

多维延时相关 MUSIC 方法： 一种求解脑电逆问题的新方法

尧德中^{1,2},周映春¹,范思陆²,陈霖²,敖新宇²

(1. 电子科技大学自动化系,成都 610054;2. 中国科技大学认知科学开放实验室,北京 100039)

摘要: 将经典的多信号分类算法(MUSIC)用于研究脑电逆问题时存在两个问题:对有色噪音敏感和不能识别相干源.近年人们提出了利用延时相关、高阶累积量或假设已知噪音协方差来缓解有色噪音对算法的影响.对于相干源,则有人提出了递归的多维 MUSIC 方法.本文在这些工作的基础上建立了一种基于延时相关阵的、叠代的多维 MUSIC 算法.仿真数据及实际脑电应用研究表明,该方法能在压制有色噪音的同时识别多个相干源,因而具有明显的意义.

关键词: 脑电逆问题;多信号分类(MUSIC);色噪音;相干源

中图分类号: R444 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2001)04-0522-04

Multi-Dimensional Delay-Correlation MUSIC : A New Method to Extract Multi-Sources of EEGs

YAO De-zhong¹, ZHOU Ying-chun¹, FAN Si-lu², CHEN Lin², AO Xin-yu²

(1. Dept of Auto, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610054, China;

2. Cognitive Science Lab, University of Science and Technology of China, Beijing 100039, China)

Abstract: The reported studies on EEG inverse by multiple signal classification (MUSIC) show the classical MUSIC algorithm suffers from two shortcomings: be sensitive to a color noise and fail in identifying synchronously active sources. Recent studies reveal that the MUSIC-based algorithm may be improved in depressing spatial coherent noise if the classical zero delay correlation matrix is replaced by a non-zero delay-correlation matrix, or by a high-order cumulant matrix, or by incorporating known noise covariance matrix in the zero-delay correlation matrix. And the MUSIC algorithm can be extended to identify synchronous actives through a recursive strategy. In this work, an iterative, multi-dimensional and delay-correlation MUSIC is proposed, where the color noise is depressed by the non-zero delay correlation and the synchronous active sources are identified by the iterative multi-dimensional MUSIC search. Simulation and VEP data tests show a good reconstruction is obtained.

Key words: electroencephalography (EEG) inverse problem; MUSIC; color noise; coherent sources

1 引言

脑功能的无损探测是脑科学研究的一个重要方面.在各种脑功能成像方法中,脑电的特点是时间分辨率高,费用远较 PET, fMRI 和 MEG 低.但脑电受颅骨低电导率的影响,头皮记录的空间分辨率很低.近年人们在发展高分辨脑电图和脑电的多源定位方面作了大量的工作,出现了许多新的理论与方法.其中,高分辨脑电图大体上可以分为头表 Laplacian 地形图,和皮层表面物理量地形图如皮层表面电位、颅骨剥离后的皮层表面电位、颅骨被替换为完全导体后的皮层表面电流密度、用与脑的导电性质相同的材料替换颅骨及以外区域后的皮层表面电位^[1].而有关 EEG 的多源定位研究则可大致分为

三类方法:一是低分辨的层析方法,它把一个离散的三维脑区空间的所有点都当成源的潜在位置,然后寻求一个加权最小模解,由解的低分辨分布去体现源的位置^[2];第二类方法是对头表数据进行多维非线性最小二乘拟合^[3];MUSIC 方法是第 3 类方法的代表^[4],它根据信号理论由脑电时空记录设计出一个算子,然后用该算子扫描解空间完成对多源的三维定位.该方法存在两个问题:对有色噪音敏感和不能处理同时活动的相干源.而这两者都是 EEG 和 MEG 实践中很普遍的现象.为了解决有色噪音问题,人们发展了在扫描算子设计中扣除已知的有色噪音协方差的方法^[5],或假设信号与噪音具有不同的延时相关特性,从而可用延时相关阵来设计算子的

收稿日期:1999-12-27;修回日期:2000-04-30

基金项目:国家自然科学基金(No. 39770215, 39980009);教育部霍英东基金和留学回国人员基金

方法^[6],以及利用高阶累积量抑制高斯噪音的方法^[7].与此同时,为了识别同步活动源,有人试验了递归的多维 MUSIC 方法,并在仿真研究中取得了成功^[8].

