信噪比为 0dB.

$$v(k) = 1.5084v(k-1) - 0.1587v(k-2) - 0.3109v(k-3) - 0.0510v(k-4) + w(k) \quad (9)$$

然后再对它基本成分的时延和波幅进行较大的改变得到两次异常 EP 信号, 并使用与图 2 相同的 EEG 信号生成脑电信号(如图 3 所示).

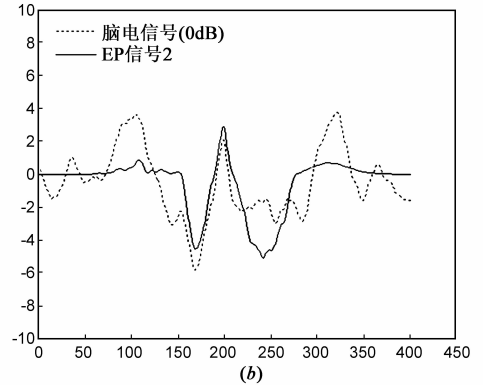
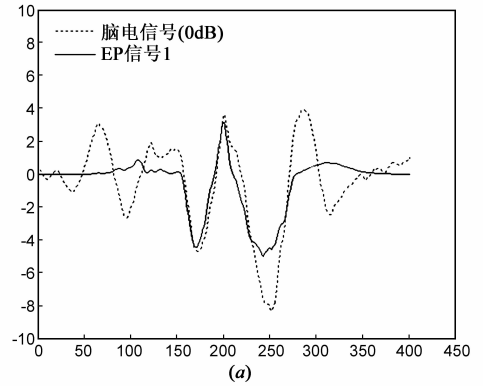


图2 正常EP及脑电信号

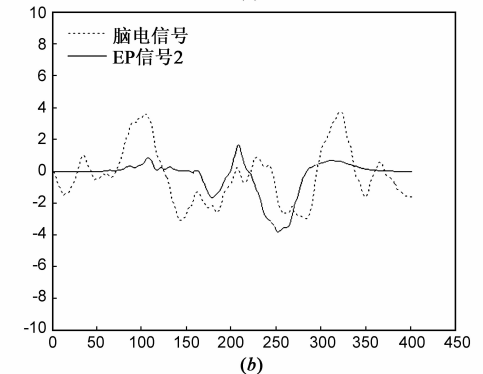
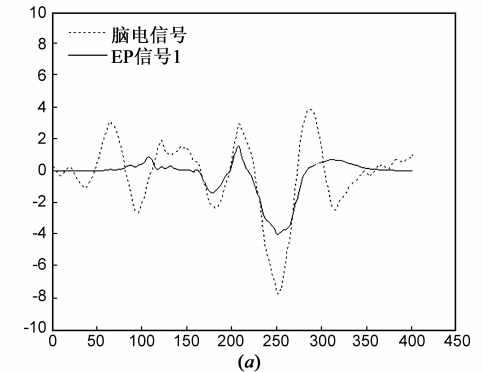


图3 异常EP及脑电信号

本文的 JSR 算法分别采用图 2 和图 3 的两组信号估计 EP 信号,为了实验的公证性, MOSCA、Lange、Prony 和 DWT 算法首先对每组信号求平均,提高信噪比,然后再进行 EP 信号估计.本实验将该 VEP 信号与仿真 EEG 信号分别以不同信噪比进行混合,对同一信噪比独立实验 30 次,并使用提取结果和源信号之间的相关系数

与误差信号的平均功率来衡量算法的性能,结果见图 4.从图中可以看出,无论正常情况 EP 信号还是异常的 EP 信号,和其他算法相比,本文算法获得了较好的提取效果,得到较高的相关系数和较低的误差功率.而且在信噪比较低时,本文算法的优势更加明显.图 5 给出了本文算法在 0dB 时的两次提取结果.

