

doi: 10.16112/j.cnki.53-1223/n.2021.01.131

国内外脑电分析处理软件现状分析及发展趋势

伏云发^{1,2}, 丁 鹏^{1,2}, 苏 磊^{1,2}, 赵 磊^{2,3}, 杨 俊^{1,2}, 周建华^{1,2}

(1. 昆明理工大学 信息工程与自动化学院, 云南 昆明 650093;

2. 昆明理工大学 脑认知与脑机智能融合创新团队, 云南 昆明 650093; 3. 昆明理工大学 理学院, 云南 昆明 650093)

摘要: 脑电(Electroencephalogram ,EEG) 分析是脑科学研究的重要内容. 随着脑科学研究及应用的迅猛发展, EEG 数据急剧增加(EEG 大数据) 给 EEG 分析处理带来了极大的挑战. 针对挑战, 国内外相继研究了 EEG 的分析算法和软件, 并处于进一步的发展中. 本文首先对国内外已公开且具有一定知名度的 EEG 分析处理软件的现状进行了分析, 指出了它们的功能、性能、特点和适用范围. 最后指出 EEG 分析处理软件进一步的发展方向是: 适应新的脑科学问题和应用, 以及 EEG 数据的急剧增加, 提供智能、开放、标准统一的 EEG 数据分析平台; 增加智能的 EEG 溯源分析模块以缓解 EEG 低空间分辨率问题、EEG 大数据深度分析模块、EEG 与其他多模态融合模块、EEG 脑机智能融合模块、EEG 人工智能应用模块、其他重要的 EEG 智能分析工具(包括 EEG 微状态分析模块、EEG 脑网络分析模块、EEG 机器学习模块等) .

关键词: EEG 大数据; EEG 分析; 脑科学; 深度学习; 人工智能

中图分类号: TP319; R312 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-855X(2021) 01-0054-14

Analysis and Development Trend of EEG Analysis and Processing Software at Home and Abroad

FU Yunfa^{1,2}, DING Peng^{1,2}, SU Lei^{1,2}, ZHAO Lei^{2,3}, YANG Jun^{1,2}, ZHOU Jianhua^{1,2}

(1. Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, China;

2. Brain Cognition and Brain-Computer Intelligence Integration Innovation Group, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, China; 3. Faculty of Science, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: Electroencephalogram (EEG) analysis is an important part in brain science research. With the rapid development of brain science research and application, the rapid increase of EEG data (big data of EEG) has given rise to great challenges to EEG analysis and processing. Thus, the analysis algorithms and softwares of EEG have been studied successively and further developed at home and abroad. In this paper, the current situations of well-known EEG analysis and processing software are analyzed at home and abroad, and their functions, performance, characteristics and scopes of application are examined. Finally, the further development trend of EEG analysis and processing software is presented, which includes providing an intelligent and open and standard EEG data analysis platform to adapt to new problems and applications of brain science as well as the sharp increasing of EEG data, and adding an intelligent EEG traceability analysis module to alleviate the low spatial resolution problem of EEG signals. It also includes the research of the EEG big data depth analysis module, EEG and other multimodal fusion modules, EEG brain computer intelligent fusion module, EEG artificial intelligence application module, other im-

收稿日期: 2020-03-31

基金项目: 国家自然科学基金项目(81771926, 61763022, 81470084, 61463024)

作者简介: 伏云发(1969-), 博士, 教授, 博士生导师. 主要研究方向: 脑机智能融合. E-mail: fyf@ynu.edu.cn

通信作者: 苏磊(1974-), 博士, 副教授. 主要研究方向: 脑机接口, 机器学习. E-mail: s28341@hotmail.com

portant EEG intelligent analysis tools (including EEG micro state analysis module ,EEG brain network analysis module ,EEG machine learning module etc.) to upgrade EEG software.

Key words: EEG big data; EEG analysis; brain science; deep learning; artificial intelligence

0 引 言

科学研究发展趋势表明: 在 21 世纪的科学研究中 ,人类对大脑的深入探索将是一个重大的热点研究领域 ,一些国家或研究团体(如日本、欧洲和美国等) 已经提出了“大脑研究计划”^[1-5]. 中国也积极响应和高度重视 ,提出了中国脑计划 ,期望站在世界科学前沿 ,面向国家战略需求. 脑科学研究除了深入揭示脑的结构和功能外 ,一个重要目的是“促进脑智发育和开发、防治和康复重大脑疾病、发展类脑计算与脑机智能”^[6]. 迄今为止 ,有若干研究大脑的工具(如核磁共振成像 [MRI]、近红外光谱成像 [NIRS]、脑磁成像 [MEG]等) ,其中脑电(Electroencephalogram ,EEG) 成像是一种重要的工具. 自 1924 年德国精神病学家贝格尔(H. Berger) 记录到人脑的 EEG^[7] ,近百年创新发展的 EEG 技术 ,特别是 EEG 分析处理方法和软件工具有了长足的发展.

