

基于变换数据空间的相干脑电源定位算法

张军鹏^{1,2}, 尧德中¹, 徐 鹏¹, 崔 园²

(1. 电子科技大学生命科学与技术学院, 四川成都 610054; 2. 成都医学院计算机教研室, 四川成都 610068)

摘 要: 不同脑区之间的相互协作对大脑完成认知任务具有重要意义. 脑区电活动的相干性被认为是这种协作的表现形式. 从头表脑电无创地三维定位相干源有助于了解大脑的内在机制. 传统的 MUSIC 算法不能定位相干源. 本文发展了一种在变换数据空间的数据变换矩阵. 最后, 在变换后的数据空间定位相干源. 不同条件下的计算模拟实验表明, 相比其它方法, 这种方法具有更高的定位精度, 运算速度也更快.

关键词: 脑电源定位; MUSIC; 相干源; 变换数据空间

中图分类号: R318.04; TP391.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2007) 10-2003-04

Coherent EEG Sources Localization in Transformation Data Space

ZHANG Jun peng^{1,2}, YAO De zhong¹, XU Peng¹, CUI Yuan²

(1. School of Life Science and Technology, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu, Sichuan 610054, China;

2. Teaching Group of Computer, Chengdu Medical College, Chengdu, Sichuan 610068, China)

Abstract: The functional connectivity between different brain regions is of importance for human brain to accomplish cognitive tasks, and it may appear as correlated temporal behavior of neural activity. It will help to investigate the brain underlying mechanism to noninvasively localize coherent sources which underlie the scalp EEG recordings. Classical MUSIC (Multiple Signal Classification) method has difficulty on localizing coherent sources. This paper presented a class of MUSIC for coherent sources localization in transformation data space. At first, the coherent source region is coarsely estimated by a prior knowledge or other mapping methods. And then, a transformation matrix designed to suppress the source activity is constructed. At last, using the transformation matrix to project the scalp EEG recordings into a new transformation data space, where the coherent sources can be localized by classical MUSIC method. Computer simulations reveal that under different levels of noise, in contrast to other coherent source localization algorithms, the proposed method has rather less mean localization bias and run much faster.

Key words: EEG source localization; MUSIC; coherent sources; transformation data space

1 引言

脑电是研究脑功能的一个重要窗口. 通过数学方法可以对脑电进行反演, 得到产生脑电的源的三位定位. 脑区之间的功能协作对大脑完成各种认知必不可少. 很多研究表明, 这种功能的协作表现为大脑神经电活动的相关性. 很多方法可以作源反演比如 WMN, LORETA, FOCUSS, MUSIC (Multiple Signal Classification) [1] 等等, 其中 MUSIC 算法具有以下优势: (1) 结合时空信息, 无需多维非线性搜索, 避免了可能陷入的局部极小值; (2) 运算量较小, 只需扫描一次大脑所有网格就可以完成定位. 因此, MUSIC 算法引起研究者极大的关注. 然而, MUSIC 是基于源之间的不相关的特性来实现源定位的, 经典的

MUSIC 不能对相干源定位. 虽然文献 [2] 对其做了改进, 提高了它对相干的容忍度, 但仍然不能对高度相关源 (即相干源) 定位. 国内的尧德中等用延时相关 MUSIC 算法研究了在相关噪声和相干源存在情况下的脑源定位问题并取得一些进展 [3,4]. 最近, 把原本应用于雷达、声纳定位的波束形成技术应用脑电源定位是一个热点问题 [5~10]. 波束形成技术实际上一种空间滤波器, 不象 MUSIC 算法需要分离信号子空间和噪声子空间, 波束形成技术针对每个体素计算出一个权矢量, 然后用它重构出每个空间位置的电活动过程. 但是, 在计算权矢量过程中需要对数据协方差矩阵求逆, 当逆矩阵的条件数较高时, 容易受噪声影响而导致结果不稳定. 和 MUSIC 一样, 传统的波束形成技术也不能定位相干源.

