

基于同步 EEG-fMRI 采集的情绪认知重评数据特征融合分析研究

邹凌¹ 严永¹ 杨彪¹ 李文杰¹ 潘昌杰² 周仁来³

摘要 脑电 (Electroencephalography, EEG) 与功能磁共振成像 (Functional magnetic resonance imaging, fMRI) 为脑科学研究提供了互补的时空信息. 为研究大脑在对情绪图片采取认知重评策略时的神经活动, 基于同步采集的 EEG-fMRI 数据, 应用典型相关分析、经验模态分解及 k -均值聚类算法对融合情绪数据进行交叉关联和盲源分离, 得到空间上的 fMRI 图像和与之对应的 EEG 时间演变信号. 结果表明: 时域上, CCA 分离出的脑电成分在认知重评状态下有明显的晚期正电位 (Late positive potential, LPP) (潜伏期 200 ms ~ 900 ms) 出现, 而且认知重评策略诱发的 LPP 波幅明显小于观看负性诱发的 LPP 波幅 ($F(1, 224) = 28.72, P < 0.01$), 而大于观看中性诱发的 LPP 波幅 ($F(1, 224) = 63.32, P < 0.01$); 与之对应的空域上, 可以明显地看出和情绪调节相关的扣带回, 额叶、颞叶等区域有明显激活区, 采用情绪认知重评策略时的脑区激活强度明显小于观看负性状态, 而大于观看中性, 且观看中性状态下被激活的与情绪相关的区域相对较少. 研究表明, 这种融合数据分析技术通过计算两种模态数据之间潜在的线性相关性, 可以有效地分离出大脑在时空上神经活动情况, 达到了同时描绘出大脑神经活动的时间信息与空间信息的效果.

关键词 脑电, 功能磁共振成像, 典型相关分析, 认知重评, 特征融合

引用格式 邹凌, 严永, 杨彪, 李文杰, 潘昌杰, 周仁来. 基于同步 EEG-fMRI 采集的情绪认知重评数据特征融合分析研究. 自动化学报, 2016, 42(5): 771–781

DOI 10.16383/j.aas.2016.c150545

Feature Fusion Analysis of Simultaneously Recorded EEG-fMRI in Emotion Cognitive Reappraisal

ZOU Ling¹ YAN Yong¹ YANG Biao¹ LI Wen-Jie¹ PAN Chang-Jie² ZHOU Ren-Lai³

Abstract Electroencephalography (EEG) and functional magnetic resonance imaging (fMRI) provide complementary spatio-temporal information for brain function study. In order to study the neural activity during the process of cognitive reappraisal strategy when emotional images are taken, canonical correlation analysis (CCA), empirical mode decomposition (EMD) and k -means clustering algorithms are used to finish the steps of cross-correlation and blinded source separate for simultaneously acquired EEG-fMRI emotion data. Spatial maps for fMRI data and the corresponding temporal evolution features of EEG signals are thus obtained. The results show that EEG components separated by CCA in cognitive reappraisal state have obviously late positive potential (LPP), with latency from 200 ms ~ 900 ms, meanwhile the amplitudes of LPP evoked by taking cognitive reappraisal strategy are less than that evoked by watching negative images ($F(1, 224) = 28.72, P < 0.01$), but more than that evoked by watching neutral images ($F(1, 224) = 63.32, P < 0.01$). The corresponding spatial regions have apparent activation regions, such as cingulate, frontal, temporal lobe and other regions related to emotion regulation. What is more, the activation intensity evoked by taking cognitive reappraisal strategy is significantly less than that evoked by watching negative images, while it is more than that evoked by watching neutral images. The activated areas related to emotion are small when participants are watching neutral images. This fusion data processing technology computes the potential linear correlation between two modal data, which can effectively separate neural activities of the brain both in spatial and temporal domains, and can achieve the effects of obtaining temporal and spatial information of the brain activity at the same time.

Key words Electroencephalography (EEG), functional magnetic resonance imaging (fMRI), canonical correlation analysis, cognitive reappraisal, feature fusion

Citation Zou Ling, Yan Yong, Yang Biao, Li Wen-Jie, Pan Chang-Jie, Zhou Ren-Lai. Feature fusion analysis of simultaneously recorded EEG-fMRI in emotion cognitive reappraisal. *Acta Automatica Sinica*, 2016, 42(5): 771–781

收稿日期 2015-09-02 录用日期 2016-01-25
Manuscript received September 2, 2015; accepted January 25, 2016
国家自然科学基金项目 (61201096, 51307010), 常州市科技项目 (CE20145055), 江苏省青蓝工程资助
Supported by National Natural Science Foundation of China

(61201096, 51307010), Science and Technology Program of Changzhou (CE20145055), Qing Lan Project of Jiangsu Province
本文责任编辑 潘泉
Recommended by Associate Editor PAN Quan
1. 常州大学信息科学与工程学院 常州 213164 2. 南京医科大学附

在近一个世纪的大脑功能研究中, 脑电 (Electroencephalography, EEG) 研究和功能磁共振成像 (Functional magnetic resonance imaging, fMRI) 研究一直处于非常重要位置. EEG 信号是一种神经点活动, 它是由大脑的锥体细胞产生的, 其毫秒级别的时间分辨率为神经元活动提供了合适的时序动态. 而 EEG 信号在空间分布上有很大的局限性, 由于大脑中的脑脊髓液、头皮、颅骨等导体的作用, 所记录到的任意一点的 EEG 信号都有可能是多个脑区中神经活动的混合过程, 通过 EEG 信号反演出大脑神经活动的具体位置是国际上公认的难题. 因此, EEG 信号具有较低的空间分辨率, 但具有很高的时间分辨率. fMRI 测量的是大脑脱氧血红蛋白和含氧血红蛋白的磁化率变化引起的血氧水平依赖 (Blood oxygenation level-dependent, BOLD) 信号. 当施加外界的刺激时, 在 T2 加权成像上 BOLD 信号随之增大. fMRI 所用到的空间体素大小通常为 50 mm^3 , 因此在空间上为脑科学研究提供了更高的空间分辨率^[1]. 但 BOLD 信号一般响应时间在 $1\text{ s}\sim 5\text{ s}$, 所以在时间分辨率上有很大的劣势. 随着脑科学研究的不断深入, 科学家们发现脑科学的单模态研究在时空上有很强的单方面制约性, 人们希望通过对大脑的时间和空间两方面信息的整合来实现多模态观测, 这对研究精神类疾病的发病机制和认知科学的研究都起到了至关重要的作用, 而 EEG 与 fMRI 在时空上的互补性为两种模态研究提供了融合的可行性^[2-3]. 该研究也为人机融合控制系统研究^[4] 提供了理论和实践依据, 为医疗康复领域的快速发展提供动力.

