

基于因子分析方法的相位同步脑电源的时-空动力学分析*

李凌¹⁾ 金贞兰¹⁾ 李斌^{2)†}

1)(电子科技大学生命科学与技术学院, 神经信息教育部重点实验室, 成都 610054)

2)(电子科技大学物理电子学院, 成都 610054)

(2010年7月14收到;2010年8月6日收到修改稿)

头皮脑电时间序列的相关性是大脑皮层源的相位同步性的一种体现,因此对相位同步源进行定位,同时找到源对应的时间序列在脑成像研究领域具有重要意义. 基于 Rössler 模型提出仿真相位同步偶极子源的时间序列的方法,利用时间序列进行同心四层球头模型正演,获得仿真头皮脑电数据. 提出了基于最大似然因子分析的相位同步脑电源的时-空动力学分析方法,对仿真和真实头皮脑电数据进行了验证,并与主成分分析法进行对比. 仿真实验结果表明:最大似然因子分析法估计的时间序列与仿真源的时间序列具有更高的相关系数,同时估计源与仿真源的位置误差更小,并且对空间分辨率和噪声的鲁棒性强. 空间选择性注意实验的脑电数据分析结果也显示因子分析法能获得具有生理意义的时间序列和空间分布.

关键词: 脑电图, 相位同步, 因子分析, 主成分分析

PACS: 87.19.Le, 05.90.+m, 05.45.Pq

1. 引言

脑电图 (electroencephalogram, EEG) 是神经电活动集群效应的直接记录,是研究人脑功能的最重要技术之一,具有高时间分辨率(ms)的优势. 近年来在脑电技术与方法上的不断创新和进步,以及脑电设备的易用性、无创性,价格相对较低,使得 EEG 成为心理物理学中最常用的研究手段之一^[1]. 由于空间分辨率较低的原因,EEG 技术在基础研究和临床应用中存在两个有待解决的问题:源或等效源的定位以及大脑动力学特性的分析. 对头皮脑电进行大脑皮层源的定位和求解,被称为脑电信号的反演、成像或逆问题^[2]. 由于 EEG 受到采集设备的空间分辨率的限制以及大脑容积导体对信号产生的非线性变换的影响,逆问题求解具有相当难度.

目前已发展了多种估计神经活动源的方法,包括头表拉普拉斯地形图技术 (scalp Laplacian mapping,

LM)^[3,4],低分辨率电磁断层成像方法 (low resolution electromagnetic tomography, LORETA)^[5,6],皮层表面电位成像技术 (cortical surface potential mapping, CPM)^[7],多信号分类法 (multiple signal classification, MUSIC)^[8]等. 上述大部分方法是基于瞬时脑电电位的反演方法,只利用到了数据的空间信息,只有 MUSIC 方法是基于时间序列的反演方法,同时利用了数据的时间和空间信息. 然而 MUSIC 算法却对噪声敏感,并且无法处理相关源的定位.

头皮脑电时间序列的相关性是大脑皮层源的相位同步性的一种体现. 例如,在视觉刺激下会同时激活多个大脑区域,它们互相之间需要进行信息的传递和交流,因此可能存在多个相位同步相关源. 因而对相位同步源进行定位、同时找到源对应的时间序列(即大脑时-空动力学分析)在脑成像研究领域具有重要意义. 近年来人们已经把各种线性与非线性动力学的理论与方法应用于脑电信号的时-空分析中,主要的方法包括线性技术:分析信号之间的互相关或相干估计;非线性技术:相关维、互

* 国家自然科学基金青年科学基金(批准号:30800242)资助的课题.

† 通讯联系人. E-mail: libin@uestc.edu.cn

信息、广义同步和复杂度^[9, 10, 11], 以及相空间重构^[12]、相位同步分析方法^[13]等.

基于数据驱动的时-空分析方法: 主成分分析法 (principal components analysis, PCA) 是降低 EEG 数据维数最常用的方法之一, 被广泛应用于脑电数据处理领域. PCA 可以把 EEG 信号分解成一组相互正交的时-空成分^[14, 15], 目前 PCA 被认为是确定 EEG 时间序列及其对应的头皮位置的一种客观手段. 然而, 利用 PCA 分析 EEG 数据也存在一些争论, 例如 Wood 和 McCarthy 在一个仿真研究中证明了可能存在方差阈值选取不当的情况, 以及处理相关源存在一定局限性^[16].

本文发展了一个相关源的动力学分析新技术, 首次提出基于最大似然因子分析 (factor analysis, FA) 的相位同步脑电源的时-空动力学分析方法, 对仿真和真实头皮脑电数据进行了验证, 并与主成分分析法进行结果的对比. 目的不仅要定位相位同步源, 同时还要找到这些等效源对应的时间序列. 为了验证方法的有效性, 本文提出了一种基于 Rössler 模型仿真相位同步偶极子源的时间序列的方法, 并利用偶极子时间序列进行同心四层球头模型正演, 以获得仿真头皮脑电数据. 比较了随机噪声、空间相关噪声和不同导联数对最大似然因子分析和主成分分析方法的影响. 最后, 把因子分析法应用到空间选择性注意脑电数据上, 获得相应的时间序列和空间分布.