为了解决这个问题,文献[11]提出一种利用线性约束最小方差波束形成器(Linearly Constrained Minimum Variance Beamformer, LCMVB)来定位相干源的方法.这种方法能在已知一定的先验信息情况下,定位相干源.本文提出一种在变换数据空间用经典 MUSIC 定位相干源的方法.通过模拟实验比较,验证了这种方法在定位精度和运算时间方面优于 LCMVB 方法.为了表达方便,以下叙述中称这种方法为 MINTS (MUSIC in Transformation Space).

2 方法

2.1 MUSIC 算法回顾

假设一个采集到的脑电数据矩阵为 X , 那么脑电的正演模型可以表示为

$$X = A(\theta)S + n(t) \quad (1)$$

其中, A 表示源到头表传感器的传递矢量矩阵, S 表示源的时间过程, 假设各个源之间的时间过程不相关, $n(t)$ 表示噪声矩阵. r 个源构成的传递矩阵为

$$A(\theta) = [a(\theta_1), \dots, a(\theta_r)] \quad (2)$$

假设噪声和信号不相关, 且为高斯白噪声, 那么

$$E\{n(t)n^T(t)\} = \sigma^2 I \quad (3)$$

上式中, 上标 T 表示转置.

对式(1)两边同时求自相关, 得到

$$R = E\{XX^T\} = A(\theta)(E\{SS^T\})A^T(\theta) + \sigma^2 I \\ = \Phi_s \Lambda + \sigma^2 I \quad \Phi_s = \Phi_s \Lambda_s \Phi_s^T + \Phi_n \Lambda_n \Phi_n^T \quad (4)$$

其中, Φ_s , Φ_n 分别为信号子空间和噪声子空间. 因噪声子空间和信号子空间正交, 可得以下代价函数,

$$J = \frac{1}{a_i^T(\theta) \Phi_n \Phi_n^T a_i(\theta)} \quad i = 1, \dots, N \quad (5)$$

理论上, 当 $a_i(\theta)$ 恰好是源所在位置的传递矢量, $a_i^T(\theta) \Phi_n \Phi_n^T a_i(\theta) = 0$, 实际应用中, 因为受噪声和计算误差的影响, 并不为 0. 观察 J 的分布情况, 局部峰值位置就是源位置的估计值. 用式(5)作为代价函数, 扫描整个脑空间网格点, 它的局部极大值就是源所在的位置. 但是, MUSIC 是基于源之间的不相关的特性来实现源定位的, 经典的 MUSIC 不能对相干源定位.

2.2 MUSIC 不能定位相干源的原因

MUSIC 是一种基于子空间的方法. 如果存在相干源, 就会造成源相关矩阵的秩缺损(Rank Deficit), 在信号空间中, 所有相干源对应于信号空间的一个合成的特征矢量, 在这种情况下用子空间扫描, 只会在源位置的中间某处估计出一个等效源. 用公式说明如下.

假设有 N 个相干源 s_i , $i = 1, \dots, N$, 它们产生的头表脑电 X 为

$$X = \sum_{i=1}^N a_i s_i = a_i s_1 \quad (6)$$

其中, k_i 表示每个相干源与第一个相干源 s_1 的比例系数. 把式(6)代入式(4), 通过奇异值分解, 在信号空间生成一个合成特征矢量 $s_1 = \sum_{i=1}^N k_i a_i$, 代入式(5), 扫描整个子空间, 只能在相干源之间的某处估计出一个等效源, 该源的方向矢量与的夹角最小, 而无法定位出各相干源.

2.3 相干源区压制的 Beamformer

文献[11]提出一种利用线性约束最小方差波束形成器(LCMVB)来定位相干源的方法. 它利用零波束(Null Beamforming)约束来压制相干源. 最小方差波束形成器可以表示为,

$$\min(w^T R w) \quad \text{s. t.} \quad a_i^T w = 1 \quad (7)$$

其中 w 为优化权重矢量, R 为数据协方差矩阵, a_i 为方向矢量.

如果已知其中一个相干源的方向矢量为 a_k , 那么可以添加一个约束条件 $a_k^T w = 0$, 来保证在该位置形成一个零波束, 压制在这个位置的信号. 如果已知相干源的大致区域, 可以用此方法在该区域形成零波束来压制它对其他源定位的干扰.

