

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2019.02.020

基于图谱分析的脑电网络研究

胥善治¹, 胡海², 季林红¹, 王鹏^{2*}

(1. 清华大学 机械工程系, 北京 100084; 2. 清华大学 精密仪器系, 北京 100084)

摘要:针对脑活动过程功能连接网络分析问题,将图谱域分析技术应用于脑电网络研究中。对各导联脑电信号特征节律提取、不同测量节点之间脑电信号特征节律相关系数邻接矩阵及拉普拉斯矩阵进行了研究,并对拉普拉斯矩阵分解得到的不同阶次分量矩阵以及二值化处理得到的不同阶次脑电网络拓扑结构进行了分析,提出了一种基于图谱分析的脑电网络研究方法;采用癫痫患者正常情况与癫痫发作阶段的脑电信号对提出的方法进行了测试。实验结果表明:在两种情况下,提出的图谱分析方法均能有效提取不同变化模式的脑电网络拓扑结构,并能实现正常区域与癫痫发作区域的有效分类,接收者操作特征曲线下面积为0.834;分类结果优于常用的对比方法。

关键词:脑电网络;拓扑结构;奇异谱分析;图谱分析

中图分类号:TP181

文献标志码:A

文章编号:1001-4551(2019)02-0218-06

EEG network research based on graph spectrum analysis

XU Shan-zhi, HU Hai, JI Lin-hong, WANG Peng

(1. Department of Mechanical Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

2. Department of Precision Instrument, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: In order to solve the problem of functional brain connectivity analysis, the approach in the graph spectrum domain was applied in the electroencephalograph (EEG) network research. The rhythm extraction, the weight matrix and Laplacian matrix of the correlations between different channels were studied. Then the decomposed elementary matrixes of Laplacian matrix were further analyzed, in consistence with the EEG network topology structures of different orders by binary processing. The method of EEG network research based on graph spectrum analysis was proposed. The normal and epileptic EEG signal was verified by the proposed method. The experimental result shows that the proposed method can extract the EEG network topology structures of different variability patterns under both conditions. At the same time, the proposed method can realize the classification of normal and epileptic regions effectively. The area under the receiver operating curve is 0.834, which performs better than the extensively used methods.

Key words: electroencephalograph (EEG) network; topology structure; singular spectrum analysis(SSA); graph spectrum analysis

0 引言

脑电信号是脑神经细胞电生理活动在大脑皮层或头皮的总体反映。脑电信号包含了丰富的生理或病理信息,因此在神经疾病诊断、智能康复医疗以及脑机接口等领域得到了日益广泛的研究和应用^[1-3]。

脑活动过程的生理基础为脑功能连接网络的动态组织和重塑,大脑不同的区域对应着不同的功能,不同区域之间相互协调和配合共同完成特定任务。脑功能连接网络反映大脑网络信息的传递特性,通过度量集群之间的相关性,能够得到不同脑区间的相互依赖关系。近年来,脑网络研究已经成功应用于如老年痴呆

收稿日期:2018-09-04

作者简介:胥善治(1989-),男,江苏兴化人,助理研究员,主要从事脑机接口及脑电信号处理方面的研究。E-mail:xsx2016@mail.tsinghua.edu.cn

通信联系人:王鹏,男,副教授,博士生导师。E-mail:peng@mail.tsinghua.edu.cn

症及癫痫等精神性疾病的早期检测和诊断中^[4-5]。

脑电网络分析通过采集脑部不同区域的多导联脑电信号,并量化不同导联间脑电信号特征节律之间的关系,从而获得脑电网络邻接矩阵及拉普拉斯矩阵。然后通过设置合适的阈值,以连接边反映测量节点间的相互关系。最后通过网络分析方法对所建立的脑电网络进行定量分析。然而,常用的脑电网络分析方法难以有效提取不同变化模式的脑电网络拓扑结构。

基于谱图理论的分析方法提供了对图数据频率的解释,并成功应用于不同的研究领域^[6-8]。越来越多的研究工作致力于分析和扩展图谱分析方法^[9-12],研究内容包括采样理论、稳态性、不确定性及滤波等特性,因此出现了图信号处理研究领域。图谱分析是图信号处理的基础,将图信号分解为不同变化模式的信号成分,不同的变化模式已被证明对于神经性行为具有重要的意义^[13-14]。因此,图谱分析从图信号处理的角度,提供了一种分析图结构和图信号特性的谱分析方法,能够分析脑电网络的隐藏结构。

