

• 研究方法(Research Method) •

高密度静息态 EEG 数据的开放获取： 现状、挑战与展望*

郭亚彤 胡静怡 雷旭

(西南大学心理学部, 重庆 400715)

摘要 本研究系统分析了高密度静息态脑电(resting-state EEG)开放获取的基本现状、典型应用和未来前景。静息态脑电因其实验简便、成本低廉、无创和高时间分辨率而被广泛使用。目前,国际共享数据集主要来自欧美,以中青年健康人群为主,这些数据集在神经发育、精神疾病识别等基础研究和临床应用领域发挥了重要作用,并在精神疾病的生物标志物研究中取得显著成果。然而,现有数据库在地域、人群、采集范式和队列建设上存在局限。未来,需扩大样本范围,开展多时间点、多生理心理指标的队列研究,发展多中心大样本数据处理工具,充分结合人工智能技术,并注重数据共享的可查找、可访问、可互操作和可重用原则。高密度静息态 EEG 的开放获取将为脑功能精准评估提供强有力的数据支持。

关键词 静息态 EEG, 开放获取, 高密度 EEG, 数据库, FAIR 原则

分类号 B845; B841

1 引言

近年来,大脑在非任务的休息状态下的功能活动得到脑科学领域的广泛关注。这种所谓的“静息态”范式被认为反映了大脑的内在活动,提供了大脑区域如何协同工作的信息(Birn, 2012)。它将神经的自发活动与任务状态区别开来,大量证据表明这些活动可以用来量化行为、反映认知功能和识别疾病(Stam et al., 2014)。静息态脑成像有多种实现形式。脑电图(electroencephalography, EEG)是一种记录头皮电位波动的非侵入性技术(Berger, 1930),具有高时间分辨率和高成本效益,可在毫秒级上洞察大脑动态(Ingber & Nunez, 2011)。静息态脑电(resting-state EEG, rsEEG)是脑电的一种特定应用,定义为被试在不积极参与感觉处理或认知活动时的脑电记录(Khanna et al., 2015)。它了解大脑的自发神经振荡提供了窗

口,反映了大脑内在的连接性与功能结构。近年来相关研究主要侧重于分析特定频段: δ (1~4 Hz)、 θ (4~7 Hz)、 α (8~12 Hz)、 β (12~28 Hz)和 γ (>30 Hz),并分别与不同认知及行为联系起来(Deco et al., 2011)。EEG 的关键优势之一在于其高时间分辨率,能够精确捕捉快速加工的认知和感知过程(Ingber & Nunez, 2011)。同时,EEG 能够在不同环境中记录,增强了测量大脑活动的生态效率(Newson & Thiagarajan, 2019)。此外,EEG 的非侵入性和低成本使其可应用于各年龄段人群和使用场景(Khanna et al., 2015)。

本文将 60 个电极以上的 EEG 记录称为高密度 EEG, 否则为低密度 EEG。高密度与低密度 EEG 在分析性能上存在显著差异。低密度 EEG 仅提供简单网络特征分析,在复杂网络特征上表现逊色(O'Donnell et al., 2021)。并且使用 60 个及以上的电极的高密度脑电系统能够显著提高源定位的准确性(Sohrabpour et al., 2015), 大于 100 个电极的高密度 EEG 系统能够显著降低源定位误差,实现癫痫病灶的准确定位(Lantz et al., 2003; Stoyell et al., 2021)。

收稿日期: 2025-02-17

* 国家自然科学基金面上项目(NSFC32471095)资助。

通信作者: 雷旭, E-mail: xlei@swu.edu.cn

先前的研究发现当电极数目超过 60 个时,在空间分辨率上的增益效应趋于平缓(Sohrabpour et al., 2015)。同时,超高密度 EEG (大于 256)也存在技术上的瓶颈,如邻近电极的生理盐水和电极膏易带来局部短路。即使是经验丰富的技术人员,也需要 1 个小时来完成超高密度 EEG 的佩戴,增加了时间成本(Chu, 2014)。未来随着干电极、微针电极等硬件的成熟,超高密度 EEG 有望极大程度上缩短准备时间,并在数据质量和舒适度方面取得长足进步。

本文关注高密度静息态 EEG 的开放获取情况。首先对已有数据库的被试特征和发布国家地区的分布进行介绍。其次,本文对实验流程和分析技术等基本特点进行了总结归纳。再次,本文详细分析了目前高密度 EEG 的主要研究领域和应用情况。最后,我们总结了静息态 EEG 分析的推荐流程、主要方法和常见工具,并对未来高密度静息态 EEG 的开放获取进行了前景展望。

2 基本现状

2.1 静息态 EEG 和其他模态的对比

静息态脑成像具有多种实现技术。功能性磁共振成像(Functional Magnetic Resonance Imaging, fMRI)是一种通过检测与血流相关的变化来测量和绘制大脑活动的神经影像技术,依赖于血氧水平依赖信号,适用于大脑的解剖结构与功能活动的对应关系的研究(BOLD; Lee et al., 2013)。研究者们通过静息态 fMRI (rs-fMRI)观察到 BOLD 信号存在自发性低频波动,揭示了解剖学上分离的大脑区域之间活动模式的时间序列相关性,并识别出默认网络、额顶注意网络等多个大尺度脑网络(Van Den Heuvel & Pol, 2010)。脑磁图(Magnetoencephalography, MEG)通过分布在头皮表面的高灵敏度磁场传感器捕获大脑产生的微弱磁场(100fT 量级),实现对皮层下活动模式的无创实时监测,广泛应用于深部脑结构快速神经活动信号的探测(Van Diessen et al., 2015)。功能性近红外光谱技术(Functional Near - Infrared Spectroscopy, fNIRS)利用血液主要成分对近红外光良好的散射性,测量神经活动引起的大脑皮层血流动力学变化,多用于自然环境中对特定人群进行长时间记录(Ferrari & Quaresima, 2012)。正电子发射断层扫描(Positron Emission Computed Tomography, PET)

可以无创地检查脑血流、新陈代谢和受体结合等功能,在大脑的长期稳态代谢过程和神经递质系统的研究中最常见(Tai & Piccini, 2004)。

相较而言,尽管 fMRI 具有较高的空间分辨率,但只能间接反映神经活动,且时间分辨率较低。PET 和 fNIRS 也存在类似的低时间精度。大脑的大部分认知加工是在毫秒到秒的时间尺度上进行的,这个时间尺度更适合采用 EEG 和 MEG (Koenig et al., 2005)。由于脑磁场信号相较于地球磁场和外界电磁波干扰过于微弱,需要超导技术和强磁屏蔽,导致 MEG 价格昂贵,可获得性远低于 EEG。EEG 具有高时间分辨率、价格相对低廉、操作简单、便携等特点,使其成为认知神经科学等领域最常用的研究工具之一,覆盖了认知功能研究、临床疾病诊断等领域,具有高普及率。当然,EEG 也存在如空间分辨率较低,易受到来自外界噪音和眼动肌电等伪迹的干扰,和无法反映深部脑结构信号的劣势,需要研究者们辩证看待其研究价值。

2.2 静息态 EEG 指标的重测信度

基于头表 EEG 信号探究认知神经机制,需要信号具有良好的重测信度。用于评估重测信度的常用统计量是组内相关系数(intra-class correlation coefficients, ICC),即个体重复测试的方差与总方差的比率。EEG 信号总体上重测信度较高,其中静息态闭眼状态的 ICC 值比睁眼状态更高,静息态 EEG 的 ICC 普遍比事件相关电位(event-related potential, ERP)高(Duan et al., 2021; 覃慧怡等, 2024)。静息态中 α 频段的重测信度在睁眼和闭眼两种状态下均较高,事件相关电位中简单的认知任务,如精神警觉性任务(psychomotor vigilance test, PVT),重测信度较高。Ding 等人(2022)发现大规模脑网络的重测稳定性受个体状态影响,心理想象任务的重测信度都低于静息态。

近年来,静息态 EEG 频谱的非周期分析得到极大关注,人们发现非周期性活动的重测信度在总体上表现良好(ICC > 0.50; Li et al., 2024),但在任务态中的重测信度会随着任务类型产生变化。上述有关心理测量特性的检验,反映了静息态 EEG 指标具有作为稳定的生物标志物的潜力。

2.3 静息态 EEG 的文献情况

我们回顾了自 2000 年以来发表的研究,在 Web of Science 数据库中对相关文献的发文量进行搜索,发表日期截止至 2024 年 12 月 31 日。将

检索范围限制在 Web of Science 核心数据集, 在静息态 EEG 检索过程中使用了以下关键词的组合: ((TS=(resting state EEG)) OR TS=(resting state Electroencephalography)) OR TS=(resting state Electroencephalogram)。为了探究 EEG 开放获取的情况, 我们选择了以发表科学数据共享和再利用的研究为主的期刊 *Scientific Data*, 统计了其 2000~2024 年间 EEG 相关研究论文年发文量(见图 1)。

从静息态 EEG 发文量的变化趋势来看, 在 2000 年至 2024 年期间发文量稳定增长。*Scientific Data* 杂志 EEG 年发文量自 2014 年 FAIR (Findable, Accessible, Interoperable, and Reusable) 原则提出后发展迅猛, 反映了研究者们对开放科学的热烈响应。总体而言, 静息态 EEG 领域的研究热度在近年来有显著提升。

