

基于图论分析的抑郁症与赌博行为相关性分析

马宁欣,王瑜,肖洪兵,邢素霞,徐冉
北京工商大学计算机与人工智能学院,北京 100048

【摘要】探究抑郁症患者脑网络的全局属性和局部属性与赌博行为学量表的相关性。对24名赌博行为抑郁症患者和24名健康对照组的任务态脑功能磁共振成像数据进行分析,利用SPM软件对数据进行预处理,采用图论分析方法,构建功能脑网络,计算脑网络的局部属性和全局属性。将不同病程抑郁症组(重度抑郁症患者8例、中度抑郁症患者8例及轻度抑郁症患者8例)和健康对照组的局部属性指标节点度和节点效率进行连边分析,并对比不同病程抑郁症组和健康对照组全局属性指标的变化,最后将全局属性中的小世界属性、全局效率、局部效率分别与赌博行为相关评分量表进行相关性分析。对抑郁症组和健康对照组进行双样本 t 检验,得到脑区之间的显著性连接($P<0.05$),脑网络全局属性指标与不同行为学量表之间存在显著的负相关性,充分验证了赌博行为与抑郁症存在相关性,为探讨个体行为属性和抑郁症的相关性研究提供科学依据,进而辅助抑郁症患者的临床诊断和治疗。

【关键词】抑郁症;功能脑网络;功能磁共振成像;图论分析

【中图分类号】R318;TP181

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2024)11-1374-09

Correlation analysis between depression and gambling behavior using graph theory

MA Ningxin, WANG Yu, XIAO Hongbing, XING Suxia, XU Ran

School of Computer and Artificial Intelligence, Beijing Technology and Business University, Beijing 100048, China

Abstract: The correlations of global/local properties of brain networks with gambling behavioral scales in depression are explored. The task-state brain functional magnetic resonance imaging data of 24 patients with gambling behavior and depression and 24 healthy controls are analyzed, and preprocessed by SPM software. Graph theory analysis method is used to establish the functional brain networks in which local and global properties are calculated. Two sets of local attribute index including node degree and node efficiency are used to make edge analysis in different depression groups (major, moderate and mild depression groups, with 8 patients in each group) and healthy control group, and the changes in global properties are also discussed. Additionally, the correlations of scoring scale related to gambling behavior with 3 criteria on the global properties (small world attribute, global efficiency and local efficiency) are analyzed. The two-sample t -tests on depression groups and healthy control group confirm the significant connections among brain regions ($P<0.05$), and reveal the significant negative correlations between the global brain network attribute indexes and different behavioral scales, which fully verifies the correlation between gambling behavior and depression, and provides the basis for further exploring correlation between the individual behavior attribute and depression, thereby assisting clinical diagnosis and treatment of depression patients.

Keywords: depression; functional brain network; functional magnetic resonance imaging; graph theory analysis

前言

抑郁症作为一种常见的心理健康疾病,通常表

现为情绪低落、思维和意志活动低下、生理功能紊乱,很多患者甚至会出现自杀行为。据世界卫生组织统计,全世界抑郁症患者达3.5亿,每年因抑郁症自杀的死亡人数高达100万,中国抑郁症患者已达9000万,每年约有28万人自杀,其中大部分人都被诊断为抑郁症,我国抑郁症就医率不足10%^[1]。赌博行为指的是在不确定的条件下,拿财物作为赌注,并以赌注作为代价,依靠概率问题获得经济上的利益与回报的行为,赌博会引发成瘾性,且个体难以控制,给个人和家庭带来严重的伤害,危害身体健康,

【收稿日期】2024-07-03

【基金项目】北京市自然科学基金-北京市教育委员会科技计划重点项目(KZ202110011015)

【作者简介】马宁欣,硕士研究生,研究方向:图像处理与模式识别,E-mail: 1641338973@qq.com

【通信作者】王瑜,博士后,教授,研究方向:图像处理与模式识别,E-mail: wangyu@btbu.edu.cn

还会导致焦虑、抑郁等心理问题^[2]。目前,抑郁症、阿尔兹海默症、冠心病等各种与行为密切相关的疾病广为发生,随着社会经济的发展,人们的社会行为及其方式愈来愈成为影响其身体状况的主要因素。

借助计算机与功能磁共振成像(functional Magnetic Resonance Imaging, fMRI)^[3]技术可以辅助医疗人员对疾病做出正确的分析与判断。fMRI为人体情感障碍的神经解剖基础及功能机制研究提供新的途径^[4],关于抑郁症研究,目前主要基于静息态fMRI,而对于任务态fMRI,情绪面孔识别任务已成为研究热点。Murrough等^[5]研究发现抑郁症患者在识别积极面部表情时表现出右侧尾状核的脑功能活动减弱。朱妍等^[6]选择双侧大脑前扣带回和杏仁核为感兴趣区,结果显示青少年首发抑郁症患者前扣带回及杏仁核存在广泛的功能连接异常。

近年来,对复杂网络进行了广泛研究,复杂网络理论的发展起源于图论和拓扑学等应用数学的发展^[7]。图论分析法是一种新兴的研究复杂系统的多学科方法,通过利用少量具有神经生物学意义且易于计算的度量来表征大脑连接网络的拓扑结构^[8]。基于复杂网络分析,揭示了正常人脑具有许多重要的拓扑特性,如小世界属性、模块化结构和高度连接的中枢^[9-11],然而这些特征因各种脑疾病被破坏,如精神分裂症^[12]、抑郁症^[13]和阿尔兹海默症^[14]等精神类疾病。邹真^[15]采用图论网络分析方法构建的脑功能网络在临床震颤型帕金森病患者脑网络功能受损评价中有潜在的应用价值。孙兴昌^[16]结合复杂网络与图论方法,从阿尔兹海默症患者的动态功能脑网络考虑,研究脑网络的动态变化。张成慧^[17]以静息态fMRI为基础,从动态功能网络角度提出两种功能脑网络异常拓扑属性分析方法。曹景超等^[18]通过图论分析节点属性的增强与减弱来间接反映酒精依赖患者大脑局部网络的异常性。应用复杂网络分析方法探究脑功能紊乱对疾病诊断和治疗评估具有重要价值,并可以显著提高对脑疾病病理学的理解^[19]。

