

## 默认模式网络在精神疾病诊断中的研究进展

谢非, 龚晓亮, 陆言, 钱晖, 岳璐璐  
同济大学电子与信息工程学院, 上海 200092

**【摘要】**脑影像技术的发展为探究精神类疾病的发病成因及治疗方案提供了更多途径。默认模式网络(DMN)是大脑静息状态下的主要工作模式。本研究综述近期精神疾病的DMN研究进展,明确了DMN的结构,总结主流的磁共振数据预处理工具箱以及与DMN相关的功能连接计算方法,进而分析利用DMN功能连接研究各类精神疾病的结果。最后提出现有研究中的结果与不足,并展望未来可能的研究方向。

**【关键词】**精神疾病;默认模式网络;功能磁共振成像;功能连接;综述

**【中图分类号】**R319;R749

**【文献标志码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2022)06-0695-06

### Application of default mode network in the diagnosis of mental disorders: a review

XIE Fei, GONG Xiaoliang, LU Yan, QIAN Hui, YUE Lulu

School of Electronic and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China

**Abstract:** The development of brain imaging technology provides more ways to explore the causes and treatment of mental disorders. The default mode network (DMN) is the main working mode of the brain in the resting state. Herein the recent research progress of DMN in mental disorders is reviewed. The structure of DMN is clarified, and the mainstream MRI data preprocessing toolbox and DMN-related functional connectivity calculation methods are summarized, and then the results of using DMN functional connectivity to study various mental disorders are analyzed. Finally, the results and shortcomings of existing researches are presented, and the possible research directions in the future are also discussed.

**Keywords:** mental disorder; default mode network; functional magnetic resonance imaging; functional connectivity; review

### 前言

精神类疾病有着难以预测衡量、发病时不易控制、伤害性高等特点。早期学者们利用美国精神学会(American Psychiatric Association, APA)制定的《精神疾病诊断手册》(The Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders, DSM)来进行诊断,我国也出版了《中国精神障碍分类与诊断标准》,但是这种诊断标准偏主观性,对医师经验积累要求极高。近年来,随着脑影像技术的发展进步,功能磁共振成像(functional Magnetic Resonance Imaging, fMRI)、脑电图(Electroencephalogram, EEG)和计算机断层扫描(Computed Tomography, CT)等无创易

操作的技术被用于探究精神病患者脑区的特异性。越来越多研究表明,在各种精神类疾病发病早期,大脑发生明显器质性病变之前,脑网络的功能连接就已经出现异常。随着患病情况发生变化,功能连接也会呈现出不同的状态。目前,利用fMRI技术构建的脑网络具有重要的医学应用价值,为阐明精神类疾病的发病机理提供了新的研究思路,也为疾病的早期诊断和中后期治疗评估提供了新的途径。

在研究成人大脑基线状态时,Raichle等<sup>[1]</sup>提出默认模式网络(Default Mode Network, DMN)的概念,这个区域和情感认知关系密切,此后研究发现,DMN内部的脑连接变化与精神类障碍关联密切。有研究发现在精神类疾病患者脑区中,DMN内部及其与其他脑区的连通性会异常增加或者降低<sup>[2-3]</sup>。DMN的这种特异性变化使其成为医学研究中的热点,并且随着研究的深入,学者们对其功能机理的掌握也逐渐全面,将其成果应用在精神类疾病诊断方面效果显著<sup>[4]</sup>。目前,对DMN的研究已不仅局限于探究脑区的损伤变化,药物对疾病的治疗效果、患病严重程度对脑连接的损伤程度以及心理与大脑之间的相关关系将逐渐成为研究的重点。

**【收稿日期】**2021-12-17

**【基金项目】**上海市国际科技合作项目(19490712800);国家自然科学基金(92046008);同济大学校级实验教改第15期-面向本科生的“脑科学探索”在线开放实验建设

**【作者简介】**谢非,硕士研究生,研究方向:脑核磁共振图像处理,E-mail: xief@tongji.edu.cn

**【通信作者】**龚晓亮,博士,工程师,研究方向:脑与认知智能计算研究与教学,E-mail: gxllshsh@tongji.edu.cn

本研究首先介绍DMN的由来和组成,然后列举一些DMN脑功能连接的计算分析方法,最后对脑连接在精神类疾病诊断中的实际应用作进一步的阐述。

# 1 DMN

一般认为DMN是人在闭眼,不思考且清醒状态即静息态下比较活跃的脑区。最初,Gusnard等<sup>[5]</sup>依据大

脑的结构差异,把DMN划分成了4个脑区:(1)中后部脑皮层区,由后扣带回皮层、楔前叶和胼胝体压部组成;(2)侧后部脑皮层区,由双侧顶下小叶、颞叶和枕叶等组成;(3)前额叶腹内侧皮层;(4)前额叶中背侧皮层。目前,普遍认为DMN由5个脑区组成:后扣带回皮质、楔前叶、内侧前额叶皮质、顶下小叶以及双侧颞叶皮质,DMN的结构组成如图1所示。