EEG-fMRI 融合框架大致可以分为三种: 1) 空间约束, 即基于 fMRI 空间约束的 EEG 源成像^[5]. 该融合框架是通过对 fMRI 空间信息的研究, 使用 fMRI 空间信息约束 EEG 信号中的源位置. 其方法通常是采用独立成分分析 (Independent component analysis, ICA) 算法从 fMRI 中提取大脑功能网络的感兴趣区域 (Region of interest, ROI) 并以之作为 EEG 源定位的先验信息, 其核心思想就是利用 fMRI 的空间先验信息来提高 EEG 源定位的精确度^[6]. 2) 时间预测, 即基于 EEG 时间先验信息的 fMRI 成像研究. 这种框架在 EEG-fMRI 融合研究中得到广泛应用, 采用的是以 EEG 信息作为预测的基础上对 fMRI 时间进程进行建模, 根据神

经活动的 EEG 时间信息的强度, 对 BOLD 信号解卷积, 得到和生理假设更贴切的血氧动力学函数 (Hemodynamic response function, HRF). 该方法通常采用 ICA 算法提取 EEG 数据中的单次试验 (Trial) ERP 特征作为先验信息, 然后对 fMRI 信号进行 HRF 重建^[7]. 3) 融合框架为对称融合, 即 EEG-fMRI 时空对称融合. 该方法采用共同的构造模型来融合两种模态的数据, 通常采用 ICA 算法对 EEG 与 fMRI 数据分别在时间和空间上做独立成分分解, 之后基于 EEG 和 fMRI 的独立成分, 分别在空间模式和时间过程上建模. 时空对称融合方法结合空间约束和时间预测两种模型并进行时空的并行整合来达到时间和空间上的融合^[8]. 典型相关分析 (Canonical correlation analysis, CCA) 方法基于线性混合模型从各组数据中分别提取相关的典型相关成分 (EEG 的时间信息、fMRI 的空间信息), 通过寻找两种模态数据的最大共变性确定数据集中成分之间的相关性, 并计算相关系数. 可以通过这种方法确定与 EEG 波形相类似的 fMRI 激活区域的动力学响应. 与使用单一变量确定 EEG 一个潜伏期内特征和单个 fMRI 激活区域之间关系的方法不同, 这种方法可以确定若干潜伏期的波形特征和一些 fMRI 激活区域之间的关系. 因此 CCA 方法可以更好应用于研究脑功能区域定位和神经元之间的功能连接, 应用到多被试、多模态的数据处理之中^[9].

近年来情绪认知重评的研究越来越热门, 已经成为认知神经学、临床医学、社会学等诸多领域的热门话题. 认知重评是先行关注策略的一种发生在个体情绪产生的早期, 就是要通过转变认知视角以调整情绪事件对自身的影响, 通常通过对类似恶心、恐惧、自卑等负性事件的重新看待来淡化负性情绪的影响以此达到认知重评的目的^[10]. 在情绪认知重评的国内外研究中, 通常对单一模态数据单独进行分析. 通过对情绪调节过程中所产生的 EEG 信号的研究, 发现事件相关电位 (Event related potential, ERP) 的一个重要成分——晚期正电位 (Late positive potential, LPP) 反映了对情绪的调节作用^[11]. LPP 波幅会在 300 ms 左右呈现一个正向的波形并在 $300\text{ ms}\sim 800\text{ ms}$ 达到最大值, 之后逐渐降低^[12-13]. fMRI 技术也是情绪认知研究的重要方法, fMRI 技术能够从空间角度描述大脑中哪些脑区参与了情绪的调节. 研究表明, 在使用调节策略时, 大脑的扣带回、额叶、颞叶等区域会发生不同程度的激活, 基于这一情况来研究大脑内部的神活动^[14].

本文采用经典情绪认知重评视觉刺激实验范式, 通过同步 EEG-fMRI 采集技术, 获得 EEG 和 fMRI 数据, 结合 EEG 较高的时间分辨率和 fMRI 较高

属常州市第二人民医院影像科 常州 213003 3. 南京大学社会学院心理系 南京 210023

1. School of Information Science and Engineering, Changzhou University, Changzhou 213164 2. Department of Radiology, the Second People's Hospital of Changzhou, Affiliated of Nanjing Medical University, Changzhou 213003 3. Department of Psychology, Nanjing University, Nanjing 210023

的空间分辨率的优势, 从时域和空域两个角度同时研究大脑在认知重评时的神经活动. 首先, 对采集到的数据进行预处理, 去除 EEG 信号中在核磁环境下所产生梯度场噪声和心电、眼电、肌电等噪声, 对 fMRI 图像进行时间校准、头动校正、空间标准化、空间平滑等预处理; 然后, 分别对预处理之后 EEG 与 fMRI 数据做特征提取, 提取 EEG 中 ERP 潜伏期内的波幅特征并使用 HRF 函数对 EEG 时间序列进行卷积, 运用聚类的方法和标准脑模板 — 自动解剖图集 (Anatomical automatic labeling, AAL) 提取 fMRI 中的感兴趣区域; 最后, 使用 CCA 算法计算这两种模态数据之间的相关性, 找出相关系数较大的成分, 并研究其时间信息与空间信息, 观察 LPP 时, 空间上的激活区域是否与情绪变化相关. 研究表明, 通过 CCA 融合框架得到的 LPP 成分在 500 ms 达到最大, 并且采用认知重评策略的 LPP 波幅低于观看负性的 LPP 波幅而高于观看中性的 LPP 波幅; 在 fMRI 激活区域方面, 在降低负性状态下参与情绪加工的杏仁核、额叶和扣带回等感兴趣区域的激活强度明显低于观看负性的感兴趣区域, 并且高于观看中性的感兴趣区域. 因此, CCA 融合框架可以准确地获得情绪认知重评 EEG-fMRI 时间和空间上的融合信息.

1 方法

融合框架的原理图如图 1 所示. EEG 信号通过预处理、经验模态分解 (Empirical mode decomposition, EMD) 等算法提取相应特征之后得到特征矩阵 Y_{EEG} , 是不同试次的时间序列与 HRF 函数卷积之后的矩阵, 行表示单个试验的时间序列, 列表示试验数. 同样地, 使用聚类算法提取 fMRI 数据特征之后, 得到特征矩阵 Y_{fMRI} , 包括不同扫描次数的感兴趣区域. 矩阵的行表示每次扫描的感兴趣区域, 列表示扫描次数. 即 EEG 的试验数与 fMRI 的扫描次数相对应, EEG 的单个试次时间序列与 fMRI 的每次扫描感兴趣区域相对应之后, 通过多模态数据试验之间 (Trail to trail) 的变化计算得到最大相关矩阵 M , 最后得到分解出来的相关成分 C . 在此框架中, 每个成分都有且只有一个在另外一种模态数据中与之相关的成分.

总体模型通过式 (1) 得到,

$$Y_k = M_k C_k, k = 1, 2, 3, \dots, N \quad (1)$$

式中, $Y_k \in \mathbf{R}^{T \times V_k}$, $M_k \in \mathbf{R}^{T \times D}$, $C_k = \mathbf{R}^{D \times V_k}$, T 是 Y_k 时间点数, k 表示模态数, V_k 是 Y_k 中的变量数量 (fMRI 中的脑区个数或者是 EEG 中单个 Trail 的时间点数), D 是矩阵 Y_k 的秩的最小值. 对每种模态数据而言, 相关矩阵 M_k 中第 i 列矩阵

$(M_k^{(i)}, i = 1, 2, \dots, D)$ 满足以下属性:

1) 典型变量处于同一组中互不相关, 即每一个数据矩阵 M_k 中的 $M_k^{(i)}$ 之间不相关, 每一个数据集都有零均值和单位方差.

2) 仅仅在相应的指标中, 相关矩阵 $M_k^{(i)}$ 才有非零的相关系数, 并且相关系数 $r_{k,l}^{(i)} = M_k^{(i)\top} M_l^{(i)}$. 这里的相关矩阵 M 是可以由下一节介绍的典型相关分析算法获得.

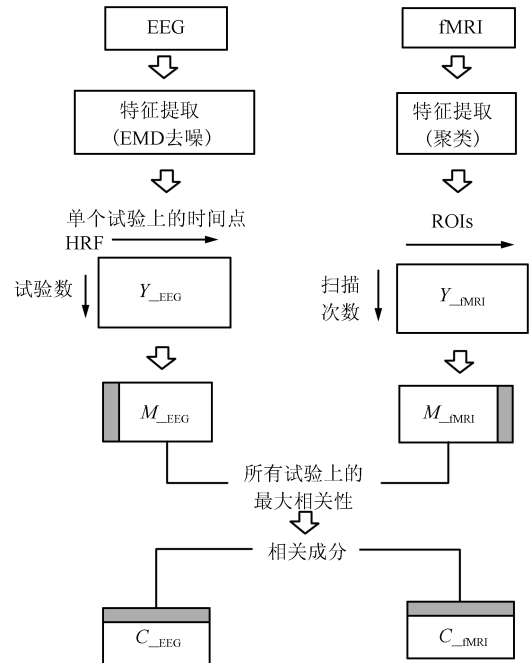


图 1 EEG-fMRI 数据融合框架

Fig. 1 Framework of EEG-fMRI data fusion

1.1 经验模态分解

EMD 算法可以将任何复杂的数据集分成一系列的固有模态函数 (Intrinsic mode function, IMF) 之和. EMD 分解过程如下:

1) 设输入信号为 $X(t)$, 找出 $X(t)$ 的所有局部极大值和局部极小值.