然而,这些研究方法更多针对于脑网络结构和功能的研究,对于任务态fMRI数据涉及到的行为任务和疾病的相关性研究较少。本研究使用图论分析方法,计算行为网络的拓扑特征,并和疾病网络特征进行对比,探究赌博行为与抑郁症之间的关联性。

1 数据来源及预处理

1.1 数据来源

本研究使用的数据来源于人类连接组项目(Human Connectome Project, HCP)^[20],HCP数据库由美国国立卫生研究院资助建立,侧重于研究人类大

脑内部联系。数据集HCP1200共有1 206名具有行为和人口统计学指标的受试者。HCP数据库中的任务态fMRI数据采集参与者的7项认知相关任务,包括工作记忆、赌博、运动、语言、社会认知、关系处理以及情绪识别,在HCP数据集中,共有253位被试参与赌博行为试验。本研究对24名赌博行为抑郁症患者和24名健康对照组的任务态脑fMRI数据进行分析,其中,抑郁症患者根据不同病程可分为轻度抑郁(Mild Depression Disorder, MID)、中度抑郁(Moderate Depression Disorder, MOD)和重度抑郁症(Major Depressive Disorder, MDD)患者。本研究的被试者信息如表1所示。

表1 被试者数据信息
Table 1 Data information from the subjects

组别	<i>n</i>	年龄/岁	性别(男/女)	DSM抑郁值
健康人	24	28~35	12/12	60以下
MID	8	28~35	4/4	60~65
MOD	8	28~35	5/3	65~70
MDD	8	28~35	3/5	70以上

1.2 赌博行为范式设计

在进行任务态fMRI试验之前,首先要确定一个感兴趣的认知过程,然后选择一个合适的试验范式,用来诱发这种认知过程。试验范式是由美国匹兹堡大学学习研究与发展中心和美国PST公司联合开发的一款心理学实验程序生成系统,让患有抑郁症的被试参与赌博任务试验,得到行为学试验结果^[21]。

本研究通过E-prime程序呈现纸牌背面,要求被试猜一张卡片上的数字,以赢得或输掉钱。被试被告知潜在的卡号为1~9,通过按下响应框上的两个按钮中的一个来指示他们是否认为卡号大于或小于或等于5。反馈内容包括:带“\$1”的绿色向上箭头,表示奖励;带“-\$0.5”的红色向下箭头,表示损失;灰色双头箭头,表示中立^[22]。所有抑郁症患者和健康被试参与赌博行为试验的试验范式设计内容如图1所示。

1.3 数据采集

任务态fMRI数据获取设备为Tesla3.0扫描仪(西门子公司,德国埃尔根),采用三维磁化快速梯度回波成像扫描,具体参数如下:射频重复时间720 ms,回波时间33.1 ms,翻转角度52°,成像视野208 mm×180 mm,体素大小2.00 mm×2.00 mm×1.33 mm,层厚2 mm,扫描层数253。

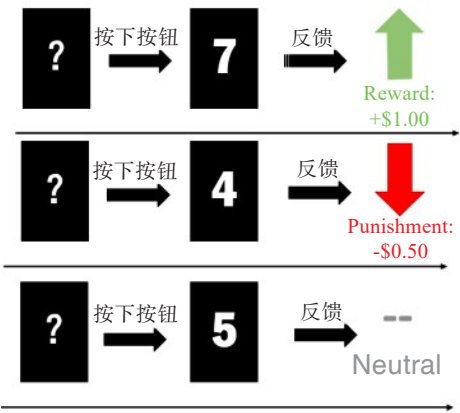


图1 赌博行为实验范式

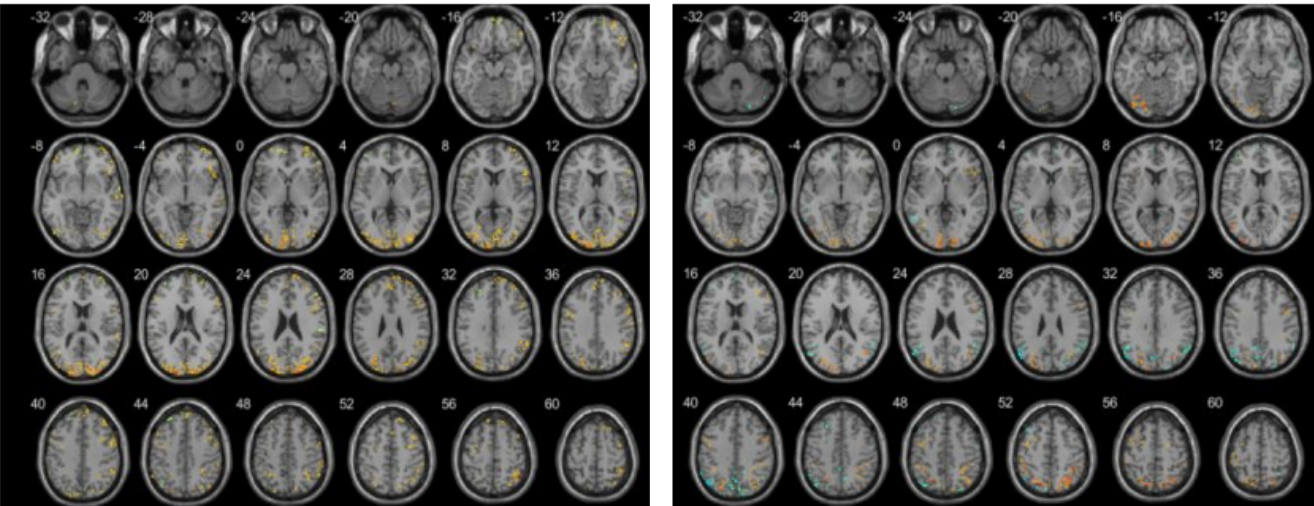
Figure 1 Experimental paradigm of gambling behavior

