

中国科技论文统计源期刊 (科技核心期刊)

ISSN 1007-757X
CN 31-1634/TP



微型电脑应用

5

第37卷 第5期
2021.5.20

MICROCOMPUTER APPLICATIONS

责任人: 吴红泉

微型电脑应用

第37卷 第5期

2021年5月版

ISSN 1007-757X



微信号: smcaa1985



上海市微型电脑应用学会

微型电脑应用

Weixing Diannao Yingyong

主管单位：上海市科学技术协会

主办单位：上海市微型电脑应用学会

协办单位：上海交通大学

国内总发行：中国邮政集团有限公司上海市分公司

国外总发行：中国国际图书贸易集团有限公司
(北京 399 信箱)

出版单位：《微型电脑应用》编辑部

排版单位：常州市逸鼎图文设计有限公司

印刷单位：南京千字文印务有限公司

创刊年份：1985 年

刊名题字：江泽民

特约顾问：倪光南 万 钢 朱寄萍

严隽琪(女) 吴启迪(女)

张 杰 裴 钢 王行愚

邵世煌

编辑委员会

名誉主任：吴启迪(女) 朱寄萍

陈亚珠(女) 朱仲英 陈卫东

主 任：吴红泉

副 主 任：高传善 黄国兴

名誉主编：吴启迪(女)

主 编：吴红泉

副 主 编：白英彩 黄国兴 朱隆泉(执行)

常务编委：(按姓氏笔划)

王景寅 白英彩 孙德文

朱仲英 朱隆泉 乔非(女)

汪 镭 吴红泉 李光亚

张素(女) 张礼平 高传善

黄国兴 虞慧群

编辑部主任：朱隆泉 副主任：诸玉兰

外文审读：韩正之 校对：吴晨业

编 务：陆 叶

责任编辑：吴晨业

国家科技部中国科技论文统计源期刊(中国科技核心期刊)

《中国期刊网》《中国学术期刊(光盘版)》全文收录期刊

中国期刊数据库全文收录期刊

中国学术期刊综合评价数据库来源期刊

中国科学引文数据库来源期刊

中国科学计量指标数据库来源期刊

中信所万方数据库资源系统数字化期刊群期刊

《中国核心期刊(遴选)数据库收录期刊》

华东地区优秀期刊

上海市优秀科技期刊

2021 年 5 月版

第 37 卷第 5 期(总第 337 期)

月 刊

目 次

基金项目

一种多云环境中应用编排方案设计

…………… 伍尚锋,李洪赓,李赛飞 (1)

基于复杂网络特征的大脑功能网络分析…………… 许学添,蔡跃新 (5)

Multisim 软件在自动化专业多门课程中的应用与研究

…………… 党智乾,乔琳君,张芬,曹海红,杨春 (8)

基于 Android 平台的军校学员体能训练指导 APP 研究与设计

…………… 漆世钱 (12)

一种新的物联网能量感知多跳路由协议…………… 殷彤丽 (16)

蜜罐式移动目标安全防御在物联网中的应用

…………… 赵宇冰,蔡建军,葛江瑜,于光宗,宋媛,马俊明 (19)

基于词向量和深度学习模型的医疗数据分析方法研究

…………… 金玮,左嵩,许健,黄于飞,巩清源,潘伟华 (23)

杆塔接地网用新型接地材料降阻效率的影响因素优化分析

…………… 张国锋,胡松江,张明磊,吕坤阳,李素娟 (27)

基于 B2C 模式的小型监测预警系统设计与实现

…………… 殷方园,郭永平 (30)

基于三元交互理论的高职“跨文化交际”课程在线教学新方法研究

…………… 梁洁,傅志铭 (34)

基于改进 FCM 和 MPI 的并行鸡群算法…………… 王龙,闫娜 (38)

大数据时代计算机科学与技术专业改造升级路径探索

…………… 赵建华,刘宁 (42)

基于 KH-SVM 的大学生心理健康评价…………… 李力,王鑫 (45)

基于内存计算的图书馆文献服务模式构建研究…………… 于芳 (48)

基于 CFOA 优化模糊支持向量机的上证综指趋势预测研究

…………… 闫雅雯 (52)

中国标准连续出版物:ISSN 1007-757X
CN 31-1634/TP

文章编号:1007-757X(2021)05-0005-03

基于复杂网络特征的大脑功能网络分析

许学添¹, 蔡跃新²

(1. 广东司法警官职业学院 信息管理系, 广东 广州 510520;