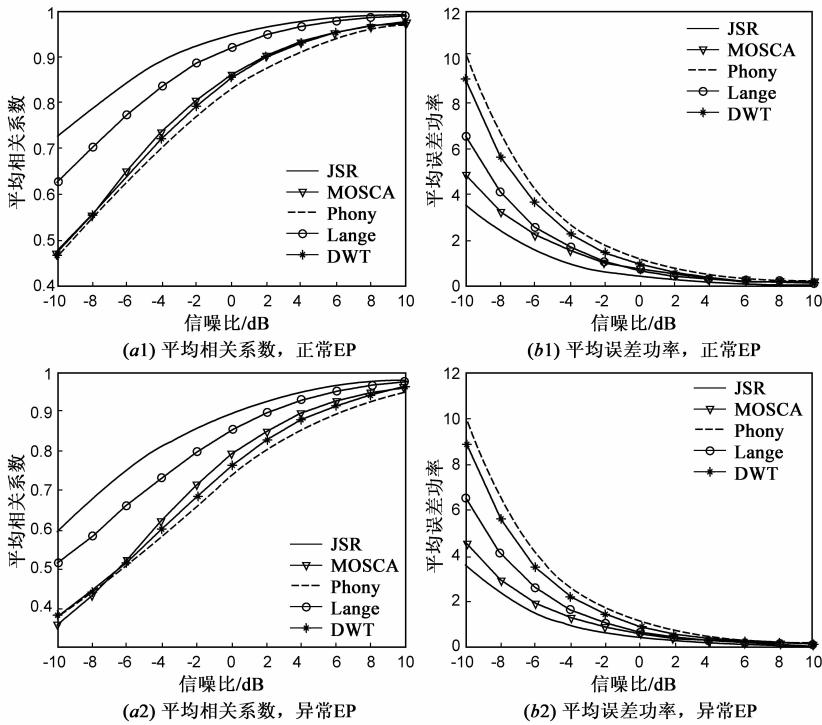


图4 算法性能比较

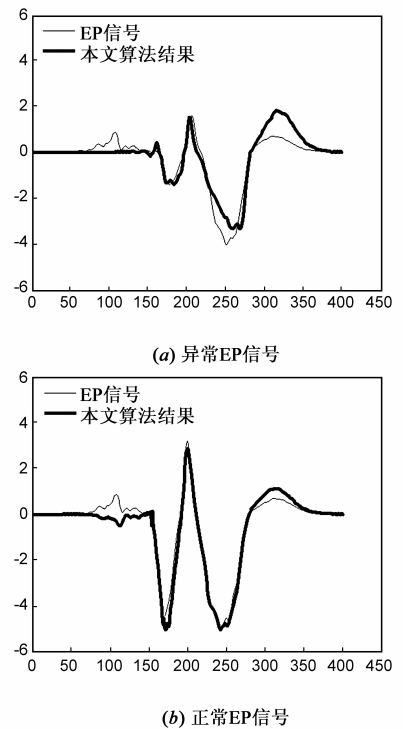


图5 信噪比为0dB时的提取结果

3.2 真实 VEP 信号的提取结果

为了进一步验证算法的有效性,使用本文方法对真实的 VEP 数据进行提取,并与 MOSCA 算法相比较.实验中的观测信号由 NeuroScan 脑电采集设备以 1000Hz 的采样率对三个被试进行采集,分别采集每个被试左眼和右眼的脑电信号,得到 6 组真实信号.对于每一组数据,首先利用前 100 次的叠加平均结果进行建模,构

表 1 两种算法对 VEP 数据的提取结果

指 标	方 法	MOSCA		本文方法	
		平均相 关系数	平均误 差功率	平均相 关系数	平均误 差功率
被 试 1	左眼	0.7466	1.9659	0.9279	0.3720
	右眼	0.8714	1.2814	0.9450	0.2766
被 试 2	左眼	0.7625	1.4412	0.9327	0.3572
	右眼	0.8055	1.6117	0.9232	0.7154
被 试 3	左眼	0.8437	1.7289	0.9420	0.4261
	右眼	0.7387	1.7907	0.9019	0.2346

建稀疏字典,在其余数据中随机选择 30 对脑电信号提取 EP 信号.以 400 次平均 EP 信号作为标准,对实验结果进行评价,计算平均相关系数和平均误差功率,如表 1 所示.从表中可以看出,本文算法得到了较高的相关系数和较低的误差功率,性能优于 MOSCA 算法.图 6 给出 2 种算法的一次提取结果,从图中可以看出本文算法和 400 次平均 EP 信号相似度很高,对 N75 和 P100 的位置与幅度均能较准确地估计.

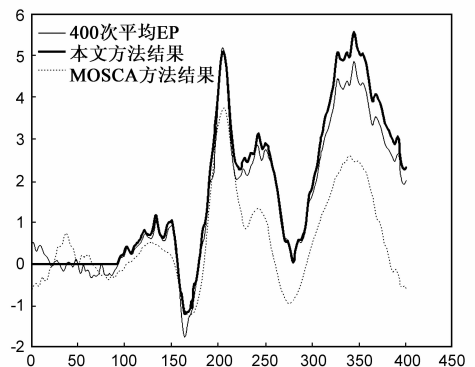


图6 真实VEP数据的一次提取结果

4 结论

利用 EP 与 EEG 信号的稀疏性,以及 EP 信号的准周期性和 EEG 信号的随机性,本文提出使用 JSR 算法实现双次 EP 信号的提取.首先应用平均 EP 信号进行建模,构造稀疏字典,应用冗余 DCT 构建 EEG 的稀疏字典,然后使用 JSR 算法提取双次脑电信号中的相同部分即为 EP 信号.实验结果展示本文算法和其他算法相比实现了较好的提取效果.