1.4 数据预处理

1.4.1 基本预处理 使用SPM12工具包^[23]对赌博行为任务态fMRI数据进行数据预处理。针对原始四维图像,进行预处理的步骤主要包括时间层矫正、头动

校正、空间标准化、数据平滑、去带通滤波和去线性漂移。

1.4.2 广义线性模型分析 将预处理后的数据进行广义线性模型分析,提取抑郁症组个体被试在参与赌博任务时,两个针对同一试验刺激但反应时间不同的激活脑区,选取的反应时间均被记录在由HCP数据库提供的试验过程信息表中。结果如图2和表2所示,结果显示个体在赌博任务奖励试验刺激下,反应时间越短,激活脑区越多。在假发现率校正下进行赌博行为任务时,发现三角部额下回、额中回、角回、额上回等脑区发生显著激活,以上脑区均在个体进行任务时参与决策、规划和执行,由于抑郁症会影响个体在接受实验刺激的反应时间,导致被试进行赌博的反应时间变长,因此,反应时间更长的被试激活脑区的减少证明了在较少反应时间参与任务激活的脑区存在受损情况,从而影响被试执行赌博行为的能力,因此反应时间越长的被试激活脑区范围更少。



a: 试验刺激反应时间为 37.500 s

b: 试验刺激反应时间为 65.625 s

图2 不同奖励试验刺激反应时间下的个体赌博任务条件激活脑区

Figure 2 Activated brain regions in individual gambling task with different stimulus response time

表2 赌博任务奖励试验刺激下不同反应时间激活脑区结果

Table 2 Activated brain regions of different response time in gambling task reward experiments

假发现率校正 ($P=0.005$)		AAL3(体素大小 ≥ 0)
反应时间 37.500 s 激活脑区		顶上小叶、三角部额下回、额中回、角回、额上回
反应时间 65.625 s 激活脑区		顶上小叶、梭状回

2 方法

采用基于复杂脑网络的图论分析法,通过计算脑区之间的功能连接性可以揭示不同脑网络与赌博行为之间的关系,并将其与行为学量表进行关联性分析,进而探讨赌博行为与抑郁症的相关性。图论分析流程示意图如图3所示。

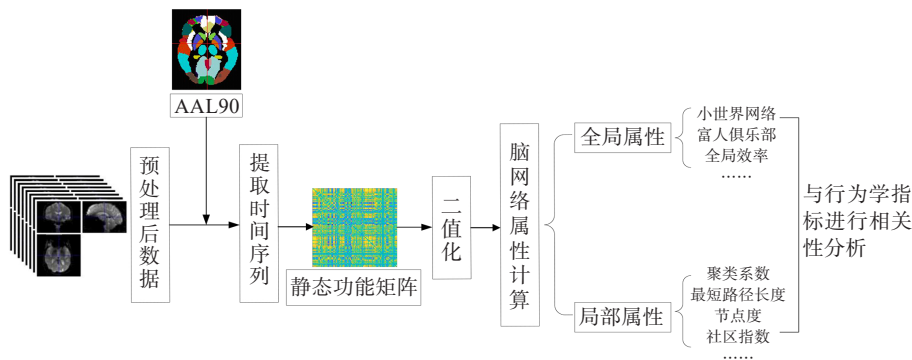


图3 图论分析流程示意图

Figure 3 Flowchart of graph theory analysis

2.1 脑网络构建

将预处理后的数据基于大脑AAL90(Automated Anatomical Labeling, AAL)^[24]模板,将整个大脑划分为90个脑区(左右脑各个45个),将全脑抽象成含有90个节点的脑网络^[25],90个脑区之间的功能连接定义为脑网络的边,提取每个节点内所有体素的血氧饱和水平依赖时间序列,将时间序列进行两两相关来构造功能连接矩阵。

常见的相关系数包括皮尔逊、斯皮尔曼和肯德尔。由于斯皮尔曼和肯德尔相关系数通常衡量两个变量之间的单调关系,不要求变量之间是线性关系,不适用于连续数据。本研究中的任务态fMRI数据,通常假设任务激活与时间或其他变量之间线性相关,同时皮尔逊相关系数适合线性相关数据,对异常值十分敏感,因此,本研究采用皮尔逊相关系数衡量任意两个脑区之间的相关性,构建出90×90的静态功能连接矩阵。计算公式如下:

$$\rho_{X,Y} = \frac{\text{cov}(X,Y)}{D(X)D(Y)} = \frac{E(XY)-E(X)E(Y)}{\sqrt{E(X^2)-(EX)^2}\sqrt{E(Y^2)-(EY)^2}}$$

(1)

其中, X 和 Y 分别为两个节点的时间序列向量, $E(X)$ 和 $E(Y)$ 分别表示 X 和 Y 的期望, $E(X^2)$ 和 $E(Y^2)$ 分别表示 X^2 和 Y^2 的期望, $\text{cov}(X,Y)$ 表示 X 和 Y 的协方差系数, $D(X)$ 和 $D(Y)$ 分别表示 X 和 Y 的方差, $\rho_{X,Y}$ 为相关系数,取值为-1~1,相关系数的绝对值越大,说明相关性越强。