本文基于图谱分析理论,提出一种脑电网络分析方法。

1 脑电信号特征节律提取

由于脑电信号中包含大量的伪迹,此外,测量系统会进一步引入共模干扰和随机噪声。伪迹与干扰信号的幅值远远高于脑电信号,严重影响了脑电信号的信噪比,并且伪迹和干扰信号与脑电信号存在频率重叠成分,因此基于频谱分析的方法难以提取脑电信号中的特征节律。

奇异谱分析(SSA)是基于 Karhunen-Loeve 理论的无模型方法,能灵活地对非线性和不稳定信号进行特征信息提取和滤波处理,并且 SSA 能够有效分离时频域重叠的不同信号源。因此,本研究首先采用 SSA 提取脑电信号中的特征节律。

对于获取的脑电信号一维时间序列 $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_n]^T \in \mathbb{R}^n$ 。其中, T —向量的转置。SSA 处理主要包括分解和重构两个过程,每个过程均包含两个独立的步骤。

分解过程分为嵌入和奇异值分解(singular value decomposition, SVD)两个步骤。嵌入步骤根据嵌入维度参数 L ,将脑电信号一维时间序列 \mathbf{s} 映射到高维空间,从而构建轨迹矩阵,即:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} s_1 & s_2 & \cdots & s_L \\ s_2 & s_3 & \cdots & s_{L+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s_K & s_{K+1} & \cdots & s_N \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: K — L 维延迟向量的样本数量。

样本数量满足关系 $K = N - L + 1$,且存在如下关系 $K > L$ 。可以看出,轨迹矩阵 \mathbf{X} 反向对角线上的元素均相同,因此 \mathbf{X} 也称为 Hankle 矩阵。然后,对轨迹矩阵 \mathbf{X} 进行 SVD 分解,将 \mathbf{X} 表示为 r 个分量矩阵的合成形式,即:

$$\mathbf{X} = \mathbf{X}_1 + \mathbf{X}_2 + \cdots + \mathbf{X}_r = \sum_{i=1}^r \sqrt{\lambda_i} \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^T \quad (2)$$

式中: \mathbf{X}_i —秩 - 1 分量矩阵; λ_i —协方差矩阵的特征值, $\mathbf{X}^T \mathbf{X}$ 并按降序排列 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots \geq \lambda_r > 0$; \mathbf{u}_i —协方差矩阵 $\mathbf{X} \mathbf{X}^T$ 的特征向量; \mathbf{v}_i —协方差矩阵 $\mathbf{X}^T \mathbf{X}$ 的特征向量。

因此,原始脑电信号一维时间序列被投影到由特征向量构成的正交主元空间中,不同主元空间即包含了脑电信号的不同特征信息。

重构过程分为主元分组和对角平均化两个步骤。主元分组将包含相同特征信息的主元重新构成主元子空间,如脑电信号不同特征节律、伪迹以及噪声。各主元(principal component, PC)的特征信息由主元功率谱密度的峰值频率表示^[15]:

$$f_{\text{peak}} = \operatorname{argmax}_f \{ \operatorname{abs}[\operatorname{PSD}(PC)] \} \quad (3)$$

式中: f_{peak} —峰值频率; PSD—功率谱密度。

根据所要提取特征节律的频率范围,本研究将该频带范围内峰值频率对应的所有主元重新构成特征节律主元子空间。令 $A = (c_1, c_2, \dots, c_m)$,为包含相同节律特征的主元序号,其中 $m < r$ 。因此,特征节律主元子空间表示为:

$$\mathbf{X}_c = \sum_{i=c_1}^{c_m} \mathbf{X}_i = \begin{bmatrix} \bar{s}_1^c & \bar{s}_2^c & \cdots & \bar{s}_L^c \\ \bar{s}_2^c & \bar{s}_3^c & \cdots & \bar{s}_{L+1}^c \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \bar{s}_K^c & \bar{s}_{K+1}^c & \cdots & \bar{s}_N^c \end{bmatrix} \quad (4)$$