2. 脑电数据仿真和真实数据来源

2.2. 脑电数据的仿真方法

2.1.1. 相位同步偶极子源的时间序列仿真

为了描述成对神经细胞群活动的关系, 利用两对不同耦合强度的 Rössler 振子来产生四个偶极子源的时间序列. 两个耦合的 Rössler 振荡器 (1 和 2) 模型如下:

$$\begin{aligned} \dot{x}_{1,2} &= -\omega_{1,2}y_{1,2} - z_{1,2} + C(x_{2,1} - x_{1,2}), \\ \dot{y}_{1,2} &= \omega_{1,2}x_{1,2} + 0.15y_{1,2}, \\ \dot{z}_{1,2} &= 0.2 + z_{1,2}(x_{1,2} - 10). \end{aligned} \quad (1)$$

式中, 参数 $\omega_{1,2}$ 表示两个振荡器的振荡频率, C 表示它们的耦合强度.

四个仿真偶极子源的时间过程由 $x_{1,2}$ 的解确定. 由于脑电波是以 8—13 Hz 的 α 波为主, 设两个

振荡器的振荡频率分别为 $10 + 0.024$ Hz 和 $10 - 0.024$ Hz, 耦合强度 C 分别为 0.011 和 0.035. 当 C 为 0.035 时, 两个振荡器达到相位同步的状态^[17], 即相位差小于某个常数, 达到部分相关; 当 C 为 0.011 时, 表示两个振荡器是非常弱的耦合, 即没有相关性. 假定仿真源 s_1 和 s_2 的 C 为 0.011, s_3 和 s_4 的 C 为 0.035, 则仿真源 s_3 和 s_4 有较强的相位同步性. 图 1 显示了四个仿真源的时间序列, 横坐标表示时间过程, 纵坐标表示幅度大小, 但两者都属于无量纲变量.

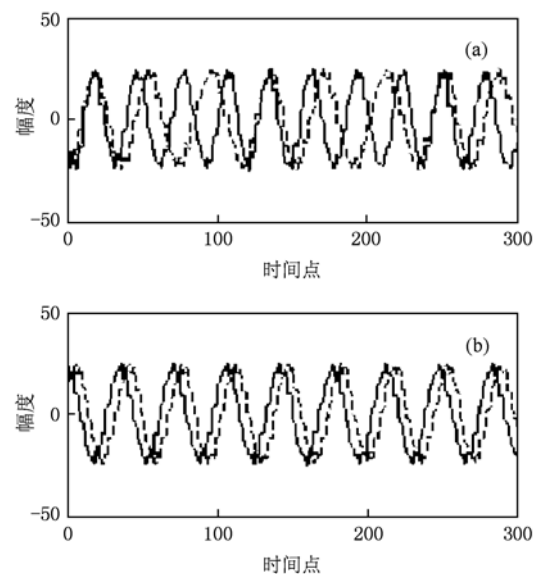


图 1 四个仿真源的时间序列示意图 (a) 相位不同步的 s_1 (实线) 和 s_2 (虚线) 序列; (b) 相位同步的 s_3 (实线) 和 s_4 (虚线) 序列 (s_1 和 s_2 , s_1 和 s_3 , s_1 和 s_4 , s_2 和 s_3 , s_2 和 s_4 , s_3 和 s_4 的相位同步指数分别为 0.2943, 0.1226, 0.1120, 0.2584, 0.2796, 0.9794)

2.1.2. 正演头皮数据方法

采用同心四层球头模型, 传导特性和半径参数取自的文献 [18]. 四层球的半径大小分别为 7.9, 8.1, 8.5 和 8.8 cm, 表示内部大脑半球的外部边界、脑脊液层、颅骨层和头皮层, 传导率分别为 $0.461, 1.39, 0.0058$ 和 $0.461 \text{ A (V m)}^{-1}$, 详细的正问题算法可以参考文献 [19]. 正问题算法中采用笛卡尔坐标系, 假设左、右耳垂连线中点为坐标原点, 原点指向右耳垂的方向为 $+x$ 轴方向, 原点指向鼻根的方向为 $+y$ 轴方向, $+z$ 轴方向为垂直于 xy 轴平面并且由原点指向头顶的方向.

假设在头球模型内有四个 $+z$ 方向的偶极子源 (s_1, s_2, s_3, s_4), 它们的笛卡尔坐标 (x, y, z) 分别

为 $(-3.5, 5, 3.5)$, $(3.5, -5, 3.5)$, $(3.5, 5, 3.5)$ 和 $(-3.5, -5, 3.5)$ cm, 利用相位同步时间序列调制偶极子源的大小, 则能仿真出相应的头皮电序列. 四个单位偶极子的正演头皮电位地形图如图 2 所示, 电极导联数为 128.