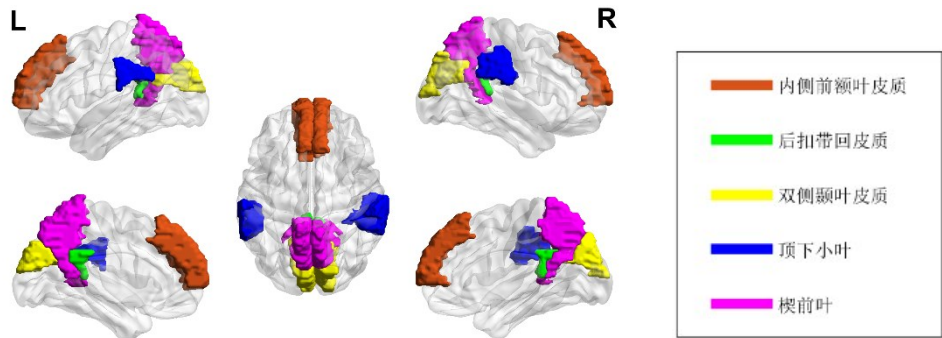


图 1 DMN 的结构视图  
Figure 1 Structural views of default mode network (DMN)

随着对DMN的结构和功能了解越来越全面,对DMN脑功能连接异常的分析也逐渐深入,近几年在fMRI等数据的基础上研究DMN脑功能连接的方法也逐渐多样化;相较于利用EEG数据研究DMN,利用磁共振影像数据分析DMN是目前的主流。因此,本研究聚焦利用磁共振影像数据分析DMN的研究进展。综述文献筛选流程为:(1)在Web of Science上用关键字搜索,主要的搜索关键字包括“DMN”、“fMRI”和“functional connectivity”。(2)选择发表日期为2021年的关于各类精神类疾病的文章,共搜到163篇文献。(3)分别添加各类疾病的名称(AD、depression、schizophrenia、epilepsy、ADHD、PD、PTSD)作为新的关键字,搜索论文的标题、摘要以及关键字,并进行分类筛选。与精神分裂症、癫痫和多动症相关的文章较少,因此本研究对这几类疾病的文章进行补充汇总,选取了2020年的几篇文章。按照各类疾病名称进行筛选补充后,文章数目由163缩小到91。(4)根据文章的具体内容,筛选掉与目标内容无关的文章并且选取具有代表性的文章,最后选择33篇利用fMRI研究DMN功能连接的文章。

# 2 DMN 的计算方法

基于所选择的33篇目标文献,按照研究的疾病种类进行分类,再从数据解析方法及研究结果两个方面进行分析,其中论文基本信息及研究方法总结如表1所示。探究精神类疾病患者的DMN功能连接研究中,脑核磁信号的数据处理流程可以分为3步:数据预处理;信号特征的提取和选择;利用特征进行信号的分析。

本研究就这3个主要流程及所用到的方法进行阐述。

## 2.1 预处理

对核磁数据进行预处理时,首先要转换数据格式,数据由DICOM格式转换成NIFTI格式。然后去除前几个时间点的数据以避免开始图像采集时磁场不均匀的影响;进行切片时间校正,校正不同图像切片的采集时间以确保被试时间序列的同步性;进行头部移动校正,使大脑的每个切片图像在同一位置上,尽可能减小图像采集过程中头部晃动的影响;进行图像配准,将所有被试的切片图像归一化为蒙特利尔神经病学研究所MNI标准模板,方便进行被试间的比较。将数据重新切片后,进行高斯核平滑处理来补偿被试之间对齐的不准确性,以获取更高的信噪比。从本研究列举的文章来看,DPABI、CONN、SPM、DPARSF、UF2C以及CAT12等都是比较常用的预处理工具,还可以用FSL和NIT软件包等进行数据预处理。

## 2.2 特征提取和选择

对大脑功能网络进行分析可以从大脑层面的两个角度出发,一个是基于全脑体素的分析方法,另一个是基于感兴趣区(Region of Interest, ROI)的分析方法。特征提取的过程就是脑网络的计算过程,由于本研究综述的是关于DMN功能连接的文章,因此要选择的特征就是功能连接,提取特征的过程就是计算DMN脑网络的过程。