由于降秩后的特征节律主元子空间 \mathbf{X}_c 并非标准 Hankle 矩阵,本研究对 \mathbf{X}_c 进行反向对角平均处理,将 \mathbf{X}_c 转化为标准 Hankle 矩阵,进一步恢复为新的一维时间序列 $\mathbf{s}_c = (s_1^c, s_2^c, \dots, s_N^c)$, \mathbf{s}_c 即为重构特征节律:

$$s_i^c = \begin{cases} \frac{1}{i} \sum_{l=1}^i \mathbf{X}_c(l, i-l+1), & 1 \leq i \leq L \\ \frac{1}{L} \sum_{l=1}^i \mathbf{X}_c(l, i-l+1), & 1+i \leq i \leq K \\ \frac{1}{K+L-i} \sum_{l=1-K+1}^L \mathbf{X}_c(l, i-l+1), & K+1 \leq i \leq N \end{cases} \quad (5)$$

2 图谱分析方法

由多导联脑电信号提取特征节律,并构建脑电网

络图模型。通过连接、加权、对称的图模型对不同脑部区域之间的关系进行建模。定义图模型的表达形式为:

$$G = (V, E, W) \quad (6)$$

式中: V —与不同测量节点相关的 n 个顶点的集合且 $V = \{1, 2, \dots, n\}$; E —顶点之间边的集合; W —邻接矩阵且 $W \in R^{n \times n}$ 。

W 中的元素 $w_{ij} \geq 0$ 表达图中边 $E(i, j)$ 的权重, 其中, $i, j \in V$ 。由于图模型无方向并且对称, 对于所有的边 $E(i, j)$, 满足以下关系 $w_{ij} = w_{ji}$ 。权重 w_{ij} 表达不同脑部区域 i 和 j 之间特征节律的相互关系, 本研究采用相关分析作为权重的计算方式。

由邻接矩阵 W 计算得到度矩阵 $D \in R^{n \times n}$, D —对角矩阵, 对角线元素 $D_{ii} = \sum_{i=1}^n w_{ij}$ 。拉普拉斯矩阵建立在邻接矩阵的基础上, 具有邻接矩阵不包含的顶点度信息, 能更好地反映图中蕴含在顶点之间的关系。进一步计算得到拉普拉斯矩阵 $L = D - W \in R^{n \times n}$, 拉普拉斯矩阵的元素为 $L_{ij} = -w_{ij}$, $L_{ii} = \sum_{i \neq j} w_{ij}$ 。可以看出, 拉普拉斯矩阵 L 为实对称矩阵, 因此, L 为半正定矩阵并具有一组完备正交基。对 L 进行特征值分解:

$$L = Q\Lambda Q^H \quad (7)$$

式中: Λ —特征值矩阵, 且为对角矩阵 $\Lambda = \text{diag}(\lambda_0, \lambda_1, \dots, \lambda_{n-1})$; λ_k —特征值序列且 $k = 0, 2, \dots, n-1$ 。

特征向量矩阵表示为:

$$Q = [q_0, q_1, \dots, q_{n-1}] \quad (8)$$

式中: Q^H —特征向量矩阵 Q 的共轭转置矩阵。

假定拉普拉斯矩阵 L 的特征值按递增顺序排列 $0 \leq \lambda_0 \leq \lambda_1 \leq \dots \leq \lambda_{n-1}$, 则 $\{\lambda_0, \lambda_1, \dots, \lambda_{n-1}\}$ 称为图的拉普拉斯特征值谱, $\{q_0, q_1, \dots, q_{n-1}\}$ 称为图的拉普拉斯特征向量矩阵。由式(7)可得, 拉普拉斯矩阵被分解为不同阶次的分量矩阵:

$$L = \sum_{i=0}^{n-1} L_i = \sum_{i=0}^{n-1} \lambda_i q_i q_i^T \quad (9)$$

式中: L_i —不同阶次的拉普拉斯分量矩阵。

拉普拉斯分量矩阵 $L_i = \lambda_i q_i q_i^T$ ($i = 0, 2, \dots, n-1$) 同为实对称矩阵, 不同阶次分量矩阵表达不同变化模式的连接特性, 分量矩阵元素表达对应两个导联脑电特征节律的相关特性。通过设定特定的阈值, 本研究将拉普拉斯分量矩阵中大于等于阈值的元素设置为 1, 将小于阈值的元素设置为 0, 从而得到 0、1 二值矩阵。此时, 不同节点之间只存在有边或无边连接。对不同阶次拉普拉斯分量矩阵进行处理, 即可获得不同阶次的脑电网络拓扑结构。为了进一步量化不同测量节点间脑电特征节律之间的相关关系, 本研究采用全局效率参数描述脑电网络传递和处理信息的特性。全局

