

DOI: 10.7652/xjtuxb201312022

利用小波包的脑电源定位算法仿真研究

赵梦琰¹, 李扩², 鲍刚², 滕超淋¹, 王刚¹

(1. 西安交通大学生物医学信息工程教育部重点实验室, 710049, 西安; 2. 西安交通大学第一附属医院, 710061, 西安)

摘要: 提出了一种利用小波包变换的脑电源定位新算法, 可获得大脑皮层上的神经电活动分布信息。该算法首先对脑电信号进行小波包分解、子空间分量选择以及信号重构, 之后将重构信号与基于真实头部磁共振图像的 3 层边界源头模型相结合, 进行逆问题求解得到源信息, 并从信噪比、源深度、脑电信号导联数 3 个方面对提出算法和原始算法进行了对比分析。实验结果表明, 在不同的情况下, 提出算法的重建源与设定源平均距离均在 3 mm 以内, 标准差在 1 mm 左右, 而原始算法的重建源与设定源平均距离最大达 9.4 mm, 标准差达 4.5 mm; 在同样的情况下, 提出算法重建源的均值和标准差均小于原始算法, 最高可分别减少 6.6 mm 和 3.5 mm。提出算法的源定位精度明显强于原始算法 ($P < 0.05$), 且稳定性强, 具有一定的临床价值。

关键词: 脑电源定位; 小波包变换; 边界元方法

中图分类号: R318 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2013)12-0130-07

An Electroencephalograph Source Localization Algorithm Based on Wavelet Packet Transform with Simulation

ZHAO Mengyan¹, LI Kuo², BAO Gang², TENG Chaolin¹, WANG Gang¹

(1. Key Laboratory of Biomedical Information Engineering of Ministry of Education, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. First Affiliated Hospital, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710061, China)

Abstract: A new algorithm of electroencephalograph (EEG) source localization based on wavelet packet transform is proposed to obtain the neural electrical activity distribution of brain. Conducting wavelet packet decomposition for neural electrical signals, subspace component selection and signal reconstruction, an inverse problem with a MRI-based three-layer head model is solved. A comparative investigation includes signal-to-noise ratio (SNR), dipole source depth and electrode number. The results indicate that in different circumstances, the average distances between the reconstructed sources of the proposed algorithm and the setting sources get less than 3 mm, and the standard deviations about 1 mm, while the average distances and the standard deviations of the existing algorithm achieve up to 9.4 mm and 4.5 mm, respectively; in the same circumstances, the means and standard deviations of the proposed algorithm get less than that of the algorithm, and can be reduced by up to 6.6 mm and 3.5 mm, respectively. The proposed algorithm is endowed with better localization accuracy and enhanced robustness than the existing algorithm ($P < 0.05$) to show the clinical significance.

Keywords: electroencephalograph source localization; wavelet packet transform; boundary element method

收稿日期: 2013-04-03。 作者简介: 赵梦琰(1988—), 女, 硕士生; 王刚(通信作者), 男, 讲师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(81201162); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目。

网络出版时间: 2013-07-19

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20130719.0910.004.html>

脑电源定位是一项发展非常迅速、应用广泛的技术,以其方便、无创、直观、快速等特点,引起许多科研和医疗工作者的关注,该方法不仅被用来研究认知、学习等脑部活动,也逐渐被用以辅助研究和诊断各类疾病,例如癫痫^[1-2]、老年痴呆、眼部神经疾病等。

头皮脑电的采集及处理技术日趋成熟,而如何由它得到相对准确且可靠的源重建结果,一直是研究的一个重要方面。目前,有许多着眼于算法^[3]、模型^[4-5]等方面的仿真或临床研究,其目的都在于增强定位结果的精确性,给医生更加可靠的判断标准,从而辅助诊断与治疗。

小波分析在各类型的信号处理中都有十分出色的表现,将其与多通道脑电信号结合起来,提取其中我们关注的子频带信号并进行源重建计算,无疑会得到更加令人信服的大脑神经活动源位置信息。本文提出了一种新的基于小波变换的源定位算法,采用真实形状的边界元(BEM)头模型,对仿真的头皮脑电信号(EEG)进行源定位处理,其在不同的源深度、不同的信噪比以及不同的电极密度等条件下,表现皆优于传统源定位算法。

1 算 法

1.1 基于小波包分析的源定位算法

本文提出的基于小波分析的脑电源定位算法包括以下 3 个方面:

- (1)对脑电信号进行小波包分解,同时提取有效的子空间成分,之后对提取的子空间分量进行小波包重构;
- (2)通过真实的头部磁共振(MRI)图像建立 3 层的大脑边界元模型;
- (3)结合两者进行脑电逆问题的求解,即脑电源定位计算。

该方法原理如图 1 所示。

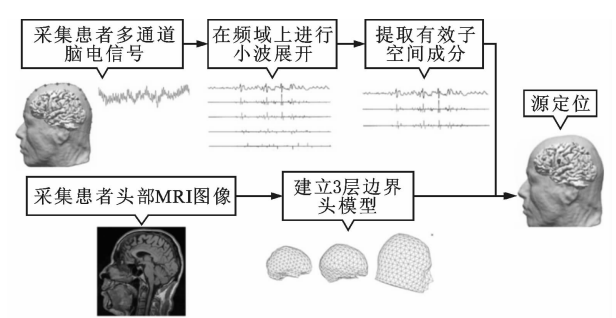


图 1 基于小波分析的源定位算法原理图

1.1.1 对脑电信号进行小波包分解和重构 小波包技术能够在全频段上对信号进行分解和重构,其小波基函数具有多样性,需要按照实际需求,选择最适合的小波基函数。Symlets 小波是 Daubechies 小波的改进,具有正交性、紧支性以及对称性^[6],既可以对信号进行连续小波变换,也可以进行离散小波变换,提高了计算速度,避免了信号在分解与重构中的失真^[7]。对比不同阶数的 Symlets 小波,权衡定位效果和计算速度的总体情况,本实验在 Matlab 平台上,采用 5 阶 Symlets 小波完成脑电信号的小波包分解和重构。

针对脑电信号中我们感兴趣的时间发生点,对多通道脑电信号中的每一导有用信号分别进行一维离散小波包分解。根据脑电的主要节律, α 波为 8~13 Hz, β 波为 14~30 Hz, θ 波为 4~7 Hz, δ 波为 0.5~3 Hz,希望分解至底层的频段宽在 4 Hz 左右。假设脑电信号的采样率是 f_s ,小波包分解的层数为 l ,则需要

$$f_s/2^l \leq 4 \tag{1}$$

(1)小波包分解。按照选定的层数,以 sym5 为基小波,对多通道脑电信号中的每一导有用信号分别进行一维离散小波包分解,在频域上的不同频段进行展开,得到 2^l 组小波系数,分解式为

$$\left. \begin{aligned} p_0^i(t) &= f(t) \\ p_j^{2i-1} &= \sum_k H(k-2t) p_{j-1}^i(t) \\ p_j^{2i} &= \sum_k G(k-2t) p_{j-1}^i(t) \end{aligned} \right\} \tag{2}$$

式中: $f(t)$ 为时间信号; $p_{j-1}^i(t)$ 为第 j 层上的第 i 个小波包,称为小波包函数; G 、 H 为小波分解滤波器。

(2)子空间分量选择。将每一导信号的小波包分解最底层的各子带小波系数进行重构,得到该频段在时域上与原始信号等长的一段信号,将其按照原始的脑电信号通道顺序进行排列,可获得每个子空间的多通道脑电信号,称其为子空间分量。

假设子空间分量为 X ,原始信号为 Y ,则子空间分量与原始脑电信号的时域 Pearson 相关系数为

$$r = \frac{\sum (X - \bar{X})(Y - \bar{Y})}{(\sum (X - \bar{X})^2 \sum (Y - \bar{Y})^2)^{1/2}} = \frac{I_{XY}}{(I_{XX} I_{YY})^{1/2}} \tag{3}$$

r 值代表的相关性如下

$$\left. \begin{aligned} r &> 0, && \text{正相关} \\ r &< 0, && \text{负相关} \\ r &= 0, && \text{不相关} \end{aligned} \right\} \tag{4}$$

计算出每个子空间分量与原始脑电信号的相关系数后,结合其脑电地形图,对子空间分量进行筛选,即当某子空间分量的相关性较小且地形图与原始脑电地形图相差较大时,去除该分量。

(3)小波包重构。对子空间分量进行选择后将剩余的频段信号按照下式进行小波重构,得到原始脑电信号中的有用信息

$$p_j^i(t) = 2 \left[\sum_k h(t-2k) p_{j+1}^{2i-1}(t) + \sum_k g(t-2k) p_{j+1}^{2i}(t) \right] \quad (5)$$