为使 EEG 研究和应用相关人员对国内外 EEG 分析处理软件现状有一个清晰的了解 ,本文对国内外已公开且具有一定知名度的 EEG 分析处理软件现状进行了分析. 更为重要的是 ,随着脑科学研究及应用的深入发展 ,脑科学问题及应用问题不断涌现 ,传统和现有的 EEG 分析处理软件功能已不能完全满足需求 ,需要不断研发新的功能 ,以适应新的挑战 ,为此 ,本文将对若干新的功能进行论述. 此外 ,现有的 EEG 分析处理软件技术缺乏规范或标准(如 EEG 参考技术^[8]) ,这使得研究结果存在不一致性 ,甚至出现相反的结果 ,相互之间缺乏可比性 ,并且开放共享程度还不够 ,特别是国内 EEG 分析处理软件的规范性和开放共享性需要进一步提高 ,因此 ,本文对 EEG 分析处理软件的规范性和开放共享性进行了阐述. 本文可望对研发功能强大、智能高效、规范标准、开放共享的 EEG 分析处理软件提供思路.

1 国内外脑电分析处理软件现状分析

EEG 是脑神经细胞电生理活动在大脑皮层或头皮表面的总体反映 ,EEG 中包含了大量的生理和疾病信息^[9]. 目前研究中常用到的 EEG 信号 ,根据频率范围 ,可以划分为五类 ,如表 1 所示^[10-11].

表 1 EEG 信号节律对应的频率、振幅和神经生理含义
Tab.1 Frequency amplitude and neurophysiological meaning of EEG signal rhythm

EEG 信号节律	频率/Hz	振幅/ μ V	典型的神经生理含义
α	8 ~ 13	20 ~ 200	表征安静、闭目等
β	14 ~ 30	2 ~ 20	注意力集中、情绪紧张等
γ	> 25	≤ 30	联想性记忆、皮层可塑性等
δ	0. 5 ~ 3	20 ~ 200	表征睡眠、缺氧和脑部器质性病变等
θ	4 ~ 7	10 ~ 50	倦怠、睡眠等

在实际研究中 ,这些不同频率的 EEG 信号经过经过脑脊液、脑膜、头盖骨、皮下组织等之后掺杂了大量的伪迹或噪声 ,加之 EEG 信号的空间分辨率很低 ,这些给分析处理 EEG 带来了极大的挑战. 为此 ,国内外的脑科学研究团队已研发了相当丰富的软件平台用于处理 EEG 信号 ,下面将对国内外一些典型的 EEG 分析处理软件现状进行分析.

1.1 国外 EEG 分析处理软件现状

迄今为止 ,国外典型的 EEG 分析处理软件主要有 EEGLAB、OpenViBE、BCI2000、Field Trip 和 BioSig 等 ,下面将对这些 EEG 处理软件进行分析.

1.1.1 EEGLAB

EEGLAB 是加州大学圣地亚哥分校(UCSD) Swartz 计算神经科学中心(SCCN) 的一个开源软件项目 ,

最初是作为一套用于 Matlab(Mathworks ,Inc) 的 EEG 数据分析工具^[12]. EEGLAB 具有 GUI 界面,如图 1 所示,同时研究者也可以根据自己的需要利用 Matlab 语言进行脚本编程,实现自动批处理.目前 EEGLAB 支持多种数据类型,包括. vhdr、set、mat 等格式,同时研究者也可以根据需求编写格式转换插件. EEGLAB 官网^[13] 免费提供 EEGLAB 的下载和更新,并提供详细的 EEGLAB 使用手册供新手学习.

EEGLAB 的菜单内集成了独立成分分析(independent component analysis ,ICA)、时频分析(time – frequency analysis ,TFA) 以及基于 ICA 的偶极子源成像(dipole source imaging) 等算法手段,并拥有针对 EEG 信号特定处理和分析方法的插件,如基于通道反应性的方法(CRB) 分析插件^[14]、自动伪迹去除(ADJUST) 插件^[15] 等,这类插件能大幅度提升 EEGLAB 对脑科学发展的适应性.