3 高密度静息态 EEG 公开数据介绍

通过网络搜索, 截止至 2024 年 12 月 31 日收录到 30 个导联数在 60 以上, 被试为清醒静息状态下的静息态 EEG 公开数据库(见表 1)。

3.1 地域分布

在上述数据集中, 来自欧洲和美国的数据库占 73% (22 个), 其余地区的数据集数量较少。特别是非洲地区缺乏符合标准的数据集。特别地, 目前非洲地区本土采集并共享的数据集仅有尼日利亚精神分裂症数据集(NSzED; Olateju et al., 2023)。该数据集旨在改善世界发展和欠发达地区人群高质量 EEG 数据集的短缺情况, 采集了精神分裂症患者和健康被试的任务态和静息态 EEG 数据, 但其导联数为 18 导。目前来自非洲中低收入国家的大脑数据集仍相对匮乏(de Aguiar Neto & Rosa, 2019)。这说明目前数据库中的人种数量在各大洲极不平衡, 研究结果存在推广性的限制。当前国际上实验科学的研究, 普遍面临过度依赖所谓的 WEIRD (Western, Educated, Industrialized, Rich, and Democratic) 样本的问题, 即被试主要集中在西方、受过教育、工业化、富裕和民主国家中的群体(Jones, 2010)。EEG 具有价格低廉、携带方便和简单易操作的优势, 相信未来高密度 EEG 能实现更为广泛的人群覆盖。

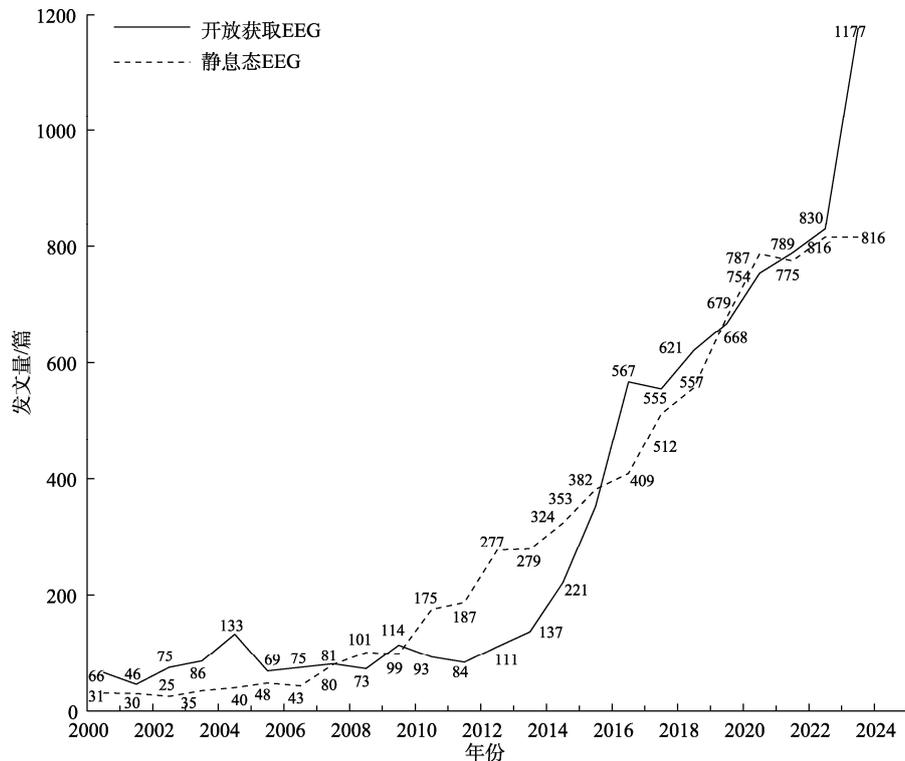


图 1 从 2000 年到 2024 年静息态 EEG 和开放获取 EEG 的论文发表量。

表 1 高密度静息态 EEG 的已有公开数据库情况

序号	数据库名称	网址	被试信息		静息态 EEG 实验参数		任务状态	关键词	采集国家或地区	有无数据库&数据说明文章	数据库&数据介绍文章被引量
			人数	性别 男 女	年龄 范围 均值	其他数据采集模式					
1	多种自发思维状态下的 EEG 重测数据集	https://openneuro.org/datasets/d_s004148/versions/1.0.1	60	28 32	18-28 20.0	量表	63 或 64	睁闭眼	中国	有	21
2	睡眠剥夺的静息态 EEG 数据集	https://openneuro.org/datasets/d_s004902/versions/1.0.5	71	37 34	17-23 20.0	量表	61	睁闭眼	中国	有	20
3	刺激选择性反应调节的静息态 EEG	https://openneuro.org/datasets/d_s003775/versions/1.2.1	111	42 69	17-71 37.6	行为数据	64	闭眼	挪威	有	15
4	首发精神病的静息态 EEG	https://openneuro.org/datasets/d_s003944/versions/1.0.1 ; https://openneuro.org/datasets/d_s003947/versions/1.0.1	62	39 23	20-38 23.8	量表, 临床评估结果, MEG	60	睁眼	美国	有	25
5	发育过程大脑信息处理的多模态资源数据集	https://fcon_1000.projects.nitrc.org/indi/emi_eeg/html	126	69 57	6-44	行为数据, 眼动追踪数据	128	睁闭眼	美国	有	86
6	儿童心理研究所健康大脑网络数据库	https://fcon_1000.projects.nitrc.org/indi/emi_healthy_brain_network/MRI_EEG.html	228	146 82	5-21	量表, MRI	128	睁闭眼	美国	有	567
7	莱比锡心脑身数据库	https://fcon_1000.projects.nitrc.org/indi/retro/MPI_LEMON/downloads/download_EEG.html	228	146 82	20-35; 59-77	量表, MRI, 生理数据 (血压、心率、脉搏、呼吸)	62	睁闭眼	德国	有	360
8	波兰 Nencki-Symfonia EEG/ERP 数据集	http://gigadb.org/dataset/100990	42	20 22	20-34 24.6	行为数据	128	睁眼	波兰	有	6
9	抑郁症静息态 EEG 数据集	https://openneuro.org/datasets/d_s003478/versions/1.1.0	122	74 47	18-24 18.9	行为数据, 部分被试有临床访谈记录	64	睁闭眼	美国	无	23
10	帕金森病患者 Oddball 任务和静息态 EEG 数据集	https://openneuro.org/datasets/d_s003490/versions/1.1.0	50	32 18	48-84 69.5	行为数据	64	睁闭眼	美国	无	5

续表

序号	数据库名称	网址	被试信息			静息态 EEG 实验参数			任务 状态 EEG	关键词	采集 国家或 地区	有无数 据说明 文章	数据库&数 据介绍文章 被引量	
			人数	性别		年龄 范围	导联	采样率 (Hz)						范式
				男	女									
11	英国 EEG, fMRI 和 NODDI 数据集	https://osf.io/94c5t/wiki/home/	17	11	6	32.8	64	1000	睁眼	同步 EEG-fMRI	英国	有	179	
12	土耳其信号处理与信息 PIS-Resting-State-Dataset 系统静息状态数据集	https://github.com/mastaneht/SIS-Resting-State-Dataset	10	4	6	22-45.5	64	2048	睁闭眼	脑机接口	土耳其	有	47	
13	美国德克萨斯州立大学数据集	https://dataverse.tdl.org/dataset.xhtml?persistentId=doi:10.18738/18/EG0LJI	22	11	11	18-26	72	2048	睁闭眼	✓	美国	有	58	
14	运动想象脑机接口数据集	https://gigadb.org/dataset/100295	52	33	19	24.8	64	512	睁闭眼	✓	韩国	有	362	
15	高 γ 频段数据集	https://github.com/robintibor/hi-gh-gamma-dataset	20	11	9	27.5	128	500	睁眼	✓	德国	有	2139	
16	注意力缺陷多动障碍静息态数据集	https://osf.io/azkhs/	43	35	8	9-16	128	500	睁闭眼	运动想象 注意力缺 陷多动症	英国	有	46	
17	运动想象的 EEG 数据集	https://archive.physionet.org/pn4/cegmdb/	109	59	42	19-67	64	160	睁闭眼	✓	美国	有	3659	
18	英国丙泊醇静息态 EEG 数据集	https://www.repository.cam.ac.uk/items/b7817912-50b5-423b-882e-978fb39a49df	20	9	11	30.9	128	250	闭眼	丙泊醇	英国	有	134	
19	自闭症的亚稳态大脑研究的 EEG 数据集	https://osf.io/29qb5/	132	83	79	20-47	63	1000	闭眼	自闭症	日本	无	未提供	
20	抑郁症青少年的静息态 EEG 数据集	https://doi.org/10.17605/OSF.IO/4HQ3Y	85	30	55	13-22	64	1000	睁闭眼	青少年, 抑 郁症	泰国	有	7	