本文在上述工作的基础上,建立了基于延时相关阵的多维 MUSIC 方法,并在多维 MUSIC 的实现上,结合脑电实际引入了“叠代”的思想,提出了比较实用的解释方法,进而在仿真研究和实际数据的实验中都取得了好的效果.

2 方法原理及算法

2.1 多维延时相关 MUSIC 原理

设脑电模型为

$$y(t) = A(L)x(t) + e(t) \quad (1)$$

其中 $y(t) \in R^{M \times 1}$ 为头皮记录, $x(t) \in R^{L \times 1}$ 为脑内的多个活动源的时间过程, $t = 1, \dots, N$. M 为电极数, L 是源的数目, $e(t) \in R^{M \times 1}$ 是噪音. $A(L)$ 是与头模型有关的传递矩阵. 根据式(1)可定义延时相关阵为

$$P(\tau) = \langle y(t)y^T(t+\tau) \rangle = APA^T + W \quad (2)$$

其中 $P(\tau) = \langle x(t)x^T(t+\tau) \rangle$ 和 $W(\tau) = \langle e(t)e^T(t+\tau) \rangle$, T 表示矩阵转置. 本工作强调的是选取使噪音协方差为零的情况^[6], 即 $W(\tau) = 0$, 因此 $R = APA^T$, 噪音的影响被自动排除. 对 R 作奇异值分解 $R = U \Sigma V^T$, 其中矩阵 $\Sigma = \text{diag}\{ \lambda_1, \dots, \lambda_M \}$ 的对角线元素是奇异值, 满足 $\lambda_i > 0, i = 1, \dots, L_s; \lambda_i = 0, i = L_s + 1, \dots, M$. 根据奇异值的分布情况, 可将左奇异向量矩阵 U 分为两部分: $U = [S | G], G = [u_1, \dots, u_L | u_{L+1}, \dots, u_M]$, 其中 $L \leq L_s$. 由矩阵 S 和 G 的列张成的空间分别称为信号子空间和噪音子空间. 利用信号子空间, 定义子空间相关性^[8]:

$$\{c_1, c_2, \dots\} = \text{subcorr}\{A^*, S\} \quad (3)$$

其中 A^* 是由 A 的某一(些)列组成的传递矩阵, $\{c_1, c_2, \dots\}$ 为由大至小的相关系数, 它们反映了由矩阵 A^* 和 S 所张成的空间的相关性, 其具体计算步骤请参考文献[8]. 所谓 MUSIC 方法, 就是把相关系数 c_k 在解空间中的分布作为对源的成像指标, 实现对源的三维定位. 式(3)中的 A^* 可以是对应于头模型中某一位置且有固定方向的单位偶极子的传递矩阵, 此时对应的就是经典的一维 MUSIC 方法, 它具有易于实现的特点. 如果 A^* 包含了头模型中多个位置上的单位偶极子的传递矩阵, 则相应的算法就称为多维 MUSIC 方法. 多维 MUSIC 方法在雷达信号处理中已提出了多年, 但由于其实现过程较为复杂, 直到最近才有人尝试将其用于脑电逆问题的研究, 并且只有仿真结果报道^[8]. 本文在有关工作的基础上, 建立了以下多维延时相关 MUSIC 算法的具体实现方法.