基于体素的分析方法是对全脑在单个体素级别上分析的方法,这种方法不需要选取ROI,可以展现出全脑之间的网络功能连接特性,便于全脑水平的网络分析。体素分析方法通常步骤为:规定体素的大小进行

表 1 在精神类疾病中利用 fMRI 探索 DMN 的研究  
Table 1 Studies on exploring DMN by fMRI in mental disorders

疾病	作者	研究对象	预处理工具	网络分析方法
阿尔兹海默症	Magalhaes 等(2021) <sup>[6]</sup>	18 名患者、30 名 HC	UF2C	多元方差分析
	Pietzuch 等(2021) <sup>[7]</sup>	76 名 HC	FSL	gICA+对偶回归
	Tang 等(2021) <sup>[8]</sup>	27 名 AD、25 名 MCI 和 13 名 HC	DPABI	方差分析
	Chen 等(2021) <sup>[9]</sup>	56 名患者、54 名 HC	DPABI	多核 SVM+多元线性回归
	Liang 等(2021) <sup>[10]</sup>	62 名 SCD、75 名 MCI 和 70 名 HC	DPABI	滑动窗口+聚类+方差分析+t 检验
抑郁症	Belge 等(2021) <sup>[11]</sup>	17 名患者	FSL	gICA+对偶回归+t 检验
	Koeppel 等(2021) <sup>[12]</sup>	27 名患者、27 名 HC	SPM	回归双变量( task fMRI)
	Yu 等(2021) <sup>[13]</sup>	33 名患者、35 名 HC	/	gICA+t 检验
	Marchitelli 等(2021) <sup>[14]</sup>	35 名患者、53 名 HC	FSL	gICA+对偶回归+滑动窗口+t 检验
	Cai 等(2021) <sup>[15]</sup>	9 403 名患者	/	混合效应逻辑回归模型
	Fadel 等(2021) <sup>[16]</sup>	41 名患者、42	CONN	gICA+线性回归分析
精神分裂症	Dauverman 等(2021) <sup>[17]</sup>	65 名患者、132 名 HC	CONN	t 检验+多元回归一般线性模型
	Sendi 等(2021) <sup>[18]</sup>	68 名患者、89 名 HC	SPM	gICA+滑动窗口+聚类+HMM
	Bohaterewi 等(2021) <sup>[19]</sup>	43 名患者、23 名 HC	DPABI	滑动窗口+GB+LASSO+LR+RF+ SVM+方差分析
	Nawaz 等(2020) <sup>[20]</sup>	80 名患者、21 名 HC	DPABI	多元距离矩阵回归
	Stoyanov 等(2021) <sup>[21]</sup>	51 名患者	CAT12	GLM+DCM+t 检验( task fMRI)
	Jamea 等(2021) <sup>[22]</sup>	15 名患者、15 名 HC	CAT12	ICA
癫痫	Zhang 等(2021) <sup>[23]</sup>	56 名患者、62 名 HC	Nit	GLM
	Zanao 等(2021) <sup>[24]</sup>	119 名患者、59 名 HC	UF2C	GLM
	Liang 等(2021) <sup>[25]</sup>	43 名患者、21 名 HC	DPABI	gICA+滑动窗口+聚类+方差分析
	Shu 等(2020) <sup>[26]</sup>	16 名患者、22 名 HC	SPM	协方差分析+GLM
	Yang 等(2021) <sup>[27]</sup>	371 名患者、150 名 HC	DPABI	滑动窗口+聚类+方差分析
	Amiri 等(2020) <sup>[28]</sup>	37 名患者、17 名 HC	DPABI	图论+多变量逻辑回归模型
多动症	Yuncu 等(2021) <sup>[29]</sup>	14 名 ADHD、11 名 SC+ADHD 和 12 名 HC	FM RIPREP	/
	Wang 等(2021) <sup>[30]</sup>	31 名患者、29 名 HC	FSL	gICA+二元回归+协方差分析+t 检验
	Lin 等(2021) <sup>[31]</sup>	46 名患者、31 名 HC	DPARSF	t 检验
	Zhang 等(2020) <sup>[32]</sup>	88 名患者、67 名 HC	DPABI	gICA+方差分析+聚类
	Guo 等(2020) <sup>[33]</sup>	35 名患者、28 名 HC	DPARSF	EGB+RDT+RF+AdaBoost+GB+SVM
其他疾病	Gan 等(2021) <sup>[34]</sup>	45 名 PD-pRBD、81 名 PD-npRBD 和 37 名 HC	DPARSF	gICA+滑动窗口方法+聚类
	Ruppert 等(2021) <sup>[35]</sup>	60 名 PD 患者、25 名 HC	CONN	gICA+Mann-Whitney U 检验+t 检验
	Wang 等(2021) <sup>[36]</sup>	20 名 PD-MCI 患者、13 名 PD-NC 患者和 13 名 HC	DPARSF	方差分析+t 检验+LSD
	Tessa 等(2021) <sup>[37]</sup>	42 名 PTSD 患者、18 名 HC	CONN	gICA
	Zhu 等(2020) <sup>[38]</sup>	57 名 PTSD 患者、59 名 HC	DPARSF	RVM