续表

序号	数据库名称	网址	被试信息			其他数据采集模式			静息态 EEG 实验参数		任务 状态 EEG	关键词	采集 国家或 地区	有无数 据说明 文章	数据库&数 据介绍文 章被引量	
			人 数	性 别	年 龄	范 围	均 值	导 联	采 样 率 (Hz)	范 式						
21	波兰 PEARL 神经影像数据库	https://openneuro.org/datasets/d_s004796/versions/1.0.9	192	96	96	50-63	55.1	行为数据, 量表, fMRI, 基因	128	1000	睁闭眼	✓	阿兹海默易感性, 大脑衰老, 遗传	波兰	有	6
22	EEG 微状态与执行功能的相关性数据集	https://openneuro.org/datasets/d_s005305/versions/1.0.1	192	89	103	18-35	24.8	量表	64	512	睁闭眼	✓	执行功能, 微状态	法国	有	0
23	数字广度与休息状态下的 EEG、眼动、心电和血容量变化及行为数据	https://openneuro.org/datasets/d_s003838/versions/1.0.6	86	12	74	18-44	20.5	行为数据, 量表	64	1000	闭眼	✓	认知负荷识别, 认知过裁检测算法	德国	有	3
24	古巴人脑图谱项目	https://chbnp-open.loris.ca/	282	195	87	18-68	31.9	行为数据, 量表, 血液样本, MRI	64 或 120	200	睁眼	✓	神经发育, 健康衰老	古巴	有	51
25	美国爱荷华帕金森睁眼静息数据库	https://openneuro.org/datasets/d_s004584/versions/1.0.0	149	94	55	48-86	69.3	量表	64	500	睁眼		帕金森	美国	有	17
26	认知任务态前后 5 年重测静息态 EEG 数据集	https://openneuro.org/datasets/d_s005385/versions/1.0.2	608	232	376	20-70	44.1	行为数据	64	1000	睁闭眼	✓	认知功能	德国	有	5
27	赌博任务数据集	https://openneuro.org/datasets/d_s004511/versions/1.0.2	44	23	21	20-43	25.2	行为数据	128	3000	闭眼	✓	认知控制	新加坡	无	1
28	催眠技术的安慰剂效应研究 1 数据集	https://openneuro.org/datasets/d_s004572/versions/1.2.1	52	13	39		24.5	行为数据	64	1000	闭眼	✓	催眠	匈牙利	无	未提供
29	精神分裂分析中多模态开放数据集	https://modma.lzu.edu.cn/data/application/#data_1	53	33	20	16-56		人口学信息, 心理评估数据, 行为数据	128	250	闭眼	✓	抑郁症	中国	有	211
30	ABC-CT 数据集	https://nda.nih.gov/edit_collect_on.html?id=2288	399			6-11		行为数据, 临床诊断	128	1000	睁闭眼	✓	自闭症	美国	有	125

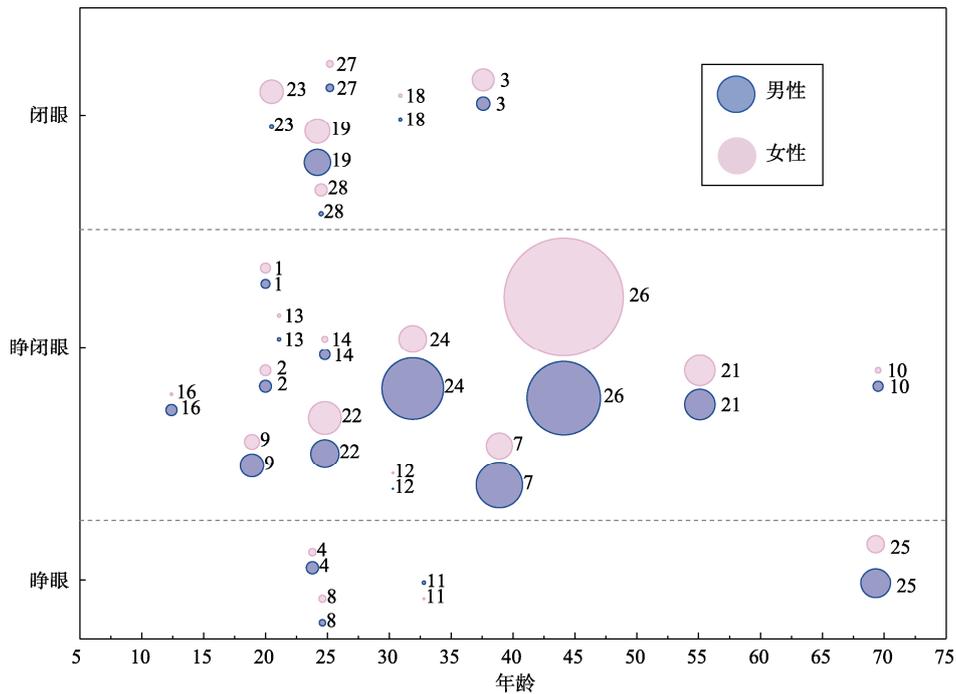


图 2 高密度静息态 EEG 已有公开数据库的指导语、年龄和被试量构成情况。图示旁数字代表表 1 中数据库的编号, 圆圈半径与被试人数成线性关系。彩图见电子版。

3.2 被试特征

静息态 EEG 数据涵盖了从儿童到老年的各个年龄段, 以 18~35 岁的中青年为主体(见图 2)。但对婴幼儿群体, 由于头围小, 目前以 30 左右导联的数据为主。另一方面, 被试类型囊括了健康被试和多种疾病患者群体。数据库的多样性不仅促进了人们对于健康和疾病状态下大脑功能差异的理解, 也推动了个性化医疗和精准医学的发展。

目前单个时间点采集的横断面数据较多。仅有 4 个数据库存在 2~3 次的纵向追踪采集。但对于基础研究特别是神经发育而言, 需要多个时间点的追踪数据, 进而刻画出全生命周期中大脑的发育、成熟和衰老的全过程。较少的样本量和采集次数将限制神经发育研究的推广性, 难以揭示普遍的神经发育规律。对于临床研究而言, 患者数据过少会限制疾病病理机制的探索, 降低发现生物标志物的可能性, 进而影响疾病的早期诊断和干预策略的制定。

3.3 数据类型

多数数据库包含多个模态的脑成像信息, 还包括其他生理或行为数据。例如莱比锡脑身

数据库(Babayan et al., 2019)提供了认知、情感和生理等方面丰富的多模态数据。多模态数据对于深入理解大脑功能与结构关系至关重要, 不同模态可以在时空精度上实现优势互补, 并且其整合能提高疾病诊断准确性和治疗效果评估(雷旭, 尧德中, 2014)。多模态也带来了数据处理和分析上的挑战, 需要研究者具备跨学科的知识和技术。

3.4 数据库应用情况

在本文中, 某些数据集作为研究论文的原始数据被作者团队发布, 我们将基于该数据集发布的实验论文也视作数据介绍文章。在对 30 个 EEG 数据库的分析中, 我们发现 25 个数据库有数据介绍文章发表, 占总数据库的 83%。这些有数据介绍文章的数据库平均被引次数为 326 次, 而部分没有数据介绍文章的数据库尚未被引用。这一显著差异表明, 发表数据介绍文章对于提升数据库的引用率具有重要作用。

为提高 EEG 数据库的引用率, 建议研究者在数据库上线时同步发表数据介绍文章, 以便更好地推广数据库。同时, 数据库的长期维护和更新

也是提升引用率的关键因素。未来,随着更多高质量数据库的上线和数据介绍文章的发表,我们期待看到更多具有影响力的研究成果。

4 静息态 EEG 公开数据的典型应用

由于部分已发表研究未满足本文静息态或 60 导联以上的要求,我们接下来从广义上探讨公开数据库的典型应用。

4.1 在睡眠-觉醒机制中的应用

在探讨睡眠-觉醒机制方面目前已有多个数据库,这些数据不仅可以用于研究睡眠剥夺对认知功能的影响,也为探索睡眠与觉醒的神经机制提供了可能。Zhang 等人(2023)发现前额叶 γ 波功率较低的个体在睡眠剥夺后更可能出现反应性攻击行为的增加,表明静息态 EEG 可能是预测睡眠剥夺后攻击性行为的潜在生物标志物。

目前多导睡眠脑电图(polysomnogram, PSG)的公开数据库较多,如蒙特利尔睡眠研究档案(O'reilly et al., 2014),有的数据还和 fMRI 进行了同步采集(Sterpenich et al., 2021)。但这些数据库电极一般为 8 导,故没有纳入到本文的分析中。未来可以尝试将高密度静息态 EEG 与 PSG 相结合,来开展睡眠-觉醒机制的研究。

4.2 在神经发育中的应用

由于记录过程对跨年龄段被试的包容性,利用静息态 EEG 从婴幼儿、儿童、青少年、成年到健康老年人建立全生命周期的数据库,有助于科学理解整个生命周期中的大脑发育。随着公开数据库的建立,研究人员能够访问大规模的静息态 EEG 数据,这对于探究健康和疾病状态下的神经发育模式至关重要。例如,利用古巴人脑图谱数据库,研究者发现婴儿大脑成熟过程中 EEG 连接性的变化与大脑的突触生成、髓鞘形成以及早期右半球优势具有同步性(Bosch-Bayard et al., 2022)。借助发育过程大脑信息处理的多模态资源数据集中大规模儿童多模态数据,研究发现多模态网络属性能有效识别特定年龄段的正常发育状态和精神障碍,为评估大脑年龄和诊断发展中的精神健康问题提供可靠途径(Jiang et al., 2024)。