效率参数定义如下:

$$E = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{i \neq j} \frac{1}{d_{ij}} \quad (10)$$

式中: d_{ij} —测量节点至测量节点 j 之间的最短路径边数。

全局效率参数反映脑电网络的传输能力, 用于表征脑电网络间的信息传递效率, 能有效表达不同认知情况下的大脑状态。

3 实验结果及讨论

癫痫是一种突发性的脑部疾病, 由大脑神经细胞群反复超同步放电引起。通常由专家读取脑电信号并分析癫痫脑电网络特征, 这种方法时间成本高、效率低, 并且缺乏统一的判断标准。因此, 对癫痫脑电网络特征进行自动检测具有重要意义。

实验所用数据来源于 CHB-MIT 脑电信号公开数据库 (<https://physionet.org/pn6/chbmit/>), 选择实验对象 24 进行脑电网络分析, 分析数据为 1 000 s 时间长度 16 导联 (1 - FP1、2 - F7、3 - T7、4 - P7、5 - F3、6 - C3、7 - P3、8 - O1、9 - FP2、10 - F4、11 - C4、12 - P4、13 - F8、14 - T8、15 - P8 和 16 - O2) 的脑电信号。

本研究采用短时傅里叶变换 (STFT) 对脑电信号进行时频分析。O2 导联脑电信号的时频谱图如图 1 所示。

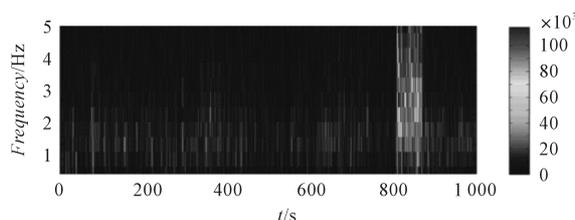


图 1 癫痫脑电时频谱图

由图 1 可以看出, 癫痫发作时间为 804 s ~ 872 s, 正常区域和癫痫发作区域在频域中的差异主要集中在 1 Hz ~ 4 Hz 范围内。此外, 对其他 15 个通道的脑电信号分别进行时频分析, 结果表明: 1 Hz ~ 4 Hz 范围内的频谱特性能有效反映不同导联正常区域和癫痫发作区域的差异。因此, 选择 1 Hz ~ 4 Hz 范围内的频谱特性作为癫痫发作区域的特征。从原始脑电信号中正常区域和癫痫发作区域分别截取数据段。由于保证脑电信号准稳态性的最短时间不低于 2 s^[16], 本研究将脑电信号时间段长度取为 2 s。

本研究对脑电信号进行奇异谱分析, 从而提取 1 Hz ~ 4 Hz 频带内的特征节律。首先采用奇异谱分析提取 O2 导联正常区域与癫痫发作区域脑电信号的特征节律, 进一步提取所有导联脑电信号的特征

节律,并计算各导联特征节律之间相关系数邻接矩阵。相关系数邻接矩阵为 16×16 方阵,方阵大小由脑电测量导联数量决定,方阵中各元素大小表示对应行和列两导联特征节律的相关性大小,数值越大表明相关性越强。