HC: 健康对照; gICA: 组独立成分分析; AD: 阿尔兹海默症; MCI: 轻度认知障碍; SVM: 支持向量机; SCD: 主观认知衰退; HMM: 隐马尔可夫模型; GB: 梯度提升; LASSO: 套索算法; LR: 逻辑回归; RF: 随机森林; GLM: 一般线性模型; DCM: 动态因果模型; ADHD: 多动症; SC+ADHD: 使用合成大麻素的多动症患者; EGB: 极端梯度增强; RDT: 随机决策树; PD-pRBD: 有快速眼动行为障碍的帕金森患者; PD-npRBD: 没有快速眼动行为障碍的帕金森患者; PD: 帕金森患者; PD-MCI: 有轻度认知障碍的帕金森患者; PD-NC: 没有轻度认知障碍的帕金森患者; PTSD: 创伤后应激障碍; LSD: 最小显著差异; RVM: 相关向量机

全脑划分; 计算体素与脑区或体素与体素之间的相关性以便进一步分析<sup>[39]</sup>。基于全脑体素的功能连接是固定的, 不仅可以探究目标脑区的一些异常, 还可以发现

新脑区的功能连接异常情况<sup>[40]</sup>。因此在目标脑区不明确的情况下一般采用基于全脑体素的分析方法。  
基于 ROI 的分析方法首先要选取合适的 ROI, ROI



的选择决定了空间覆盖率和分辨率之间的权衡<sup>[10]</sup>。本研究综述的文章中ROI的选取方式主要有两种:利用先验知识直接套用ROI模板<sup>[10,17-19,28]</sup>以及组独立成分分析(gICA)方法。以往的个体ICA存在一些问题:(1)对个体进行分解时初始条件不同,不稳定因素影响较大;(2)不同被试分离出的功能网络成分不同,导致多个被试之间成分对应困难。gICA是基于这些问题的改进算法,可以有效地解决多个被试之间的成分对应问题。很多学者利用gICA来寻找ROI<sup>[25,30,32,34-35,37]</sup>。gICA是一种利用盲源技术对信号进行独立分离的方法,完全依靠数据进行驱动挖掘,在多维数据中寻找潜在因子(或成分)。利用gICA寻找主要成分可以在全脑水平进行,也可以只关注某些功能网络。寻找ROI成分时,首先用gICA将所有被试数据降维以后整合起来,然后再进行一次ICA,得到组水平的分解结果,分离出独立元素,对元素再执行一次降维操作后,得到所需的ROI,主成分数量不能过多,否则会导致跨多个信号的成分碎片化,信号不易被识别<sup>[7]</sup>。利用得到的主要ROI成分反向重建每个被试的时间序列和空间分布。

有研究通过计算全脑区域所有体素上的fMRI时间序列获得平均时间序列后,计算每对节点之间的相关系数,相关值构成的矩阵就是代表功能连接的矩阵,为提高正态性,使用Fisher-z变换将相关值转换为z值,再对特征做后续的统计学分析<sup>[20,33]</sup>。使用ROI分析方法时,对被试的每个ROI内体素的BOLD时间过程进行提取和平均可以获得ROI的参考时间序列;以体素方式计算目标网络内每个ROI的参考时间序列与全脑时间序列之间的相关特性就可以得到网络 and 全脑所有脑区之间的功能连接特性,ROI与ROI之间的功能连接由参考时间序列之间的相关值表示,相关值的大小就代表脑区之间功能连接的强弱。

以上提到的功能连接都是静息态功能连接,还有一些研究关注了动态功能连接(dFC),dFC代表子时间段内功能连接的变化,随着时间的推移空间分布会重新配置,这些研究采用滑动窗口方法计算dFC<sup>[18-19,25,27,34]</sup>。这类方法首先要选定窗口时间长度和时间间隔,提取每个ROI的平均时间序列后,计算子段滑动窗口内每对ROI时间序列之间的相关矩阵,这个相关矩阵即可表征被试的dFC。滑动窗口方法的关键在于窗口时间长度,选择不同的窗口长度获得的dFC差异较大<sup>[27]</sup>。