式中: $i=2^j, 2^{j-1}, \dots, 2, 1; j=J-1, J-2, \dots, 1, 0; J=\lg N; h, g$ 为小波重构滤波器, h 与尺度函数 $\phi_j(t)$ 有关, g 与小波函数 $\psi_j(t)$ 有关。

1.1.2 通过头部 MRI 图像建立真实 3 层头部边界元模型 边界元法是在有限元法的基础上发展起来的一种更加精确有效的数值分析方法,不同于有限元法在连续体域内进行单元划分的思想,而是在边界上进行单元划分,建立满足边界条件的控制方程,通过插值离散转化为代数方程求解。相对于有限元法,边界元法能用更加直观简单的单位形状,描述模型的边界形状,通过降低维数而降低解的自由度,具有更高的精度和运算速度。边界元法仅适用于均匀介质,而头部模型本身可以比较明确地划分为头皮、颅骨和脑组织等 3 层均匀介质,故选择建立 3 层头部边界元模型。

对头部 MRI 图像进行分割处理,根据灰度等信息分别将其划分为头皮、颅骨和脑 3 层。在这 3 个表面上进行一定密度的三角网格划分,最终建立真实形状的 3 层边界元头模型。

1.1.3 逆问题求解 头皮脑电的源定位实际上是一个逆问题求解的过程,即通过头皮电位表现反演脑内神经元电活动情况。头皮脑电的产生可以视作一个正问题,即是大脑内部的神经元电活动的叠加表现。通常脑电逆问题的求解,都是通过迭代求解正问题去逼近的^[8]。

求解脑电逆问题,首先要求得基于源参数和头模型参数的头皮电位表达式。头模型建立后,在每个点均可设立一个具有位置、方向、强度等信息的偶极子源,则各头皮电极处的电位与各个源可形成一线性关系^[9]

$$\mathbf{Y} = \mathbf{G}\mathbf{X} \quad (6)$$

式中: $\mathbf{Y}=[y_1, \dots, y_n]^T$ 为 n 个电极处测量得到的头皮电位列向量; $\mathbf{X}=[x_1, \dots, x_m]^T$ 为 $3m$ 维源列向

量,第 i 个源向量 $\mathbf{x}_i=[x_{i0}, x_{i1}, x_{i2}]^T, i=1, 2, \dots, m$; $\mathbf{G}$ 为导联场矩阵,也称传递矩阵,表示每个点分别对每处电极电位的影响。

对于逆问题,其 $\mathbf{Y}$ 和 $\mathbf{G}$ 是已知的, $\mathbf{X}$ 是未知的,且 $3m \gg n$, 需要求解的是一个规模很大的欠定方程。通过改变偶极子集 $\mathbf{X}$ 的参数,正向计算头皮电位 $\mathbf{Y}$,使得该电位与实测头皮电位 $\hat{\mathbf{Y}}$ 在最小二乘意义上实现最佳拟合,在数学上表现为一非线性代价函数

$$\min e(P)$$

$$e(P) = \|\mathbf{Y} - \hat{\mathbf{Y}}\|^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (7)$$

逆问题求解的方法有很多,本文采用移动偶极子算法,其特点是计算速度快、结果直观。将小波分析处理后的脑电信号与大脑边界元模型结合起来进行脑电逆问题求解,从而获得大脑皮层的电活动分布情况。

1.2 模型建立与仿真数据

1.2.1 模型建立 仿真实验中的模型包括头模型以及源模型。头模型的建立在 Curry6.0 (Compu-medics, Charlotte, NC) 平台下进行的。首先在 Curry6.0 软件中读取标准库中的头部 MRI 图像,按照灰度对其进行边界划分,包括头皮、外颅骨和内颅骨 3 层,其传导率比值选择为 80:1:80,对各层建立精度(点与点之间的距离)为 2.5 mm 的三角网格,最终建成 3 层边界元头模型,其传递矩阵的总点数大于 3 万。

源模型采用偶极子源,将大脑皮层上每个小区域都视为一个可能产生偶极子源的点,方便对仿真源的位置设定以及源重建结果的对比分析。

1.2.2 仿真脑电信号 在头模型建立之后,根据不同层的传导率、电极位置及数目等信息获得与脑电正问题相关的传递矩阵。在需要的位置设置一定大小和方向的偶极子源,通过 $\mathbf{Y}=\mathbf{G}\mathbf{X}$ 求解正问题,再进行一些处理,即可得到源位置确定的仿真脑电信号。