2.2 多维延时相关 MUSIC 算法的计算过程

延时相关阵中延时的确定, 以及奇异值分解后信号子空间维数的确定, 在以前的工作中已有较细致的研究^[6]. 但作为多维延时相关 MUSIC 具体实施的式(3), 在应用中还有 2 个问题需要更进一步的考虑, 一是相关系数在解空间中的分布图的解释, 二是传递矩阵 A^* 的生成. 对于源是相互独立的情况, A^* 是单个固定取向的偶极子的传递矩阵, 此时只需利用相关系数 c_1 即可, 它就是经典的 MUSIC 方法, 它简单明了, 但不符合脑电实际. 文献中的递归多维 MUSIC 方法^[8], 对经典

的 MUSIC 方法作了一定的拓展, 但它假设脑电源之间要么是完全相关的, 要么是完全不相干的. 因而可先用经典 MUSIC 扫描把不相干的“源(组)”分开, 而后再用 c_2, c_3, \dots 依次对其它的相干“源组”进行成像定位. 其中在对每个“源组”进行定位时, 其传递矩阵 A^* 是对应多源的, 而多源的确定采用了随机搜索的办法. 在这里, “递归”的含义就是指依次确定不相干源、第 1、第 2、... 第 n 组相干源. 然而, 实际的脑电源往往是部分相干的, 不宜在算法中把它们界定为完全相干与完全不相干源. 本文提出的以下算法就特别针对部分相干源问题作了考虑.

算法过程:

(1) 延时步长 由信号与噪音的延时相关特性的差异确定. 假设噪音只是空间相干的即空间有色的, 其时域过程仍然是白色的, 则 $\tau = 1$ 即可^[6].

(2) 对矩阵 R 做奇异值分解, 根据奇异值的分布确定信号子空间的维数^[4-6].

(3) 设定一个循环指数 $index$ 从 1 开始.

(4) 设 $G = [A^{*(1)}, A^{*(2)}, \dots, A^{*(index-1)}]$ 是前面的循环提取的源的传递矩阵(开始时为空).

(5) 对当前 $index$, 将一个后备源的传递矩阵 $A_g(index)$ 串接到当前已提取的源模型上得 $W = [G, A_g(index)]$, 然后对所有的 $A_g(index)$ 计算子空间相关 $SC: \{c_1, c_2, \dots\} = \text{subcorr}\{W, S\}$.

(6) 如果 c_{k-1} 已经是 1.0 (假设刚开始循环时 $k = 1, c_{k-1} = c_0 = 1.0$), 检查 SC 序列中 c_k 的最大值及其在解空间中的分布. 如果最大值接近 1.0, 且分布图“简单而明确”地显示出局部活动, 则它们可以解释为有效的活动. 如果 c_k 在前面的循环中已经被用于成像测度, 即 k 从上次循环以来没有变化, 则这些新识别出来的活动可被解释为与前面用同一 c_k 识别出来的源是(部分)相干的, 因为它们共同使同一个相关系数最大化. 如果 c_k 还没有在前面被用来解释活动源, 例如, 在第一次循环时用的 c_1 , 则可将新识别出来的源当成独立源, 因为它与前面识别出来的源不是共用同一个相关系数. 至此, 让 $index = index + 1$. 如果 $c_k = 1.0$, 令 $k = k + 1$, 最后返回(5). 如果分布图是模糊的, 可能对应两种情况, 一种情况是传递矩阵 A_g 比实际的源模型简单, 此时应重试更复杂的模型, 如用两个源代替刚才的一个源, 或用 3 个源代替刚才的 2 个源等. 在这种情况下, 应保持指数 $index$ 不变, 返回(5)用新的传递矩阵重新计算. 另一种情况是, 这个新的偶极子源与前面用同一个 c_k 识别出来的源是不相干的. 在这种情况下, c_1 到 c_k 主要表示前面提取的源的子空间相关性系数, 此时, 尽管 c_k 尚未达到 1, 也应当检查下一个子空间相关性系数 c_{k+1} . 如果 c_{k+1} 的最大值也接近 1.0, 而且 c_{k+1} 的分布图“简单而明确”地显示出局部的活动, 则它们可以解释为新的有效的独立活动源, 然后让 $index = index + 1, k = k + 1$, 返回(5). 如果这个新的独立源是一个“源组合”, 就需要保持 $index$ 不变, 返回(5)用更复杂的传递矩阵 A_g 去重新计算. 如果经过几次实验, c_k 和 c_{k+1} 都不能再提供更多的有用而合理的信息, 则转入(7). 在这一计算框架中, 指数 k 是一个与 $index$ 和源的数目无关的量. 它是整个过程中, 相关系数被使用的总个数, 而 $index$ 是在整个过

程中,串接有效传递矩阵 A 的次数.