4.3 在神经精神疾病中的应用

静息态 EEG 在临床研究领域主要应用于识别神经精神疾病的生物标志物,主要包括阿尔茨海

默病(Meghdadi et al., 2021)、自闭症(Heunis et al., 2016)、抑郁症(Sun et al., 2023)、失眠(Shi et al., 2024)和癫痫(Cecchetti et al., 2021)等。目前已有美国国家自闭症研究数据库(NDAR)等大型数据库,为探究疾病相关的特殊神经振荡提供了保障。通过对静息态 EEG 信号的挖掘,研究者发现携带 APOE 和 PICALM 基因风险等位基因的中年健康个体表现出 EEG “慢化”、信号复杂性降低以及潜在的功能连接变化,这些特征可能预示着未来患阿尔茨海默病的风险(Dzianok et al., 2025)。对于自闭症的早期诊断,Huberty 等人(2021)基于国际婴儿 EEG 数据整合平台中 432 名被试的共享 EEG 数据,分析发现自闭症家族风险可预测 EEG 频谱功率的初始水平和变化趋势。例如通过分析莱比锡心脑身数据库中脑健康指标,研究者们发现即使在缺乏公认的癫痫样活动时,这些指标也能指示癫痫的可能性并帮助确定癫痫发作的大脑偏侧化,提高在缺乏癫痫样活动时诊断癫痫的成功率(Varatharajah et al., 2020)。利用已有的共享数据集,研究者构建了基于 EEG 信号的疾病分类或预测模型(Kabbara et al., 2022)。Tang 等人(2024)则利用公共 ABC-CT 静息态 EEG 数据集,在单被试和跨被试实验中,建立了准确率在 85% 以上的诊断模型。另有研究者基于 2 个 19 导的共享 EEG 数据集(Dataset A&B),提出了阿尔茨海默症(AD)诊断的深度集成学习(DEL)模型,该模型在 AD 分类上平均准确率达到 97.9%,显示出极高的诊断准确性(Nour et al., 2024)。这不仅为神经精神疾病的诊断提供了新的视角,还为开发新的诊断工具和干预措施提供了科学依据。

借助微状态分析提取 EEG 信号中的信息,研究者发现抑郁症患者在治疗前后的微状态特征具有显著差异。微状态 C 与抑郁症状的严重程度相关。微状态 D、E 可作为预测重复经颅磁刺激治疗反应的生物标志物,抑郁症和失眠患者的大脑网络时空动态可能因视觉网络的微状态 B 异常而变化。以上均表明 EEG 微状态或成为区分抑郁和失眠的关键神经生物学指标(Cao et al., 2024)。

5 进展和趋势

5.1 静息态 EEG 分析方法

原始 EEG 数据包含神经电活动、生理伪迹和非生理噪音,所以需要通过预处理提高数据的信

噪比。静息态 EEG 预处理通常由以下步骤组成: 信号去噪、去除伪迹、基线校正、重参考、调整采样率、剔除坏导坏段和信号分解(Shoka et al., 2019)。预处理步骤和顺序通常根据研究设计和数据特点来确定(Martinek et al., 2021)。传统的预处理方法依赖于大量人工判读, 对研究者的经验有较高的要求, 耗费大量时间成本, 且数据处理的结果具有主观性。

现在已出现大量标准化预处理流程和开源工具箱, 为大规模 EEG 数据的预处理提供了新思路。分布式计算框架通过将数据和计算任务分配到多个计算节点上, 显著提高了处理效率。同时, 标准化预处理流程的出现减少了因数据处理差异导致的偏差。在此背景下, 出现了多种适应透明性、开放获取和大数据处理需求的开源工具包和批量数据处理管道(pipeline)。PREP 流程是一种针对静息态 EEG 数据的标准化预处理方法, 通过多窗口谱分解技术去除噪声, 避免传统带阻滤波器可能引入的信号失真。通过检测和插值, 逐步估计出真实信号, 显著减少了噪声通道对数据的污染。PREP 通过将数据处理分为多个阶段, 每个阶段可充分利用并行计算资源, 同时支持分布式计算(Bigdely-Shamlo et al., 2015)。Automagic 是一个用于静息态 EEG 数据标准化预处理的开源 MATLAB 工具箱。它整合了多种现有预处理方法, 如坏通道检测、滤波、ICA 等, 并倡导基于绝对信号强度的质量评估指标。它还支持对动态增长的研究数据进行管理, 可以持续跟踪已预处理的数据集, 并在数据不断增加时保持各项设置固定, 因此能够适应长期的、大规模的、标准化的分布式数据处理需求(Pedroni et al., 2019)。DISCOVER-EEG 则是另一个自动预处理的工具, 它调用了 EEGLAB 和 FieldTrip 这两个工具包来提取和可视化脑功能特征(Gil Ávila et al., 2023)。具有自动化批处理能力的开源工具包促进了大型 EEG 数据集的整合、再利用和分析, 有助于研究者们更快构建一个高效、灵活且具有实践操作性的 workflow, 进而对大规模数据实现有效挖掘。

静息态 EEG 分析方法多样, 涵盖时域、频域、时频域及复杂网络等多个层面。时域分析如波幅分析和峰值检测, 通过直接提取波形特征来量化心理过程, 操作简单, 可解释性强。频域分析主要是功率谱分析, 能将时域信号转换为频域, 呈现

脑电节律分布。时频变换包括短时傅里叶变换和小波分析等, 可同时捕捉时间和频率信息, 反映非平稳信号的动态特性。复杂网络分析, 如无标度和小世界分析, 基于多电极数据, 可揭示脑网络整体的拓扑特性。功能连接分析包括相干性分析和同步性分析, 可从线性和非线性等角度评估脑区间的功能连接。有效连接分析, 如动态因果模型和转移熵, 进一步探索脑区间的因果关系和信息流动。空间分析中的微状态分析, 通过全脑电极捕捉快速变化的脑网络动态。源定位则用于定位大脑活动的皮层来源, 进而重建出神经活动的时空过程。目前, 除了上述传统分析方法外, 涌现出了多种新兴的分析方法, 如非线性神经动力学、复杂网络和非周期功率谱分析等。非线性神经动力学通过熵和信息量等指标捕捉脑电的非线性特征。复杂网络将大脑视为一个复杂系统, 通过图论分析网络的拓扑结构, 以理解大脑系统级的整体特征(Li et al., 2020)。非周期功率谱分析聚焦于非周期成分, 通过提取其指数和偏移量来反映神经元兴奋与抑制的平衡, 可以区分不同脑状态和神经疾病(胡静怡 等, 2025)。

可以看出, 静息态 EEG 分析方法正从关注节律、线性和局部的活动, 逐渐向去周期化、非线性和网络化的方向的发展。我们将静息态 EEG 的主要分析方法整理在表 2 中。

现有的工具包已具备了数据预处理、频谱分析、源定位以及微状态分析等功能, 大多还提供了便于操作的用户界面(见表 3)。EEGLAB 工具包用于处理连续和事件相关的电生理数据, 提供便于操作的用户界面和结构化的编程环境。Brainstorm 提供了直观简洁的用户界面, 但高级分析需要调用函数。Fieldtrip 提供预处理和多种高级分析方法, 但需要一定的编程基础。MNE-Python 是 MNE 的子项目, 在可视化输出方面具有优势。LORETA 及其衍生工具包(sLORETA/eLORETA)可对 EEG 信号进行溯源分析, 计算源空间上的功能连接。EMEGS 可用于数据的预处理、分析及可视化。SPM 能够处理包括 fMRI 在内的多种神经影像数据。MICROSTATELAB 是基于 EEGLAB 开发的工具包, 能够标准化地识别、可视化和量化脑电微状态。FOOOF 是一个量化 1/f 活动的频谱特征的 Python 工具包, 可提取周期性和非周期性成分。

表 2 静息态 EEG 的主要分析方法

分析层次	具体方法	电极数	描述
时域分析	波幅分析 峰值检测	单电极	直接从时域中提取相关波形特征
频域分析	功率谱分析 非周期功率谱分析 时频变换 小波分析	单电极	通过把波幅随时间变化的信号转换为 EEG 功率随频率变化的谱图, 得到 EEG 信号中各个节律的分布与变化情况 提取和分析信号中的非周期性成分, 这些成分反映了信号的非平稳特性和复杂性。 将信号从时域或频域转换为时频域, 从而同时捕捉信号的时间和频率信息。 将信号分解为不同时间尺度和频率成分的小波基函数, 能够同时捕捉信号的时间和频率信息。
空间分析	微状态分析 源定位分析	全脑电极 全脑电极	通过分析 EEG 信号的头皮电位场配置, 识别出一系列离散、短暂且相对稳定的大脑功能状态 将头皮电极记录到的 EEG 信号通过计算识别到产生电活动的大脑皮层或脑内的特定区域
连接分析	功能连接分析 同步性分析 有效连接分析	两个电极 两个电极 多电极 多电极 两个电极	评估两个信号在特定频率下的线性相关性。 关注相位锁定值、相位滞后指数和相位一致性等指标, 用于评估功能连接, 即不同脑区的活动是否同步 用于评估大脑区域之间的有效连接, 描述脑区之间的动态交互和因果关系的强度和方向。 评估一个信号对另一个信号的预测能力, 揭示信号间的信息流动。 评估一个脑区对另一个脑区的因果影响, 适用于分析 EEG 信号中的因果关系
复杂网络分析	无标度分析 小世界分析	多电极 多电极	探讨脑网络的拓扑特性, 尤其是其是否具有无标度网络的特性 一种基于图论的方法, 用于评估脑网络的拓扑特性, 表明网络在局部连接和远程连接之间取得了平衡