### 2.3 特征分析

特征分析相当于一个根据功能连接进行的分类问题,通常有患病与否、疾病亚型治疗前后或者患病严重程度等。传统的统计学分析方法,如t检验或者方差分析,在识别高维特征方面可能有所欠缺。一些新兴方法在脑网络分析方面取得了不错的效果,其中,图论是

分析复杂功能连接的强大的数学工具之一,Amiri等<sup>[28]</sup>采用比例阈值方法将功能连接矩阵构造成二元连接矩阵,保证组网络边缘和节点数量的一致性,使用中心性的一个重要特征“节点度”进行人群的分类,节点度是在一个网络中连接到某节点的边缘总数。

近年来,机器学习算法被用来自动解码隐藏在脑成像数据中的规律,从而预测疾病,在大脑精神疾病人群的诊断方面有较大的优势。其中,聚类算法可以寻找数据内的性质规律,在fMRI的研究中使用最多的是k-means聚类算法。k-means聚类算法主要用来筛选重复出现的dFC状态,经常用来评估患病严重程度与功能连接状态的关系<sup>[25,27,32,34]</sup>;这类方法的好处在于计算速度快,缺点是必须要确定集群编号k,而k值主要与数据类型有关,因此选择合适的k值至关重要。

一般线性模型形式简单、便于建模。回归是找到一个数学模型来尽可能准确地预测输出的标记,通过将输出值与一个设定好的阈值进行比较来划分输入的类别,在健康与患病二分类任务以及疾病亚型多分类任务中有比较好的效果<sup>[19-21,23-24,26]</sup>。此外,集成学习构建并结合多个学习器组成多分类器系统,泛化能力较好<sup>[41]</sup>。Guo等<sup>[33]</sup>采用极端梯度增强、随机决策树、随机森林、AdaBoost和梯度增强这5种集成学习算法完成分类任务;Bohaterewicz等<sup>[19]</sup>也使用梯度提升和随机森林算法进行分类分析。

支持向量机是一种对数据进行二分类的监督学习分类器,分类的边界就是与两类样本有最大间隔的超平面,可解释性强,在功能连接的分类问题上被广泛应用<sup>[9,19,33]</sup>。Zhu等<sup>[38]</sup>使用一种基于相关向量机的多变量模式分析进行分类,相关向量机是一种与支持向量机类似的稀疏学习模型,进行高维特征分类时,稀疏学习可以简化特征,将无关特征剔除,降低分类难度。Sendi等<sup>[18]</sup>使用隐马尔可夫模型(HMM)将不同dFC状态之间的转移概率作为潜在特征,用概率来表征患病严重程度,HMM是一种有向概率图模型,多用于时间序列建模,它的核心是解码输入中隐藏的状态以便进一步分析。

由上述方法可以看出,相较于传统的统计学分析方法,机器学习可选择性多,应用范围广,在处理高维多元特征方面优势明显,近些年来也有很多优秀的工具可供使用,在fMRI脑影像处理方面是一个有力的方法。

## 3 DMN的应用研究

### 3.1 阿尔兹海默症

阿尔兹海默症是一种中枢性神经退化疾病,病因不明确且无法治愈,患者的行为认知功能受损程度会逐渐加深,给个人和国家带来比较大的负担。有研究发现阿尔兹海默症患者、轻度认知障碍患者以及健康

个体两两之间存在不同的DMN网络的功能连接差异,这些差异显示出不同程度的脑连接损伤<sup>[8,10]</sup>。Chen等<sup>[9]</sup>研究大学患者的功能连接出现减少,并且随着认知能力下降,功能连接减小的脑区逐渐增多;Magalhaes等<sup>[6]</sup>将功能连接与认知量表得分进行相关分析得到的结果也为这一结论提供了有力支持。这些研究都为阿尔兹海默症的早期诊断和干预治疗提供了帮助。

### 3.2 抑郁症

抑郁障碍是一种比较典型的情况,长期表现为情绪消沉、兴趣衰减,严重会导致自杀。以往的研究已表明,在抑郁症患者中,DMN的连接性增强是一个普遍的特征<sup>[11-12]</sup>。Cai等<sup>[15]</sup>对9 403名9~11岁青年的研究发现青少年的DMN内功能连接强度与青少年患病的可能性以及父母过去患病的可能性成正比。在抑郁症患者病情发展的过程中,DMN内以及DMN与其他网络之间的功能连接与抑郁严重程度呈现出负相关关系<sup>[14,16]</sup>。此外,有研究发现电休克疗法对DMN的功能连接改善的影响机理,这为临床疗效诊断和恢复提供了有力支持<sup>[11,13]</sup>。