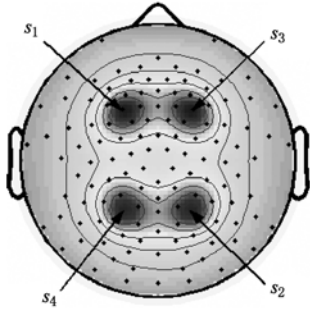


图 2 四个单位仿真源的头皮电位地形图

2.2. 真实脑电数据来源

实验范式为空间选择性注意实验^[20], 14 名健康、右利手的被试(5 名女性)参加了实验, 年龄为 20—23 岁, 实验前都签署了同意书, 参与者听觉和视觉正常, 实验后给予了金钱的补偿. 刺激由两种大小的圆形黑白棋盘格组成, 大小分别为 2.2° 和 1.4° , 大的出现概率为 80%, 是标准刺激, 小的出现概率为 20%, 是靶刺激. 刺激出现在水平左或右视野, 离中心点距离为 5.2° , 两种刺激在两个视野位置上随机出现, 刺激持续时间为 50 ms, 刺激间隔为 350—550 ms.

实验过程中, 被试坐在光线较暗、声音和电磁屏蔽的房间里, 要求被试双眼注视屏幕中心的绿十字架(1.4°), 对注意视野中的靶刺激进行按键反应. 一共运行 16 组, 因而一共各有 320 个注意左或右视野, 出现在左或右视野的标准刺激. 采用 128 导 (EGI System) 脑电采集系统记录 EEG 信号, 参考电极为头顶电极, 采样率为 500 Hz, 带通滤波为 0.1—48 Hz, 分段时间范围为刺激前 200 ms—刺激后 350 ms. 幅度大于 $100 \mu\text{V}$ 的眼动、肌电等噪声伪迹自动进行剔除, 最后进行平均叠加、带通滤波 (1—31 Hz). 得到四组有待分析的脑电事件相关电位 (event-related potential, ERP) 数据, 条件分别为: 注意与刺激都在右视野 (简称 RA); 注意与刺激都在左视野 (LA); 注意在右、刺激在左视野 (RU); 注意在左、刺激在右视野 (LU).

3. 因子分析方法和数据分析结果

3.1. 最大似然因子分析方法

EEG 信号一般少则 32 导 (变量数), 多则 256 导, 且邻近导联信号一般具有强的相关性, 因而具有相当的冗余度. 因子分析与主成分分析具有类似的功能, 即对高维变量数据的简化, 适合用于脑电数据分析中. 然而它们也存在明显的差异: 主成分分析仅仅是原始变量线性组合产生的新综合变量; 而因子分析则是通过研究众多变量之间的内部依赖关系, 并用少数几个假想变量来表示其基本的数据结构, 因此需要构造因子模型. 即因子分析能通过 EEG 测量数据构造出潜在因子 (不可测量的脑内源数据), 与主成分分析法比较, 因子分析模型更加适合脑电信号的时-空动力学分析.

假设采集到的 EEG 信号表示为 X_1, X_2, \dots, X_p , 其中 X_i 表示 EEG 数据中第 i 个电极导联信号, 因子分析模型为

$$X_i = a_{i1}F_1 + a_{i2}F_2 + \dots + a_{im}F_m + \varepsilon_i, \quad i = 1, 2, \dots, p. \quad (2)$$

式中的 F_1, F_2, \dots, F_m , 称为公共因子 (或因子得分), 通常情况下因子的个数 m 小于变量个数 p , ε_i 称为第 i 个导联的特殊因子. 由 a_{ij} 组成的矩阵称为因子载荷矩阵 A , 因子模型的矩阵表示式为

$$X = AF + \varepsilon. \quad (3)$$

为了估计出公共因子 F (潜在变量), 首先需要估计出因子载荷矩阵 A , 本文采用最大似然法对 A 进行估计, 详细算法步骤参考文献[21, 22].

下一步则是估计公共因子 F , 本研究采用 1939 年 Thomson 提出的汤姆森回归法进行公共因子的估计, 假设公共因子可对 p 个原始变量作回归

$$F_j = b_{j0} + b_{j1}X_1 + \dots + b_{jp}X_p, \quad (j = 1, \dots, m). \quad (4)$$

即得公共因子的估计公式为

$$\hat{F} = A'R^{-1}X. \quad (5)$$

其中 R 是 X 的相关系数矩阵.