2) 计算输入信号的上包络线 $e_u(t)$ 与下包络线 $e_l(t)$, 并计算其均值曲线 $m(t)$.

3) 根据 IMF 约束条件从 $X(t)$ 中计算出第一个 IMF 分量 $IMF_1(t)$.

4) 把分离出第一个 IMF 分量之后的剩余信号记为 $r_1(t)$. 如果 $r_1(t)$ 大于一个零值点, 就将 $r_1(t)$ 作为一个新的原始信号返回第 1) 步重新计算出下一个 IMF. 如此循环计算, 直到最后一个剩余信号 $r_n(t)$ 没有经过零点的值或者是 $r_n(t)$ 有足够小的频率以至于不能再进行 IMF 分解. 因此, 原始信号可

表示为:

$$X(t) = \sum_{k=1}^n IMF_k(n) + r_n(t) \quad (2)$$

1.2 k-均值聚类算法

k-均值聚类 (k-means clustering) 算法是比较常用的一种聚类算法. 其主要原则是一个对象要划分到一个类中, 是通过多次的反复迭代, 使得相同簇内的元素具有尽可能高的相似度、不同簇之间的相似度尽可能低. 具体步骤为: 1) 对于数据对象集, 任意选取 K 个对象作为初始的类中心; 2) 根据类中对象的平均值, 将每个对象重新赋给最相似的类; 3) 更新类的平均值, 即计算每个类中对象的平均值; 4) 重复第 2) 步、第 3) 步直到不再发生变化.

1.3 典型相关分析 (CCA) 算法

设有两组零均值随机变量 X 与 Y , 令 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ 与 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_n]$, CCA 的目标在于寻找一对投影向量 \mathbf{u} 和 \mathbf{v} , 满足 $\mathbf{z}_1 = \mathbf{u}^T X$ 和 $\mathbf{z}_2 = \mathbf{v}^T Y$ 之间具有最大的相关系数, 其准则函数为:

$$\arg \max_{\mathbf{u}, \mathbf{v}} \rho = \frac{\mathbf{w}^T S_{xy} \mathbf{v}}{\sqrt{\mathbf{u}^T S_{xx} \mathbf{u}} \times \sqrt{\mathbf{v}^T S_{yy} \mathbf{v}}} \quad (3)$$

其中, 矩阵 S_{xx} 和 S_{yy} 分别代表的是矩阵 X 和 Y 的协方差, S_{xy} 表示的是 X 和 Y 之间的互协方差矩阵, 可令 $\mathbf{u}^T S_{xx} \mathbf{u} = \mathbf{v}^T S_{yy} \mathbf{v} = 1$, 求出一对矢量 (\mathbf{u}_1 和 \mathbf{v}_1) 并作为第一对投影矢量; 当得到前 $k-1$ 对投影矢量 (\mathbf{u}_i 和 \mathbf{v}_i) ($i = 1, \dots, k-1$) 后, 第 k 对投影矢量满足如下约束条件:

$$\begin{cases} \mathbf{u}_k^T S_{xx} \mathbf{u}_k = \mathbf{v}_k^T S_{yy} \mathbf{v}_k = 1 \\ \mathbf{u}_i^T S_{xx} \mathbf{u}_k = \mathbf{v}_i^T S_{yy} \mathbf{v}_k = 0, i = 1, 2, \dots, k-1 \end{cases} \quad (4)$$

利用 Lagrange 乘数法, 可得两个广义本征方程:

$$\begin{aligned} S_{xy} S_{yy}^{-1} S_{yx} \mathbf{u} &= \lambda^2 S_{xx} \mathbf{u} \\ S_{yx} S_{xx}^{-1} S_{xy} \mathbf{v} &= \lambda^2 S_{yy} \mathbf{v} \end{aligned} \quad (5)$$

记 $\mathbf{w} = [\mathbf{u}^T, \mathbf{v}^T]^T$, $\lambda = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_d, \lambda_{d+1}, \dots, \lambda_n]$ 为特征值, 且 $\lambda \neq 0$, 与非零特征值 λ_i 相对应的特征向量为 \mathbf{u}_i 和 \mathbf{v}_i , 这里 $i = 1, \dots, d$, 则典型变量 M_i 可由特征向量变化得到, 并根据 M_i 计算各随机变量的相关成分 C_i 与典型相关系数 r_i :

$$\begin{aligned} C_i &= (M_i^T M_i)^{-1} M_i^T x_i \\ r_{x,y}^{(i)} &= M_x^{(i)T} M_y^i \end{aligned} \quad (6)$$

2 实验设计

2.1 实验对象

本实验共采集 25 名健康成年人的 EEG-fMRI 数据, 20 男 5 女, 年龄在 19 岁至 24 岁之间 (平均 22 岁), 所有被试都是右利手, 都没有神经系统及眼科疾病. 所有实验均通过常州大学伦理委员会批准且签署被试知情同意书.

2.2 实验设备

同步采集系统结构图如图 2 所示. 系统分为两部分: MR 控制及 EEG 数据采集室和 MR 扫描室. MR 控制及 EEG 数据采集室主要构成如下: Net-station 采集回放分析软件 (含特殊去噪功能)、E-prime 呈现刺激电脑、放大器时钟同步接收盒、转换器、响应盒、数据线、系统时钟接口、TR 事件接口及其他附属配件. 扫描室有 fMRI 扫描仪、放大器屏蔽系统 (Field isolation containment sys-

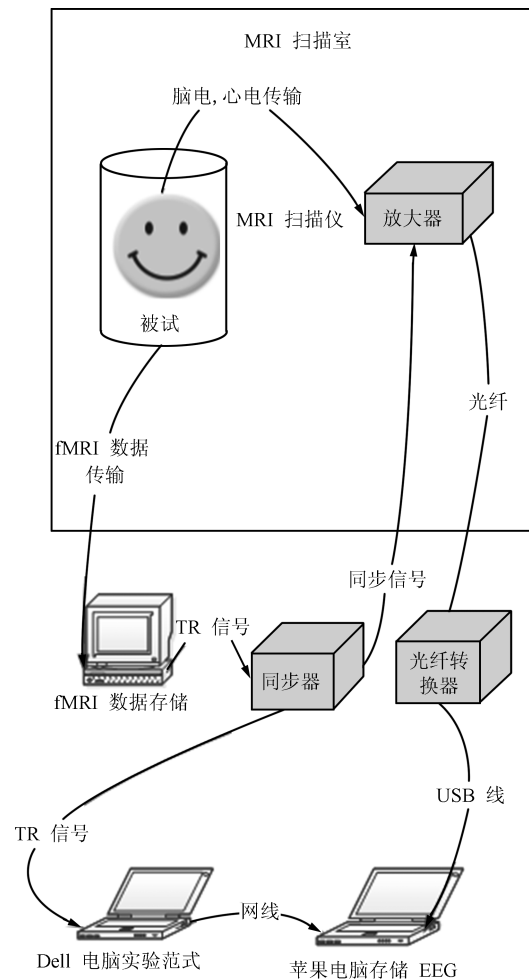


图 2 同步 EEG-fMRI 数据采集系统结构图
Fig. 2 Constructional detail of simultaneously EEG-fMRI data acquisition system

tem, FICS)、响应盒及刺激呈现装置(如投影仪)。

同步 EEG-fMRI 实验在常州市第二人民医院影像科进行。脑电设备采用了美国 EGI 公司的 64 导核磁型脑电采集系统, 电极位置遵循国际 10-10 电极系统空间分布, 参考电极为 Cz 电极, 采集软件是 Net-station, 采样频率为 250 Hz, 每个电极处的头皮电阻抗低于 50 k Ω 。核磁设备为 Philips 公司的 3.0 T 超导型功能磁共振成像系统, fMRI 扫描参数: TR = 2000 ms, TE = 35 ms, 翻转角 (Flip angle) 为 90°, 视野 (FOV) = 230 mm \times 180 mm, 层厚 4 mm, 连续扫描 24 层, 实验采用无间隔顺序扫描的扫描方式。融合实验通过时钟同步盒使 EEG 与 fMRI 数据采集的时间达到同步。