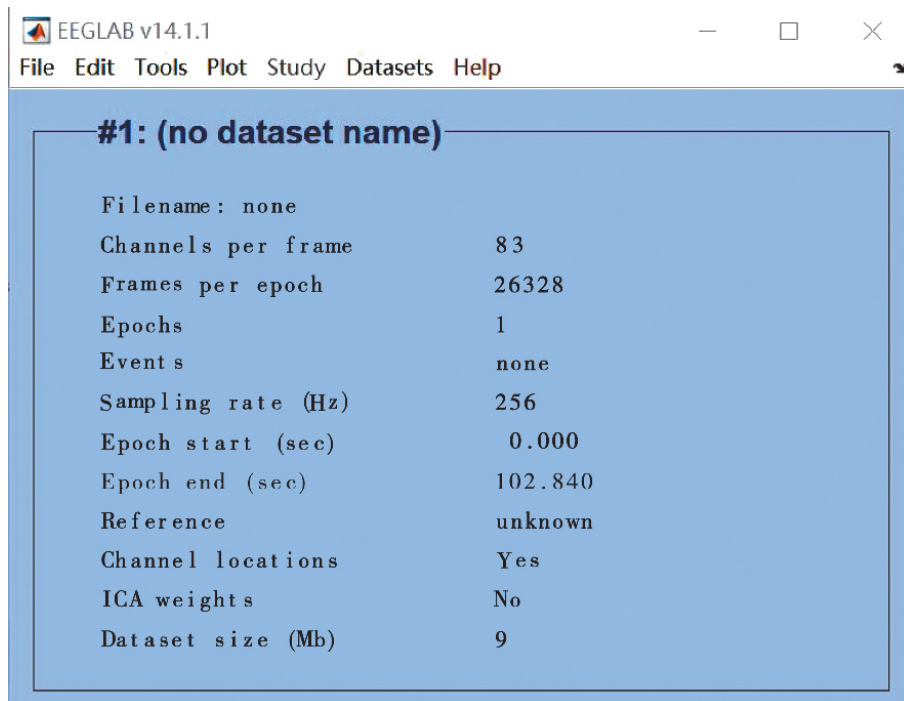


图 1 EEGLAB 的初始界面

Fig. 1 Initial interface of EEGLAB

1.1.2 OpenViBE

OpenViBE 是由法国国家信息与自动化研究所(INRIA) 研发的一个免费的开源软件平台,用于设计、测试和使用脑 – 机接口(BCI). 该平台由一组软件模块组成,可以轻松有效地应用于设计真实和虚拟的 BCI 系统. 从 v2.2.0 版本开始,OpenViBE 还包括一个用于离线和批量分析大型数据集的工具,还可用于实时采集、滤波、处理、分类和可视化脑信号. OpenViBE 特点在于其具有强大的硬件支持能力和易于操作的图形化界面^[16],如图 2 所示.

1.1.3 BCI2000

BCI2000^[17] 是由纽约卫生署沃兹沃思中心(Wadsworth Center) 研发的一个致力于建立可以描述任何 BCI 系统模型的 BCI 平台. BCI 系统框架如图 3 所示^[18],主要由四个相互通信的部分组成: 源(被试和数据获取)、信号处理与特征提取、信号的解码(转换算法/分类算法)、操作员界面与反馈. 与 BCI 系统框架相应,BCI2000 由四个模块组成,分别是运算符、源代码、信号处理、应用,这些模块通过基于 TCP/IP 的文档化网络协议进行通信.

BCI2000 可在大多数 Windows 系统上运行,其通用的脚本编译器为 Borland C++ Builder 6.0,由该编译器编译源代码,但 BCI2000 也支持其他的编程语言,如 Matlab 语言编写接口程序. BCI2000 最大的优势

在于其集成化和模块化的 EEG 系统建立能力, 其体系性非常强.