(7) 结束.

显然,多维延时相关 MUSIC 方法的实践是一个“人”与“计算结果”的交互过程,由于其中考虑了部分相干源的解释,使它成为一个较现有“递归”算法^[8]更一般的方案.在上面的算法中,如果一次需要加入多个源的传递矩阵,就存在如何组合多源的问题.在文献^[8]中采用的是搜索可能组合的一个随机子集.本工作中,我们也采用了类似的子集搜索办法,但我们在确定子集时注意利用了已有的扫描结果所提供的先验信息,以减少计算量.

本文方法与文献中的“递归”法不仅在上面提到的,对相关系数的解释方法上不同外,扫描矩阵的定义也不相同.在这里,已经提取的源的传递矩阵被完整地加入扫描矩阵 G,它意味着只利用已知源的位置信息去搜索下一个(组)源.而在“递归”法中,已知源的位置和偶极子取向都被用于帮助确定下一个(组)源.本文作此改进是因为,在数值实验中发现,算

法对位置的确定优于对方向的确定,而且,如果前面的已知源的取向是错误的,它可能导致对下一个源的错误估计.本文算法相当于容许前面确定的偶极子在位置固定的情况下,可以与新的源一起调整方向,使相应的子空间相关系数最大化.

最后,“递归”法把先后提取出来的偶极子作为其结果^[8].然而,有人指出,如果前一个偶极子信息是错误的,它会使得后一个偶极子的信息提取变得复杂化^[9].本工作中采用了一种循环验证的方法,即在经过一轮搜索后,固定后提取的源,去优化验证先提取的源,直到相互可印证为止,这就是本文方法的“叠代”特征之所在.

3 相干源仿真实验结果

本工作中用的头模型为同心的 3 层球模型,其半径分别为 0.87,0.92,1.0,电导率为 1.0,0.0125,1.0,有关的正演理论算法请参见文献^[1].

设源的时间过程为

$$f(t) = \exp(- (2 \cdot f_m(t - t_0) / v)^2) \cos(2 \cdot f_m(t - t_0) + v) \quad (4)$$

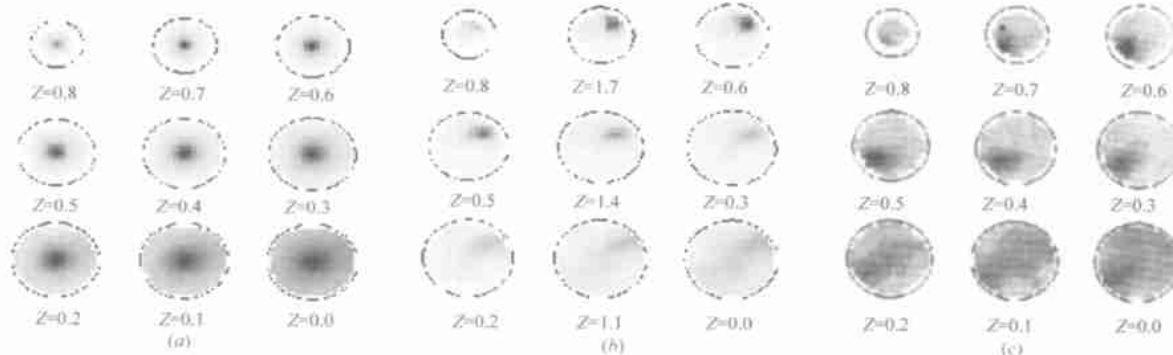


图 1 多维延时相关 MUSIC 算法对相干源的成像结果. 图为半球的不同横断面,图下标有 Z 轴的数值,水平方向为 X 轴. 3 个源分别在 3 个图上得到了很好的重建.