2.3 实验范式

本次实验采用视觉刺激实验范式^[11], 单次实验共有 120 张刺激图片, 包含 40 张中性图片(如日常生活用品、景观、食物等)和 80 张负性图片(伤残、暴力、灾难等)。试验中所选的刺激图片均来自国际情绪图片库 (International affective picture system, IAPS)。情绪图片的唤醒度(中性图片: $M=2.91$, $SD=1.93$; 负性图片: $M=5.71$, $SD=2.61$)。

实验用 E-Prime 软件进行流程化设计, 实验总共进行 4 次时钟循环, 每个循环有 30 次试验, 共 120 次试验; 其中, 观看中性 40 次, 观看负性 40 次和降低负性 40 次, 图片均为随机呈现。单次试验的流程为: 首先是在屏幕上会出现 4 秒的情绪调节提示词(包括“降低”和“观看”), 之后是 2 秒的空屏, 接下来是 6 秒的任务态(“观看”提示词后面是负性图片和中性图片随机出现, “降低”提示词后面出现的是负性图片), 最后是 4 秒的放松时间。实验范式如图 3 所示。实验开始之前会对被试进行一个简单的训练, 主要目的是确保被试在实验时可以根据研究所要求的方式调节情绪。实验要求当出现“观看”提示词时, 被试应该以正常的心态观看后面出现的负性图片或者中性图片, 这一部分要求被试不需要进行情绪调节, 被试看到图片时是什么样的情绪状态就表现出这样的情绪状态。当出现“降低”提示词时, 紧接着出现的是负性刺激图片, 这一部分要求被试使用情绪调节策略完成实验, 如以第三者的心态观看图片或者想象这种负性的场景是电影中的场景。

3 数据处理

认知重评 EEG-fMRI 实验数据分析主要包括三个部分: 数据的预处理、特征提取和基于 CCA 算法的数据融合, 图 4 为数据处理总体框图。由于同步采集到的原始 EEG 信号与 fMRI 数据或多或少都会存在各种各样的噪声, 比如, 梯度场噪声、心电

噪声、肌电、头动等噪声, 因此, 首先要进行预处理及标准化处理。使用 Net-station 软件和 EEGLAB 软件预处理 EEG 数据, 使用 SPM 等工具箱预处理 fMRI 数据, 并分别对两种数据模态进行标准化使其保持零均值与单位方差; 然后分别提取 EEG 信号与 fMRI 图像的特征。其中, 在 EEG 特征方面, 提取脑电信号的 LPP 潜伏期内的波幅作为 EEG 时间特征; 在 fMRI 特征方面, 提取基于 AAL 模板的 90 个感兴趣区域 (ROIs) 并分别计算每个 ROI 上的均值作为 fMRI 空间特征。最后对 EEG 时间特征与 fMRI 空间特征做相关分析并计算其最大相关系数, 寻找其相关性。

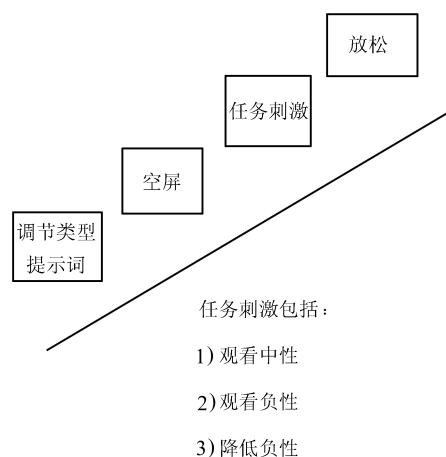


图 3 情绪认知重评实验范式

Fig. 3 Experimental paradigm

3.1 EEG 预处理

首先对采集到的情绪认知重评核磁环境下 EEG 数据在 Net-station 软件上进行预处理, 其目的在于去除 EEG 信号中的梯度场、心电、工频干扰等噪声。处理步骤依次为: 梯度场去噪、滤波: 滤波范围 (0.01 Hz ~ 40 Hz)、心电去噪、分段 (-200 ms ~ 1500 ms)、伪迹检测、坏通道替换、基线校准。

由于 Net-station 预处理之后的信号还残留一些肌电、工频、眼动等噪声, 本文使用 EEGLAB 工具箱, 首先对单个被试 EEG 信号做平均重参考, 之后进行独立成分分析^[15], 最后使用 ADJUST (Automatic EEG artifact detector based on the joint use of spatial and temporal features) 插件去除 EEG 信号中的噪声成分。

3.2 fMRI 预处理

在采集时, 由于被试在核磁室中总会出现如头动等状况, 会导致 fMRI 信号发生漂移, 所以在对 fMRI 数据进行特征提取之前先做预处理。本

次数据预处理是在 Matlab 中的 SPM8 (Statistical parametric mapping) 工具包以及 REST (Resting-state fMRI data analysis toolkit) 工具箱中完成. 预处理主要包括时间层校正 (Slice time)、头动校正 (Realignment)、空间标准化 (Normalize)、空间平滑 (Smooth) 及滤波.