正常区域和癫痫发作区域的相关系数邻接矩阵图如图 2 所示(相关性强弱如图中右端标尺所示)。

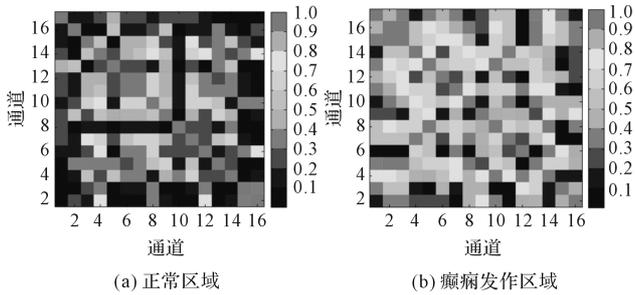


图 2 相关系数邻接矩阵

由图 2 可见,癫痫发作区域相关系数邻接矩阵数值整体高于正常区域相关系数邻接矩阵数值。基于相关系数邻接矩阵计算得到拉普拉斯矩阵,并进行图谱分析得到不同阶次的拉普拉斯分量矩阵。为了消除弱连接的影响,本研究通过设置特定阈值对拉普拉斯分量矩阵进行二值化处理,得到各分量矩阵的二值矩阵。二值矩阵只包含 0 或 1 两种取值,0 表示节点之间没有连接,1 表示节点之间存在连接。因此,拉普拉斯矩阵即转换为不同阶次分量矩阵的拓扑结构。

将拉普拉斯分量矩阵转换为二值矩阵过程中,如果阈值过大会失去部分导联间的连接信息,导致脑电网络出现孤立节点,而阈值过小会增加导联间的弱连接信息,从而增加网络复杂度。综合考虑脑电网络信息和复杂度这两个因素,本研究将拉普拉斯分量矩阵的阈值设置为 0.3。

正常区域和癫痫发作区域的全局效率如图 3 所示。

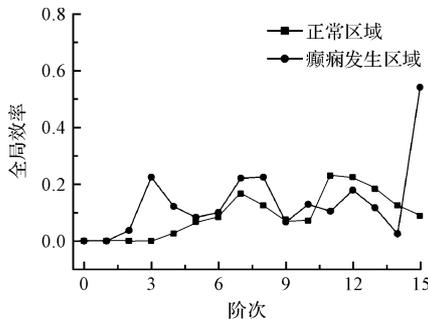


图 3 正常区域与癫痫发作区域全局效率对比

由图 3 可见,癫痫发作区域的全局效率整体高于

正常区域,表明癫痫发作期间脑电网络间的信息传递效率高于正常水平,这是由于在癫痫发作期间,脑电网络功能连接数量增加所引起。

正常区域和癫痫发作区域全局效率最高阶、次高阶的脑电网络拓补结构如图 4 所示。

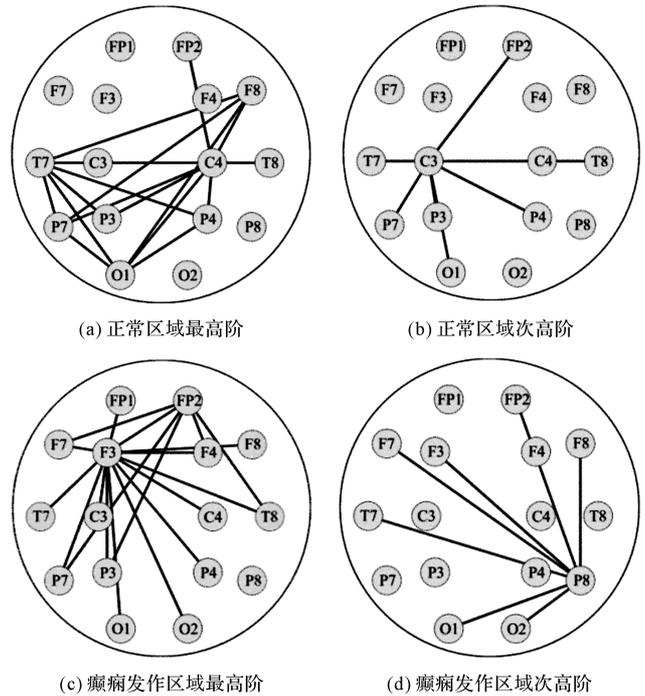


图 4 正常区域与癫痫发作区域脑电网络拓补结构对比

正常区域全局效率分别为 0.229 和 0.225。作为对比,癫痫发作区域全局效率分别为 0.542 和 0.225。由图 4 可见,癫痫发作区域的脑电拓扑网络与正常区域的脑电拓扑网络存在显著差异,癫痫发作区域的脑电拓扑网络存在节点度较大的节点且相互之间更趋向于紧密连接,其中,全局效率最高阶脑电网络中的 F3 节点和全局效率次高阶脑电网络中的 P8 节点呈现出与其他节点更强的相关特性。