表 3 静息态 EEG 常用的分析软件

软件名称	语言	参考文献	主要功能
EEGLAB	MATLAB	Delorme & Makeig, 2004	
BrainStorm		Tadel et al., 2019	预处理, 频谱分析
Fieldtrip		Oostenveld et al., 2011	
SPM		Ashburner, 2012	频谱分析, 源定位
MICROSTATELAB		Nagabhushan Kalburgi et al., 2024	微状态分析
EMEGS (electromagnetic encephalography software)		Peyk et al., 2011	预处理, 源定位, 频谱分析
DISCOVER-EEG		Gil Ávila et al., 2023	预处理, 神经标志物识别
MNE-Python	Python	Gramfort et al., 2013	源定位
FOOOF		Donoghue et al., 2020	非周期功率谱分析
LORETA	C++	Pascual-Marqui et al., 2002	源定位

上述软件大多基于 MATLAB 与 Python 开发, 为不同语言习惯和编程水平的用户提供了从基础到高阶的分析功能。随着分析技术的进步, 相信未来会有更多用户友好、方便易用的工具包出现。

5.2 人工智能

人工智能(artificial intelligence, AI)在静息态 EEG 数据分析方面得到了广泛应用。人工智能的利用标准化了 EEG 数据的处理, 减少了人类评估

者主观决策的影响, 提供了一种更客观和透明的方法, 并在可靠性方面得到了验证(Hatz et al., 2015)。研究者还开发了静息态 EEG 的计算机辅助评分工具, 可更高效地处理大型数据集(Fraschini et al., 2022)。

目前, 人工智能已在精神疾病诊断中广泛应用。Tzamourta 等人(2021)回顾了 2009 年至 2020 年间 49 项机器学习算法在静息态 EEG 记录的阿尔茨海默病(Alzheimer's Disease, AD)分析中的应用, 多数研究采用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)从 α/θ 比值等指标上对阿尔茨海默病进行诊断。静息态 EEG 振荡可通过随机森林(Random Forest, RF)回归建模作为跨诊断预测认知功能的指标, 特定频段的 EEG 振荡可成功预测执行功能等认知测试表现, 且不同诊断类别间认知表现无显著差异(Sargent et al., 2021)。更有研究者通过静息态 EEG 数据和其他补充数据, 使用支持向量机、随机森林和弹性网络(Elastic Net, EN), 基于功率谱密度(Power Spectral Density, PSD)和功能连接(Functional Connectivity, FC)特征建立多种精神疾病的分类模型, 预测精神分裂症、创伤应激相关障碍、焦虑障碍等 6 种精神障碍, 准确率在 74.52%至 93.83% (Park et al., 2021)。

虽然机器学习目前已在认知检测, 精神疾病诊断等方面已有了很多探索和成果, 但 EEG 信号具有频谱、连接性、微状态等不同层次的特征, 易形成高维度特征集, 传统机器学习方法依赖人工特征工程, 难以有效表征神经生理数据中的高阶非线性特征, 且易受维度灾难问题制约。相对于传统的机器学习, 深度学习有效解决了传统分析方法的诸多局限。深度学习通过自动提取特征、建模时间依赖性以及增强对信号变异性的鲁棒性, 自动学习复杂的诊断相关模式, 并将其输入分类器以完成特定的神经诊断任务, 目前, 已得到大规模应用。通过深度卷积神经网络(Deep Convolutional Neural Network, DCNN)模型, 研究者成功识别出与特定认知状态和行为模式相关的 EEG 特征(Gemein et al., 2024)。深度卷积神经网络在性别预测中也具有突出表现, 平衡准确率达到了 84.1% (Khayretdinova et al., 2024)。深度学习还用于预测大脑年龄, 为理解认知发展和老化提供了新视角(Gemein et al., 2024)。特别是在临床领域, 可应用深度学习实现精准诊断、建立稳健的

神经精神疾病诊断模型。Lin 等人(2024)重点比较了传统机器学习与深度学习方法在特征提取和抑郁症诊断中的表现, 他们发现深度学习能够自动学习复杂特征表示并且在处理大规模数据集时更具优势。具体而言, 在建立抑郁症诊断模型时, Khan 等人(2024)所建立的 2D-CNN 模型准确率高达 100%; Duan 等人(2020)建立的 DeprNet 结合卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)和长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM), 准确率为 99.37%; Wan 等人(2020)的 HybridEEGNet 准确率为 99.12%; Xu 等人(2023)的 CNN-LSTM 模型准确率 99.9%。研究者们还利用深度学习建立了帕金森病(Parkinson's Disease, PD)分类模型, 在对帕金森患者和健康对照组进行分类时, 模型达到了 99.2%的准确率、98.9%的精确率和 99.4%的召回率。此外, 该模型对多巴胺药物效果敏感, 为帕金森病的辅助诊断和病情监测提供了有力工具(Lee et al., 2021)。

然而, 现有的静息态 EEG 研究仍然面临两大挑战: 一是缺乏大规模数据集用于稳健特征的提取和评估; 二是通用模型受限于电极分布、数据格式和采样率等, 仅能在单数据集上建模。基于此, 研究者们提出了多个 EEG 大模型。

EEG 大模型展现出优异的性能, 显著提升了分类的准确性。BrainWave 是基于 16000 名被试共 40000 小时数据的 EEG 大模型, 能够从复杂的 EEG 数据中提取高度可区分的特征并具备领域迁移的能力。在癫痫发作检测任务中 BrainWave 的平均曲线下面积达到 91.93%, 显著优于其他模型(Yuan et al., 2024)。EEGPT 则通过自回归预训练的方式, 采用电极建模策略, 整合了 138 个电极的数据, 积累了 3750 万预训练样本。能够精准捕捉 EEG 数据的时间序列依赖性。EEGPT 在情绪识别任务中的平均准确率比传统模型提高了 5.07%, 在睡眠阶段分类任务中提高了 11.20% (Yue et al., 2024)。LEAD 是首个针对阿尔茨海默病 EEG 检测的大模型。该模型在样本级和被试级分类任务中表现出色, 与现有方法相比分数最高提升 9.86%。LEAD 通过样本级和被试级的对比学习, 有效提取了对疾病检测至关重要的 EEG 特征, 同时将个体间差异的干扰降到最低(Wang et al., 2025)。

值得一提的是, 静息态 EEG 具有采集方式简

单、无需外界刺激、被试群体广、多场景适配的特点。结合可穿戴设备,非常有潜力形成万人以上大样本数据集。EEG 大模型为静息态 EEG 数据的扩充提供了新的出路。FEMBA 采用双向状态空间建模,相较于传统的变换器(Transformer)架构极大地提高了处理大规模 EEG 数据的效率并降低了计算成本。该模型提供了不同大小的模型变体,其中微小模型(7.8M 参数)在资源受限的设备上表现出色,为可穿戴设备的实时 EEG 监测提供了可能(Tegon et al., 2025)。人工智能还可用于静息态 EEG 数据生成。Pan 等人(2024)利用深度学习方法生成合成 EEG 数据,这些数据在频率特征上与真实数据高度一致,用于训练时分类准确率最高提高了 35.67%。Carrle 等人(2023)基于公开数据集采用条件 Wasserstein 生成对抗网络(Conditional Wasserstein Generative Adversarial Network, cWGAN)生成与真实数据在时域和频域上高度相似的数据,提升了近 10%的重度抑郁症诊断准确率。Farahzadi 等人(2025)基于莱比锡心脑身数据库,生成的 EEG 信号在统计和频谱特征一致性方面和真实数据几乎没有差异。

随着人工智能技术的迅猛发展,人工智能在静息态 EEG 中的应用必将持续扩大。与大样本数据库相结合,未来研究者们将识别出更多神经精神疾病的 EEG 标记物,进一步提高诊断准确性和促进个性化医疗方法,同时简化诊断过程,改善患者的预后效果,建立疾病诊断的精准模型(Kurbatskaya et al., 2023)。人工智能特别是 EEG 大模型有望扩充已有的静息态 EEG 数据,打破被试群体和大脑状态的限制,解决特定临床场景下 EEG 数据的匮乏问题。目前静息态 EEG 已经成为电生理结合人工智能的先行示范领域。

6 讨论

6.1 数据共享的 FAIR 原则

国际数据贡献的 FAIR 原则(可查找、可访问、可互操作、可重用)。为数据共享提供了明确的指导框架。该框架旨在提升数据的透明性和公平性,确保数据能够在不同研究者之间高效共享和利用(Wilkinson et al., 2016)。然而,当前 EEG 数据共享仍面临诸多挑战。不同实验室使用不同的采集设备和数据格式,限制了数据的可访问性和可操作性。