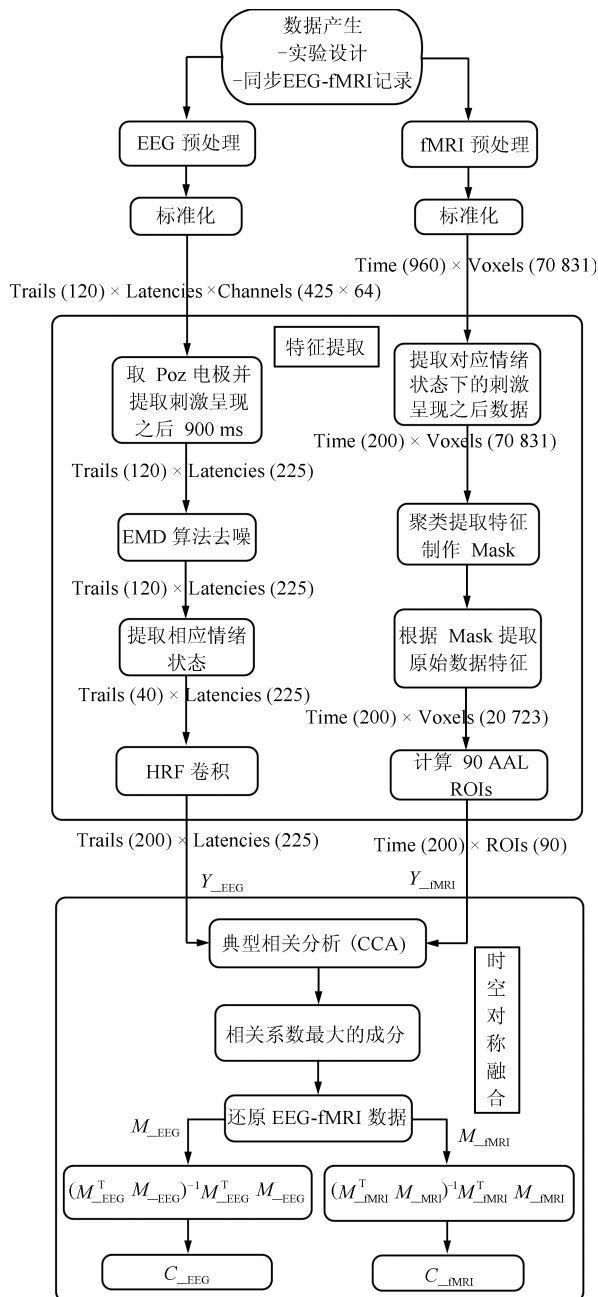


图 4 EEG-fMRI 融合分析具体步骤

Fig. 4 Specific steps for of EEG-fMRI fusion analysis

3.3 EEG 特征提取

对于经过预处理及标准化后的 EEG 信号, 提取具有 LPP 特征的潜伏期波幅作为后续融合分析的

脑电特征. 首先, 选取情绪调节研究中 LPP 波幅特征明显的 Poz 电极脑电信号. 由于 LPP 潜伏期为 200 ms ~ 900 ms, 对于情绪认知重评中三种情绪刺激状态数据 (每种情绪状态有 40 个 Trails 数据), 选取刺激呈现之后的 900 ms (225 个连续不断的采样) 信号波幅作为特征; 接着, 使用 EMD 算法分别对每个试验的信号去噪^[16]. 为了和 fMRI 数据的时间进程保持一致, 首先分别对 EEG 数据中三种不同情绪刺激下的 40 个 Trails 进行补零操作, 把 EEG 数据的一个 Trail 变成 5 个 Trails, 此时每种情绪刺激状态下 Trails 个数为 40 × 5. 之后分别把每个潜伏期的动态信息和 HRF 函数卷积得到格式为 Trails (200) × Latencies (225) 的数据.

3.4 fMRI 特征提取

预处理及标准化后的单个被试 fMRI 数据为四维矩阵 (一维的时间点和三维的空间体素 (Voxels)), 需要将其中的三维空间体素降维到一维. 由于 BOLD 信号往往有 4s ~ 8s 的延迟^[17], 因此, 每个试次 (Trails) 中取刺激呈现之后的 5 个时间点. 即每种刺激状态下的时间维度为扫描次数 (Trails × 5 = 200). 根据实验范式分别提取与 EEG 信号相对应的不同情绪状态下的 fMRI 数据. 为了提取更准确的和情绪相关的感兴趣区域, 对上述操作之后的数据做了 k-means 聚类处理, 并以此制作 Mask, 并根据此 Mask 去掉数据中一些和研究无关的背景. 使用 SPM 软件, 根据 AAL 模板对每个时间点计算出全脑 90 个感兴趣区域的均值来表示每个感兴趣区域.

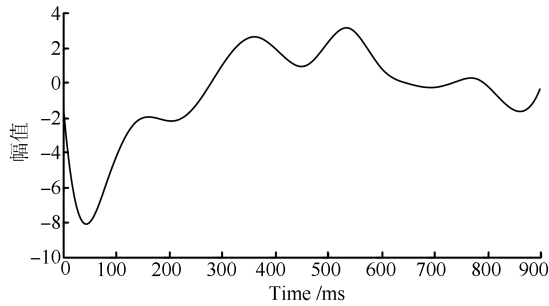
3.5 数据融合

为了消除个体间的差异, 把所有被试经过特征提取后的 EEG 和 fMRI 特征叠加平均之后作为 CCA 的输入信号. 输入信号都是 200 行的矩阵, 其中 EEG 数据每行有 225 个采样点, fMRI 数据每行有 90 个脑区均值. 两种模态数据经过 CCA 计算相关系数, 并通过交叉验证的方法计算出变换矩阵 M , 并根据融合框架部分介绍的重构方法通过变换矩阵 M 及式 (6) 得到时域和空域上的相关成分.

4 结果及分析

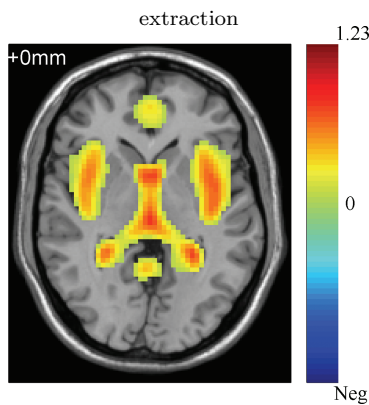
图 5 为某个被试在降低负性状态下的 EEG 及 fMRI 特征提取之后某个 Trial 结果. 其中 5(a) 为 EEG 特征提取之后的某个 Trail 的波形; 5(b) 为聚类算法制作掩膜之后, 掩膜降低了 fMRI 数据复杂度, 并得到其中一幅脑区激活图. 从图 5 可以看出, 经过 EMD 去噪和特征提取之后的 EEG 数据与认知重评的 LPP 成分接近. 基于聚类的 fMRI 特征提

取结果可以得到包含与情绪认知重评相关的额叶、颞叶、扣带回等脑区, 为后续 EEG-fMRI 融合研究奠定基础。



(a) EEG 特征提取之后的一个 Trail 的波形

(a) Waveform of a trail after the EEG feature extraction



(b) 使用 fMRI 掩膜之后的一幅激活图

(b) An activation image by using fMRI mask

图 5 某个被试降低负性状态下 EEG-fMRI 特征提取结果

Fig. 5 Outcome of EEG-fMRI feature extraction in decrease-negative condition by one subject

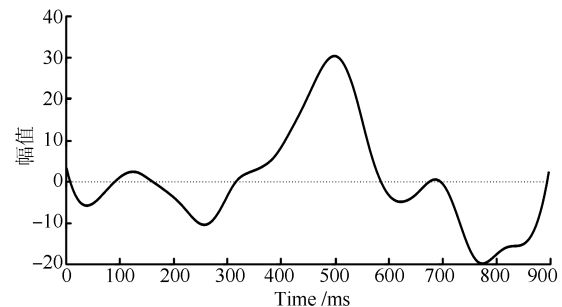
采用 CCA 算法对情绪认知重评实验范式下的 EEG、fMRI 两种模态数据之间的相关性计算, 得到 90 个相关成分. 本文主要关注 EEG 中试次之间的时间变化与 fMRI 空间感兴趣区域之间具有较大相关性的 EEG-fMRI 相关成分. 通过计算相关系数贡献率 P_i ($P_i > 90\%$, $P_i = r_i / \sum r_i$) 的方法选取贡献率大于 90% 的相关成分 (见表 1). 其中, 观看中性有 5 个相关成分, 观看负性有 7 个相关成分, 降低负性有 6 个相关成分; 然后分别叠加平均每种情绪刺激状态下的 EEG 与 fMRI 相关成分, 图 6~8 为所有被试在三种情绪状态下的 EEG-fMRI 相关成分叠加平均的结果, 其中 (a) 为 Poz 电极处同一种情绪状态下时域上的相关成分叠加平均结果图, 横坐标为时间, 单位为毫秒 (ms), 纵坐标为幅值 (由于得到的是时域上的相关成分, 只能反映潜伏期的波形趋势, 不能反映电压大小, 因此无量纲); (b) 为同一种状态下空域上的相关成分叠加平均结果图, 图中显示大脑 16 层切片, 彩色部分为激活区

域, 右边彩色条为激活强度经过 Z 变换的结果. 如图 6 (a) 为观看中性状态下 5 个 EEG 典型相关成分叠加平均波形, 结果表明被试在中性图片呈现后 300 ms ~ 600 ms 出现 LPP 成分, 且在 500 ms 时达到最大. 图 7 (a) 为观看负性状态下 7 个 EEG 典型相关成分叠加平均, 结果表明被试在负性图片呈现