在大脑皮层上不同的区域和不同的深度,设置如图 2 所示与皮层表面垂直的共 3 个偶极子源,强度为 100 μA ,其中深度表示源位置与头皮表面的最近距离。

对 3 个源分别求取正问题并叠加不同信噪比的高斯白噪声,得到 32 导、64 导以及 128 导的点数为 1 000 的仿真 EEG 信号,共 9 组,作为待处理数据。

1.3 实验内容

采用原始移动偶极子算法和基于小波的改进算法,分别对每一组点数为 1 000 的 EEG 数据抽样进

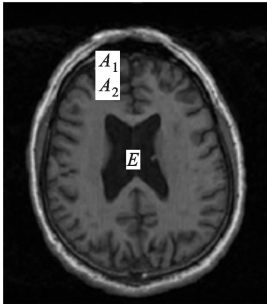


图 2 设定偶极子源在脑部剖面上的位置示意图

行源定位,样本容量为 200,即 9 组数据共包含 3 600 个结果,然后计算重建源与设定源间的距离(源重建结果均代表重建源与设定源之间的距离)。按照信噪比、源深度以及电极密度等不同条件进行分组,对比结果的均值和标准差,并通过方差分析、单边检验等统计学分析方法,验证改进算法对 EEG 信号进行源重建的结果更加精确,也具有更好的鲁棒性。以固定变量为原则的分组实验方案如表 1 所示。

表 1 以固定变量为原则的分组实验方案

分组方式	按源位置	按 EEG 信噪比	按电极密度
源位置	A_1, A_2, E	A_1	A_1
信噪比/dB	10	5, 10	10
导联数	64	64	32, 64, 128

1.3.1 改进算法和原始算法在不同信噪比下的源定位表现 选用 A_1 处浅表源、64 导电极仿真 EEG 数据,分别叠加 5、10、15 dB 的高斯白噪声,对这 3 组 EEG 的重建源结果的均值和标准差进行比较,初步判断信噪比对源定位结果的影响,以及改进算法的源定位结果是否在不同信噪比的情况下均优于原始算法。再对两种算法的源定位结果整体进行方差分析及配对检验,检验改进算法的源定位结果受信噪比的影响是否小于原始算法。

1.3.2 改进算法和原始算法在不同源深度下的源定位表现 在 A_1 (浅表源)、 A_2 (较深源)和 E (深处源)3 个深度,选用信噪比为 10 dB 的 64 导电极仿真 EEG 信号,对这 3 组 EEG 信号的重建源结果的均值和标准差进行比较,初步判断源深度对源定位结果的影响,以及改进算法的源定位结果是否在不同深度的情况下均优于原始算法。对两种算法的源定位结果整体进行方差分析以及配对检验,检验改进算法的源定位结果受源深度的影响是否小于原始算法。

1.3.3 改进算法和原始算法在不同电极密度下的

源定位表现 选用 A_1 处信噪比为 10 dB 的源,对 32 导、64 导以及 128 导 3 种电极密度的仿真 EEG 信号源定位结果的均值和标准差进行比较,初步判断电极密度对源定位结果的影响,以及改进算法的源定位结果是否在不同电极密度的情况下均优于原始算法。对两种算法的源定位结果整体进行方差分析和进一步配对检验,检验改进算法的源定位结果受电极密度的影响是否小于原始算法。

2 结 果

2.1 改进算法和原始算法在不同信噪比下的源定位表现

选用 A_1 处浅表源、64 导电极仿真 EEG 信号数据,分别叠加 5、10、15 dB 的高斯白噪声,对这 3 组 EEG 信号的重建源结果如图 3 所示。其中 M 表示预设源位置, N 表示通过逆问题求解得到的源位置。图 3a~图 3c 分别表示在信噪比为 5、10、15 dB 的情况下,原始算法的源定位结果,图 3d~图 3e 分别表示在信噪比为 5、10、15 dB 的情况下,改进算法的源定位结果。