### 3.3 精神分裂症

精神分裂症临床上往往表现为感知、思想和行为上异常以及精神活动的障碍。有研究显示,精神分裂症患者的DMN脑功能连通性存在增大的脑区,也存在减小的脑区,患者在不同功能连接状态之间的转移概率可以表征患病的严重程度<sup>[18]</sup>。此外,DMN内的右侧背外侧前额叶皮层区域结构上的定位归属也与患病严重程度相关<sup>[20]</sup>。患者中的自杀风险与DMN内的功能连接改变相关,利用DMN特征进行区分,准确率可高达70%<sup>[19]</sup>。

### 3.4 癫痫

癫痫是大脑功能障碍的一种慢性疾病,脑部神经异常导致脑功能连通性发生改变。目前对于癫痫的研究已比较全面,癫痫患者的功能连接大部分都是降低的<sup>[23,26]</sup>。Liang等<sup>[25]</sup>研究发现患病时间较长的患者,DMN与其他网络之间的功能连接明显降低,但是患病时间少于5年的患者和健康人的功能连接区别不大,这也显示出癫痫对大脑的损伤特点。Yang等<sup>[27]</sup>对大样本癫痫患者的3种亚型差异研究发现,所有的癫痫患者都表现出脑连接的特异性和异常功能连接状态的不稳定性。

### 3.5 注意缺陷多动障碍

注意缺陷多动障碍是儿童常见的精神障碍疾病之一,会引起认知感觉神经系统功能受损。相较于没有使用合成大麻素的患者,使用合成大麻素的患者功能连接更强,但是和健康对照之间的区别不大<sup>[29]</sup>,这反映了合成大麻素对患者脑连接的影响。此外,可以根据L-胱氨酸与功能连接之间的相关关系来区分患者和健

康人<sup>[30]</sup>。持续注意力不集中多动症(ADHD-I)和多动冲动+注意力不集中多动症(ADHD-C)两类亚型的功能连接都是减少的,但是ADHD-C患者的功能连接减小的脑区更多<sup>[32]</sup>。此外,Guo等<sup>[33]</sup>研究发现依据DMN内和DMN与其他网络之间的功能连接可以有效区分成人特异性和儿童特异性多动症。亚型的区分成果在临床上具有很好的实际作用,对患者亚型的精确定位有助于医学诊疗。

### 3.6 其他疾病

帕金森症是一种多发于老年人的精神障碍疾病,患者临床表现为震颤、肌强直和平衡力差等。Ruppert等<sup>[35]</sup>研究发现认知受损的患者DMN内功能连接是增强的;Wang等<sup>[36]</sup>研究结果进一步证明DMN内部分脑区的功能连接强度与认知呈现正相关关系。

创伤后应激障碍是个体遭遇重大创伤性事件后产生的精神障碍,发病情况难以预测,且临床症状随着年龄增大会发生改变,患者DMN内以及DMN与其他脑网络之间的功能连接与患病严重程度相关。Tessa等<sup>[37]</sup>研究发现,接受认知行为疗法后,创伤后应激障碍患者的DMN脑功能连接降低,表征着患者的症状有所改善,这为临床诊疗提供了一个有利方向。

## 4 总结

DMN概念的提出为精神类疾病的诊疗开辟了一条新的道路。本研究基于fMRI数据,给出最新的研究中学者们计算分析DMN相关功能连接的方法,并分析几种典型的精神障碍疾病所导致的DMN功能连接改变和疾病发展过程中的脑损伤情况。众多研究表明,在精神类疾病患者的大脑中普遍存在着DMN脑区内部的功能连通性异常或者DMN脑区与大脑其他脑区的功能连通性异常。如今研究关注的已经不仅仅是静息态fMRI下患者与健康人之间的脑网络差异,一类疾病下不同亚型患者之间的脑功能连接差异也被挖掘,有助于更加准确地进行疾病诊断。与此同时,患病的严重程度、治疗方法以及药物对脑功能连接的影响也已成为研究重点。在实际的医疗诊断中,依靠这种功能连接的生物信号变异可以更加智能地了解精神疾病患者的脑网络损伤情况。

但是,本研究综述的文章中仅两篇(文献[12]以及文献[21])利用任务态磁共振,任务态有着静息态磁共振无法比拟的优势,它允许我们直接对某个特定脑区的激活和连通性进行分析,研究结果可以更好地支持大脑的功能解释。此外,本研究所用的样本数偏少,这可能导致研究结果具有一定的偶然性甚至出现不一致现象。在未来,任务态功能磁共振与多样本数据下的探索仍有待进一步深入研究。