表 1 三种情绪状态下具有较大相关性 EEG-fMRI 相关成分

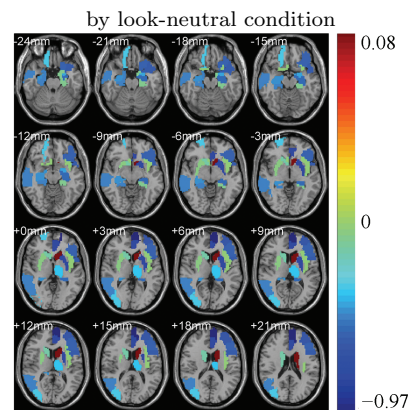
Table 1 Correlation component of EEG-fMRI which has higher correlation by three emotion conditions

相关成分	相关系数		
	观看中性	观看负性	降低负性
成分 1	0.944	0.966	0.913
成分 2	0.888	0.947	0.801
成分 3	0.841	0.877	0.731
成分 4	0.741	0.816	0.716
成分 5	0.681	0.765	0.606
成分 6	N/A	0.660	0.537
成分 7	N/A	0.584	N/A



(a) 观看中性状态下 EEG 相关成分平均结果

(a) Average outcome of EEG correlation components



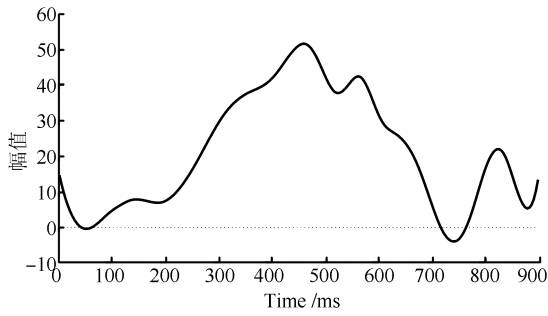
(b) 观看中性状态下 EEG 相关成分平均结果

(b) Average outcome of EEG correlation components

by look-neutral condition

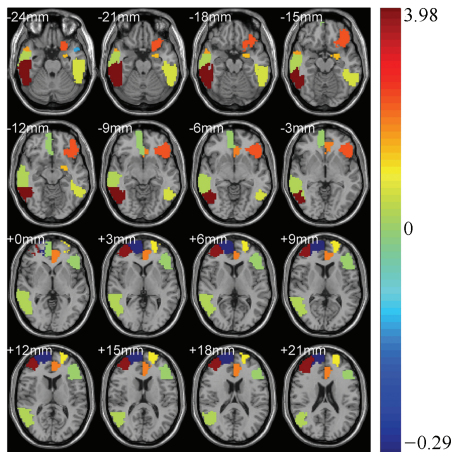
图 6 观看中性状态下 EEG-fMRI 相关成分平均结果

Fig. 6 Average outcome of EEG-fMRI correlation components by look-neutral condition



(a) 观看负性状态下 EEG 相关成分平均结果

(a) Average outcome of EEG correlation components by look-negative condition



(b) 观看负性状态下 EEG 相关成分平均结果

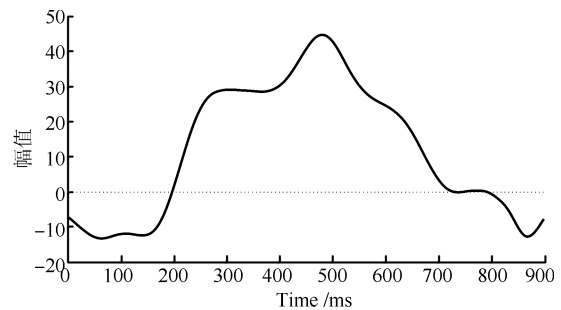
(b) Average outcome of EEG correlation components by look-negative condition

图 7 观看负性状态下 EEG-fMRI 相关成分平均结果
Fig. 7 Average outcome of EEG-fMRI correlation components by look-neutral condition

后 100 ms ~ 700 ms 出现 LPP 成分, 且在 400 ms 时达到最大. 图 8(a) 为降低负性状态下 6 个 EEG 典型相关成分叠加平均, 结果表明被试在采用认知重评策略后 200 ms ~ 700 ms 出现 LPP 成分, 且在 450 ms 时达到最大. 图 9 为上述三种情绪 EEG 曲线对比图, 使用 SPSS 软件对三种情绪状态的 EEG 平均相关成分进行统计学分析, 得到观看负性与观看中性的均差值为 21, $F(1, 224) = 236.79$ ($P < 0.01$); 观看负性与降低负性的均差值为 9, $F(1, 224) = 28.72$ ($P < 0.01$); 降低负性与观看中性的均差值为 11.99, $F(1, 224) = 63.32$ ($P < 0.01$). 统计分析结果显示三种情绪状态下的 LPP 有明显差异. 采用认知重评策略时的 LPP 波幅低于观看负性时的 LPP 波幅, 而且明显高于观看中性的 LPP 波幅. 该结果与文献所报道的结论基本一致^[18]. 图 6(b) 为观看中性状态下 5 个 fMRI 典型相关成分叠加平均, 结果表明被试在观看中性图片时情绪相关脑区 (如杏仁核、海马、颞叶等) 有少量激活, 多数

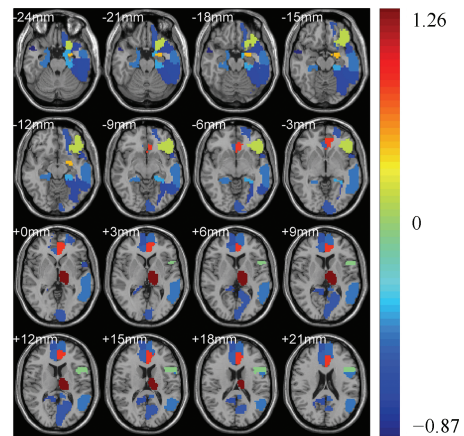
激活区域分布在与情绪反应无关的脑区, 且激活强度相对较小. 图 7(b) 和图 8(b) 分别为观看负性降低负性状态下 7 个和 6 个 fMRI 典型相关成分叠加平均, 结果表明被试在这两种情绪状态下, 情绪相关脑区 (如杏仁核、海马、颞叶等) 被大量激活, 且激活强度相对较大.

通过对三种情绪状态下的 fMRI 相关成分分别叠加平均可以清楚得看出, 观看负性状态下在大脑的颞叶、额叶、扣带回等和情绪相关区域有明显地激活 (如表 3, 图 7(b) 所示). 同样的降低状态下在杏仁核、颞叶、扣带回、额叶、海马等情绪相关区域有很明显的激活, 而且杏仁核、海马和扣带回在情绪调节过程中起到很重要的作用 (如表 4, 图 8(b) 所示). 从激活强度 (Z score) 角度分析, 采用认知重评策略的降低状态下的脑区 (特别是直接参与情绪加工的杏仁核 (41 区)、眶部额下回 (15 区) 和前扣带和旁扣带回 (31 区)) 激活强度明显弱于观看负性状态. 而在观看中性状态下, 这些脑区激活强度最小



(a) 降低负性状态下 EEG 相关成分平均结果

(a) Average outcome of EEG correlation components by decrease-negative condition



(b) 降低负性状态下 EEG 相关成分平均结果

(b) Average outcome of EEG correlation components by decrease-negative condition

图 8 降低负性状态下 EEG-fMRI 相关成分平均结果
Fig. 8 Average outcome of EEG-fMRI correlation components by decrease-negative condition

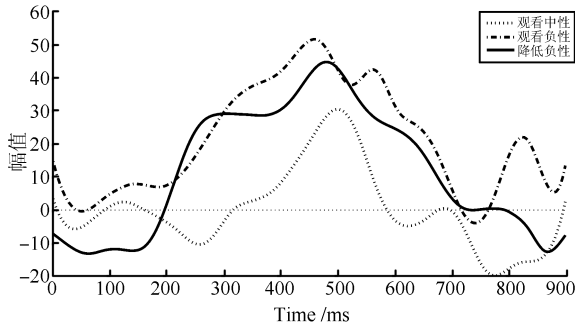


图 9 基于 CCA 算法的所有被试不同情绪状态的 EEG 相关成分叠加平均

Fig.9 Outcome of averaging all of subjects' EEG correlation components based on CCA algorithm by three emotion conditions