将构建好的功能连接矩阵进行二值化,转换为灰度值为0和255的二值矩阵,采用稀疏度来进行阈值设置,稀疏度是网络中实际存在的边数与网络中可能存在的最大边数的比值。由于大脑网络错综复杂,因此本研究不是选用单一阈值,而是一个连续稀疏度阈值。脑网络稀疏度一般小于0.5,属于低消耗网络,最大值一般选择0.3或0.4,否则会引入很多不重要的连边;最小值也不能太小,否则会存在很多的

孤立节点和连边,对于最小值的选取,先计算构建好的功能连接矩阵的最低稀疏度,然后将它作为稀疏度的下限。本研究连续稀疏度阈值范围设置为0.16~0.30,在该阈值空间内构建对应于每个阈值下的脑功能网络。

2.2 脑网络属性计算

从构建好的脑功能网络中提取脑网络属性指标,用于后续计算。脑网络属性指的是描述大脑结构和功能的特征或指标,代表脑网络的信息传输能力,本研究用到的局部属性有度中心性和节点效率,全局属性有小世界系数、全局效率和局部效率。

2.2.1 局部属性 (1)度中心性,一个节点的关系越广,相邻节点越多,那么这个节点也就越重要,可以通过节点的度中心性来表示:

$$DC = \frac{N_{\text{degree}}}{n - 1}$$

(2)

其中, N_{degree} 表示节点 i 的度数, n 表示总节点数。

(2)节点效率,也叫远程沟通效率,计算给定节点和网络中其他节点间的信息传递能力:

$$NE = \frac{1}{N - 1} \sum_{j \neq i \in G} \frac{1}{d_{ij}}$$

(3)

其中, N 表示所有节点的数量, d_{ij} 表示节点 i 到节点 j 之间的最短路径长度。

2.2.2 全局属性 (1)小世界系数 σ 是小世界属性的定量指标。小世界网络是指其具有相对较小的特征路径长度 L 和相对较大的聚类系数 C ,计算公式如下:

$$\gamma = C_{\text{real}}/C_{\text{random}}$$

(4)

$$\lambda = L_{\text{real}}/L_{\text{random}}$$

(5)

$$\sigma = \gamma/\lambda$$

(6)

其中, C_{real} 是实际网络的聚类系数, L_{real} 是实际网络的平均最短路径长度, C_{random} 是和实际网络相同节点数和边

数的随机网络的聚类系数, L_{random} 是和实际网络相同节点数和边数的随机网络的平均最短路径长度。

(2)全局效率是网络中各个节点之间的最短路径长度的平均值的倒数,用来衡量网络中节点间信息传递的效率,计算公式如下:

$$E_g = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{j \neq i \in G} \frac{1}{d_{ij}}$$

(7)

其中, E_g 代表表示网络的全局效率, N 表示网络中的节点个数, d_{ij} 表示从节点 i 到节点 j 的最短路径长度。

(3)局部效率与全局效率不同,关注网络中每个节点邻居之间构成的子网络 G_i 全局效率的信息传递效率,也是近距离沟通效率,计算公式如下:

$$E_{\text{loc}} = E_g(G_i)$$

(8)

其中, E_{loc} 是节点 i 的局部效率,是子网络 G_i 的全局效率。

2.2.3 曲线下面积 为更好地表征全局属性和局部属性在连续稀疏度上的特征,使用曲线下面积(Area Under Curve, AUC)表示多个稀疏度下的值的综合特性,可以规避单个稀疏度造成的影响。全局属性和局部属性作为Y轴,连续的稀疏度作为X轴,由于先验知识设置稀疏度为0.16~0.30,因此共有15个稀疏度对应的属性值,将它们作为特征值绘制曲线,计算出AUC值,最终将这15个AUC值作为最后的特征值,用作后续计算。

3 结果与分析

通过以上指标,将计算好的脑网络局部属性指标进行连边分析,探讨脑网络节点的显著性差异连接,并对比不同患病程度的抑郁症患者与健康对照组的全局属性指标,最后将全局属性指标与赌博行为量表进行相关性分析。

3.1 局部属性连边分析

主要研究度中心性和节点效率两种局部属性,揭示不同脑区在网络中的重要性和相互影响程度。分别将赌博行为下MID、MOD和MDD患者与健康对照组的度中心性和节点效率进行双样本 t 检验,探究脑区节点之间是否存在显著的差异连接。经过试验验证,MID、MOD、MDD组中,节点度的显著性脑区分别为17、11和3个,节点效率的显著性脑区分别为76、61和44个。从试验结果可以看出,MID、MOD和MDD患者随着患病程度的增加,显著性差异连接的脑区数量减少,显著的节点数量减少,进而显著的节点度减少,脑区之间的平均最短路径增加,脑网络之间传递信息的效率降低,脑区之间的连接强度降低,脑网络的节点效率也随之降低。

MID、MOD和MDD患者经过双样本 t 检验后,有显著性差异脑区($P<0.04$)如表3~5所示。其中,显著性 P 值通常用于假设检验中。如果 P 值小于预设的显著性水平,则拒绝零假设,认为结果具有统计学显著性,这意味着观察到的结果不太可能是由于随机变异造成的。MDD患者中,显著性差异脑区有额中回、楔前叶和豆壳状核,这3个脑区在赌博行为中均参与了认知决策、奖赏系统和情绪加工的调节,体现了被试对赌博奖励和惩罚机制的高度敏感性,这些脑区如果发生异常激活,可能导致被试对奖赏的过度追求,进而引发其对赌博的成瘾性。MOD患者中,由于患病程度相比于MDD患者较轻,同样参与赌博行为中情感调控以及奖励与惩罚认知处理的脑区(如岛盖部额下回和缘上回)存在显著性差异连接,但在MDD患者中,这两个脑区并未被激活,可见抑郁症状加重导致脑区受损,影响被试进行赌博行为的决策与认知。MID患者中,参与决策制定和注意力的分配的脑区(如背外侧额上回和顶上回)以及参与情感处理与表达的脑区(如角回和丘脑)随着抑郁症状的加重导致这些参与赌博行为情感处理和注意力调节的脑区受损,影响被试参与赌博行为的注意力、记忆力和执行力。