2. 中山大学孙逸仙纪念医院 耳鼻喉科听力学与言语研究所, 广东 广州 510120)

摘要: 为了从大脑不同区域的连接关系去区分耳鸣患者与正常人的脑功能网络,通过每两路导联脑电信号的锁相值建立高密度(128 通道)大脑功能网络,计算该网络的度、聚类系数、特征路径长度、小世界指标、网络密度、介数中心性、同配系数和网络结构熵 8 种复杂网络特征指标,验证了所建立的大脑功能网络具有小世界特性,而且这些特征指标能有效描述大脑功能网络的信息传输能力与节点重要性。根据这些复杂网络特征指标作为 4 种分类器的输入特征向量进行分类检验,其中支持向量机算法取得最好的分类效果,准确率达到 94%,验证了复杂网络指标可以作为脑电信号分类的有效特征参数。

关键词: 脑电信号分类; 复杂网络特征; 锁相值; 小世界网络

中图分类号: TP391

文献标志码: A

Analysis of Brain Function Network Based on Complex Network Features

XU Xuetian¹, CAI Yuexin²

(1. Department of Information Administration, Guangdong Justice Police Vocational College, Guangzhou 510520, China;

2. Institute of Hearing and Speech-language Science, Department of Otolaryngology, Sun Yat-sen Memorial Hospital, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510120, China)

Abstract: In order to distinguish the brain functional network between tinnitus patients and normal people from the connectivity of different brain regions, a high-density (128 channel) brain function network is established by calculating the phase-locked value of every two lead EEG signals, and then the eight complex network characteristic indexes of the brain function network, such as degree, clustering coefficient, characteristic path length, small world index, network density, media centrality, matching coefficient and network entropy are calculated, respectively. The result verifies that these characteristic indexes can effectively describe the information transmission ability and node importance of brain function network. According to these complex network characteristic indexes as the input characteristic vectors of four classifiers, the classification test is carried out. Among them, the support vector machine algorithm achieves the best classification effect with an accuracy of 94%, which verifies that the complex network index can be used as the feature parameters of EEG signal classification.

Key words: EEG classification; complex network features; PLV; small world network

0 引言

耳鸣被广泛认为是在没有声音事件情况下的声音感知,其发病率较高,成年人耳鸣患病率约为 17%,目前没有明确的病因及治疗方法,普遍认为耳鸣不仅由外周听力损失引起,而且还由于大脑中枢听觉通路中的异常神经活动引起^[1],大脑的病变是引起耳鸣的主要原因。因此,随着脑电图、脑磁图、功能磁共振成像等大脑信息表达技术的发展,为观察探究中枢神经系统提供了有效的手段,也为耳鸣的研究打开了新的视角。其中脑电图由于其有效地描述了大脑神经元的电活动及信息传递,而且具有较高的时间、空间、频谱分辨率,在耳鸣分析中应用得较多。Cai 等^[2]通过大脑微状态研究了耳鸣病人与正常人微状态持续时间、转换率等的差异;Li 等^[3]提取了各路导联脑电信号的相位信息并通过余弦

映射成特征值,再进行 SVM 分类;Alonso 等^[4]建立一种以脑电图(EEG)活动评估为基础的声学治疗耳鸣的客观方法,其评估指标就是脑电图信号与刺激音频的事件相关振荡 E-ROs 值。

这些分析,大多是从信号本身的特征(幅值、频谱、相位)去分析耳鸣病人与正常人的 EEG 信号差异,无法反映大脑的连通关系。大脑作为一个神经元的连通网络,是一个复杂的动力学系统,已有一些研究通过各路脑电信号间的相关性运算,建立大脑功能性网络^[5],再运用复杂网络的理论与方法,分析大脑的网络连接,例如 Supriya 等^[6]通过 lucasa 可见图算法^[7]建立了大脑连接网络,并引入了复杂网络统计特性检测不同边缘强度的癫痫脑电信号。Gao 等^[8]根据不同节点的 EEG 信号之间的相对小波熵建立大脑复杂网络,提取了一系列的网络统计量来表征大脑网络的拓扑结构,进行基

基金项目:国家自然科学基金青年科学基金(81600808);广东省普通高校特色创新类项目(2020KTSCX272);广东省普通高校青年创新人才类项目(2018GKQNCX036);2020 年度广东省司法行政研究课题(GDSFT20050)