表 2 观看中性状态下 fMRI 相关成分叠加平均激活区域
Table 2 Average ROIs of fMRI correlation components by look-neutral condition

观看中性状态 fMRI 激活区域		
ROIs (编号)	AAL 标签	Z score
尾状核 (71)	Caudate.L	0.078
嗅皮质 (22)	Olfactory_R	-0.027
脑岛 (29)	Insula.L	-0.044
豆状壳核 (74)	Putamen.R	-0.076
海马旁回 (39)	ParaHippocampal.L	-0.111
顶上回 (59)	Parietal_Sup.L	-0.130
尾状核 (72)	Caudate.R	-0.171
枕中回 (52)	Occipital_Mid.R	-0.333
眶部额上回 (6)	Frontal_Sup_Orb.R	-0.347
丘脑 (77)	Thalamus.L	-0.356
杏仁核 (41)	Amygdala.L	-0.414
海马 (38)	Hippocampus.R	-0.460
颞中回 (86)	Temporal_Mid.R	-0.471
海马旁回 (40)	ParaHippocampal.R	-0.474
海马 (37)	Hippocampus.L	-0.536
三角部额下回 (13)	Frontal_Inf_Tri.L	-0.561
眶部额下回 (15)	Frontal_Inf_Orb.L	-0.578
岛盖部额下回 (11)	Frontal_Inf_Oper.L	-0.592
颞极: 颞上回 (83)	Temporal_Pole_Sup.L	-0.609
额中回 (7)	Frontal_Mid.L	-0.619
顶上回 (60)	Parietal_Inf.R	-0.677
豆状壳核 (73)	Putamen.L	-0.785
前扣带和旁扣带脑回 (31)	Rectus.R	-0.789
内侧额上回 (23)	Frontal_Sup_Medial.L	-0.968

表 3 观看负性状态下 fMRI 相关成分叠加平均激活区域
Table 3 Average ROIs of fMRI correlation components by decrease-negative

观看中性状态 fMRI 激活区域		
ROIs (编号)	AAL 标签	Z score
颞下回 (90)	Temporal_Inf.R	3.980
额中回 (8)	Frontal_Mid.R	3.767
眶部额下回 (15)	Frontal_Mid_Orb.R	2.264
前扣带和旁扣带回 (31)	Frontal_Sup.R	1.970
颞极: 颞中回 (88)	Temporal_Pole_Mid.R	1.674
杏仁核 (41)	Frontal_Mid.L	1.492
背外侧额上回 (3)	Frontal_Sup.L	1.100
颞下回 (89)	Temporal_Inf.L	0.675
颞中回 (86)	Temporal_Mid.R	0.297
三角部额下回 (13)	Frontal_Inf_Tri.L	0.037
眶内额上回 (26)	Frontal_Mid_Orb.R	0.004
颞极: 颞中回 (87)	Temporal_Pole_Mid.L	-0.120
背外侧额上回 (4)	Cingulum_Ant.L	-0.284
内侧额上回 (24)	Frontal_Sup_Medial.R	-0.287

表 4 降低负性状态下 fMRI 相关成分叠加平均激活区域
Table 4 Average ROIs of fMRI correlation components by decrease-negative condition

观看中性状态 fMRI 激活区域		
ROIs (编号)	AAL 标签	Z score
丘脑 (77)	Thalamus.L	1.260
前扣带和旁扣带脑回 (31)	Cingulum_Ant.L	0.824
杏仁核 (41)	Amygdala.L	0.512
眶部额下回 (15)	Frontal_Inf_Orb.L	0.207
内侧和旁扣带脑回 (34)	Cingulum_Mid.R	-0.066
岛盖部额下回 (11)	Frontal_Inf_Oper.L	-0.116
内侧和旁扣带脑回 (33)	Cingulum_Mid.L	-0.327
海马旁回 (39)	ParaHippocampal.L	-0.417
颞中回 (85)	Temporal_Mid.L	-0.476
中央前回 (1)	Precentral.L	-0.483
海马旁回 (40)	ParaHippocampal.R	-0.487
内侧额上回 (23)	Frontal_Sup_Medial.L	-0.498
后扣带回 (35)	Cingulum_Post.L	-0.529
前扣带和旁扣带脑回 (32)	Cingulum_Ant.R	-0.533
眶部额上回 (5)	Frontal_Sup_Orb.L	-0.587
距状裂周围皮层 (43)	Calcarine.L	-0.590
内侧额上回 (24)	Frontal_Sup_Medial.R	-0.594
楔前叶 (68)	Precuneus.R	-0.664
颞下回 (89)	Temporal_Inf.L	-0.683
颞极: 颞上回 (83)	Temporal_Pole_Sup.L	-0.694
梭状回 (55)	Fusiform.L	-0.709
颞极: 颞中回 (88)	Temporal_Pole_Mid.R	-0.869

(如表 2, 图 6(b)). 这一结果和情绪相关文献报道的结果一致^[19].

5 讨论

对情绪反应的修正是情绪调节的主要目的, 研究表明情绪反应诱发的时域上的 LPP 成分与空域上的感兴趣区域在情绪调节过程中会发生明显的变化, 关注认知重评策略对 LPP 和情绪相关脑区的影响是情绪相关研究的重点. 由于大脑中情绪的变化很微弱, 成功提取出这种变化也是当前的难点. 本研究在前人的基础上基于 CCA 算法计算认知重评 EEG 与 fMRI 之间的相关性, 通过提取两种模态数据之间的相关成分, 并分别从时域和空域上分析 EEG-fMRI 相关成分. 本文在 EMD 算法与 k -均值算法的去噪和特征提取的基础上, 运用 CCA 在解决情绪认知重评 EEG-fMRI 融合问题上具有一定创新性. 作为数据驱动方法, 它为 EEG 和 fMRI 交叉模型之间的关系提供了最小模型假设. 基于 CCA 的数据融合方法与单模态源分离的方法不同的是, CCA 是在数据统计的基础上进行交叉模态分解, 是基于二阶的统计分析, 比独立性统计这样的高阶统计分析的限制条件更少, 适用范围更广. 对于情绪认知重评这种微弱变化, CCA 算法可以更精确地关联出 EEG 与 fMRI 的相关成分以达到两种模态数据融合的目的, 从而可以从时域和空域两个角度来分析情绪认知重评期间大脑的变化.

研究表明, CCA 算法可以更精确地提取出情绪认知重评 EEG-fMRI 融合数据的相关成分, 并且三类情绪之间无论是在时域上还是空域上都有很大的区分度. 结果显示被试在观看负性图片时的 LPP 波幅明显高于观看中性图片及采取重评策略之后的 LPP 波幅, 在采取认知重评策略之后 200 ms ~ 700 ms 负性情绪得到抑制, 在调节过程中负责情绪加工的杏仁核、额叶、扣带回等脑区有明显激活, 并且使得负性情绪在情绪相关脑区上得到抑制. 如表 2~4 所示, 和情绪加工相关的脑区如杏仁核 (AAL 41)、眶额区 (AAL 15)、扣带皮层 (AAL 31) 等脑区在负性刺激状态下激活强度更大, 而且为了减少负面情绪的影响, 在加入认知重评策略后出现的激活相比于未采取策略前明显减弱. 由此分析可知, 认知重评的情绪调节策略确实起到了抑制情绪相关脑区激活的作用, 但这种负性情绪的抑制策略只能减弱情绪反应而非彻底消除, 这种现象也确实符合认知重评的意义. 总之, 本研究采用 CCA 算法为情绪调节中认知重评策略提供了时域和空域上的证据, 为后续的情绪认知重评时空研究提供了一个好的研究方法; 其相对准确的相关成分分离在认知心理学研究、临床诊断治疗和康复医疗方面具有

广阔的应用价值; 在脑机接口研究方面, 为基于融合技术的脑区准确定位、ERP 的精准诱发时间确定及特征提取识别研究方面提供了新颖的技术手段.