参考文献

- [1] Costa M H. Estimation of the noise autocorrelation function in auditory evoked potential applications [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2012, 7(5): 542 – 548.
- [2] 陈洪波,李蓓蕾,陈真诚.基于 ICA 的脑电信号 P300 少次自动提取 [J]. *电子学报*, 2012, 40(6): 1257 – 1262.
Chen H B, Li B L, Chen Z C. Automatically extract P300 with-in several trials from EEG based on ICA [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2012, 40(6): 1257 – 1262. (in Chinese)
- [3] 王登,等.一种新的基于小波包分解的 EEG 特征抽取与识别方法研究 [J]. *电子学报*, 2013, 41(1): 193 – 198.
Wang D, et al. A new method of EEG classification with feature extraction based on wavelet packet decomposition [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2013, 41(1): 193 – 198. (in Chinese)
- [4] Georgiadis S D, et. al. Single-trial dynamical estimation of event-related potentials: A Kalman filter-based approach [J]. *IEEE Transaction Biomedical Engineering*, 2005, 52(8): 1397 – 1406.
- [5] Hoppe U, Weiss S, Stewart R W, et. al. An automatic sequential evoked potential reconstruction method for cortical auditory evoked potentials [J]. *IEEE Transaction Biomedical Engineering*, 2001, 48(2): 154 – 164.
- [6] Lange D H, Pratt H, Indar G F. Modeling and estimation of single evoked brain potential components [J]. *IEEE Transaction Biomedical Engineering*, 1997, 44(9): 791 – 799.
- [7] Garoosi V, Jansen B H. Development and evaluation of the piecewise Prony method for evoked potential analysis [J]. *IEEE Transaction Biomedical Engineering*, 2000, 47(12): 1549 – 1554.
- [8] Iyer D, Zouridakis G. Single-trial evoked potential estimation: Comparison between independent component analysis and wavelet denoising [J]. *Clinical Neurophysiology*, 2007, 118(3): 495 – 504.
- [9] Causevic E, Morley R E, Wickerhauser M V, et. al. Fast wavelet estimation of weak biosignals [J]. *IEEE Transaction on Biomedical Engineering*, 2005, 52(6): 1021 – 1032.
- [10] Markazi S A, et. al. Wavelet filtering of the P300 component in event-related potentials [A]. New York City, USA: Pro-

ceedings of the 28th IEEE EMBS Annual International Conference [C]. Piscataway, NJ: IEEE, 2006. 1 – 4.

- [11] Lecumberri P, et. al. Simultaneous extraction and localization of dipolar independent components in evoked potentials [A]. Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE EMBS [C]. Piscataway, NJ: IEEE, 2003. 2109 – 2112.
- [12] Drozd M, et. al. Detecting evoked potentials with SVD-and ICA-based statistical models [J]. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 2005, 24(1): 51 – 58.
- [13] Castañeda-Villa N, James C J. Independent component analysis for auditory evoked potentials and cochlear implant artifact estimation [J]. *IEEE Transaction Biomedical Engineering*, 2011, 58(2): 348 – 354.
- [14] Jung T P, Makeig S, Westerfield M, et. al. Analysis and visualization of single-trial event-related potentials [J]. *Human Brain Mapping*, 2001, 14(3): 166 – 185.
- [15] Xu P, Yao D Z. 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.
- [16] Bobin J, et. al. Morphological component analysis: an adaptive thresholding strategy [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(11): 2675 – 2681.
- [17] Yu N N, et. al. Image features extraction and fusion based on joint sparse representation [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2011, 5(5): 1074 – 1082.
- [18] Yu N N, Qiu T S, Ren F Q. Denoising for multiple image Copies through joint sparse representation [J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2012, 45(1): 46 – 54.

作者简介



余南南 女,博士,讲师,1981 年出生于黑龙江省齐齐哈尔,江苏师范大学电气工程及自动化学院教师,主要从事生物医学信息处理方面研究.

E-mail: yunannan1981@126.com



刘海宽 男,1962 年生于黑龙江省双鸭山,江苏师范大学电气工程及自动化学院教授,院长,研究方向为智能信息处理与控制等.

E-mail: iuhaikuan1962@163.com