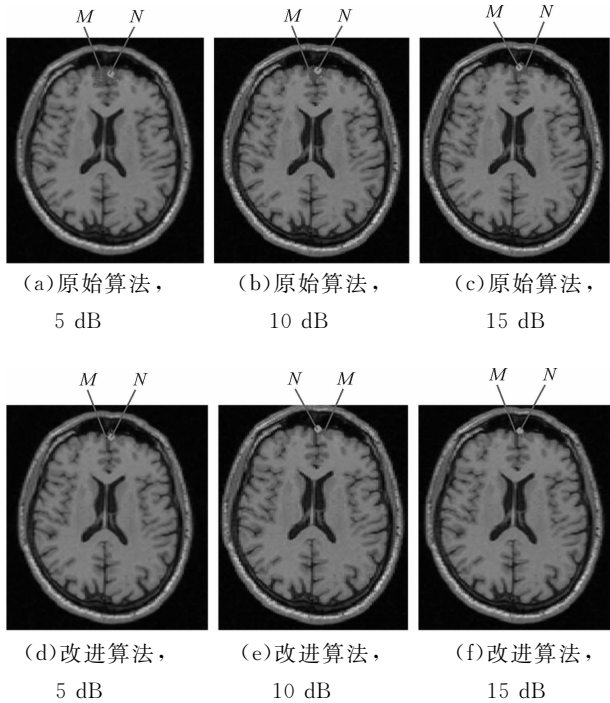


图 3 不同算法对不同信噪比下的 EEG 信号源定位结果分布

由图 3 和表 2 可以明显看出,在不同的信噪比下,改进算法的源定位结果都更向设定源靠拢,即定位结果更精确。原始算法计算得到的源结果随着信噪比的提高,向设定源缩紧程度较明显,但改进算法的源定位结果由图看来受信噪比影响要小得多。

表 2 原始算法和改进算法对不同信噪比下的 EEG 信号源定位结果的均值和标准差

信噪比/dB	定位结果/mm	
	原始算法	改进算法
5	4.484 4±2.1 47 4	1.154 4±0.731 3
10	4.028 0±2.042 2	0.676 6±0.332 7
15	3.493 3±1.795 1	0.765 7±0.353 7

2.2 改进算法和原始算法在不同源深度下的源定位表现

选用 64 导电极、信噪比为 10 dB 的仿真脑电数据, A_1 (浅表源)、 A_2 (较深源) 和 E (深处源) 3 处的源深度依次递增, 这 3 组 EEG 信号的重建源结果的源分布如图 4 所示, 均值和标准差如表 3 所示。 M 表示预设源位置, N 表示通过逆问题求解得到的源位置。图 4a~图 4c 分别表示源在浅表、较深层、深部的情况下, 原始算法的源定位结果, 图 4d~图 4e 则依次表示改进算法的源定位结果。

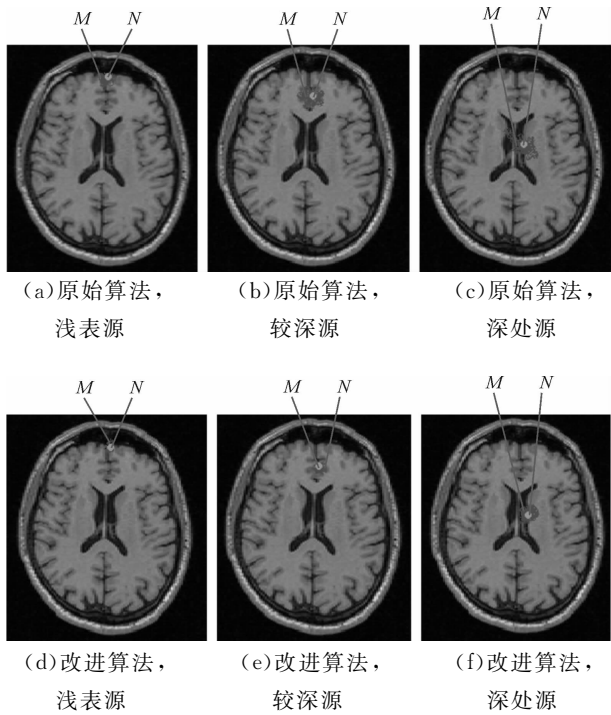


图 4 不同算法对不同深度的源定位结果

源位置	定位结果/mm	
	原始算法	改进算法
A_1	4.028 0±2.042 2	0.676 6±0.332 7
A_2	6.335 2±2.882 0	1.537 8±0.853 2
E	9.442 3±4.548 1	2.788 5±1.046 0