正常区域与癫痫发作区域特征值谱的对比曲线如图 5 所示。

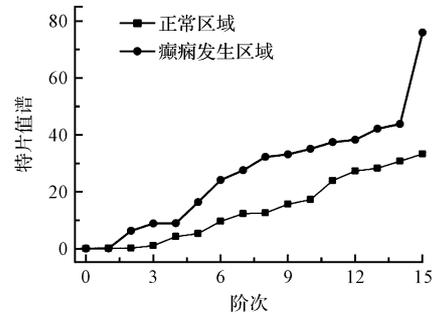


图 5 正常区域与癫痫发作区域特征值谱对比

特征值谱表达了不同阶次脑电拓扑网络的相关性

强弱。由图可见,癫痫发作区域脑电拓扑网络的整体相关性显著高于正常区域。此外,特征值谱阶次越高,特征值谱越大,说明脑电拓扑网络相关性越强。与之相对,特征值谱阶次越低,特征值谱越小,说明脑电拓扑网络相关性越弱。因此,对高阶特征值谱累积贡献度达到 95% 的阶次重构得到整体脑电拓扑网络,然后计算全局效率并对图 1 所示的所有数据段进行正常区域和癫痫发作区域的分类。

为了定量分析癫痫发作检测的效果,作出本文提出方法的接收者操作特征曲线(ROC),如图 6 所示。

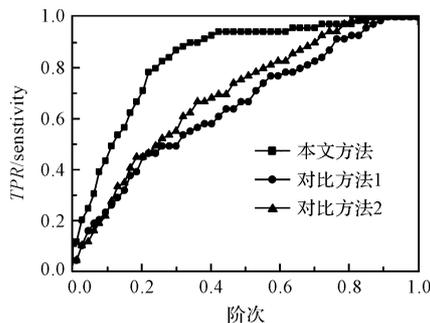


图 6 正常区域和癫痫发作区域不同方法 ROC 曲线对比

该曲线描述了检测结果为“阳性(癫痫发作时间段)”或者“阴性(正常时间段)”的分类效果。ROC 曲线上的任一点表达在特定阈值条件下检测结果的真阳性率(TPR)与假阳性率(FPR)参数,通过改变阈值条件即得到整条 ROC 曲线,该曲线即为分类结果的超平面,生成 ROC 曲线的算法伪代码如下:

```

算法输入:
所有时间段样本集合 S 和全局效率计算结果 f
算法步骤:
1. 统计真实阳性样本数量 P 和阴性样本数量 N
2. 对全局效率 f 按降序排列
3. 对假阳性和真阳性样本数量赋初值
   FP←0, TP←0
4. i←1
5. while i≤P+N do
   if S[i] 为阳性样本 then
   TP←TP+1
   else
   FP←FP+1
   endif
   描点 (FP/N, TP/P)
   i←i+1
endwhile
算法输出: ROC 曲线

```

作为对比,图 6 中同时给出了其他两种研究方法的 ROC 曲线,分别称为对比方法 1 与对比方法 2^[17-18]。可以看出,在相同 FPR 条件下,本文提出方法的 TPR 优于两种对比方法。由于 ROC 曲线下面积(AUC)能有效表达不同分类方法的效果,计算得到本文方法、对比方法 1 以及对比方法 2 的 AUC 分比为 0.834、0.636 和 0.681,因此,本文方法用于正常区域和癫痫发作区域的分类效果优于两种对比方法。

4 结束语

本研究基于图谱分析提出一种脑电网络研究方法,针对测量获得的多导联脑电信号,通过奇异谱、图谱分析,得到不同阶次的脑电网络拓扑结构。采用该方法对癫痫发作脑电信号进行了处理分析,结果表明,癫痫发作区域的脑电拓扑网络与正常区域的脑电拓扑网络存在显著差异,癫痫发作期间脑电网络间的信息传递效率高于正常水平。