2.4 变换数据空间 MUSIC(MINTS)

由 2.2 的分析得知在原来的数据空间 MUSIC 方法无法定位出相干源. 如果把数据空间按一定的规则映射到新的空间, 在新的空间进行 MUSIC 就可以定位出相干源. 变换如下式所示,

$$Y = T^T X \quad (8)$$

X 原来的数据空间, Y 是新的数据空间, T 是转换矩阵. 这种变换可以看成是一种投影, X 可以看成是高维矢量空间中的矢量集合, 通过在 T 方向的投影, 形成新的矢量集合. 对于脑内一个方向矢量为 a_i 的体素来说, 如果选择 $T = a_i a_i^T$, 那么通过投影, 至少这个体素的能量将能得到保持. 把式(6)代入式(8)可得,

$$Y = T^T X = T^T (a_i s_i + \sum_{j=1, j \neq i}^N a_j s_j) \\ = a_i s_i + a_i \sum_{j=1, j \neq i}^N a_j^T a_j s_j \quad (9)$$

自然地, 如果为了压制这个体素的信号, 可设 $T = I - a_i a_i^T$, 得到它的正交补矩阵, 数据被投影到子空间 T , a_i 这个体素的信号被投影到与它的方向矢量正交的空间, 即,

$$Y = T^T X = (I - a_i a_i^T) (a_i s_i + \sum_{j=1, j \neq i}^N a_j s_j) \\ = \sum_{j=1, j \neq i}^N (a_j - a_i a_i^T a_j) s_j \quad (10)$$

可见, a_i 这个体素的信号在变换后的空间被完全压制.

如果要压制的不是一个体素, 而是一个压制区域

Ω , 可设

$$E = \sum_{\Omega} a_i a_i^T \quad a_i \in \Omega \quad (11)$$

根据上面的推理, 如果设 T 等于 E 的正交投影矩阵, 即, $T = I - E$, 在变换后的新空间, 相干源区的信号将被压制消除, 这种情况下应用经典的 MUSIC, 可以分出相干源。

真实相干干扰源的位置往往并不知道, 但是, 通过生理学知识和其他方法, 却可以知道源的大致位置。比如 LORETA 是一种低分辨率的源定位方法, 通过它我们可以得到源的大致位置, 然后定义一个压制区域, 精确定位其他相干源。

3 计算机数字仿真实验

3.1 数据产生

我们用仿真实验来验证这种方法的有效性。头模型选用四层球头模型, 模拟数据和处理全部采用自编程序。相干源指源之间的相关系数为 1 的情况。两个频率和初相位完全相同的正弦波作为个相干源分别放置在 $(-5, -3, 2)$ cm 和 $(-5, 3, 2)$ cm。模拟信号采样频率为 1000Hz, 选择 500ms 的数据来模拟产生源的头表分布。头表电极个数为 129, 均匀地分布在头模型的上半球面。坐标的定义为, 头模型的中心为坐标原点, 从原点到鼻根为正 y 轴, 从原点到右耳为正 x 轴。头模型被剖分成 1509 个网格点, 网格点的间距为 1cm。为了仿真真实情况, 产生的头表脑电加入了高斯白噪声, SNR 的定义是头表脑电的 Frobenius 范数和噪声矩阵的 Frobenius 范数之比。本研究采取四层同心球头模型, 它能提供一个误差在 10~20% 的合理的头表电位估计。各层的半径和电导率为: $r_1 = 7.9$ cm, $r_2 = 8.1$ cm, $r_3 = 8.5$ cm, $r_4 = 8.8$ cm, $\sigma_1 = 0.461$ A/(V·m), $\sigma_2 = 1.39$ A/(V·m), $\sigma_3 = 0.0058$ A/(V·m) 和 $\sigma_4 = 0.461$ A/(V·m)。

3.2 仿真结果

当 SNR = 4 时, 用经典 MUSIC 做源定位, 得到图 1 的结果。从图中可以看出, 经典 MUSIC 不能定位相干源, 而是在相干源之间的某个位置生成一个模糊的等效源。对这种情况下的数据协方差矩阵作奇异值分解, 也显示仅有一个显著大的奇异值, 提示发生了源的对消。