作者简介:许学添(1984-),男,硕士,副教授,研究方向:复杂网络、机器学习。

蔡跃新(1984-),男,博士,副教授,研究方向:大脑神经科学。

于脑电图的疲劳驾驶分类。Supriya 等^[9]提出了一种用于癫痫综合征检测的复杂网络可视化图边缘加权方法,用复杂网络来描述癫痫脑电信号的自动检测方法。Li 等^[10]通过信号的相关性建立了大脑连接网络,通过网络加权模体和带颜色模体进行高阶网络分析。这些大脑连接网络都是通过计算信号之间的相关性来建立,没有考虑大脑神经元的同步放电特征,本文提出了一种新的耳鸣检测方法,从 EEG 信号的相位关系为出发点,根据不同节点 EEG 信号的锁相值建立节点的连接关系,建立大脑功能网络连接图,分析该图的多个复杂网络特征形成特征向量,再利用机器学习分类算法对耳鸣组与正常组的 EEG 信号进行分类检测。

1 大脑功能网络

1.1 锁相值

脑电信号不同频带内的相位同步已被证明是解释神经网络整合的一种可能机制^[11],通过锁相值(PLV)来表示两路脑电信号的相位同步,锁相值的计算如式(1)。

$$PLV(t, \omega) = \frac{1}{N} \left| \sum_{k=1}^N \exp(j\Phi_{ij}^k(t, \omega)) \right| \quad (1)$$

$\Phi_{ij}^k(t, \omega)$ 为两路 EEG 信号的相位关系值,为信号检测次数,这里为信号分段数, i, j 两路 EEG 信号的相位差表示为式(2)。

$$\Phi_{ij}^k(t, \omega) = \arg \left[\frac{C_i(t, \omega) C_j^*(t, \omega)}{|C_i(t, \omega)| |C_j(t, \omega)|} \right] \quad (2)$$

其中 $C_i(t, \omega)$ 为第 i 路信号 S_i 的 RID-Rihaczek 分布^[12], 如式(3)。

$$C_i(t, \omega) = \iint_{-\infty}^{\infty} \exp(-\frac{(\theta\tau)}{\sigma}) \exp(j\frac{\theta\tau}{2}) A_i(\theta, \tau) e^{-j(\theta+\omega\tau)} d\tau d\omega \quad (3)$$

$A_i(\theta, \tau)$ 为第 i 路信号 S_i 的模糊函数为式(4)。

$$A_i(\theta, \tau) = \int_{-\infty}^{\infty} s_i(u + \frac{\tau}{2}) s_i^*(u - \frac{\tau}{2}) e^{j\theta u} du \quad (4)$$

1.2 建立大脑功能性网络

定义每个导联电极所测量区域为图中的一个节点,将多路 EEG 信号抽象为一个由点集和边集组成的图 $G: G=(V, E)$, 其中 V 为节点的集合,对应 EEG 脑电采集的导联节点, E 为边的集合,若任两个节点 i 和 j 的 EEG 信号间的锁相值 PLV_{ij} 大于等于阈值 δ , 则认为大脑区域的节点 i 和 j 之间有连接关系,邻接矩阵 W 对应的元素 $w_{ij}=1$, 反之, $w_{ij}=0$, 表示大脑区域的节点 i 和 j 之间有没有连接关系。整个大脑功能网络图的建立如图 1 所示。

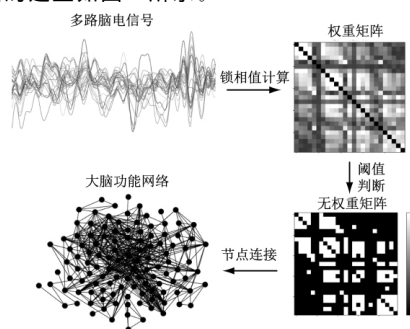


图 1 建立大脑功能网络

2 复杂网络特征

基于复杂网络理论的大脑连接网络图中具有很多有价值的网络特征,提取这些复杂网络特征参数可以有效反映大脑网络的状态。本文所计算的复杂网络特征的计算方式及描述,如表 1 所示。