表3 MDD患者连边分析显著性差异脑区
Table 3 Brain regions with significant difference
obtained by edge analysis in MDD patients

MDD显著性脑区	P 值
额中回(MFG.R)	0.006
楔前叶(PCUN.L)	0.004
豆壳状核(PUT.L)	0.003

表4 MOD患者连边分析显著性差异脑区
Table 4 Brain regions with significant difference
obtained by edge analysis in MOD patients

MOD显著性脑区	P 值
岛盖部额下回(IFGoperc.R)	0.012
缘上回(SMG.R)	0.012
梭状回(FFG.L)	0.007
颞上回(STG.L)	0.003
枕中回(MOG.L)	0.002
颞下回(ITG.R)	0.000

图4分别为MDD、MOD和MID患者在进行连边分析后,得到显著性脑区的功能脑网络连接结

表 5 MID 患者连边分析显著性差异脑区
Table 5 Brain regions with significant difference
obtained by edge analysis in MID patients

MID 显著性脑区	P 值
丘脑(THA.R)	0.033
角回(ANG.L)	0.028
颞中回(MTG.L)	0.026
背外侧额上回(SFGdor.R)	0.023
颞极:颞上回(TPOsup.L)	0.021
顶上回(SPG.L)	0.012
颞下回(ITG.R)	0.011
颞上回(STG.L)	0.003

构图。MDD 功能脑网络结构受损最为严重,参与记忆和情绪调节功能的海马体在 MDD 患者中发生严重萎缩,参与认知控制和决策制定的前额叶皮质活动也会伴随抑郁症状的加重而减弱。MDD 患者在生活中往往会产生更强的应激反应,大脑与之相关的区域异常激活会影响脑区之间的功能连接。MOD 和 MID 患者脑网络受损程度随着症状的减轻而减少,神经递质水平的不平衡程度相比于 MDD 患者症状较轻,大脑网络之间的健康功能连接更多,具有较好的情绪调节能力,能更有效地处理负面情绪,这有助于减少大脑中与情绪调节相关的区域活动异常,从而保持脑网络较为健康的状态。

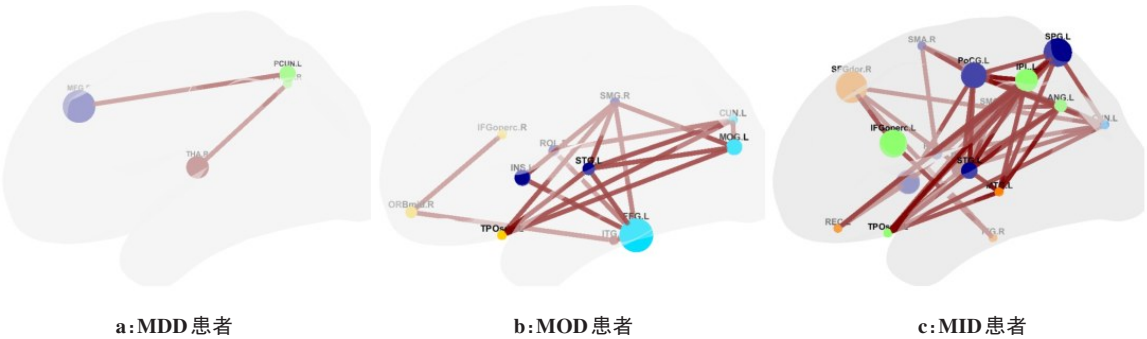


图 4 不同患病程度抑郁患者功能脑网络连接

Figure 4 Functional brain network connections of patients with different degrees of depression

3.2 全局属性分析

分别计算赌博行为下 MDD、MOD 和 MID 患者的全局效率和局部效率,将其与健康对照组的全局效率与局部效率进行对比,从图 5 可以看出,随着稀疏度的增加,网络的全局效率和局部效率都呈现了增加的趋势。全局效率对于协调不同脑区之间的活动,支持复杂的认知和行为任务至关重要,稀疏度越大,网络节点之间的连接数量减少,节点与节点之间的连接长度增加,因此网络之间传递信息就需要更高的局部效率,使信息可以更迅速、有效地在脑区之间进行传递,进而脑网络整体的全局效率也随着稀疏度的增加而增加。此外,赌博行为下抑郁症患者的全局效率和局部效率明显低于健康对照组。由于 MDD 患者的患病状况最为严重,因此全局效率和局部效率值降低的幅度最大,MOD 和 MID 患者伴随患病程度的降低,全局效率和局部效率降低幅度相比于 MDD 患者有所减少。

赌博行为通常涉及到奖赏系统,抑郁症患者由于脑区功能损坏,同样会影响到局部脑区之间的信

息传递效率,导致脑区之间在进行决策行为和认知能力的协同性降低,进而导致脑网络的局部效率降低。抑郁症患者对于奖赏刺激的反应相比于健康对照者会减弱,进而影响人脑整体对赌博行为的认知和评估。因此,抑郁症患者可能在决策过程中出现认知偏差或者缺乏对风险的适当评估,通过赌博逃避面对负面情绪,逃避财务危机问题带来的经济压力,迫使他们与社会隔离,产生更大的孤独感和负罪感,难以调节和稳定自己的情绪,导致他们参与赌博行为的决策能力受损,增加对赌博的依赖性,脑网络信息传递效率大幅度降低,大脑局部效率降低。在参与涉及赌博相关的决策行为时,由于抑郁症患者还会伴随注意力不集中和很大的心理压力等问题,会让被试在进行任务时产生更多的焦虑,进而降低他们对赌博行为的认知能力,大脑各个部分的局部效率减少,多个脑区功能受损,导致大脑整体信息传递能力减弱,最终导致抑郁症患者的全局效率相比于健康对照者会大幅度降低。