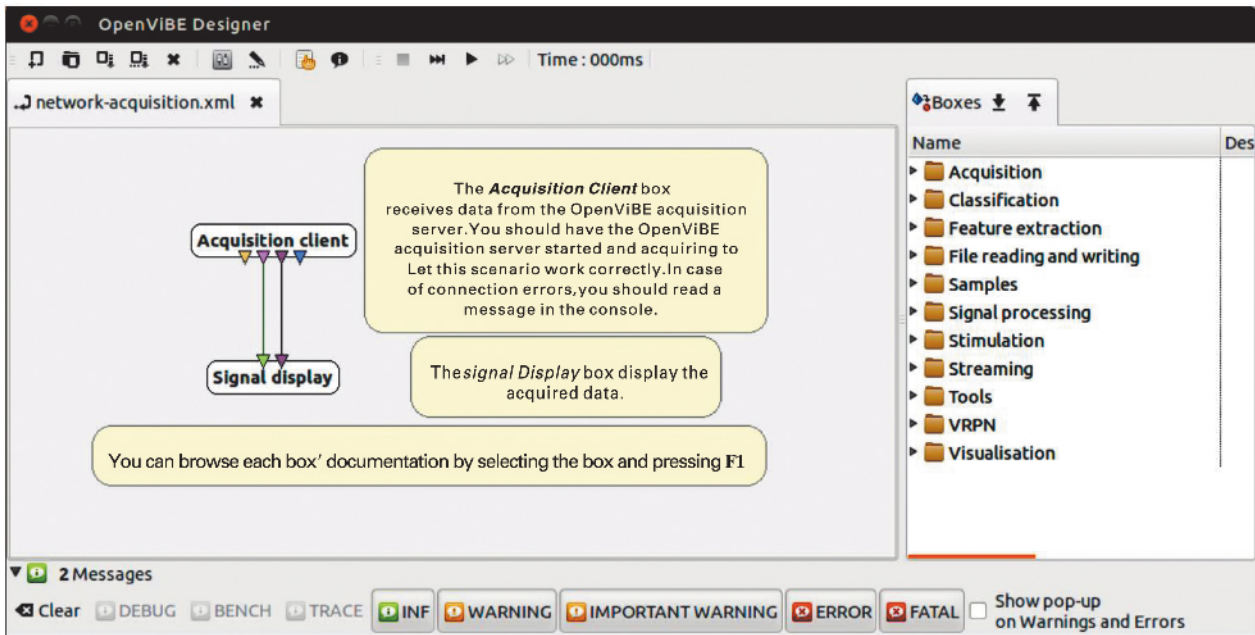


图 2 OpenViBE 的设计场景
Fig.2 Design scenario of OpenViBE

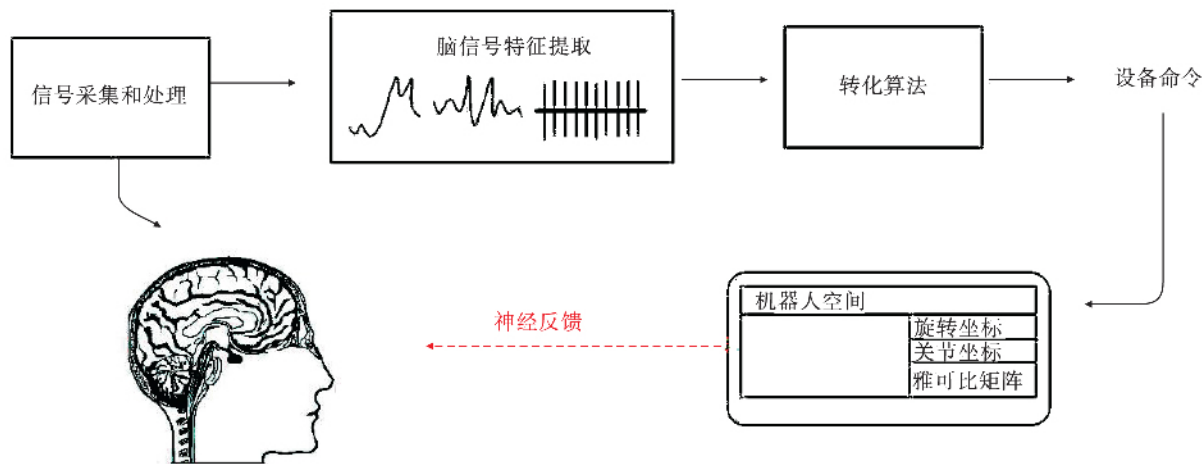


图 3 (a) BCI 系统框架
Fig.3 (a) System framework of BCI

1.1.4 Field Trip

Field Trip 是由荷兰顿德大脑、认知和行为研究所(Donders Institute for Brain ,Cognition and Behaviour) 开发的一款用于高级分析的算法平台^[19], 内容包括多任务的时频分析、采用偶极子的源重建、分布式源和波束生成器、连接性分析以及信道和源水平的非参数统计置换测试^[19]. 与 EEGLAB 相同的是, Field Trip 也是一款基于 Matlab 环境的工具箱, 所以它同样支持 Matlab 命令行和函数脚本对大型数据集执行详细的结构化分析, 但与 EEGLAB 不同的是, FieldTrip 没有稳定的版本, 一般是每日更新.