## 【参考文献】

- [1] Raichle ME, Macleod AM, Snyder AZ, et al. A default mode of brain function[J]. *Proc Natl Acad Sci USA*, 2001, 98(2): 676-682.
- [2] Eyler LT, Elman JA, Hatton SN, et al. Resting state abnormalities of the default mode network in mild cognitive impairment: a systematic review and meta-analysis[J]. *J Alzheimers Dis*, 2019, 70(1): 107-120.
- [3] Harikumar A, Evans DW, Dougherty CC, et al. A review of the default mode network in autism spectrum disorders and attention deficit hyperactivity disorder[J]. *Brain Connect*, 2021, 11(4): 253-263.
- [4] Mohan AR, Aaron J, Mohan A, et al. The significance of the default mode network (DMN) in neurological and neuropsychiatric disorders: a review[J]. *Yale J Biol Med*, 2001, 89(1): 49-57.
- [5] Gusnard DA, Raichle ME. Searching for a baseline: functional imaging and the resting human brain[J]. *NRN*, 2001, 2(10): 685-694.
- [6] Magalhaes TN, Gerbelli CL, Pimentel SL, et al. Differences in structural and functional default mode network connectivity in amyloid positive mild cognitive impairment: a longitudinal study[J]. *Neuroradiology*, 2021, 64(1): 141-150.
- [7] Pietzuch M, Bindoff A, Jamadar S, et al. Interactive effects of the APOE and BDNF polymorphisms on functional brain connectivity: the Tasmanian healthy brain project[J]. *Sci Rep*, 2021, 11(1): 14514.
- [8] Tang FY, Zhu DL, Ma WY, et al. Differences changes in cerebellar functional connectivity between mild cognitive impairment and Alzheimer's disease: a seed-based approach[J]. *Front Neurol*, 2021, 12: 645171.
- [9] Chen HF, Li WK, Sheng XN, et al. Machine learning based on the multimodal connectome can predict the preclinical stage of Alzheimer's disease: a preliminary study[J]. *Eur Radiol*, 2021, 32(1): 448-459.
- [10] Liang LY, Yuan YM, Wei YC, et al. Recurrent and concurrent patterns of regional bold dynamics and functional connectivity dynamics in cognitive decline[J]. *Alzheimers Res Ther*, 2021, 13(1): 28.
- [11] Belge JB, Mulders PC, Van OJ, et al. Movement, mood and cognition: preliminary insights into the therapeutic effects of electroconvulsive therapy for depression through a resting-state connectivity analysis[J]. *J Affect Disorders*, 2021, 290: 117-127.
- [12] Koepfel CJ, Herrmann T, Weidner K, et al. Same salience, different consequences: disturbed inter-network connectivity during a social oddball paradigm in major depressive disorder[J]. *NeuroImage Clin*, 2021, 31(3): 102731.
- [13] Yu RQ, Tan H, Peng G, et al. Anomalous functional connectivity within the default-mode network in treatment-naïve patients possessing first-episode major depressive disorder[J]. *Medicine*, 2021, 100(23): e26281.
- [14] Marchitelli R, Paillere MM, et al. Dynamic functional connectivity in adolescence-onset major depression: relationships with severity and symptom dimensions[J]. *Biol Psychiatr Cogn N*, 2021, 7(4): 385-396.
- [15] Cai Y Q, Elsayed NM, Barch DM. Contributions from resting state functional connectivity and familial risk to early adolescent-onset MDD: results from the adolescent brain cognitive development study[J]. *J Affect Disorders*, 2021, 89(9): S168.
- [16] Fadel E, Boeker H, Gaertner M, et al. Differential alterations in resting state functional connectivity associated with depressive symptoms and early life adversity[J]. *Brain Sci*, 2021, 11(5): 591.
- [17] Dauvermann MR, Mothersill D, Rokita KI, et al. Changes in default-mode network associated with childhood trauma in schizophrenia[J]. *Schizophrenia Bull*, 2021, 47(5): 1482-1494.
- [18] Sendi MS, Zendehrouh E, Ellis CA, et al. Aberrant dynamic functional connectivity of default mode network in schizophrenia and links to symptom severity[J]. *Front Neural Circuit*, 2021, 15: 649417.
- [19] Bohaterewicz B, Sobczak AM, Podolak I, et al. Machine learning-based identification of suicidal risk in patients with schizophrenia using multi-level resting-state fMRI features[J]. *Front Neurosci-Switz*, 2021, 14: 605697.
- [20] Nawaz U, Lee I, Beermann A, et al. Individual variation in functional brain network topography is linked to schizophrenia symptomatology[J]. *Schizophr Bull*, 2021, 47(1): 180-188.