本研究还计算了赌博行为下 MDD、MOD、MID

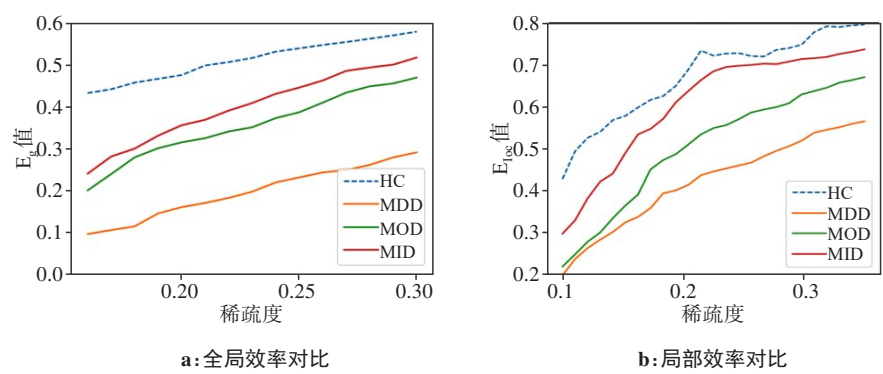


图 5 赌博行为下抑郁组与健康对照组脑网络属性对比

Figure 5 Comparison of brain network properties between depression groups and healthy control group under gambling behavior

横轴表示稀疏度,稀疏度代表了网络中节点的连接密度,稀疏度越大,代表网络的连接越少,纵轴分别表示了网络中所有节点的全局效率平均值 E_g 和局部效率平均值 E_{loc}

患者的小世界属性。小世界属性描述了全脑整体的网络结构特性,通常代表着更短的平均路径长度和更高的聚类性,有研究表明人脑的神经网络结构表现出小世界属性,因此小世界属性可以作为衡量大脑脑区之间神经元连接的指标。从图 6 可以看出,赌博行为下抑郁症患者的小世界属性指标比健康对照组高,意味着被试在进行赌博行为任务时,会更趋向于小世界属性的特征。为更好地参与决策,需要投入更多的精力和注意力,对于奖赏系统的刺激会更敏感,进而促使大脑进行更高效的信息传递,节点与节点之间的连接更紧密,使人脑的小世界网络在进行赌博任务中呈现更高的小世界属性。高度连接的小世界网络会促进脑区之间信息交流传输的效率,让参与赌博的个体由于对奖赏系统高度的敏感性,拥有更强烈的胜负欲,过度的胜负欲可能导致个体对自己的过度评价,过分依赖于成功或失败来定义自我价值。当个体赌博失败时,可能产生自责、自我贬低和自我否定的情绪,从而加重抑郁症状。个体过度专注于竞争和成功,过高的胜负欲虽然会导致更高效的小世界属性,但过于竞争性或过分的专注于胜利,也会让他们忽视与他人的合作和沟通,这种社交压力不仅增加了社交孤立感,更会加重抑郁症状。

3.3 全局属性与赌博行为量表的相关性分析

为测试全局和节点指标是否与受试者之间感兴趣的变量(如人口统计学、认知或临床变量)显著相关,本研究将通过脑网络构建得到全局属性和局部属性,分别和对应的赌博行为评分量表进行相关性分析,同时控制不感兴趣的协变量(如参与者的年龄和性别)的差异,本研究探究了赌博行为下抑郁症患者的脑网络属性指标和量表之间是否显著相关,进

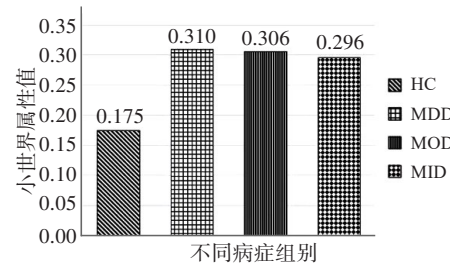


图 6 赌博行为下抑郁组与健康对照组小世界属性对比

Figure 6 Comparison of small world attributes among depression groups and healthy control group under gambling behavior

而探究个体赌博行为和脑网络变化的关系。赌博行为相关量表主要包含了被试参与赌博试验时,面对获得“较大”预测的奖励试验、获得“较小”预测的奖励试验和获得“较小”预测的惩罚试验这 3 种刺激时的行为反应。计算的脑网络属性与具有相关性的赌博行为量表的相关系数如表 6 所示,二者线性相关性如图 7 所示。

通过采用皮尔逊相关性分析可以发现,被试脑网络中的全局属性和小世界属性分别与赌博行为学量表中猜测数字纸牌大小的赌博行为存在显著相关性($P<0.05$)。结合表 6 和图 7 的结果可以看出,当被试一旦参与赌博行为时,参与者脑网络的全局属性和小世界属性均与其行为的平均反应时间呈现负线性相关关系。在参与赌博行为认知和决策时,抑郁症患者既会因为赌博赢得奖励产生兴奋的心理,进而导致上瘾,也会因为赌博猜测失败获得惩罚而产生消极的情绪和心理,在做决断时会更犹豫和谨慎,从而影响他们进行任务,因此抑郁症患者需要更多的时间,在进行赌博行为时的平均反应时间更长,长期受到负面因素的影响,导致抑郁症患者的脑网络的全局属性和小世界属性降低。