因子分析的目标之一就是要对所提取的潜在变量 F 和因子载荷矩阵 A 的实际含义进行合理解释, 本研究中 F 代表的就是脑电源的时间序列, 而 A 代表的是相应的空间分布. 直接计算的因子载荷矩阵往往不能突出公共因子, 就需要进行因子旋转,

使得每个变量在尽可能少的公共因子上有较大载荷,而在其余公共因子上的载荷较小或中等大小. 因子旋转采用了方差最大法,使得载荷矩阵中每列或每行元素的平方值向 0 和 1 两极分化. 还有一个关键问题,即因子个数 m 的确定,与主成分分析法类似,可以采用方差阈值法,取方差较大的成分. 仿真计算中,方差阈值设为 2,而 PCA 的主成分个数主动选取前 4 个成分. 实际数据中因子个数的选择一方面要参考方差的大小,另一方面还要观察对应的公共因子是否能代表一定的生理、心理意义.

综上,基于因子分析的时-空动力学分析步骤如下:

- 1) 获得电极位置分布和头皮脑电数据;
- 2) 对数据进行标准化,建立相关系数矩阵 R ;
- 3) 利用最大似然估计因子载荷矩阵,得到因子模型;
- 4) 利用方差最大法对因子载荷矩阵进行因子旋转,获得 m 个具有生理意义的空间分布 A_i ;
- 5) 估计 m 个公共因子 F_i ,获得 m 个估计的时间序列.

为了衡量仿真效果,用两个参数评估方法的有效性:

- 1) 估计的时间序列 x 与仿真偶极子时间序列 y 间的相关系数

$$CC(x, y) = \frac{E[(x - E(x))(y - E(y))]}{\sqrt{\text{var}(x)\text{var}(y)}}, \quad (6)$$

其中 E 表示数学期望, var 表示向量的方差.

2) 距离 (distances, D_s): 大因子载荷的中心在头皮表面的投影位置与对应的仿真源的头皮映射位置的距离. 向量 P_i 表示第 i 个时间序列的大因子载荷的中心在头皮表面的投影位置, 向量 P_s 表示对应的仿真源的头皮映射位置. 因子分析中载荷的阈值取为 0.8, 主成分分析中载荷的阈值取为 0.3.

$$D_s = |P_i - P_s|. \quad (7)$$

3.2. 数据分析结果

3.2.1. 仿真数据分析结果

由于实际脑电测量都会不同程度地引入各类噪声,因此在仿真中加入了不同噪声信号比 (noise signal ratio, NSR) 的噪声数据, NSR 表示噪声方差与信号方差的比值. 我们一共仿真了三个因素的影响,分别为时-空随机噪声 (NSR 为 0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1, 五种情况); 在时-空随机噪声 (NSR = 0.2) 的基础上加上空间相关、时间随机的噪声 (NSR 为 0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1, 五种情况); 空间分辨率不同的情况 (电极导联数分别为 32, 64, 128 三种情况).

以电极导联为 64 导、含有时-空随机噪声 (NSR 为 0.2) 数据为例,有 4 个公共因子的方差大于 2,因此公共因子 m 个数为 4,图 3 显示了四个成分的因子载荷 A_i ,表示估计源的空间分布. 图 4 显示了四个公共因子 F_i ,表示估计的时间序列. 估计源与仿真源之间的相关系数和位置距离如表 1 所示,表 1 也相应列出了主成分分析的结果.

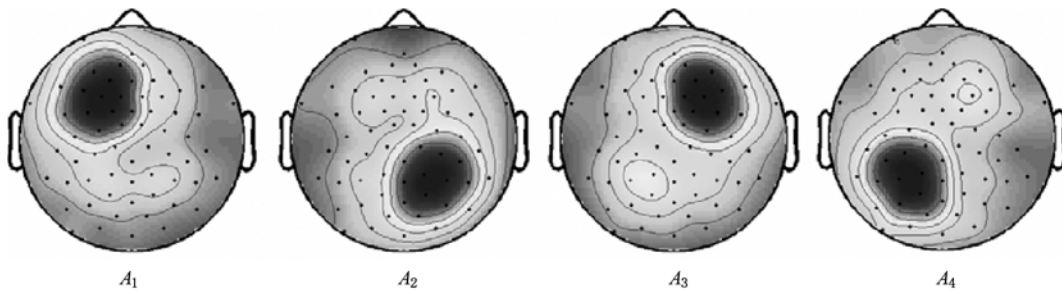


图 3 因子载荷 $A_i (i=1, 2, 3, 4)$ 的空间分布图,分别代表四个估计源的空间分布地形图

表 1 四个估计源与仿真源之间的相关系数和归一化位置距离

64 导	因子分析	主成分分析	因子分析	主成分分析
NSR = 0.2	相关系数		距离	
s_1 和 F_1	0.9938	0.9166	0.0072	0.1606
s_2 和 F_2	0.9684	0.8928	0.0903	0.0511
s_3 和 F_3	0.9664	0.9595	0.0072	0.0152
s_4 和 F_4	0.9440	0.6670	0.0903	0.0511
平均值	0.9682	0.8590	0.0488	0.0695