由图 4 和表 3 可以明显看出, 在不同的源深度下, 改进算法的源定位结果都更向设定源靠拢, 均值和标准差都小于原始算法, 即定位结果更精确。

2.3 改进算法和原始算法在不同电极密度下的源定位表现

对 A_1 处的源, 采用信噪比为 10 dB 的仿真脑电信号, 32 导、64 导和 128 导 3 种电极密度下的源定位结果如图 5 所示, 其均值和标准差如表 4 所示。其中 M 表示预设源位置, N 表示通过逆问题求解得到的源位置。图 5a~图 5c 分别表示在 32 导、64 导、128 导情况下, 原始算法的源定位结果, 图 5d~图 5e 则依次表示改进算法的源定位结果。

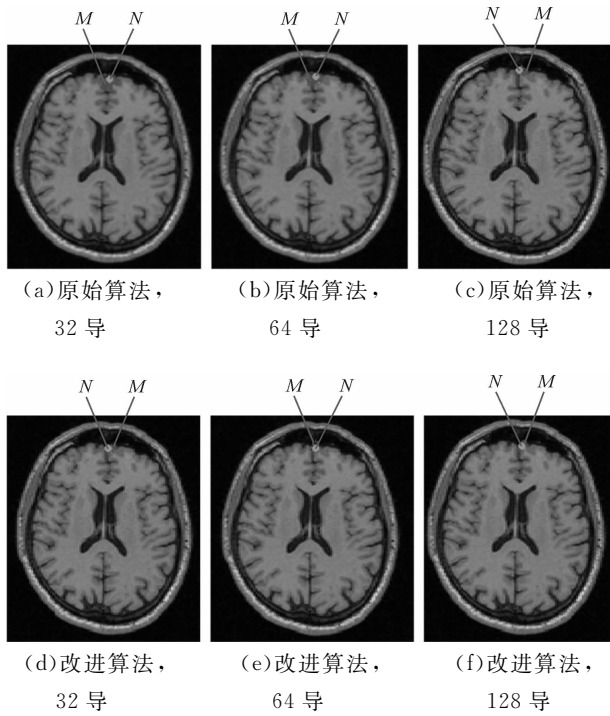


图 5 不同算法对不同电极密度下的源定位结果

表 4 原始算法和改进算法对不同电极密度下的源定位结果的均值和标准差

导联数	定位结果/mm	
	原始算法	改进算法
32	6.720 7±3.2 14 2	1.413 8±0.808 1
64	4.028 0±2.042 2	0.676 6±0.332 7
128	2.784 5±1.584 2	0.607 1±0.224 3

由图 5 和表 4 可以明显看出, 在不同的电极密度下, 改进算法的源定位结果都更向设定源靠拢, 均值和标准差都小于原始算法, 即定位结果更精确。且随着电极密度的升高, 改进算法的源定位结果向设定源的缩紧程度变化并不如原始算法明显, 直观上看来, 改进算法的鲁棒性更好。

3 讨 论

3.1 两种算法在不同条件下的源定位表现

3.1.1 信噪比 由图 3 和表 2 都可以明显看出,在不同信噪比的情况下,对不同源模型,改进算法的源定位结果均优于原始算法。

结合方差分析和单边检验,原始算法的定位精度随信噪比的升高而提升,改进算法的定位精度受信噪比的影响较小。信噪比为 10 dB 的定位精度优于 5 dB,而 10 dB 与 15 dB 间差异不明显,即定位精度不完全随着信噪比的升高而提升。这说明对于偶极子源模型,不同信噪比情况下,改进算法具有更好的鲁棒性。

在不同信噪比的情况下,改进算法的源定位结果始终优于原始算法。原始算法的源重建效果与 EEG 信噪比成正相关,即信噪比越高,定位结果越精确;改进算法的源重建精确性并不完全随着信噪比的升高而提升,即改进算法受信噪比影响较小,具有更好的鲁棒性。

3.1.2 源深度 由图 4 和表 3 都可以明显看出,在不同深度的情况下,对不同源模型,改进算法的源定位结果均优于原始算法。

结合方差分析和单边检验,原始算法的定位精度随源深度的增加而降低,即 A_1 、 A_2 、 E 处的定位精度逐渐降低($P<0.05$),改进算法的定位精度在 A_1 处高于 A_2 处($P<0.05$),但 A_2 处和 E 处定位精度之间的差异并不显著,即定位精度不完全随着深度的增加和降低,说明在不同源深度的情况下,改进算法具有更好的鲁棒性。