表 1 复杂网络特征指标描述

类型	描述	公式
度	图节点与其邻接的其他节点数。	$\bar{K} = \sum_{i=1}^N k_i, N$ 为网络节点数, k_i 为第 i 个节点的度。
聚类系数	网络中节点聚集程度,反映网络图的局部特征。	$CC_i = \frac{2E_i}{k_i(k_i-1)}, E_i$ 为与节点 i 邻接的节点之间的连接边数。
特征路径长度	连接网络中的节点 i 和 j 的最短路径上的边数为这两个节点的距离 d_{ij} , 特征路径长度为网络中全部节点两两之间的距离的平均值,体现了网络的连通性	$CPL = \frac{\sum_{i \geq j} d_{ij}}{\frac{1}{2} N(N-1)}$
介数中心性	表示在所有最短路径中经过节点的路径数目占最短路径总数的占比,反映一个节点在网络中的“桥梁”作用。	$C_{Bi} = \sum_{s \neq t \neq i \in V} \frac{\sigma_{st}}{\sigma_{st}}, \sigma_{st}$ 为节点 s 到节点 t 的最短路径中经过节点 i 的条数; σ_{st} 为节点 s 到节点 t 的最短路径条数。
网络密度	表示网络的稠密程度。	$DEN = 2M/N(N-1)$
小世界系数	相对于随机网络,小世界网络具有较高的聚类系数和较低的特征路径长度,已经验证了大脑功能性网络具有小世界网络特征 ^[13] 。	$SW = \frac{CC/CC_{rand}}{CPL/CPL_{rand}}, CC$ 和 CC_{rand} 分别表示目标网络和随机网络的聚类系数, CPL 和 CPL_{rand} 分别表示两者的特征路径长度,若 $SW > 1$, 表示目标网络具有小世界特性。
同配系数	对于网络度分布的高阶描述,如果总体上度大的节点倾向于连接度大的节点,则称网络是同配的;如果度大的节点倾向于连接度大小的节点,就称网络是异配的。	$r = \sum_{x,y} xy(e_{xy} - q_x q_y) / \delta_x \delta_y, \delta_x$ 和 δ_y 为度为 x 和 y 的余平均度, q_x 和 q_y 为度为 x 和 y 的度分布, e_{xy} 为度为 x 和 y 联合概率密度
网络结构熵	表示大脑网络图的不均匀性和对信息的传递能力。	$E = - \sum_{i=1}^N p_i \log p_i, p_i = k_i / \sum_{i=1}^N k_i$ 为节点度的概率

根据 8 个复杂网络特征构建特征网络向量,如式(5)。

$$F = [\bar{K}, \bar{CC}, CPL, \bar{C}_B, DEN, SW, r, E] \quad (5)$$

3 结果分析

3.1 实验数据

本文耳鸣患者的 EEG 数据来源于就诊中山大学孙逸仙纪念医院耳科门诊,共有 25 份样本,对照组是 25 位正常人的 EEG 数据。数据的收集采用美国 EGI 公司的 128 导脑分析仪,对每个受试者原始数据进行预处理,具体步骤包括:① 加载与电极帽电极位置相对应的坐标文件;② 通过凹陷滤波,去除 50 Hz 工频干扰;③ 进行 0.5~80 Hz 的带通滤波;④ 去掉眼睛周边及位于鼻根等与大脑中枢无直接相关的电极;⑤ 去除坏电极;⑥ 使用 ICA 算法将伪迹相关的独立成分去除。