图 3 显示对源的空间分布的估计与仿真源的空间分布非常一致,采用距离参数与主成分分析法比较发现两种方法对位置的估计偏差大约在 4.88% 和 6.95% (见表 1 的平均距离),比较接近,偏差都较小. 图 4 显示估计源的时间序列能很好地保持仿真源的相位同步与不同步特性,效果显著. 观察表 1 的平均相关系数,发现估计的时间序列与仿真的时

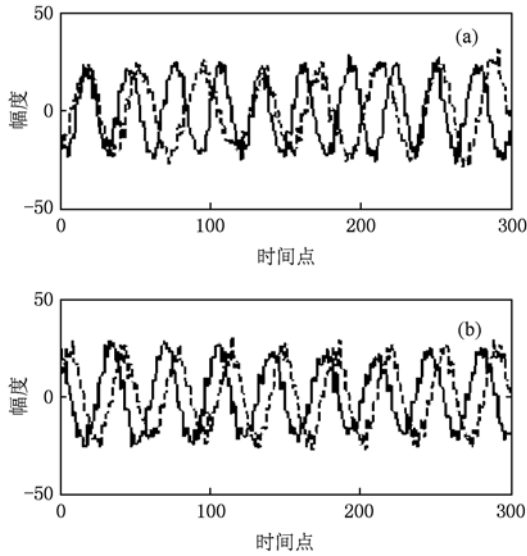


图4 四个估计的时间序列图 (a)没有相位同步特性的 F_1 (实线)和 F_2 (虚线)序列;(b)具有相位同步特性的 F_3 (实线)和 F_4 (虚线)序列(F_1 和 F_2 , F_1 和 F_3 , F_1 和 F_4 , F_2 和 F_3 , F_2 和 F_4 , F_3 和 F_4 的相位同步指数分别为 0.2657, 0.1267, 0.0674, 0.1049, 0.1882, 0.9485)

间序列相关性达到 0.9682,而主成分分析法的相关系数只有 0.8590,说明因子分析方法对于相位同步源的估计效果远比主成分分析法要好.

进一步对不同时-空随机噪声 (NSR = 0.4, 0.6, 0.8, 1)、不同导联数的仿真信号进行计算,并用四个仿真源与估计源的相关系数和距离的平均值进行衡量.图5显示了导联数分别为 32, 64 和 128 的平均相关系数与 NSR 的关系,同时给出 PCA 结果.图5显示 FA 比 PCA 方法估计的时间序列更加精确;无论是 FA 还是 PCA 方法对时-空随机噪声都不太敏感;FA 方法对导联数不敏感,即使在空间分辨率较低的 32 导联条件下,总平均相关系数都能达到 0.94;而 PCA 方法对导联数则非常敏感,当导联数为 64 和 128 导时,总平均相关系数均达到 0.84,但当导联数为 32 时,总平均相关系数只有 0.69.

表2列出了不同导联数和不同 NSR 对估计源与仿真源距离的影响,结果显示当导联数为 64 和 128 时,两种方法对位置的估计偏差为 4.72% 和 8.08%,比较接近,对噪声不敏感,偏差都较小;当导联数为 32 时,因子分析法的估计偏差 (10.59%) 远远小于主成分分析法 (44.72%),说明主成分分析法对空间分辨率非常敏感,空间分辨率低会使得估计位置产生相当大的偏差;当导联数为 32 时,因子

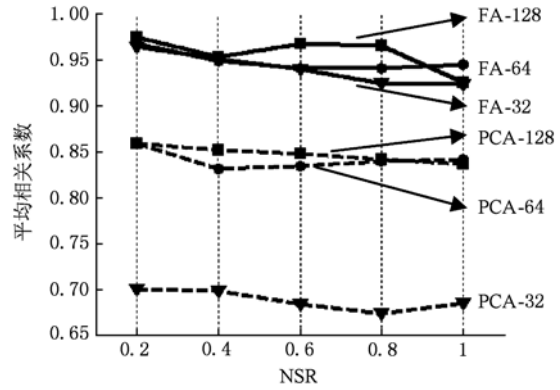


图5 FA 和 PCA 处理含有时-空随机噪声数据,估计的时间序列与仿真时间序列的平均相关系数图

分析法的估计偏差随着噪声的增加而有所提高.