为了比较不同方法的定位结果, 同样的数据用不同的方法来定位, 一种方法是 LCMVB, 一种方法是我们提出的 MINTS。图 2 是在 SNR = 6 的情况, 2 种方法在 $z = 2$ cm 剖面上的定位结果。2 个相干源分别放置在 $(-4, -2, 2)$ cm, $(4, 4, 2)$ mm, “×”表示真实源的位置。左图为 MINTS 的定位结果, 可以看出, MINTS 定位准确。右图为 LCMVB 方法定位结果, 有定位偏差, 而且有伪源存

在, 提示 LCMVB 比较容易受噪声影响。

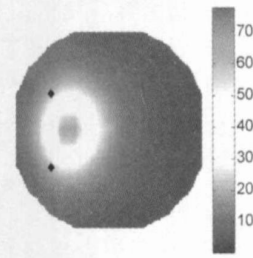


图 1 用经典 MUSIC 对两个相干源在 $z=2$ cm 剖面上的成像结果。两个相干源分别放置在 $(-5, -3, 2)$ cm 和 $(-5, 3, 2)$ cm 处。小菱形代表真实源的位置。SNR=4。颜色代表代价函数的估计值, 其对应关系如图右边的颜色柱所示

为了进一步比较 2 种方法, 变化 SNR 从 1 到 20, 分别计算 2 种方法在每种情况下的平均定位误差 (Mean Localization Bias, MLB), 得到图 3。当 SNR 小于 2 时, LCMVB 不能定位相干源。当 SNR 大于 2 时, 2 种方法都可以定位相干源, 但是, 相同噪声情况下, LCMVB 的定位平均定位误差比 MINTS 大。当 SNR 达到 13 时, 2 种方法都可以准确定位。LCMVB 的抗噪性能比 MINTS 好一些。

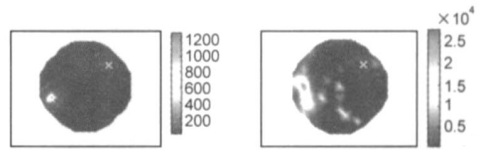


图 2 SNR=6 的条件下两种方法的定位结果。左图为 MINTS 在 $z=2$ cm 剖面上的定位结果。右图为 LCMVB 定位结果。“×”代表真实源的位置

我们也考察了 2 种方法的运行时间。在配置为奔腾 1.6G CPU, 内存为 1G 的个人计算机上, 相同的数据用 LCMVB 定位花费了大约 11 分钟, 而 MINTS 只花费了大约 30 秒。这是因为, 对于每个网格点 LCMVB 方法都要至少做一次矩阵逆运算, 这种非线性运算比较耗时。而且随着约束条件的增加, 求逆矩阵维数也成比例增加, 这将进一步增加了计算时间, 导致 LCMVB 运算时间显著增加。

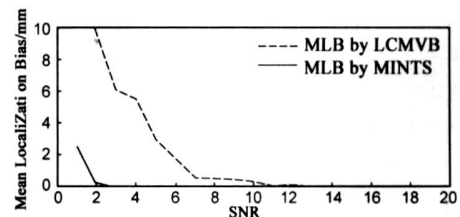


图 3 不同 SNR 情况下, 2 种方法的平均定位误差 (MLB) 比较。断点线表示 LCMVB 方法的 MLB, 连续线表示 MINTS 的 MLB。

4 结论和讨论

人们关注大脑不同区域之间是如何完成通讯, 如何协作完成认知任务的。目前, 一般认为, 不同脑区电活动

的相干性是大脑功能整合的一种可能的机制. 对这些相干脑电源定位有助于分析大脑各脑区的功能以及脑区相互之间的协作关系以及强度. 脑电源定位是逆问题, 本质上没有唯一解, 因为, 同一电场可以由多个偶极子的不同组合来解释. 通过增加一些约束条件和正则化技术, 仍然可以得到近似解. 在这些方法中, MUSIC 算法因为小的计算量和能对全脑做穷举扫描来避免可能的局部极小值而受到广泛关注. 不幸的是, 经典的 MUSIC 算法不能对相干源定位. 相干源的存在会造成源相关矩阵的秩缺损, 导致相干源的传递矢量合并, 以至于该算法只能扫描出相干源的等效源, 而不能定位相干源本身. 本文描述的方法, 可以解决这个问题.