共享数据的存储和流通需要有通用的 EEG 数据共享格式。EEG 的脑成像数据结构(Brain Imaging Data Structure, BIDS)是一种国际公认的 EEG 数据格式标准,定义了数据的目录结构、文件命名规则和元数据格式(Gorgolewski et al., 2016)。该标准通用于包括 Openneuro 在内的多个数据共享平台。EEG-BIDS 规范要求以被试为单位来进行数据组织,每个被试的数据目录包含多个实验和数据模态的子目录,并配备描述数据集的说明文档。可以通过多种工具包和软件将原始 EEG 数据转换为 BIDS 格式:(1)EEG 分析包中包含的 BIDS 转换器;(2)用于数据查询和相关操作的通用工具,例如 PyBIDS 和 BIDS-MATLAB;(3) BIDS 分析工具如 BIDS Apps。EEG 信号常见的存储格式有 EDF、GDF 等。各个格式间的转化常需要借助其他外部工具,给数据集的共享和流通造成了障碍。其中,EDF 格式及其扩展版本 EDF+格式是电生理信号最常见的存储格式,简单且通用性强,支持多种类型生理信号的存储。包括文件头和数据两个部分,文件头信息记录了信号的采样率、通道数、信号类型等基本信息,数据部分则按通道存储了具体的信号值。目前 EEG-BIDS 也将 EDF 作为其推荐格式。

通过 FAIR 原则的实施特别是 EEG-BIDS 的推广,有望进一步推动静息态 EEG 的数据共享。

6.2 我国静息态 EEG 研究发展动态

目前我国共享的数据集数量相对较少,已公开的数据集包括睡眠剥夺的静息态 EEG 数据(Xiang et al., 2024),精神障碍分析中多模态开放数据集(Cai et al., 2022)等。国内脑科学研究领域更倾向于共享静息态 fMRI 数据,而 EEG 数据由于其易获得性和较为严重的噪声问题,公开数据集数量较少。另一方面,国内已启动多个大规模的 EEG 和脑机接口项目,将极大丰富国内脑电数据的采集和共享。例如中国脑计划,旨在建立中国人脑健康的多维度大数据库,为重大脑疾病的精准诊断和干预提供支持(陆林等, 2022)。在分析软件方面,国内学者开发的参考电极标准化技术(Reference electrode standardization technique, REST),可实现多通道 EEG 记录转换为近似零参考,从而降低其他参考带来的潜在偏差(Dong et al., 2017)。

为提升我国静息态 EEG 研究的国际影响力,

应大力推行开放科学文化, 促进国际合作。相信未来国内 EEG 数据的共享和分析软件的开发将取得更多成果, 为全球脑科学研究贡献更多的中国智慧。

6.3 对脑健康的意义

未来研究可通过构建大规模队列研究来进一步扩展静息态 EEG 的应用领域。静息态 EEG 易于采集, 适应人群广泛, 适合建立大规模数据库。然而, 高密度、高采样率数据集的稀缺限制了它的应有推广。我们建议研究者有计划地建立静息态 EEG 大数据库, 重点推进以下几个方向: (1) 扩大数据库的规模和提高质量; (2) 临床领域数据覆盖更广泛的神经精神疾病群体, 如癫痫、精神分裂症、孤独症等; (3) 重视婴幼儿、青少年和老年群体数据库的构建, 实现各生命周期的全覆盖。此外, 纵向队列研究的设计有助于追踪大脑活动模式随年龄的变化, 这对于理解神经退行性疾病和认知老化过程至关重要。

技术的进步将是静息态 EEG 发展的重头戏。首先, 电极类型将会更具多样性, 如柔性电极和干电极的使用, 在长时程记录上将有望长足发展; 其次, 图像识别的进步将使电极定位更加便捷高效; 最后, 人工智能技术的融合将为静息态 EEG 数据分析提供新的视角, 机器学习和深度学习将极大提高数据处理的效率和精确度, 甚至将从技术层面上大幅度扩充现有的数据集。我们期望通过人工智能揭示 EEG 数据中更加精确的生物标志物, 从而为早期干预和个性化治疗提供客观指标。

结合大样本队列实验, 传感器技术和人工智能技术, 未来有望构建更加精确的大脑功能网络模型, 为神经精神疾病的病理机制提供新的见解。这不仅将推动基础神经科学的研究, 也将为临床实践带来革命性的变革, 特别是在疾病预防、早期诊断和治疗策略的制定上。静息态 EEG 的开放获取必将为全球范围内的脑健康提供科学依据和技术支持。

7 结论

高密度静息态 EEG 数据的开放获取对于推动认知神经科学的进展具有重要意义。通过对现有公开数据库的汇总和分析, 我们可以看到静息态 EEG 对揭示大脑内在活动模式、理解神经精神疾病的生物标志物以及探索人类认知和行为的神经

基础等至关重要。但目前公开获取的数据集在地理分布、被试人群以及应用领域上仍不均衡。未来需要构建更加规范和多样的数据库, 开发更加先进的数据处理工具, 以促进高密度静息态 EEG 数据的有效利用。随着技术的进步和数据共享文化的成熟, 我们相信, 高密度静息态 EEG 将为揭示人类大脑的奥秘提供强有力的数据支持。

参考文献

- 胡静怡, 白朵, 雷旭. (2025). 静息态 EEG/MEG 的非周期成分: 分析流程、应用进展和未来前景. *心理科学进展*, 33(8), 1321-1339.
- 雷旭, 尧德中. (2014). *同步脑电-功能磁共振(EEG-fMRI)原理与技术*. 北京: 科学出版社.
- 陆林, 刘晓星, 袁凯. (2022). 中国脑科学计划进展. *北京大学学报(医学版)*, 54(5), 791-795. <https://doi.org/10.19723/j.issn.1671-167X.2022.05.002>
- 覃慧怡, 汪玉林, 雷旭. (2024). 头皮脑电重测信度的研究进展. *中国生物医学工程学报*, 43(1), 106-116.
- Ashburner, J. (2012). SPM: A history. *NeuroImage*, 62(2), 791-800.
- Babayan, A., Erbey, M., Kumral, D., Reinelt, J. D., Reiter, A. M., Röbbig, J., ... Bazin, P.-L. (2019). A mind-brain-body dataset of MRI, EEG, cognition, emotion, and peripheral physiology in young and old adults. *Scientific Data*, 6(1), 1-21.
- Berger, H. (1930). Electroencephalogram of humans. *Journal für Psychologie und Neurologie*, 40, 160-179.
- Bigdely-Shamlo, N., Mullen, T., Kothe, C., Su, K.-M., & Robbins, K. A. (2015). The PREP pipeline: Standardized preprocessing for large-scale EEG analysis. *Frontiers in Neuroinformatics*, 9, 16.
- Birn, R. M. (2012). The role of physiological noise in resting-state functional connectivity. *NeuroImage*, 62(2), 864-870.
- Bosch-Bayard, J., Biscay, R. J., Fernandez, T., Otero, G. A., Ricardo-Garcell, J., Aubert-Vazquez, E., Evans, A. C., & Harmony, T. (2022). EEG effective connectivity during the first year of life mirrors brain synaptogenesis, myelination, and early right hemisphere predominance. *NeuroImage*, 252, 119035.
- Cai, H., Yuan, Z., Gao, Y., Sun, S., Li, N., Tian, F., ... Li, X. (2022). A multi-modal open dataset for mental-disorder analysis. *Scientific Data*, 9(1), 178.
- Cao, Q., Wang, Y., Ji, Y., He, Z., & Lei, X. (2024). Resting-state EEG reveals abnormal microstate characteristics of Depression with Insomnia. *Brain Topography*, 37(3), 388-396.
- Carrle, F. P., Hollenbenders, Y., & Reichenbach, A. (2023). Generation of synthetic EEG data for training algorithms supporting the diagnosis of major depressive disorder. *Frontiers in Neuroscience*, 17, 1219133.