表2 在不同时-空随机噪声和导联数下,估计源与仿真源之间的平均归一化位置距离

平均距离	FA		PCA		PCA	
	32 导	64 导	32 导	64 导	128 导	128 导
NSR = 0.2	0.0606	0.4737	0.0488	0.0695	0.0704	0.0852
NSR = 0.4	0.0698	0.4737	0.0292	0.0695	0.0778	0.0725
NSR = 0.6	0.0910	0.3607	0.0292	0.0695	0.0478	0.0852
NSR = 0.8	0.1220	0.4338	0.0801	0.0695	0.0436	0.0756
NSR = 1	0.1862	0.4943	0.0486	0.0695	0.0449	0.0852
总平均值	0.1059	0.4472	0.0472	0.0695	0.0569	0.0808

为了在头皮 EEG 中加入一个空间上相关、时间上随机的噪声,我们假设在脑内有一个时间序列是随机的噪声源,如果噪声源的位置远离这四个仿真源,即使 NSR 为 1,对估计的影响都是非常小的.因此,本文噪声源的位置设在与第一个仿真源 (s_1) 相同的坐标位置上,在时-空随机噪声 (NSR = 0.2) 的基础上再加上空间相关、时间随机的噪声 (NSR 为 0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1);这样就构造出了含有空间上相关、时间上随机的噪声的数据.图6显示了导联数分别为 32, 64 和 128 的平均相关系数与空间相关 NSR 的关系,同时给出 PCA 结果.

图6显示 FA 比 PCA 方法估计的时间序列更加精确;无论是 FA 还是 PCA 方法均对空间相关噪声比较敏感,随着噪声的增加,估计的效果越来越差;FA 方法对导联数不敏感,32, 64, 128 导总平均相关系数分别为 0.857, 0.852, 0.836;而 PCA 方法对导联数非常敏感,32, 64, 128 导总平均相关系数分别为 0.688, 0.777, 0.803.

表3列出了不同导联数和不同空间相关 NSR

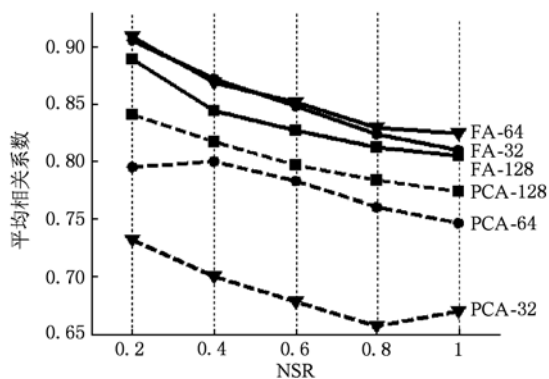


图6 FA 和 PCA 处理含有空间相关噪声数据,估计的时间序列与仿真时间序列的平均相关系数图

对估计源与仿真源距离的影响,结果显示当导联数为 64 和 128 时,两种方法对位置的估计偏差为 5.01% 和 8.93%,比较接近,对噪声不敏感,偏差都较小;当导联数为 32 时,因子分析法的估计偏差 (6.50%) 远远小于主成分分析法 (31.85%),与前类似,说明主成分分析法对空间分辨率非常敏感.

表3 在不同空间相关噪声和导联数下,估计源与仿真源之间的平均归一化位置距离

平均距离	FA	PCA	FA	PCA	FA	PCA
	32 导		64 导		128 导	
NSR = 0.2	0.0703	0.2499	0.0488	0.0695	0.0572	0.0822
NSR = 0.4	0.0907	0.3250	0.0648	0.0695	0.0968	0.0903
NSR = 0.6	0.0546	0.3563	0.0292	0.0726	0.0703	0.0903
NSR = 0.8	0.0546	0.3106	0.0627	0.0726	0.0979	0.0903
NSR = 1	0.0546	0.3508	0.0452	0.0696	0.0959	0.0933
总平均值	0.0650	0.3185	0.0501	0.0707	0.0836	0.0893

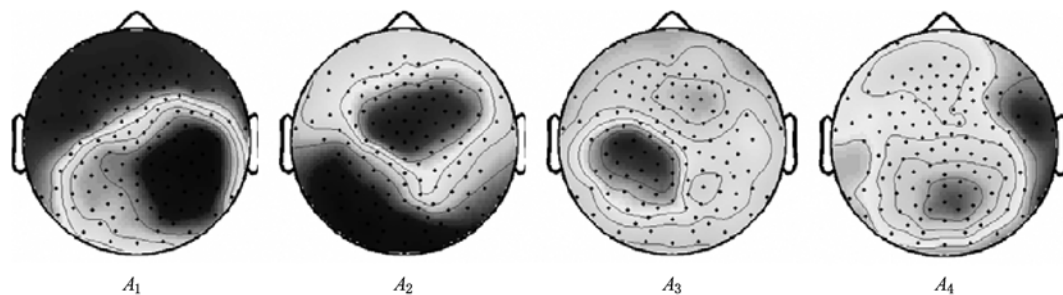


图7 LA 条件下,四个因子载荷 A_i 空间分布图 ($i=1, 2, 3, 4$), 分别代表四个估计源的空间分布地形图

注意和非注意条件下的刺激同侧视觉皮层 (A_3) 对应的公共因子之间也具有相似性,相关系数平均达到 0.7884. 而其他对公共因子之间的相关系数较低,说明在注意和非注意状态下,位于较高皮