3.2 小世界网络特性分析

大脑功能网络具有小世界网络的无标度特性,其度分布遵循幂律分布,正常组、耳鸣组大脑功能网络和随机网络的度分布图,如图 2 所示。

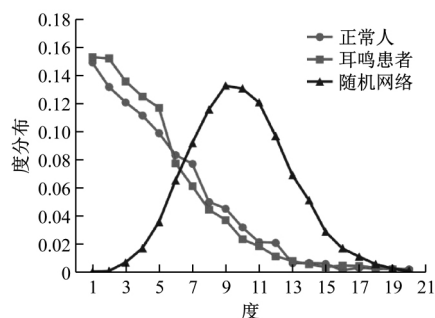


图 2 网络度分布图

可见正常人与耳鸣患者的大脑功能网络度分布呈现“长尾效应”,基本满足幂律分布,对应节点数的随机网络度分布则呈现泊松分布。

正常组、耳鸣组和随机网络的聚类系数和特征路径长度,如图 3 所示。

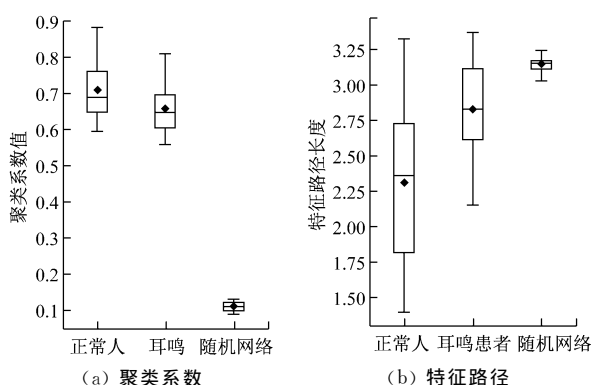


图 3 小世界特征相关参数

无论是正常组还是耳鸣组,大脑功能网络的聚类系数平均值都大于随机网络,特征路径长度平均值都小于随机网络,符合较大聚类系数和较短特征路径长度的小世界网络特性,因此两者对应的小世界系数大于 1。

3.3 复杂网络特征分类

根据大脑功能网络的复杂网络特征向量作为输入特征,本文采用支持向量机(SVM)、K 最近邻(KNN)、随机森

林(RF)和梯度提升决策树(GBDT)分类器对正常人与耳鸣患者的脑电信号分类,通过网格搜索方法,5 折交叉验证法寻找各个分类器的最优参数,用准确率、精确率、召回率和 F1-score 四个指标和 ROC 曲线来衡量分类结果,如表 2 所示。

表 2 分类结果

	准确率	精确率	召回率	F1-score
SVM	94.0	92.3	96.0	94.1
KNN	92.0	88.9	96.0	92.3
RF	72.0	70.4	76.0	73.1
GBDT	80.0	77.8	84.0	80.7

4 种分类器的 ROC 曲线如图 4 所示。

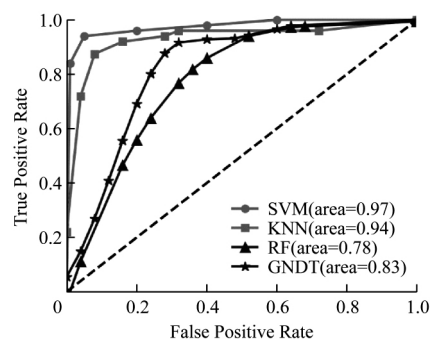


图 4 四种分类器 ROC 曲线

SVM 分类器具有最好的分类结果,准确率达到 94%。对于耳鸣患者与正常人的大脑复杂网络特征分类,由于 RF 分类器比较依赖数据样本量或者较高的数据维度,GBDT 分类器对异常值较敏感,因此分类效果不如适应小样本量、泛化能力较强的 KNN 分类器和 SVM 分类器。

4 总结

本文利用锁相值建立大脑功能性网络,提取了正常人与耳鸣患者的 8 个复杂网络特征以分析大脑功能性网络。结果表明,正常人与耳鸣患者的大脑功能网络都具有小世界网络特性:无标度特性、较大的聚类系数和较小的特征路径长度;这些复杂网络特征能够有效描述大脑的信息传输能力,反映不同功能区域的连接和反应,并在两类人群上都体现了差别;根据这些复杂网络特征值,采用支持向量机、K 最近邻、随机森林和梯度提升决策树 4 种分类器进行分类比较,SVM 算法取得最好的分类效果,准确率达到 94%,验证了将复杂网络理论应用到大脑功能性网络的分类中,能取得较好的效果,为大脑神经损伤类疾病的智能识别,提供了一种新的思路。

参考文献

- [1] Hong S K, Park S, Ahn M H, et al. Top-down and bottom-up neurodynamic evidence in patients with tinnitus[J]. Hearing Research, 2016, 342: 86-100.
- [2] Cai Y, Huang D, Chen Y, et al. Deviant dynamics of resting state electroencephalogram microstate in patients with subjective tinnitus[J]. Frontiers in Behavioral Neuroscience, 2018, 12: 122-131.