- Cecchetti, G., Agosta, F., Basaia, S., Cividini, C., Corsi, M., Santangelo, R., ... Filippi, M. (2021). Resting-state electroencephalographic biomarkers of Alzheimer's disease. *NeuroImage: Clinical*, *31*, 102711.
- Chu, C. J. (2014). High density EEG—What do we have to lose? *Clinical Neurophysiology*, *126*(3), 433-434.
- de Aguiar Neto, F. S., & Rosa, J. L. G. (2019). Depression biomarkers using non-invasive EEG: A review. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, *105*, 83-93.
- Deco, G., Jirsa, V. K., & McIntosh, A. R. (2011). Emerging concepts for the dynamical organization of resting-state activity in the brain. *Nature Reviews Neuroscience*, *12*(1), 43-56.
- Delorme, A., & Makeig, S. (2004). EEGLAB: An open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics including independent component analysis. *Journal of Neuroscience Methods*, *134*(1), 9-21.
- Ding, L., Duan, W., Wang, Y., & Lei, X. (2022). Test-retest reproducibility comparison in resting and the mental task states: A sensor and source-level EEG spectral analysis. *International Journal of Psychophysiology*, *173*, 20-28.
- Dong, L., Li, F., Liu, Q., Wen, X., Lai, Y., Xu, P., & Yao, D. (2017). MATLAB toolboxes for reference electrode standardization technique (REST) of scalp EEG. *Frontiers in Neuroscience*, *11*, 601.
- Donoghue, T., Haller, M., Peterson, E. J., Varma, P., Sebastian, P., Gao, R., ... Knight, R. T. (2020). Parameterizing neural power spectra into periodic and aperiodic components. *Nature Neuroscience*, *23*(12), 1655-1665.
- Duan, L., Duan, H., Qiao, Y., Sha, S., Qi, S., Zhang, X., ... Wang, C. (2020). Machine learning approaches for MDD detection and emotion decoding using EEG signals. *Frontiers in Human Neuroscience*, *14*, 284.
- Duan, W., Chen, X., Wang, Y.-J., Zhao, W., Yuan, H., & Lei, X. (2021). Reproducibility of power spectrum, functional connectivity and network construction in resting-state EEG. *Journal of Neuroscience Methods*, *348*, 108985.
- Dzianok, P., Wojciechowski, J., Wolak, T., & Kublik, E. (2025). Alzheimer's disease-like features in resting state EEG/fMRI of cognitively intact and healthy middle-aged APOE/PICALM risk carriers. *Journal of Alzheimer's Disease*, *104*(2), 509-524. <https://doi.org/10.1177/13872877251317489>
- Farahzadi, Y., Ansarinia, M., & Kekecs, Z. (2025). YARE-GAN: Yet another resting state EEG-GAN. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2503.02636>
- Ferrari, M., & Quaresima, V. (2012). A brief review on the history of human functional near-infrared spectroscopy (fNIRS) development and fields of application. *NeuroImage*, *63*(2), 921-935.
- Fraschini, M., La Cava, S. M., Rodriguez, G., Vitale, A., & Demuru, M. (2022). Scorepochs: A computer-aided scoring tool for resting-state M/EEG epochs. *Sensors*, *22*(8), 2853.
- Gemein, L. A., Schirrmeyer, R. T., Boedecker, J., & Ball, T. (2024). Brain age revisited: Investigating the state vs. trait hypotheses of EEG-derived brain-age dynamics with deep learning. *Imaging Neuroscience*, *2*, 1-22.
- Gil Ávila, C., Bott, F. S., Tiemann, L., Hohn, V. D., May, E. S., Nickel, M. M., Zebhauser, P. T., Gross, J., & Ploner, M. (2023). Discover-EEG: An open, fully automated EEG pipeline for biomarker discovery in clinical neuroscience. *Scientific Data*, *10*(1), 613.
- Gorgolewski, K. J., Auer, T., Calhoun, V. D., Craddock, R. C., Das, S., Duff, E. P., ... Poldrack, R. A. (2016). The brain imaging data structure, a format for organizing and describing outputs of neuroimaging experiments. *Scientific Data*, *3*(1), 16004.
- Gramfort, A., Luessi, M., Larson, E., Engemann, D. A., Strohmeier, D., Brodbeck, C., ... Hämäläinen, M. (2013). MEG and EEG data analysis with MNE-Python. *Frontiers in Neuroinformatics*, *7*, 267.
- Hatz, F., Hardmeier, M., Bousleiman, H., Rüegg, S., Schindler, C., & Fuhr, P. (2015). Reliability of fully automated versus visually controlled pre-and post-processing of resting-state EEG. *Clinical Neurophysiology*, *126*(2), 268-274.
- Heunis, T.-M., Aldrich, C., & de Vries, P. J. (2016). Recent advances in resting-state electroencephalography biomarkers for autism spectrum disorder—A review of methodological and clinical challenges. *Pediatric Neurology*, *61*, 28-37.
- Huberty, S., Carter Leno, V., van Noordt, S. J., Bedford, R., Pickles, A., Desjardins, J. A., ... Elsabbagh, M. (2021). Association between spectral electroencephalography power and autism risk and diagnosis in early development. *Autism Research*, *14*(7), 1390-1403.
- Ingber, L., & Nunez, P. L. (2011). Neocortical dynamics at multiple scales: EEG standing waves, statistical mechanics, and physical analogs. *Mathematical Biosciences*, *229*(2), 160-173.
- Jiang, Y., Mu, Y., Xu, Z., Liu, Q., Wang, S., Wang, H., & Feng, J. (2024). Identifying individual brain development using multimodality brain network. *Communications Biology*, *7*(1), 1163.
- Jones, D. (2010). A WEIRD view of human nature skews psychologists' studies. *Science*, *328*(5986), 1627. <https://doi.org/10.1126/science.328.5986.1627>
- Kabbara, A., Robert, G., Khalil, M., Verin, M., Benquet, P., & Hassan, M. (2022). An electroencephalography connectome predictive model of major depressive disorder severity. *Scientific Reports*, *12*(1), 6816.
- Khan, S., Umar Saeed, S. M., Frnda, J., Arsalan, A., Amin, R., Gantassi, R., & Noorani, S. H. (2024). A machine learning based depression screening framework using temporal domain features of the electroencephalography signals. *PLoS One*, *19*(3), e0299127.
- Khanna, A., Pascual-Leone, A., Michel, C. M., & Farzan, F.

- (2015). Microstates in resting-state EEG: Current status and future directions. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 49, 105–113.
- Khayretdinova, M., Zakharov, I., Pshonkovskaya, P., Adamovich, T., Kiryasov, A., Zhdanov, A., & Shovkun, A. (2024). Prediction of brain sex from EEG: Using large-scale heterogeneous dataset for developing a highly accurate and interpretable ML model. *NeuroImage*, 285, 120495.
- Koenig, T., Studer, D., Hubl, D., Melie, L., & Strik, W. (2005). Brain connectivity at different time-scales measured with EEG. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 360(1457), 1015–1024.
- Kurbatskaya, A., Jaramillo-Jimenez, A., Ochoa-Gomez, J. F., Brönnick, K., & Fernandez-Quilez, A. (2023). Machine learning-based detection of Parkinson's disease from resting-state EEG: A multi-center study. In *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society* (pp. 1–4). IEEE Engineering in Medicine and Biology Society.
- Lantz, G., De Peralta, R. G., Spinelli, L., Seeck, M., & Michel, C. (2003). Epileptic source localization with high density EEG: How many electrodes are needed? *Clinical Neurophysiology*, 114(1), 63–69.
- Lee, M. H., Smyser, C. D., & Shimony, J. S. (2013). Resting-state fMRI: A review of methods and clinical applications. *American Journal of Neuroradiology*, 34(10), 1866–1872.
- Lee, S., Hussein, R., Ward, R., Wang, Z. J., & McKeown, M. J. (2021). A convolutional-recurrent neural network approach to resting-state EEG classification in Parkinson's disease. *Journal of Neuroscience Methods*, 361, 109282.
- Li, N., Yang, J., Long, C., & Lei, X. (2024). Test-retest reliability of EEG aperiodic components in resting and mental task states. *Brain Topography*, 37(6), 961–971.
- Li, Z., Zhang, L., Zhang, F., Gu, R., Peng, W., & Hu, L. (2020). Demystifying signal processing techniques to extract resting-state EEG features for psychologists. *Brain Science Advances*, 6(3), 189–209.
- Lin, H., Fang, J., Zhang, J., Zhang, X., Piao, W., & Liu, Y. (2024). Resting-state electroencephalogram depression diagnosis based on traditional machine learning and deep learning: A comparative analysis. *Sensors*, 24(21), 6815.
- Martinek, R., Ladrova, M., Sidikova, M., Jaros, R., Behbehani, K., Kahankova, R., & Kawala-Sterniuk, A. (2021). Advanced bioelectrical signal processing methods: Past, present and future approach—Part II: Brain signals. *Sensors*, 21(19), 6343.
- Meghdadi, A. H., Stevanović Karić, M., McConnell, M., Rupp, G., Richard, C., Hamilton, J., Salat, D., & Berka, C. (2021). Resting state EEG biomarkers of cognitive decline associated with Alzheimer's disease and mild cognitive impairment. *PLoS One*, 16(2), e0244180.
- Nagabhushan Kalburgi, S., Kleinert, T., Aryan, D., Nash, K., Schiller, B., & Koenig, T. (2024). MICROSTATELAB: The EEGLAB toolbox for resting-state microstate analysis. *Brain Topography*, 37(4), 621–645.
- Newson, J. J., & Thiagarajan, T. C. (2019). EEG frequency bands in psychiatric disorders: A review of resting state studies. *Frontiers in Human Neuroscience*, 12, 521.
- Nour, M., Senturk, U., & Polat, K. (2024). A novel hybrid model in the diagnosis and classification of Alzheimer's disease using EEG signals: Deep ensemble learning (DEL) approach. *Biomedical Signal Processing and Control*, 89, 105751.
- O'Donnell, A., Pauli, R., Banellis, L., Sokoliuk, R., Hayton, T., Sturman, S., ... Cruse, D. (2021). The prognostic value of resting-state EEG in acute post-traumatic unresponsive states. *Brain Communications*, 3(2), feab017.
- Olateju, E., Ayodele, K., & Mosaku, S. (2023). Nigerian schizophrenia EEG dataset (NSzED) towards data-driven psychiatry in Africa. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2311.18484>
- Oostenveld, R., Fries, P., Maris, E., & Schoffelen, J.-M. (2011). FieldTrip: Open source software for advanced analysis of MEG, EEG, and invasive electrophysiological data. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2011(1), 156869.
- O'reilly, C., Gosselin, N., Carrier, J., & Nielsen, T. (2014). Montreal Archive of Sleep Studies: An open - access resource for instrument benchmarking and exploratory research. *Journal of Sleep Research*, 23(6), 628–635.
- Pan, Y., Li, N., Zhang, Y., Xu, P., & Yao, D. (2024). Short-length SSVEP data extension by a novel generative adversarial networks based framework. *Cognitive Neurodynamics*, 18(5), 2925–2945. <https://doi.org/10.1007/s11571-024-10134-9>
- Park, S. M., Jeong, B., Oh, D. Y., Choi, C.-H., Jung, H. Y., Lee, J.-Y., Lee, D., & Choi, J.-S. (2021). Identification of major psychiatric disorders from resting-state electroencephalography using a machine learning approach. *Frontiers in Psychiatry*, 12, 707581.
- Pascual-Marqui, R. D., Esslen, M., Kochi, K., & Lehmann, D. (2002). Functional imaging with low-resolution brain electromagnetic tomography (LORETA): A review. *Methods and Findings in Experimental and Clinical Pharmacology*, 24(Suppl C), 91–95.
- Pedroni, A., Bahreini, A., & Langer, N. (2019). Automagic: Standardized preprocessing of big EEG data. *NeuroImage*, 200, 460–473.
- Peyk, P., De Cesare, A., & Junghöfer, M. (2011). ElectroMagnetoEncephalography software: Overview and integration with other EEG/MEG toolboxes. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2011(1), 861705.
- Sargent, K., Chavez-Baldini, U., Master, S. L., Verweij, K. J., Lok, A., Sutterland, A. L., ... Nieman, D. H. (2021). Resting-state brain oscillations predict cognitive function in psychiatric disorders: A transdiagnostic machine learning approach. *NeuroImage: Clinical*, 30, 102617.
- Shi, Y., Ji, M., Zhong, F., Jiang, R., Chen, Z., Zhang, C., ...