表6 赌博行为下抑郁症患者脑网络属性与行为学量表的相关性

Table 6 Correlations between brain network properties and behavioral scales of depression patients under gambling behavior

脑网络属性	具有相关性的行为量表	相关系数	P 值
小世界属性	在赌博任务中获得“较小”预测的奖励试验	-0.82	0.025
	在赌博任务中获得“较小”预测的奖励试验	-0.83	0.018
全局效率	在赌博任务中获得“较小”预测的惩罚试验	-0.71	0.047
	在赌博任务中获得“较大”预测的奖励试验	-0.84	0.018

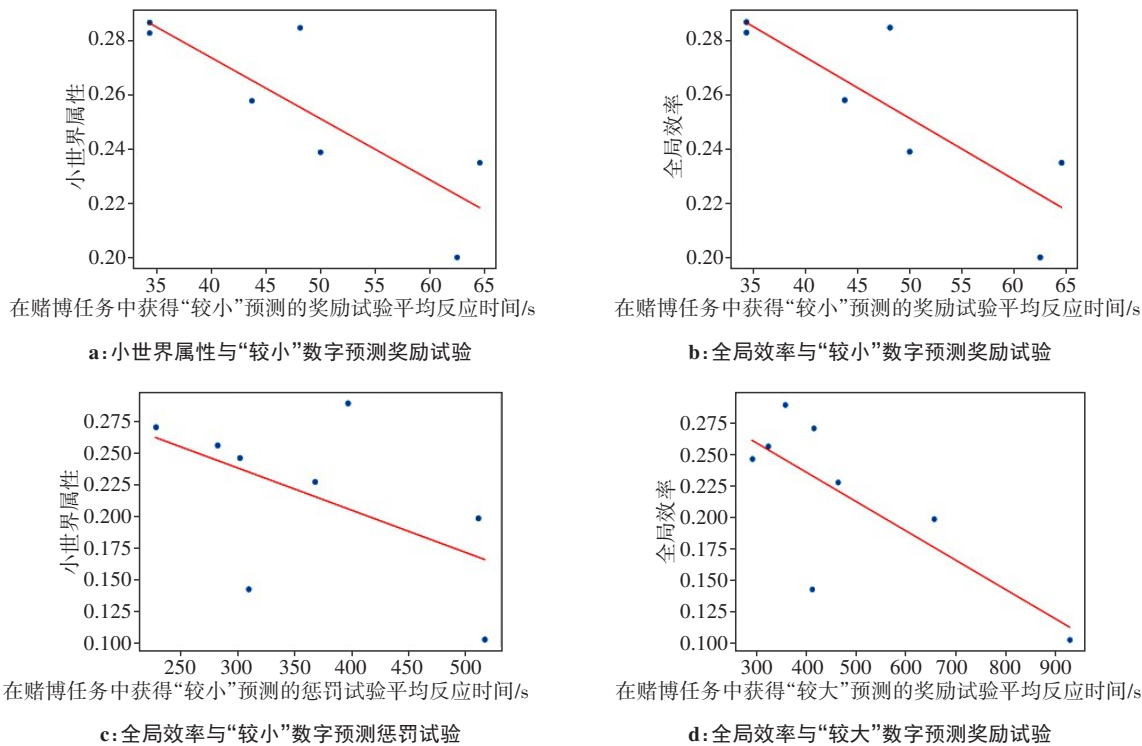


图7 抑郁症患者脑网络属性与行为学量表相关性分析

Figure 7 Correlation analyses between brain network attributes and behavioral scales in depression patients

4 总结

本研究采用图论分析方法,利用脑成像技术获取的任务态 fMRI 数据构建脑功能网络,研究赌博行为下抑郁症患者和正常对照组的脑区之间功能连接差异,根据抑郁症患者的脑网络拓扑属性和行为学量表指标的相关性分析,探究赌博行为和抑郁症的相关性。试验结果表明,在被试进行赌博行为时,由于赌博行为通常涉及到奖赏系统的激活,而抑郁症患者奖赏系统的相关脑区可能受到损害,导致他们对正常奖赏的反应降低,反应时间变长,进而影响其对赌博行为的决策与执行。长时间进行赌博行为会导致成瘾性,通过赌博来逃避现实生活中的压力和焦虑,赌博带来的金钱诱惑无法抗拒,但是长期以往下来会导致更多负面情绪,抑郁症患者进行赌博会

加重抑郁症状,导致更多的心理问题。因此,赌博行为和抑郁症有显著的相关性,患有抑郁症的人会影响赌博时的情绪和心态,影响人们赌博时的决策,相反,长时间进行赌博的人会有很严重的心理问题,更容易促使抑郁症状的产生和加重。

【参考文献】

[1] Huang YQ, Wang Y, Wang H, et al. Prevalence of mental disorders in China: a cross-sectional epidemiological study[J]. Lancet Psychiatry, 2019, 6(3): 211-224.

[2] 颜刚威. 赌博成瘾的研究综述[J]. 江西科学, 2021, 39(3): 426-432. Yan GW. A review of research on gambling addiction[J]. Jiangxi Science, 2021, 39(3): 426-432.

[3] Friston KJ, Holmes AP, Poline JB, et al. Analysis of fMRI time-series revisited[J]. Neuroimage, 1995, 2(1): 45-53.

[4] Fusar-Poli P, Placentino A, Carletti F, et al. Functional atlas of emotional faces processing: a voxel-based meta-analysis of 105 functional magnetic resonance imaging studies [J]. J Psychiatry Neurosci, 2009, 34(6): 418-432.