此外, Field Trip 没有 GUI 界面, 其所有的功能均需要通过自行编程调用其中函数来实现, 这意味着 Field Trip 的使用者需要有较高的 Matlab 编程基础.

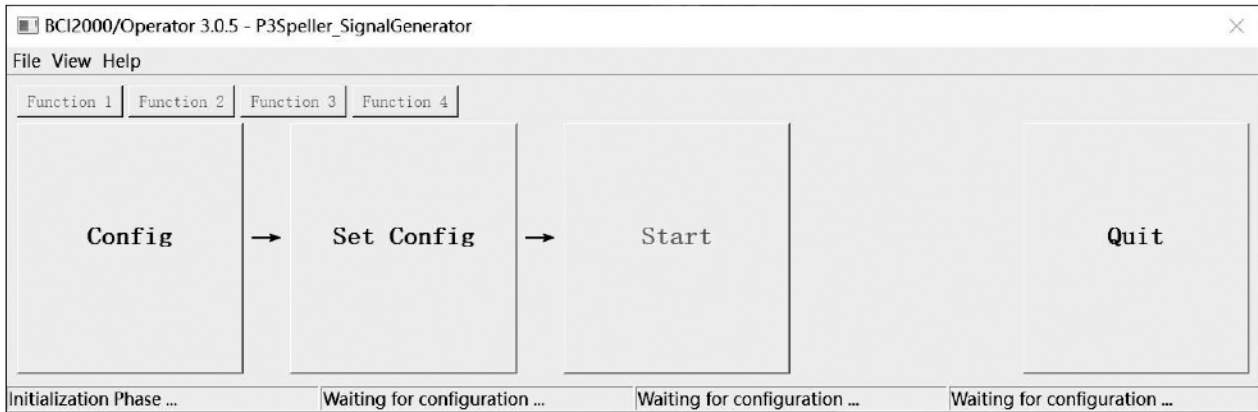


图 3 (b) BCI2000 的主界面

Fig. 3 (b) Main interface of BCI2000

1.1.5 BioSig

BioSig 是一个用于生物医学信号处理的开源软件库^[20],可处理的生物信号非常丰富,包括 EEG (EEG)、皮层 EEG (ECoG)、心电 (ECG)、眼电 (EOG)、肌电 (EMG)、呼吸等;其应用领域也非常丰富,包括神经信息学、脑-机接口、神经生理学、心理学、心血管系统和睡眠研究. BioSig 通过提供数据采集、伪迹处理、质量控制、特征提取、分类、建模、数据可视化等方案来处理生物医学信号. 此开源软件库中的所有内容均可在 GNU 通用公共许可证下免费获得.

BioSig 具有一个可用于 Octave 和 Matlab 平台的工具箱,并具有强大的数据导入和导出滤波器、特征提取算法、分类方法以及强大的查看和评分软件. BioSig 集成了一个可用于 C/C++ (BioSig4C++) 的 C/C++ 库,还提供了使用 Python 2+3、Java、R 和 Mathematica 读取生物信号数据的工具,为不同的生物信号数据格式提供读取和写入例程.

1.1.6 国外 EEG 分析处理软件对比

总的来说,目前国外典型的 EEG 分析处理软件,按操作的手段来划分,可分为两类:一类拥有易于操作的可视化界面,如 EEGLAB 和 OpenVibe 等软件. 这类工具的特点是模块化程度较高,EEG 数据处理流程规范,处理思路清晰,操作门槛比较低,便于新手入门;另一类通过计算机语言进行操作,比较典型的有 Field Trip. 这类平台对于用户的编程基础具有一定的要求,版本更新频繁,但数据处理能力更强,灵活性也比较高.

以上这些公开且具有知名度的 EEG 分析处理软件的共性是,他们都具有高度的开源性和丰富的可拓展性,大多可以从官网上免费下载和更新,围绕着软件平台建立的社区 (community) 提供了相当丰富的源代码,这给平台赋予了强大的生命力. 此外,这类软件的可拓展性使得软件能够跟踪脑科学的发展,比较有代表性的是 EEGLAB 的拓展工具包,如上文提及过的 ADJUST、CRB 分析等插件,这些插件进一步增强了 EEGLAB 的 EEG 信号分析和处理的能力.