- Wang, W. (2024). Resting-state EEG microstate analysis reveals potential biomarkers for subclinical insomnia. *Brain-Apparatus Communication: A Journal of Bacomics*, 3(1), 2388106.
- Shoka, A., Dessouky, M., El-Sherbeny, A., & El-Sayed, A. (2019). Literature review on EEG preprocessing, feature extraction, and classifications techniques. *Menoufia Journal of Electronic Engineering Research*, 28(1), 292–299.
- Sohrabpour, A., Lu, Y., Kankirawatana, P., Blount, J., Kim, H., & He, B. (2015). Effect of EEG electrode number on epileptic source localization in pediatric patients. *Clinical Neurophysiology*, 126(3), 472–480.
- Stam, C., Tewarie, P., Van Dellen, E., Van Straaten, E., Hillebrand, A., & Van Mieghem, P. (2014). The trees and the forest: Characterization of complex brain networks with minimum spanning trees. *International Journal of Psychophysiology*, 92(3), 129–138.
- Sterpenich, V., van Schie, M. K., Catsiyannis, M., Ramyeed, A., Perrig, S., Yang, H.-D., Van De Ville, D., & Schwartz, S. (2021). Reward biases spontaneous neural reactivation during sleep. *Nature Communications*, 12(1), 4162.
- Stoyell, S. M., Wilmskoetter, J., Dobrota, M.-A., Chinappen, D. M., Bonilha, L., Mintz, M., ... Chu, C. J. (2021). High-density EEG in current clinical practice and opportunities for the future. *Journal of Clinical Neurophysiology*, 38(2), 112–123.
- Sun, S. T., Chen, H. Y., Luo, G., Yan, C., Dong, Q. X., Shao, X. X., Li, X. W., & Hu, B. (2023). Clustering-fusion feature selection method in identifying major depressive disorder based on resting state EEG signals. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 27(7), 3152–3163.
- Tadel, F., Bock, E., Niso, G., Mosher, J. C., Cousineau, M., Pantazis, D., Leahy, R. M., & Baillet, S. (2019). MEG/EEG group analysis with brainstorm. *Frontiers in Neuroscience*, 13, 76.
- Tai, Y. F., & Piccini, P. (2004). Applications of positron emission tomography (PET) in neurology. *Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry*, 75(5), 669–676.
- Tang, T., Li, C., Zhang, S., Chen, Z., Yang, L., Mu, Y., ... Zhu, Y. (2024). A hybrid graph network model for ASD diagnosis based on resting-state EEG signals. *Brain Research Bulletin*, 206, 110826.
- Tegon, A., Ingolfsson, T. M., Wang, X., Benini, L., & Li, Y. (2025). FEMBA: Efficient and scalable EEG analysis with a bidirectional mamba foundation model. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2502.06438>
- Tzimourta, K. D., Christou, V., Tzallas, A. T., Giannakeas, N., Astrakas, L. G., Angelidis, P., Tsalikakis, D., & Tsipouras, M. G. (2021). Machine learning algorithms and statistical approaches for Alzheimer's disease analysis based on resting-state EEG recordings: A systematic review. *International Journal of Neural Systems*, 31(5), 2130002.
- Van Den Heuvel, M. P., & Pol, H. E. H. (2010). Exploring the brain network: A review on resting-state fMRI functional connectivity. *European Neuropsychopharmacology*, 20(8), 519–534.
- Van Diessen, E., Numan, T., Van Dellen, E., Van Der Kooij, A., Boersma, M., Hofman, D., ... Stam, C. J. (2015). Opportunities and methodological challenges in EEG and MEG resting state functional brain network research. *Clinical Neurophysiology*, 126(8), 1468–1481.
- Varatharajah, Y., Berry, B., Joseph, B., Balzekas, I., Kremen, V., Brinkmann, B., Worrell, G., & Iyer, R. (2020). Electrophysiological correlates of brain health help diagnose epilepsy and lateralize seizure focus. In *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society* (pp. 3460–3464). IEEE Engineering in Medicine and Biology Society.
- Wan, Z., Huang, J., Zhang, H., Zhou, H., Yang, J., & Zhong, N. (2020). HybridEEGNet: A convolutional neural network for EEG feature learning and depression discrimination. *IEEE Access*, 8, 30332–30342.
- Wang, Y., Huang, N., Mammone, N., Cecchi, M., & Zhang, X. (2025). LEAD: Large foundation model for EEG-Based Alzheimer's disease detection. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2502.01678>
- Wilkinson, M. D., Dumontier, M., Aalbersberg, I. J., Appleton, G., Axton, M., Baak, A., ... Mons, B. (2016). The FAIR guiding principles for scientific data management and stewardship. *Scientific Data*, 3(1), 160018.
- Xiang, C., Fan, X., Bai, D., Lv, K., & Lei, X. (2024). A resting-state EEG dataset for sleep deprivation. *Scientific Data*, 11(1), 427.
- Xu, Y., Zhong, H., Ying, S., Liu, W., Chen, G., Luo, X., & Li, G. (2023). Depressive disorder recognition based on frontal EEG signals and deep learning. *Sensors*, 23(20), 8639.
- Yuan, Z., Shen, F., Li, M., Yu, Y., Tan, C., & Yang, Y. (2024). BrainWave: A brain signal foundation model for clinical applications. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2402.10251>
- Yue, T., Xue, S., Gao, X., Tang, Y., Guo, L., Jiang, J., & Liu, J. (2024). EEGPT: Unleashing the potential of EEG generalist foundation model by autoregressive pre-training. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2410.19779>
- Zhang, H., Xu, D., Wang, Y., & Lei, X. (2023). The relation between the power of prefrontal gamma in rest-state EEG under normal sleep and reactive aggression behaviour after sleep deprivation. *Brain Topography*, 36(1), 42–51.

High-density resting-state EEG open-access data: Current status, challenges, and future perspectives

GUO Yatong, HU Jingyi, LEI Xu

(Faculty of Psychology, Southwest University, Chongqing 400715, China)

Abstract: This study systematically examines the current landscape, typical applications, and future prospects of open-access high-density resting-state electroencephalography (EEG). Resting-state EEG is widely utilized due to its experimental simplicity, cost-effectiveness, noninvasiveness, and high temporal resolution. Currently, most internationally shared datasets originate from Europe and North America, primarily comprising healthy young and middle-aged populations. These datasets have significantly contributed to both fundamental research and clinical applications, with notable achievements in biomarker discovery for mental illnesses. However, existing databases exhibit limitations in geographic diversity, population coverage, acquisition protocols, and longitudinal cohort design. Future efforts should focus on expanding sample diversity, conducting longitudinal studies with multimodal psychophysiological assessments, developing multicenter large-scale data processing tools, integrating artificial intelligence techniques, and adhering to FAIR (Findable, Accessible, Interoperable, and Reusable) data-sharing principles. Open-access high-density resting-state EEG will provide robust data support for precise brain function evaluation.

Keywords: resting state, open access, high-density EEG, dataset, FAIR principle