(下转第 15 页)

采用 RelativeLayout 和 TableLayout 相结合的方式布局,各类显示默认选项,如图 8(a)所示。点击各个项目按钮,输入自己当前的体能测试成绩,若成绩合格,不会推荐训练课程,但是可以查看课程添加训练,如图 8(b)所示;若成绩不合格,软件会智能推荐相关训练课程,如图 8(c)所示,点击添加训练后,则会跳转至训练模块界面^[10]。以“100 米跑”项目为例,如果“100 米跑”不合格,则应该加强腿部的训练,从数据库的表中选择“buwei”为“腿部”的课程,推荐给用户。

4 总结

基于 Android 平台的军校学员体能训练指导 APP 占用空间小,运行速度快,界面简洁明了、直观大方,易于用户操作,能够判断学员训练科目是否达标,并推荐相关训练;还可以实现训练统计,通过数据促进用户进行体能训练;软件可维护性好,用户可以通过意见反馈功能和开发者交流。该 App 是针对军校学员的体能达标而设计的训练指导软件,适用人群确定,针对性强。使用该软件有利于提高军校学员的体能达标成绩,对于培养体魄健全的初级指挥员具有重要的现实意义。

参考文献

[1] 张磊. 部队军事训练信息综合管理系统的设计与实

现[D]. 长春:长春工业大学,2018.

[2] 徐乃煌. 基于 Android 平台的健身运动管理系统的设计与实现[D]. 北京:北京邮电大学,2014.

[3] 李钟尉,周小彤,陈丹丹,等. Java 从入门到精通[M]. 北京:清华大学出版社,2010.

[4] 花正东. 基于 Android 手机健康管理平台的研究[D]. 广州:华南理工大学,2013.

[5] 杨艾军,宋伟,施德贤. 军事训练精细化管理系统分析与设计[J]. 指挥控制与仿真,2018,40(3):75-81.

[6] 韩丽君. 基于 iOS 平台的播报哥手机 APP 的设计与实现[J]. 自动化技术与应用,2018,37(7):134-140.

[7] 于晓红,梁莎莎. 基于 Android 系统设计开发大学生个人体育健康档案 APP 的深度研究[J]. 微型电脑应用,2017,33(12):29-32.

[8] 刘应,宋端超,宋伟. 军事基础体能训练分析与指导系统的研究与设计[J]. 四川兵工学报,2014,35(9):57-58.

[9] 邓克波,左毅,张武,等. 虚实结合军事训练系统需求分析[J]. 指挥信息系统与技术,2018,9(5):9-16.

[10] 明日科技. Android 从入门到精通[M]. 北京:清华大学出版社,2010.

(收稿日期:2020.03.04)

(上接第 7 页)

[3] Li P Z, Li J H, Wang C D. A SVM-Based EEG Signal Analysis: An Auxiliary Therapy for Tinnitus[C]//International Conference on Brain Inspired Cognitive Systems. Berlin: Springer International Publishing,2016,10023:207-219.

[4] Alonso-Valerdi L M, Ibarra-Zarate D I, Tavira-Sanchez F J, et al. Electroencephalographic evaluation of acoustic therapies for the treatment of chronic and refractory tinnitus[J]. BMC Ear, Nose and Throat Disord,2017,17(1):9.

[5] Friston K J. Functional and effective connectivity: a review[J]. Brain Connectivity,2011,1(1):13-36.

[6] Supriya S, Siuly S, Wang H, et al. Analyzing EEG signal data for detection of epileptic seizure: Introducing weight on visibility graph with complex network feature[C]//Australasian Database Conference. Berlin: Springer International Publishing,2016, 9877: 56-66.

[7] Lacasa L, Luque B, Ballesteros F, et al. From time series to complex networks: The visibility graph[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2008, 105 (13): 4972-4975.

[8] Gao Z K, Li S, Cai Q, et al. Relative Wavelet entropy complex network for improving EEG-Based fatigue driving classification[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 68 (7): 2491-2497.

[9] Supriya S, Siuly S, Zhang Y. Automatic epilepsy detection from EEG introducing a new edge weight method in the complex network[J]. Electronics Letters,2016,52(17):1430-1432.

[10] Li P Z, Cai Y X, Wang C D, et al. Higher-Order brain network analysis for auditory disease[J]. Neural Processing Letters,2019,49(3):879-897.

[11] Varela F, Lachaux J P, Rodriguez E, et al. The brainweb: Phase synchronization and large-scale integration[J]. Nature Reviews Neuroscience,2001,2(4):229-239.

[12] Aviyente S, Mutlu A Y. A Time-Frequency-Based approach to phase and phase synchrony estimation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(7):3086-3098.

[13] 方小玲,姜宗来. 基于脑电图的大脑功能性网络分析[J]. 物理学报,2007,56(12):7330-7338.

(收稿日期:2020.08.14)