References

- 1 Logothetis N K. What we can do and what we cannot do with fMRI. *Nature*, 2007, **453**(9197): 869–878
- 2 Zou L, Zhang Y, Qian N, Zhou R L. Emotion cognitive reappraisal research based on simultaneous recording of EEG and BOLD responses. In: *Proceedings of the 10th International Symposium on Neural Networks*. Dalian, China: Springer, 2013. 52–59
- 3 Maloney T C, Tenney J R, Szafarski J P, Vannest J. Simultaneous electroencephalography and functional magnetic resonance imaging and the identification of epileptic networks in children. *Journal of Pediatric Epilepsy*, 2015, **4**(4): 174–183
- 4 Wang Xing-Yu, Jin Jing, Zhang Yu, Wang Bei. Brain control: human-computer integration control based on brain-computer interface. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(3): 208–221
(王行愚, 金晶, 张宇, 王蓓. 脑控: 基于脑-机接口的人机融合控制. *自动化学报*, 2013, **39**(3): 208–221)
- 5 Vulliemoz S, Rodionov R, Carmichael D W, Thornton R, Guye M, Lhatoo S D, Michel C M, Duncan J S, Lemieux L. Continuous EEG source imaging enhances analysis of EEG-fMRI in focal epilepsy. *NeuroImage*, 2010, **49**(4): 3219–3229
- 6 Henson R N, Flandin G, Friston J K, Mattout J. A parametric empirical Bayesian framework for fMRI-constrained MEG/EEG source reconstruction. *Human Brain Mapping*, 2010, **31**(10): 1512–1531
- 7 Bridwell A D, Wu L, Eichele T, Calhoun V D. The spatio-spectral characterization of brain networks: fusing concurrent EEG spectra and fMRI maps. *NeuroImage*, 2013, **69**: 101–111
- 8 Lei X, Qiu C, Xu P, Yao D Z. A parallel framework for simultaneous EEG/fMRI analysis: methodology and simulation. *NeuroImage*, 2010, **52**(3): 1123–1134
- 9 Correa N M, Eichele T, Adali T, Li Y-O, Calhoun V D. Multi-set canonical correlation analysis for the fusion of concurrent single trial ERP and functional MRI. *NeuroImage*, 2010, **50**(4): 1438–1445
- 10 Wessing I, Rehbein M A, Romer G, Achtergarde S, Döbel C, Zwitserlood P, Fürniss T, Junghöfer M. Cognitive emotion regulation in children: reappraisal of emotional faces modulates neural source activity in a frontoparietal network. *Developmental Cognitive Neuroscience*, 2015, **13**: 1–10
- 11 Yuan L, Zhou R L, Hu S Q. Cognitive reappraisal of facial expressions: electrophysiological evidence of social anxiety. *Neuroscience Letters*, 2014, **577**: 45–50
- 12 Schindler S, Wegrzyn M, Steppacher I, Kissler J. Perceived communicative context and emotional content amplify visual word processing in the fusiform gyrus. *The Journal of Neuroscience*, 2015, **35**(15): 6010–6019
- 13 Mardaga S, Lakimova G. Neurocognitive processing of emotion facial expressions in individuals with self-reported depressive symptoms: the role of personality and anxiety. *Neurophysiologie Clinique*, 2014, **44**(5): 447–455

- 14 Sarkheil P, Zilverstand A, Kilian-Hütten N, Schneider F, Goebel R, Mathiak K. fMRI feedback enhances emotion regulation as evidenced by a reduced amygdala response. *Behavioural Brain Research*, 2015, **281**: 326–332
- 15 Delorme A, Makeig S. EEGLAB: an open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics including independent component analysis. *Journal of Neuroscience Methods*, 2004, **134**(1): 9–21
- 16 Navarro X, Porée F, Beuchée A, Carrault G. Denoising preterm EEG by signal decomposition and adaptive filtering: a comparative study. *Medical Engineering and Physics*, 2015, **37**(3): 315–320
- 17 Scheeringa R, Petersson K M, Oostenveld R, Norris D G, Hagoort P, Bastiaansen M C M. Trial-by-trial coupling between EEG and BOLD identifies networks related to alpha and theta EEG power increases during working memory maintenance. *NeuroImage*, 2009, **44**(3): 1224–1238
- 18 Paul S, Simon D, Kniesche R, Kathmann N, Endrass T. Timing effects of antecedent- and response-focused emotion regulation strategies. *Biological Psychology*, 2013, **94**(1): 136–142
- 19 Liu Y L, Huang H Q, McGinnis-Deweese M, Keil A, Ding M Z. Neural substrate of the late positive potential in emotional processing. *The Journal of Neuroscience*, 2012, **32**(42): 14563–14572



邹凌 常州大学信息科学与工程学院教授。2004 年在浙江大学电气学院获得博士学位。主要研究方向为同步 EEG-fMRI 多模态分析, 生物医学信号处理与模式识别。本文通信作者。

E-mail: zouling@cczu.edu.cn
(**ZOU Ling** Professor at Faculty of Information Science & Engineering,

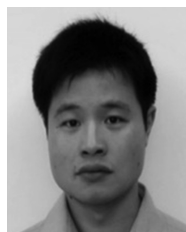
Changzhou University. She received her Ph. D. degree in control science and control engineering from Zhejiang University in 2004. Her research interest covers simultaneous fusion analysis of EEG/fMRI, biomedical signal processing and pattern recognition. Corresponding author of this paper.)



严永 常州大学信息科学与工程学院硕士研究生。主要研究方向为同步 EEG-fMRI 数据分析。

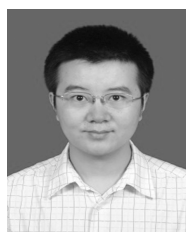
E-mail: 15861850725@163.com
(**YAN Yong** Master student at the School of Information Science & Engineering, Changzhou University. His main research interest is simultaneously

acquired EEG-fMRI data analysis.)



杨彪 常州大学信息科学与工程学院讲师。2014 年在东南大学仪器科学与技术学院获得博士学位。主要研究方向为计算机视觉和脑电成像技术。

E-mail: yb6864171@cczu.edu.cn
(**YANG Biao** Lecturer at the School of Information Science & Engineering, Changzhou University. He received his Ph. D. degree at the School of Instrument Science & Technology, Southeast University in 2014. His main research interest is computer vision and neuroimaging technology.)



李文杰 常州大学信息科学与工程学院讲师。主要研究方向为信号与信息处理。

E-mail: lwj212@126.com
(**LI Wen-Jie** Lecturer at the School of Information Science & Engineering, Changzhou University. His main interest is signal and information processing.)



潘昌杰 常州大学护理学院副教授。主要研究方向为心血管疾病影像诊断, 功能 MRI 信号处理。

E-mail: pej424815@sina.com
(**PAN Chang-Jie** Associate professor at the Nursing Institute, Changzhou University. His main research directions is the imaging diagnosis of cardiovascular disease and fMRI signal processing.)



周仁来 南京大学社会学院心理学系教授, 博士。主要研究方向为 1) 情绪: 情绪能力评估与调节, 情绪障碍诊断与矫正, 情绪加工的认知与神经机制; 2) 记忆: 记忆能力评估与训练, 情绪与记忆相互作用, 记忆加工的认知与神经机制。

E-mail: rlzhou@nju.edu.cn
(**ZHOU Ren-Lai** Ph. D., professor at the School of Social and Behavioral Science, Nanjing University. His research interest covers 1) emotion: measurement and regulation of emotion competency, diagnosis and intervention of emotion disorder; and cognitive and neural mechanism of emotion perception; 2) memory: measure and training of memory ability, interaction of emotion and memory, cognitive and neural mechanism of memory process.)