其中, $t = i * dt, i = 1, \dots, 150, dt = 2ms, v = \pi/2, \pi/3, \pi/4, \pi/6, \pi/8, \pi/10, \pi/12, \pi/14, \pi/16, \pi/18, \pi/20, \pi/22, \pi/24, \pi/26, \pi/28, \pi/30, \pi/32, \pi/34, \pi/36, \pi/38, \pi/40, \pi/42, \pi/44, \pi/46, \pi/48, \pi/50, \pi/52, \pi/54, \pi/56, \pi/58, \pi/60, \pi/62, \pi/64, \pi/66, \pi/68, \pi/70, \pi/72, \pi/74, \pi/76, \pi/78, \pi/80, \pi/82, \pi/84, \pi/86, \pi/88, \pi/90, \pi/92, \pi/94, \pi/96, \pi/98, \pi/100, \pi/102, \pi/104, \pi/106, \pi/108, \pi/110, \pi/112, \pi/114, \pi/116, \pi/118, \pi/120, \pi/122, \pi/124, \pi/126, \pi/128, \pi/130, \pi/132, \pi/134, \pi/136, \pi/138, \pi/140, \pi/142, \pi/144, \pi/146, \pi/148, \pi/150$. 假设有 3 个源,其中第 1 个源位于 (0.0, 0.0, 0.0, 0.6), 时间过程参数为: $f_m = 5Hz, t_0 = 10 * dt$; 第 2 和第 3 个源分别位于 (-0.3, -0.3, 0.6) 和 (0.3, 0.3, 0.6), 其时间过程参数同为 $f_m = 10Hz, t_0 = 30 * dt$, 因而是同步源. 源 1 与 2 或 3 的相关系数为 -0.0494, 说明源 1 与 2 和 3 是不相干的. 噪声为空间相

干的白噪声过程^[6], 噪信比为 80%. 由于噪声的时间过程是白的, 取 $\tau = 1$ 即可很好地抑制这一噪声过程. 图 1 是用本文算法所得的成像结果, 3 个源都得到了很好的定位.

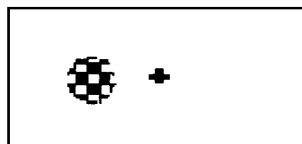


图 2 闪光刺激图形. 图中“+”为图的中心.

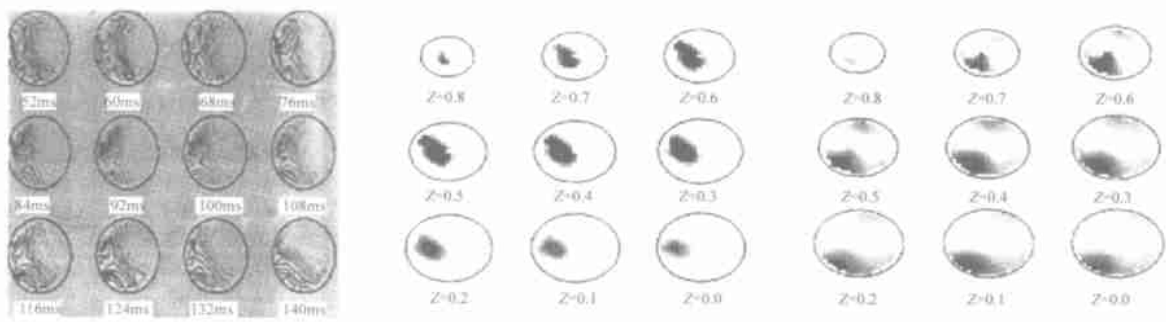


图 3 头表地形图. 图下数值为刺激后的时间.

图 4 对实际脑电数据,用多维 MUSIC 方法所得的成像结果. 在左图上可见两个活动区域. 在右图上可见第 3 个活动区域.