3.2.2. 真实数据分析结果

四种条件下 (RA, LA, RU, LU) 都是有 4 个公共因子的方差大于 2, 因而 m 取 4. 以 LA 条件为例, 四个空间分布如图 7 所示. 主要的活动脑源位于刺激对侧枕部 (A_1), 额-顶叶区域 (A_2), 刺激同侧枕部 (A_3), 中线枕-额区域 (A_4). RA 的空间分布与 LA 类似, 而非注意状态 (LU 和 RU) 的第一个公共因子位于额-顶叶区域 (与图 7 的 A_2 分布类似), 第二个公共因子位于刺激对侧枕部 (与图 7 的 A_1 分布类似), 其他两个成分与注意状态分布对应类似. 这些活动源都具有一定的生理意义: 视觉注意任务主要诱发的区域是视觉皮层 (A_1); 额-顶叶区域 (A_2) 与空间注意的转移有关; 刺激同侧视觉皮层的激活 (A_3) 可能是刺激对侧枕叶皮层信号的一个传导结果; 枕-额区域 (A_4) 反映了一种远程连接, 可能与注意控制有关.

发现注意条件下的第一个公共因子与非注意条件下的第二个公共因子具有很高的相似性 (LA 与 RU 的相关系数达到 0.8712, RA 与 LU 的相关系数达到 0.9649). 图 8 显示了两对具有高相似性的时间序列.

图 8 的时间序列显示包含两个成分: P1 (第一个正波, 80—150 ms) 和 N1 (第一个负波, 150—200 ms), 与先前的研究结果一致^[20], 是与外界视觉刺激相关的外源性成分. 注意的波幅显然大于非注意条件的波幅, 清楚地显示了一个众所周知的现象: 刺激出现在注意位置会在大脑对侧后部皮层诱发出更大的 P1 和 N1 成分^[23].

层的活动源 (包括顶叶、额叶区域) 存在较大时间序列的差异, 暗示两种状态下, 额-顶网络工作的机理可能是不同的.

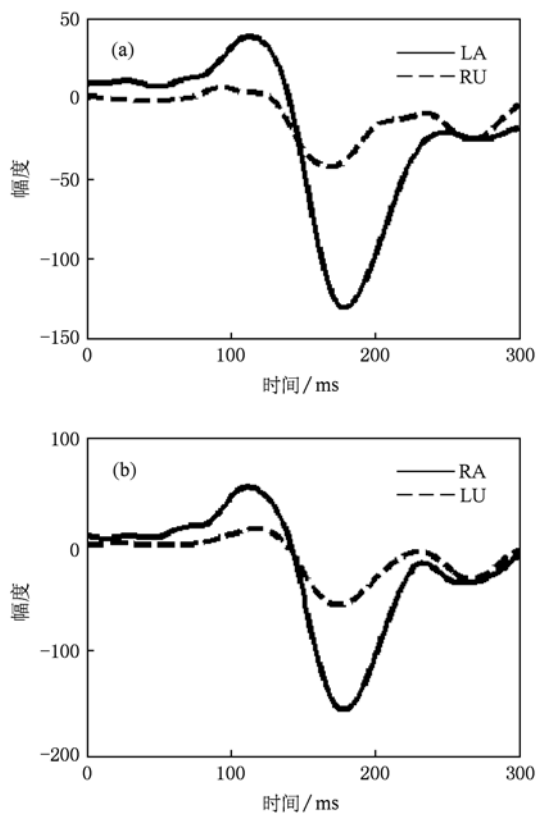


图 8 注意与非注意条件下的估计源的时间过程 (a) 刺激出现在左边; (b) 刺激出现在右边

4. 结 论

对比因子分析和主成分分析的相位同步脑电源的时-空动力学分析结果,对仿真数据,无论是含有时-空随机噪声,还是空间相关噪声,因子分析估计的时间序列准确性都明显高于主成分分析,说明因子分析法具有更强的抗噪性. 由于脑电测量设备导联数不统一,科研机构一般采用 64 导或 128 导脑电仪,具有较高的空间分辨率,两种方法对源位置的估计误差相似;然而在临床医院,一般采用 32 导脑电设备,具有较低空间分辨率,主成分分析的源位置估计具有 40% 左右的偏差,效果显著比因子分析法差. 因而因子分析对空间分辨率不敏感,具有更强的鲁棒性和适应性. 把因子分析法应用于真实脑电数据中,估计的时间序列和空间分布具有相应的神经生理学意义.