- [21] Stoyanov D, Aryutova K, Kandilarova S, et al. Diagnostic task specific activations in functional MRI and aberrant connectivity of insula with middle frontal gyrus can inform the differential diagnosis of psychosis[J]. *Diagnostics*, 2021, 11(1): 95.
- [22] Jamea AA, Alblowi M, Alghamdi J, et al. Altered default mode network activity and cortical thickness as vulnerability indicators for SCZ a preliminary resting state MRI study[J]. *Eur Rev Med Pharmacol*, 2021, 25(2): 669-677.
- [23] Zhang YD, Huang GZ, Liu MJ, et al. Functional and structural connective disturbance of the primary and default network in patients with generalized tonic-clonic seizures[J]. *Epilepsy Res*, 2021, 174: 106595.
- [24] Zanao TA, Lopes TM, Campos BM, et al. Patterns of default mode network in temporal lobe epilepsy with and without hippocampal sclerosis[J]. *Epilepsy Behav*, 2021, 121(B): 106523.
- [25] Liang XL, Pang XM, Zhao JY, et al. Altered static and dynamic functional network connectivity in temporal lobe epilepsy with different disease duration and their relationships with attention[J]. *J Neurosci Res*, 2021, 99(10): 2688-2705.
- [26] Shu T, Xiao XL, Long ZL, et al. Reduced structural covariance connectivity of default mode network and salience network in MRI-normal focal epilepsy[J]. *Neuroreport*, 2020, 31(18): 1289-1295.
- [27] Yang SQ, Zhang ZQ, Chen HF, et al. Temporal variability profiling of the default mode across epilepsy subtypes[J]. *Epilepsia*, 2021, 62(1): 61-73.
- [28] Amiri S, Jafar MH, Nedam M, et al. Graph theory application with functional connectivity to distinguish left from right temporal lobe epilepsy[J]. *Epilepsy Res*, 2020, 167: 106449.
- [29] Yuncu Z, Celik ZC, Colak C, et al. Resting state functional connectivity in adolescent synthetic cannabinoid users with and without attention-deficit/hyperactivity disorder[J]. *Hum Psychopharm Clin*, 2021, 36(5): e2781.
- [30] Wang LJ, Lin LC, Lee SY, et al. L-Cystine is associated with the dysconnectivity of the default-mode network and salience network in attention-deficit/hyperactivity disorder[J]. *Psychoneuroendocrinology*, 2021, 125: 105105.
- [31] Lin HX, Lin Q, Li HL, et al. Functional connectivity of attention-related networks in drug-naïve children with ADHD[J]. *J Atten Disord*, 2021, 25(3): 377-388.
- [32] Zhang HY, Zhao Y, Cao WF, et al. Aberrant functional connectivity in resting state networks of ADHD patients revealed by independent component analysis[J]. *Bmc Neurosci*, 2020, 21(1): 39.
- [33] Guo XJ, Yao DR, Cao QJ, et al. Shared and distinct resting functional connectivity in children and adults with attention-deficit/hyperactivity disorder[J]. *Transl Psychiat*, 2020, 10(1): 65.
- [34] Gan CT, Ma KW, Wang LN, et al. Dynamic functional connectivity changes in Parkinson's disease patients with rem sleep behavior disorder[J]. *Brain Res*, 2021, 1764: 147477.
- [35] Ruppert MC, Greuel A, Freigang J, et al. The default mode network and cognition in Parkinson's disease: a multimodal resting-state network approach[J]. *Hum Brain Mapp*, 2021, 42(8): 2623-2641.
- [36] Wang QG, He W, Liu D, et al. Functional connectivity in Parkinson's disease patients with mild cognitive impairment[J]. *Int J Gen Med*, 2021, 14: 2623-2630.
- [37] Tessa CV, Carissa LP, Steven EB. Altered resting-state functional connectivity of the default mode and central executive networks following cognitive processing therapy for PTSD[J]. *Behav Brain Res*, 2021, 409: 113312.
- [38] Zhu H, Yuan M, Qiu C, et al. Multivariate classification of earthquake survivors with post-traumatic stress disorder based on large-scale brain networks[J]. *Acta Psychiatr Scand*, 2020, 141(3): 285-298.
- [39] Sarli G, De MM, Hallikainen M, et al. Regional strength of large-scale functional brain networks is associated with regional volumes in older adults and in alzheimer's disease[J]. *Brain Connect*, 2020, 11(3): 201-212.
- [40] Cole MW, Pathak S, Schneider W. Identifying the brain's most globally connected regions[J]. *NeuroImage*, 2010, 49(4): 3132-3148.
- [41] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016: 171-173.
- [41] Zhou ZH. Machine learning[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016: 171-173.

(编辑:谭斯允)