4 实际数据的实验结果

采用 NeuroScan 脑电采集系统,用闪烁棋盘格刺激得到 120 道视觉诱发电位 (VEP) 记录,图 2 为所用的刺激棋盘格图形.本文实际使用的 VEP 数据和头模型均为 10 名被试的平均,平均头模型的坐标被进一步归一化得到其在相应的球模型表面的坐标.本研究的目的是寻找早期视觉响应的源位置.图 3 是根据刺激出现在“+”的右面时所得到的脑电记录绘制的,介于 52ms 到 140ms 的头表地形图.从图上可大致看到 3 个主要的源活动.图 4 是选用从刺激开始即 0ms 到刺激后 160ms 的时间段,用本文方法求得的结果.图上再现了 3 个主要的神经源活动.根据 Clark 等(1995)用偶极子定位方法对类似数据的研究^[10],这 3 个活动分别对应于诱发脑电中 80ms 前的 C_1 成分,和随后在左、右皮层相继出现的 P_1 成分.

5 结论

本文在延时相关 MUSIC 方法实现对有色噪音的良好抑制的基础上,又参照文献中新近出现的“递归”多维 MUSIC 方法,结合脑电实际,通过对相关系数的解释办法、扫描矩阵的生成办法等的发展,建立了一个新的多维 MUSIC 实现方法,并在仿真和实际数据的实验中取得了好的效果.值得一提的是,在笔者所及的文献中,尚未见到 MUSIC 算法在实际脑电数据上得到如此成功的算例.

参考文献:

- [1] Yao D. High-resolution EEG mapping: a spherical harmonic spectra theory and simulation study [J]. *Clinical Neurophysiology*, 2000, 111: 81 - 92.
- [2] Pascual-Marqui, RD, Michel, CM and Lehmann D. Low resolution electromagnetic tomography: a new method for localizing electric activity in the brain [J]. *Int. J. Psychophysiol* 1994, 18: 49 - 65.
- [3] 张彤,杨福生,唐庆玉.利用脑电空间高频分量分离深浅源偶极子 [J]. *电子学报*, 1996, 24(7): 83 - 86.
- [4] Møsher J. C., Lewis P. S., Leahy R. M. Multiple dipole modeling and localization from spatio-temporal MEG data [J]. *IEEE Trans. BME*, 1992, 39: 541 - 557.

- [5] Sekilhara K., Pöppel D., Marantz A. et al. Noise covariance incorporated MEGMUSIC algorithm: A method for multiple-dipole estimation tolerant of the influence of background brain activity [J]. *IEEE Trans. BME*, 1997, 44(9): 839 - 847.
- [6] 尧德中,饶妮妮,傅世敏,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.
- [7] 尧德中.基于高阶累计量的脑电逆问题方法 [J]. *生物医学工程杂志*, 2000, 17(2): 174 - 178.
- [8] Møsher J. C., Leahy R. M. Recursive MUSIC: A framework for EEG and MEG source localization [J]. *IEEE Trans. BME*, 1998, 45(11): 1342 - 1354.
- [9] Köles Z. J. Trends in EEG source localization. *Electroenceph. Clin. Neurophysiol* [J]. 1998, 106: 127 - 137.
- [10] Clark V. P., 范思陆 and Hillyard S. Identification of early visual evoked potential generators by retinotopic and topographic analysis [J]. *Human Brain Mapping*, 1995, 2: 170 - 187.

作者简介:



尧德中 1965 年 8 月生于重庆南川,现为电子科技大学教授、博士生导师、生物医学信息检测与智能信息处理重点实验室主任.已累计发表学术论文 70 余篇,其中代表性成果先后发表在 *IEEE Trans*(3 篇)和 *Clinical Neurophysiology* (2 篇)等国际著名刊物上,参编中英文学术专著各一部,获科技成果奖一项.目前的主要研究领域为“脑功能信息的检测与处理”.



周映春 1971 年出生,高级工程师,分别于 1992 年、2000 年在电子科技大学获得“计算机应用”工学学士学位和“生物电子学”工学硕士学位.

范思陆 教授,研究方向:脑功能的认知成像与脑电信息处理.

陈霖 教授,北京认知科学开放实验室主任,研究方向:认知科学.