综上所述,提出了一种基于 Rössler 模型仿真相位同步偶极子源时间序列的方法,并利用偶极子时间序列进行同心四层球头模型正演,获得仿真头皮脑电数据. 基于因子分析法的相位同步脑电源的时-空动力学分析不仅能对相位同步源进行定位,同时还能获得这些等效源所对应的时间序列. 仿真和真实数据分析结果都表明了该方法的有效性和适用性,能较准确地获得时间序列和空间分布,为神经动力学分析提供了一个有效的工具.

[1] Gevins A 1998 *Electroenceph. Clin. Neurophysiol.* **106** 165
 [2] Michel C M, Murray M M, Lantz G, Gonzalez S, Spinelli L, Rolando Grave de Peralta 2004 *Clin. Neurophysiol.* **115** 2195
 [3] Nunez P L, Silbertstein R B, Cdush P J, Wijesinghe R S, Westdrop A F, Srinivasan R 1994 *Electroenceph. Clin. Neurophysiol.* **90** 40
 [4] Yao D 2002 *Clin. Neurophysiol.* **113** 956
 [5] Pascual-Marqui R D, Michel C M, Lehmann D 1994 *Int. J. Psychophysiol.* **18** 49
 [6] Yao D, He B 2001 *Ann. Biomed. Eng.* **29** 1019
 [7] Yao D 2001 *Phys. Med. Biol.* **46** 3177
 [8] Mosher J C, Leahy R M 1998 *IEEE Trans. Biomed. Eng.* **45** 1342
 [9] Stam C J, van Dijk B W 2002 *Phys. D* **163** 236
 [10] Fang X L, Jiang Z L 2007 *Acta. Phys. Sin.* **56** 7330 (in Chinese) [方小玲,姜宗来 2007 物理学报 **56** 7330]
 [11] Meng Q F, Zhou W D, Chen Y H, Peng Y H 2010 *Acta. Phys. Sin.* **59** 123 (in Chinese) [孟庆芳,周卫东,陈月辉,彭玉华 2010 物理学报 **59** 123]
 [12] Xie Y, Xu J X, Yang H J, Hu S J 2002 *Acta. Phys. Sin.* **51** 205 [谢勇,徐健学,杨红军,胡三觉 2002 物理学报 **51** 205]
 [13] Benjamin L, Jurgen S, Andreas S 2006 *J. Physiol.* **99** 66
 [14] Van Boxtel G J M 1998 *Behav. Res. Methods. Instrum. Comput.* **30** 87
 [15] Kayser J, Tenke C E 2003 *Clin. Neurophysiol.* **114** 2307
 [16] Wood C C, McCarthy G 1984 *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.* **59** 249
 [17] Rosenblum M G, Pikovsky A S, Kurths J 1996 *Phys. Rev. Lett.* **76** 1804
 [18] Cuffin B N, Cohen D 1997 *IEEE Trans. Biomed. Eng.* **24** 372
 [19] Yao D 2003 *Phys. Med. Biol.* **48** 1997
 [20] Li L, Yao D, Yin G 2009 *Brain Res.* **1282** 84
 [21] Jöreskog K G 1967 *Psychometrika.* **32** 443
 [22] Rubin D B, Thayer D T 1982 *Psychometrika.* **47** 69
 [23] Clark V, Hillyard S A 1996 *J. Cogn. Neurosci.* **8** 387

Spatiotemporal dynamic analysis of phase synchronized sources based on factor analysis^{*}

Li Ling¹⁾ Jin Zhen-Lan¹⁾ Li Bin^{2)†}

1) (*Key Laboratory for NeuroInformation of Ministry of Education, School of Life Science and Technology, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610054, China*)

2) (*School of Physical Electronics, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610054, China*)

(Received 14 July 2010; revised manuscript received 6 August 2010)

Abstract

Correlations in time courses of scalp electroencephalogram (EEG) may be represented by the phase synchronization in cerebral cortex sources to a certain some degree. Therefore, it is very important to localize the sources of phase synchronization and find corresponding time courses in the brain imaging study. Based on coupled Rössler oscillators with different coupling strengths, we propose a new method of simulating phase synchronized dipole sources and use a concentric 4-sphere head model to obtain simulation forward scalp EEG data. In addition, we propose the spatiotemporal dynamic analysis of phase synchronized sources based on the maximum likelihood factor analysis, verify the simulated and real scalp EEG data, and further compare the results with those of principal component analysis. Simulation results demonstrate that time courses estimated by maximum likelihood factor analysis have higher correlation with simulated sources, and less locational error between estimated sources and simulated sources. Factor analysis shows a better robust to the spatial resolution and the noise than principal component analysis. Furthermore, real data from spatial attention experiments show that factor analysis is capable of obtaining time courses and spatial distribution under the physiological base.

Keywords: electroencephalogram, phase synchronization, factor analysis, principal component analysis

PACS: 87.19.Le, 05.90.+m, 05.45.Pq

^{*} Project supported by the Young Scientists Fund of the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 30800242).

[†] Corresponding author. E-mail: libin@uestc.edu.cn