- [5] Murrough JW, Collins KA, Fields J, et al. Regulation of neural responses to emotion perception by ketamine in individuals with treatment-resistant major depressive disorder[J]. *Transl Psychiatry*, 2015, 5(2): e509.
- [6] 朱妍, 李淑英, 吕培培, 等. 青少年首发抑郁症患者前扣带回和杏仁核功能连接异常改变研究[J]. *中华行为医学与脑科学杂志*, 2018, 27(6): 505-510.
- Zhu Y, Li SY, Lü PP, et al. Abnormal changes of functional connectivity between anterior cingulate cortex and amygdala in adolescents patients with first-episode depression [J]. *Chinese Journal of Behavioral Medicine and Brain Science*, 2018, 27(6): 505-510.
- [7] 方锦清, 汪小帆, 郑志刚, 等. 一门崭新的交叉科学: 网络科学(上)[J]. *物理学进展*, 2007, 27(3): 239-343.
- Fang JQ, Wang XF, Zheng ZG, et al. New interdisciplinary science: network science (I)[J]. *Progress in Physics*, 2007, 27(3): 239-343.
- [8] 刘明航, 攸娜, 杨晨轩, 等. 基于图论的胶质瘤患者脑结构网络分析[J]. *解放军医学院学报*, 2023, 44(5): 481-488.
- Liu MH, You N, Yang CX, et al. Graph theoretical analysis of structural brain network in patients with glioma[J]. *Academic Journal of Chinese PLA Medical School*, 2023, 44(5): 481-488.
- [9] Bullmore E, Sporns O. The economy of brain network organization[J]. *Nat Rev Neurosci*, 2012, 13(5): 336-349.
- [10] Van Den Heuvel MP, Sporns O. Network hubs in the human brain[J]. *Trends Cogn Sci*, 2013, 17(12): 683-696.
- [11] Sporns O. Network attributes for segregation and integration in the human brain[J]. *Curr Opin Neurobiol*, 2013, 23(2): 162-171.
- [12] 王艳华, 赵涛, 曹美月. 精神分裂症冲动性与自杀未遂的关联分析[J]. *国际精神病学杂志*, 2023, 50(6): 1299-1302.
- Wang YH, Zhao T, Cao MY. Correlation analysis between impulsivity and suicide attempt in schizophrenia [J]. *Journal of International Psychiatry*, 2023, 50(6): 1299-1302.
- [13] 付常洋, 王瑜, 肖洪兵, 等. 基于多尺度功能脑网络融合特征的抑郁症分类算法[J]. *中国医学物理学杂志*, 2020, 37(4): 439-444.
- Fu CY, Wang Y, Xiao HB, et al. Classification of depression using fusion features based on multi-scale functional brain network [J]. *Chinese Journal of Medical Physics*, 2020, 37(4): 439-444.
- [14] 倪冰洁. 基于磁共振影像的阿尔兹海默症演化建模与辨识评估[D]. 武汉: 华中科技大学, 2022.
- Ni BJ. Modeling, recognition, and evaluation of Alzheimer's disease based on MRI [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2022.
- [15] 邹真. 基于图论脑网络分析在震颤型帕金森病脑网络功能受损评价中的作用[D]. 苏州: 苏州大学, 2019.
- Zou Z. The role of brain network analysis based on graph theory in the evaluation of functional impairment of brain network in tremor-dominant Parkinson's disease [D]. Suzhou: Soochow University, 2019.
- [16] 孙兴昌. 基于图论的阿尔茨海默病动态脑网络拓扑属性研究[D]. 曲阜: 曲阜师范大学, 2020.
- Sun XC. The topological properties of dynamic brain networks in Alzheimer's disease based on graph theory [D]. Qufu: Qufu Normal University, 2020.
- [17] 张成慧. 基于动态功能连接分析的AD脑网络拓扑属性研究[D]. 曲阜: 曲阜师范大学, 2020.
- Zhang CH. The topological properties of AD brain networks based on dynamic functional connectivity analysis [D]. Qufu: Qufu Normal University, 2020.
- [18] 曹景超, 喻大华, 薛婷. 基于图论分析的酒精依赖患者脑网络拓扑结构研究[J]. *内蒙古医学杂志*, 2023, 55(7): 769-771.
- Cao JC, Yu DH, Xue T. Research on the topological structure of brain network in patients with alcohol dependence based on graph theory analysis [J]. *Inner Mongolia Medical Journal*, 2023, 55(7): 769-771.
- [19] 孙淑婷. 面向抑郁识别的功能脑网络构建方法优化及应用研究[D]. 兰州: 兰州大学, 2021.
- Sun ST. Research on construction methods optimization and application of functional brain network for depression recognition [D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2021.
- [20] Van Essen DC, Smith SM, Barch DM, et al. The WU-Minn human connectome project: an overview[J]. *Neuroimage*, 2013, 80: 62-79.
- [21] 蒋舟帆. 基于深度学习的任务态功能磁共振影像解码研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2022.
- Jiang ZF. Research on task-state functional magnetic resonance image decoding based on deep learning [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2022.
- [22] 雷珊. 工作记忆负荷对不同专业大学生时空知觉的行为学影响及脑机制研究[D]. 南昌: 江西师范大学, 2023.
- Lei S. Behavioral effects of working memory load on space-time perception and brain mechanisms in college students with different majors [D]. Nanchang: Jiangxi Normal University, 2023.
- [23] Friston KJ. Statistical parametric mapping [J]. *Human Brain Function*, 1994, 4(6): 350-355.
- [24] Rolls ET, Joliot M, Tzourio-Mazoyer N. Implementation of a new parcellation of the orbitofrontal cortex in the automated anatomical labeling atlas [J]. *Neuroimage*, 2015, 122: 1-5.
- [25] 邢桂阳. 任务态下fMRI功能脑网络的构建与分析方法研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2014.
- Xing GY. The research of construction and analysis of fMRI function brain network in the task state [D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2014.

(编辑: 谭斯允)