除以上,这些 EEG 分析工具具有自身的特点,如表 2 所述. EEGLAB 插件丰富,拓展性优良,具有规范的 EEG 处理流程,也具有可视化的操作界面,但界面刻板;相比较,同为基于 Matlab 的工具箱,Field Trip 的使用门槛更高,需要一定的学习才能掌握,但它处理在线问题的能力优于 EEGLAB,而且一旦熟练地掌握了 Matlab 语言,Field Trip 的数据处理性能要高于 EEGLAB;OpenVibe 采用了图形化、模块化的系统搭建方式,对编程语言的要求不高,但 OpenVibe 复杂的框架限制了其拓展性,且不适合要求自适应处理的数据和复杂的信息流;相对前面的软件,BCI2000 主要用于 BCI 系统的研发,具有较好的系统性和实时性,但由于 BCI2000 侧重于系统的搭建,因此其信号处理算法的功能方面会逊色一些;而 BioSig 则擅长处理种类丰富的生物信号,但广阔的应用领域使得其定制一套标准化的信号处理流程变得比较困难.

表 2 国外 EEG 处理软件特征对比

Tab. 2 Comparison of the characteristics of foreign EEG processing software

软件名称	开发单位	优点	缺点
EEGLAB	加州大学圣地亚哥分校(UCSD) Swartz 计算神经科学中心(SCCN)	处理流程简单规范; 适合 EEG 处理入门	GUI 界面刻板
Field Trip	荷兰 顿德 大脑、认知 和 行为 研究所	具有分布式源成像(distributed source imaging) 处理在线问题能力强	编程基础能力要求较高, 对新手不友好
OpenVibe	法国国家信息与自动化研究所 (INRIA)	图形化的编程方式; 模块化、高性能、多用户设计	对复杂信息流的机器学习、自适应处理等的支持较弱; 框架较复杂, 扩展较困难
BCI2000	纽约卫生署沃兹沃思中心(Wadsworth Center)	模块化的 C++ 系统; 实时采集和信号处理、刺激呈现、实验控制、可部署的原始成像; 健壮的“企业级”实现	缺乏先进的信号处理和机器学习算法(有严格的扩展和内部版本)
BioSig	Sourceforge、格拉茨技术大学(Graz University of Technology)、奥地利科技学院(Institute of Science and Technology Austria) 合作研发	可处理的生物信号非常丰富, 可为不同的生物信号数据格式提供读取和写入例程	信号处理流程的模式化处理较为薄弱

1.2 国内 EEG 分析处理软件现状分析

与国外相比, 目前, 国内 EEG 数据分析处理软件的开放度(包括源代码开放)不高, 大多与特定的硬件绑定, 虽然与采用的设备对接容易, 数据处理手段可定制化, 但与不同 EEG 采集设备的接口或适应能力较弱, 不便于供广泛的研究者和开发者使用. 此外, 基于润桐专利数据库, 以检索式{((EEG 数据) or(EEG 数据)) and((分析处理平台) or(软件)) } 进行检索, 整理所得的数据, 如图 4 所示. 图 4 表明部分高校和公司选择将他们所研发的 EEG 信号分析处理软件(平台或系统)放入自己机构的专利池, 这类申请机构以高校和医疗设备开发公司为主, 但大多没有实际的开源平台.

虽然国内研究人员对 EEG 进行了大量的研究, 发表了一些高质量文献, 也出版了一些有关 EEG 分析方法的书籍, 如 Li Hu 等《EEG Signal Processing and Feature Extraction》(Springer 出版社)^[21]、Siuly Siuly 等《EEG Signal Analysis and Classification : Techniques and Applications》(Springer 出版社)^[22], 但需要相对规范和统一的分析方法以及开放源代码的共享工具.

目前国内多数高校、科研院所一般以自己的研究团体为核心, 研发“自给自足”式的 EEG 分析处理系统. 但随着中国脑计划的实施, 国内脑科学研究及应用创新团队对 EEG 信号分析处理算法和软件的重视, 一些平台也在逐步搭建. 2018 年, 由电子科技大学主导, “中国-古巴-加拿大(CCC)”三方国际合作研发的云脑技术平台(Webbrain), 如图 5 所示, 致力于无需用户安装复杂的软件, 仅需一个 Web 浏览器, 就可以提供大量的数据处理手段和资源. 2019 年, 清华大学医学院医学数据技术研究中心提出将着手建立 EEG 科研云平台, 并且在该学院下的脑机接口研究室提出将建立 EEG 数据中心, 包括数据标准、数据处理框架、数据发布与共享方式等目标^[23].