在不同深度的情况下,改进算法的源定位结果始终优于原始算法。随着深度的增加,原始算法定位的精度均是逐渐降低的,即定位精度与源深度成负相关,而改进算法受源深度的影响均较小,鲁棒性较好。

3.1.3 电极密度 由图 5 和表 4 都可以明显看出,在不同电极密度的情况下,对不同源模型,改进算法的源定位结果均优于原始算法。

结合方差分析和单边检验,原始算法的定位精度随着电极密度的升高而提升,但 32 导与 64 导之间的差异性要比 64 导与 128 导之间显著,在改进算法的源定位结果中,64 导与 128 导之间的差异更小。这一结果可能说明在电极数超过一定值后,源定位结果受其影响减小,且改进算法对电极密度这一因素具有更好的鲁棒性。

在不同电极密度的情况下,改进算法的源定位结果始终优于原始算法。在电极密度升高时,两种算法的定位精确性都有所提升,但由 64 导提升至 128 导的效果并不如 32 导提升至 64 导,且改进算法受电极密度的提升又更加有限,可推论使用改进算法,就可以在较低的电极密度下,完成更加精确的源定位。

3.2 改进算法的优势及应用

本文提出的基于小波包变换的脑电源定位算法,在小波基选择上,采用工程上应用最广泛的 Symlets 小波,无论是计算速度还是信号的保真度都十分出色;在小波分解子空间分量选择上,采用相关性计算结合地形图分析的方法,确保保留最有用的头皮脑电信号;在头模型建立上,选用最先进最全面的脑电处理软件 Curry6.0,创建基于真实 MRI 图像的 3 层边界元头模型,得到十分精确的高密度传递矩阵,大大细化了大脑内部的模拟电偶极子源对头皮电极电位的影响。按照信噪比、源深度、电极密度等条件设立多组对照实验,证明改进算法无论在源定位精度还是在鲁棒性上,都表现出色,这一结果是具有统计学意义的。

长久以来,脑电源定位被广泛使用在科学研究和临床医学上,在癫痫的致痫灶诊断中,源定位的精度尤为重要。现在临床上多使用头皮脑电源定位确定病灶区域,再结合术中皮层脑电进行致痫灶切除,从而治疗药物难治性癫痫。头皮脑电作为一种无创、快捷、低价、成熟的技术,更容易为病人接受,从医者角度讲,头皮脑电具有高度的时间分辨率,通过提升电极密度来提高空间分辨率,加上高效且精确的源定位算法,就能大大提升源定位精度,从而起到辅助治疗的作用。

对于癫痫患者,通常采用包含癫痫发作间期的长程 EEG 信号,挑选棘波进行源定位。临床操作时,在此改进算法的基础上,需要提升 EEG 的信噪比,并尽量提高电极密度,以降低解的不稳定性。也可以采用更加精细的头模型,比如有限元模型或各向异性模型等,以更好地模拟脑部电活动。同时,还可以采用更加合理的源模型,比如电流密度分布模型,它不同于偶极子模型,其解反映的是在选定时间点或时间段内,大脑内部的神经电活动分布信息,这种源模型可能可以更加真实地代表大脑内部癫痫的神经电活动区域。

4 结 论

(1)改进算法的源定位结果在同等条件下均优

于原始算法($P < 0.05$)。

(2)当信噪比为5、10、15 dB时,原始算法的源定位精度逐步升高($P < 0.05$),而改进算法在10 dB和15 dB的源定位结果并无明显区别。在信噪比高到一定程度之后,改进算法的源定位精度就不再随着信噪比的增加而增加。即在不同信噪比下,改进算法的定位精度和鲁棒性都优于原始算法。

(3)当源深度逐渐增加时,原始算法的源定位精度逐步降低($P < 0.05$),而改进算法对较深处源和深处源的定位结果并无明显区别,可认为当源深度到达一定程度之后,改进算法的定位精度就不再随着源深度的增加而降低。在不同源深度下,改进算法的定位精度和鲁棒性都优于原始算法。

(4)当电极密度为32、64、128导时,原始算法的源定位精度逐步升高($P < 0.05$),而改进算法从64导到128导的源定位精度的提升并不如原始算法那么明显。在不同电极密度下,改进算法的定位精度和鲁棒性都优于原始算法。

参考文献:

- [1] ELSHOFF L, GROENING K, GROUILLER F, et al. The value of EEG-fMRI and EEG source analysis in the presurgical setup of children with refractory focal epilepsy [J]. *Epilepsia*, 2012, 53(9): 1597-1606.
- [2] WANG G, WORRELL G, YANG L, et al. Interictal spike analysis of high-density EEG in patients with partial epilepsy [J]. *Clin Neurophysiol*, 2011, 122(6): 1098-1105.
- [3] 徐鹏, 尧德中, 陈华富. 一种基于 l_p 模约束的FOCUSS迭代EEG源定位新方法[J]. *电子学报*, 2006, 34(1): 55-58.
XU Peng, YAO Dezhong, CHEN Huaifu. A novel EEG source localization method based on FOCUSS iteration procedure combined with l_p norm sparse constraints [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2006, 34(1): 55-58.
- [4] WOLTERS C H, ANWANDER A, TRICOCHÉ X, et al. Influence of tissue conductivity anisotropy on EEG/MEG field and return current computation in a realistic head model: a simulation and visualization study using high-resolution finite element modeling [J]. *NeuroImage*, 2006, 30(3): 813-826.
- [5] RULLMANN M, ANWANDER A, DANNHAUER M, et al. EEG source analysis of epileptiform activity using a 1 mm anisotropic hexahedra finite element head model [J]. *NeuroImage*, 2009, 44(2): 399-410.

- [6] 费佩燕, 刘曙光. 几种常见小波的应用性能分析 [C] // 中国电子学会第七届学术年会论文集. 北京: 中国电子学会, 2001: 280-385.
- [7] 李中伟, 程丽, 佟为明. Symlets小波幅值算法研究 [J]. *电力自动化设备*, 2009, 29(3): 65-68.
LI Zhongwei, CHENG Li, TONG Weiming. Study of Symlets wavelet amplitude algorithm [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2009, 29(3): 65-68.
- [8] 张迎春, 邹凌, 朱善安. 脑电正问题的模型和算法 [J]. *生物医学工程学杂志*, 2004, 21(2): 337-339.
ZHANG Yingchun, ZOU Ling, ZHU Shan'an. Models and computation methods of EEG forward problem [J]. *J Biomed Eng*, 2004, 21(2): 337-339.
- [9] 吴清, 宋朝昀, 李颖, 等. 脑电产生源三维空间分布的仿真研究 [J]. *计算机仿真*, 2003, 20(5): 74-77.
WU Qing, SONG Zhaoyun, LI Ying, et al. Reconstruction of 3D EEG sources distribution by computer simulation [J]. *Computer Simulation*, 2003, 20(5): 74-77.

[本刊相关文献链接]

- 盛恒松, 田洪君, 郑崇勋, 等. 去除脑电信号眨眼伪差的独立成分时域相关算法 [J]. 2013, 47(10): 127-131. [doi: 10.7652/xjtuxb201310022]
- 娄武涛, 徐进, 盛恒松, 等. 血管性痴呆患者脑电信号的多通道线性描述符特征研究 [J]. 2011, 45(4): 121-125. [doi: 10.7652/xjtuxb201104022]
- 高军峰, 郑崇勋, 王沛. 脑电信号中肌电伪差的实时去除方法研究 [J]. 2010, 44(4): 114-118. [doi: 10.7652/xjtuxb201004024]
- 于晓琳, 张建保, 王珏. 心算任务中与自主神经有关的头皮脑电活动研究 [J]. 2009, 43(10): 124-128. [doi: 10.7652/xjtuxb200910026]
- 连芩, 王珏, 刘红忠, 等. 脑深部刺激电极的结构优化及其模拟分析 [J]. 2008, 42(12): 1537-1540. [doi: 10.7652/xjtuxb200812021]
- 刘建平, 张崇, 郑崇勋, 等. 基于多导脑电复杂性测度的脑疲劳分析 [J]. 2008, 42(12): 1555-1559. [doi: 10.7652/xjtuxb200812025]
- 裴晓梅, 郑崇勋. 基于Fisher判别时频分析的运动相关脑电特征选择及优化 [J]. 2008, 42(8): 1026-1030. [doi: 10.7652/xjtuxb200808021]
- 赵春临, 郑崇勋, 赵敏. 基于脑电功率谱-连续隐马尔科夫链的精神疲劳分级模型 [J]. 2007, 41(12): 1474-1478. [doi: 10.7652/xjtuxb200712020]

(编辑 杜秀杰)