实验结果表明,提出的该方法能有效提取不同变化模式的脑电网络拓扑结构,并能实现正常区域与癫痫发作区域的有效分类。

本文提出方法在奇异谱分析的奇异值分解步骤与图谱分析的特征值分解步骤计算复杂度较高,后续将进一步研究该方法的快速算法,并将算法嵌入到现场可编程门阵列(FPGA)芯片中,实现脑电拓扑网络特性的实时分析。

参考文献(References):

- [1] 李嘉伟,任立红,丁永生,等. 基于免疫优化的脑电自适应集成分类方法研究[J]. 机电工程,2018,35(8):873-879.
- [2] PAN Y. Recognition of epileptiform K-complexes in generalized epilepsy: a case report[J]. *Journal of Neurology and Experimental Neuroscience*,2017,3(2):45-47.
- [3] LIU Y, LI M, ZHANG H, et al. A tensor-based scheme for stroke patients' motor imagery EEG analysis in BCI-FES rehabilitation training[J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2014(222):238-249.
- [4] 李莉,陈静静,郑旭媛. 基于同步似然分析的阿尔茨海默症静息态脑电功能连接特性的研究[J]. 生物医学工程学杂志,2015(5):952-957.
- [5] 董泽芹,侯凤贞,戴加飞,等. 基于 Kendall 改进的同步算法癫痫脑网络分析[J]. 物理学报,2014,63(20):392-397.
- [6] ORTEGA A, FROSSARD P, KOVACEVIC J, et al. Graph signal processing: overview, challenges, and applications

- [J]. **Proceedings of the IEEE**, 2018,106(5):808-828.
- [7] DERI J A, MOURA J M F. Spectral projector-based graph fourier transforms[J]. **IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing**, 2017,11(6):785-795.
- [8] HUANG W, GOLDSBERRY L, WYMS N F, et al. Graph frequency analysis of brain signals[J]. **IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing**,2016,10(7):1189.
- [9] MARQUES A G, SEGARRA S, LEUS G, et al. Stationary graph processes and spectral estimation[J]. **IEEE Transactions on Signal Processing**, 2017,65(22):5911-5926.
- [10] TEKE O, VAIDYANATHAN P P. Uncertainty principles and sparse eigenvectors of graphs[J]. **IEEE Transactions on Signal Processing**, 2017(99):1.
- [11] SEQARRA S, MARQUES A G, LEVS G, et al. Reconstruction of graph signals through percolation from seeding nodes [J]. **IEEE Transactions on Signal Processing**, 2016,64(16):4363-4378.
- [12] CHEN S, VARMA R, SANDRYHAILA A, et al. Discrete signal processing on graphs: sampling theory [J]. **IEEE Transactions on Signal Processing**, 2015,63(24):6510-6523.
- [13] GARRETT D D, KOVACEVIC N, MCINTOSH A R, et al. The modulation of BOLD variability between cognitive states varies by age and processing speed [J]. **Cerebral Cortex**, 2012,23(3):684-693.
- [14] HEISZ J J, SHEDDEN J M, MCINTOSH A R. Relating brain signal variability to knowledge representation [J]. **Neuroimage**, 2012,63(3):1384-1392.
- [15] HU H, GUO S, LIU R, et al. An adaptive singular spectrum analysis method for extracting brain rhythms of electroencephalography[J]. **PeerJ**,2017(5):e3474.
- [16] KAPLAN A Y. The problem of segmental description of human electroencephalogram [J]. **HUMAN PHYSIOLOGY**, 1999(25):107-114.
- [17] SONG J, NAIR V A, GAGGL W, et al. Disrupted brain functional organization in epilepsy revealed by graph theory analysis. [J]. **Brain Connect**,2015,5(5):276-283.
- [18] 李凌,黎源. 基于脑电事件相关电位的功能性网络分析[J]. 电子科技大学学报,2012,41(5):792-795.

[编辑:张 豪]

本文引用格式:

胥善治,胡海,季林红,等. 基于图谱分析的脑电网络研究[J]. 机电工程,2019,36(2):218-223.

XU Shan-zhi, HU Hai, JI Lin-hong, et al. EEG network research based on graph spectrum analysis[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2019, 36(2):218-223.

《机电工程》杂志;http://www.meem.com.cn