本文方法的基本想法是, 既然原数据空间不能定位, 那么通过数据转换, 在新的空间也许可以定位. 按照不同的目的, 可以决定那些脑区的数据是保留还是压制. 在本文中, 选取压制源区的导向矢量构成的空间的正交补空间形成转换矩阵, 在新的空间中压制了该源区的活动, 使其他源定位不受该相干源的影响. 不同条件下的计算模拟实验表明, 相比其他方法, 这种方法具有更高的定位精度, 而且运行速度更快. 这种方法的一个缺点是需要根据先验知识确定压制源区, 然而, 根据功能定位把脑分成几个区域, 然后分别扫描是解决这个问题一个方法. 或者, 通过其他低分辨率方法预定位, 然后再选择压制区域. 进一步把研究这种方法, 并把它应用到真实数据是我们下一步的工作.

参考文献:

- [1] Mosher, J C, P S Lewis, R M Leahy. Multiple dipole modeling and localization from spatio-temporal MEG data [J]. IEEE Trans Biomed Eng, 1992, 39(6): 541- 57.
- [2] Xu, X L, B Xu, B He. An alternative subspace approach to EEG dipole source localization [J]. Phys Med Biol, 2004, 49 (2): 327- 43.
- [3] 尧德中, 饶妮妮, 胡晓. 脑电逆问题的延时相关阵子空间分解算法 [J]. 电子学报, 2000, 28(4): 135- 138.
YAO De zhong, RAO Ni ni, HU Xiao. A delay sub space decomposition algorithm of electroencephalography sources localization [J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(4): 135- 138. (in Chinese)
- [4] 尧德中, 周映春. 多维延时相关 MUSIC 方法: 一种求解脑电逆问题的新方法 [J]. 电子学报, 2001, 29(4): 522- 525.
YAO De zhong, ZHOU Ying chun. Multidimensional delay correlation MUSIC: A new method to extract multi sources of EEGs [J]. Acta Electronica Sinica, 2001, 29(4): 522- 525. (in

Chinese)

- [5] Hadjipapas A, et al. Assessing interactions of linear and nonlinear neuronal sources using MEG beamformers: a proof of concept [J]. Clinical Neurophysiology, 2005, 116(6): 1300- 1313.
- [6] Hillebrand, A, G R Barnes, Hubert. Beamformer analysis of MEG data [J]. In International Review of Neurobiology, 2005, 68: 149- 171.
- [7] Gross, J, et al. Properties of MEG tomographic maps obtained with spatial filtering [J]. NeuroImage, 2003, 19(4): 1329- 1336.
- [8] Sekihara K, et al. A new eigenspace based MEG beamformer technique effective when correlated sources exist [J]. NeuroImage, 2001, 13(6, Supplement 1): 242- 242.
- [9] Sekihara K, et al. Reconstructing spatio-temporal activities of neural sources using MEG vector beamformer [J]. NeuroImage, 2000, 11(5, Supplement 1): S485- S485.
- [10] Sekihara K, et al. Performance of an MEG adaptive beamformer source reconstruction technique in the presence of additive low rank interference [J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2004, 51(1): 90- 9.
- [11] Dalal S S, K Sekihara, S S Nagarajan. Modified beamformers for coherent source region suppression [J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2006, 53(7): 1357- 63.

作者简介:



张军鹏 男, 1975 年出生于陕西韩城, 1998 年毕业于第四军医大学获学士学位, 2005 年 9 月至今在电子科技大学攻读博士学位. 目前主要研究方向为脑电磁源定位研究.

E-mail: zhang_junpeng@ieee.org



尧德中 男, 1965 年出生于重庆南川, 电子科技大学生命科学与技术学院院长, 教授, 博士生导师. 主要从事神经信息科学及相关方法技术的研究. E-mail: dyao@uestc.edu.cn

徐 鹏 男, 1977 年出生于云南玉溪, 2006 年毕业于电子科技大学, 获工学博士学位, 现为电子科技大学生命科学与技术学院讲师. 主要进行生物图像、信号的处理分析研究.

崔 园 女, 1978 年出生于四川绵阳, 2002 年毕业于四川师范大学, 现工作于成都医学院. 主要研究方向为数据挖掘及其在医学信息处理方面的应用研究.