目前及未来, 国内从事 EEG 研究及应用的团队和人员不断增加, 这也需要相对规范和统一的 EEG 分析处理共享工具. 为适应这一新的趋势, 中国 EEG 研究界在 2019 年 10 月成立了中国 EEG 联盟, 联盟的主旨是协同国内相关优势力量, 激活多学科交叉潜力, 开展长期和系统的 EEG 联合攻关研究^[24]. 该联盟的主

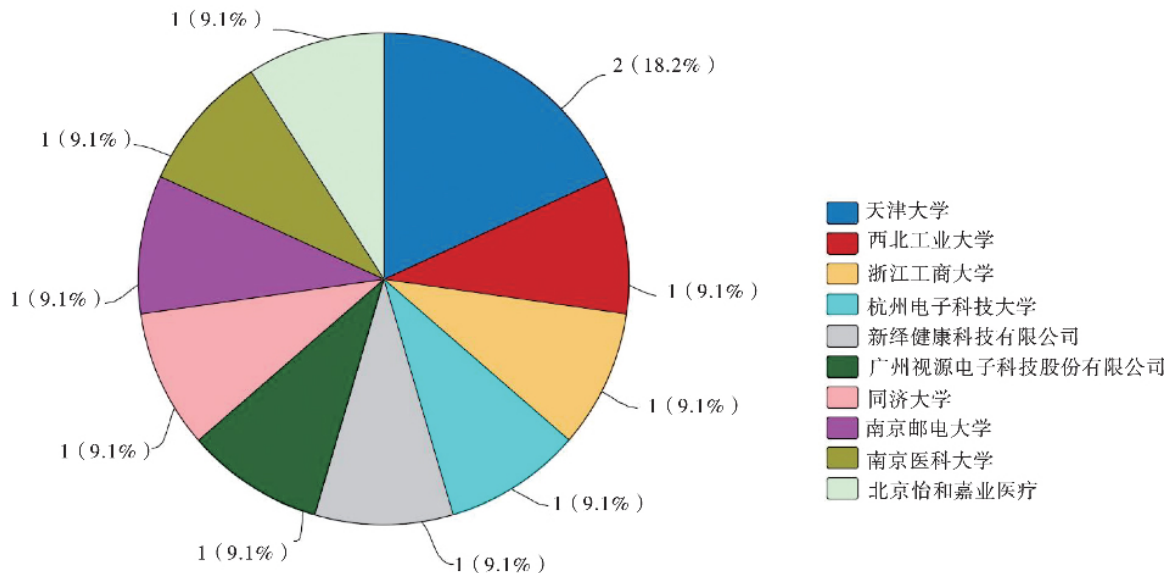


图 4 国内 EEG 分析处理系统专利申请的主要单位分布

Fig. 4 The main units of patent application of EEG analysis and processing system in China



图 5 Webrain 网页平台界面

Fig. 5 Webrain Web platform interface

要任务包括研究拟订和推荐 EEG 数据采集与处理的国家规范,促进 EEG 研究工作的标准化与国际化,促进中国 EEG 和国际同行的交流合作,系统性推动我国 EEG 领域的创新发展。

2 EEG 分析处理软件的发展趋势

综合上述国内外 EEG 分析处理软件现状,EEG 分析处理软件技术的发展趋势提供智能、开放、标准统一的 EEG 数据分析平台。中国 EEG 联盟提议 EEG 数据分析处理软件平台建设可包括^[25]: (1) EEG 数据平台架构设计的先进性及可行性; (2) EEG 数据平台基础设施建设(整体架构); (3) EEG 数据存储管理系统建设; (4) EEG 数据分析计算系统建设; (5) EEG 数据存储与分析统一规范。该联盟也建议 EEG 数据平台需要考虑以下细节: (1) 系统的稳健性、安全性以及日常运行和维护; (2) 计算资源的管理与调度,高速网络传输环境支持; (3) 平台系统的迭代升级(涉及系统、计算资源、分析工具、数据); (4) 平台 EEG 数据

规范标准与国际标准 BIDS-EEG 兼容且具有中国特色; (5) 选择成熟、稳定的计算方法、工具和参数以及规范标准; (6) EEG 数据质量控制。

除了上述 EEG 分析处理软件技术的发展趋势外, 随着脑科学研究的不断深入, 新的脑科学问题和应用问题不断出现, EEG 数据急剧增加 (EEG 大数据), EEG 分析处理软件新的功能模块需要不断增加。新增功能进一步的发展方向是: 增加智能的 EEG 溯源分析模块、EEG 大数据深度分析模块、EEG 与其他多模态融合模块、EEG 脑机智能融合模块、EEG 人工智能应用模块、其他重要的 EEG 智能分析工具 (包括 EEG 微状态分析模块、EEG 脑网络分析模块、EEG 机器学习模块等)。

2.1 智能的 EEG 溯源分析模块

从头皮记录的 EEG 时间解析度很高, 可以达到毫秒级, 但它是大脑中很多源在记录点叠加起来的结果, 空间分辨率较低, EEG 源定位分析可以在一定程度上弥补该缺点。EEG 溯源分析将神经元细胞群建模为等效偶极子^[26]或电流密度分布^[27], 重建大脑的脑回和沟褶的电位活动。

智能的 EEG 溯源分析模块旨在从给定的头皮 EEG 位分布推算出脑内神经活动源的信息 (包括源的位置、方向和强度信息) 并进行深入分析。该模块提供若干高效的机器学习算法 (如量子机器学习算法^[28]、生物启发算法、深度学习等) 能在要求的时间内 (甚至在线实时) 给出符合应用 (如创造性思维活动、抽象思维活动、形象思维活动、逻辑推理活动、感知觉活动等) 的神经源活动结果。此外, 该模块将 EEG 正问题和 EEG 逆问题的优化分析进行融合, 确定记录电极和偶极子之间的关系, 以便追踪头皮上的电活动^[29], 实现对任意的单偶极子、双偶极子、三偶极子进行最优定位, 并根据需要可视化这些偶极子的等效电势图和等位线图。

2.2 EEG 大数据深度分析模块

随着新的脑科学问题和应用的不断出现, 基于 EEG 的研究和应用也不断深入, 一些研究需要纳入的被试量大, 上百、上千甚至上万, 其次跟踪每个被试的时间长, 几个月、半年、一年, 甚至数年或十多年, 另外每次对被试采集 EEG 的 trials 较多, 这些因素导致一项研究的 EEG 数据量剧增, 出现了 EEG 大数据, 如脑电队列研究等。这样的 EEG 大数据, 不仅难于在可容忍的时间内用传统 IT 技术和软硬件工具对其进行管理、处理和服务^[30], 而且数据之间的关系可能非常复杂, 数据背后隐藏的规律难于揭示。针对 EEG 大数据, 需要引入大数据的分析技术并结合 EEG 大数据的特点, 可采用深度学习等先进算法揭示数据之间的本质关系, 提供和完善 EEG 大数据深度分析模块。

图 6 为 EEG 大数据深度分析模块示意图。在构建 EEG 大数据深度分析模块时, 主要问题集中在以下方面:

1) 如何规范数据格式, 进行读写和储存。来自不同机构不同脑电采集设备的数据格式往往不一样, 如果要进行统一处理, 需要规范数据格式, 进行数据格式的转化。从第 1 节中对国内外 EEG 分析处理软件的分析可知, 不同的软件对 EEG 数据格式的支持力度不同, 在处理小量的 EEG 数据时, 这一弊端尚明显, 但在面对 EEG 大数据时, 各种不同的数据格式会增加提取和解码 EEG 特征的效率。为此, 需要对广泛的数据格式支持并实现自动化的数据格式转化。除此而外, 还有与 EEG 数据集标注的智能化程度和数据样本跨平台收集难度有关的 EEG 数据一致性和可用性。

2) 对复杂来源的 EEG 数据, 如何规范化去噪或预处理以提高 EEG 的数据质量。EEG 信号易受伪迹的污染 (如眼电、肌电和工频等的干扰), 信噪比低, 需要规范化的预处理以提高数据质量。因此, EEG 大数据庞杂的动态数据流会掺杂不同的噪声, 而且这些数据流也可能来源于不同的实验范式和被试, 差异性 or 变异性很大。在 EEG 大数据中, 数据的变异性表现得更为明显, 是 EEG 大数据不同于其他类型大数据的特点, 这给后续特征提取和统计分析带来了巨大的挑战。如何消除 EEG 大数据的冗余提高数据质量, 是未来 EEG 分析处理软件的一个方向。

3) 如何深度分析 EEG 大数据。建立 EEG 大数据的关系网络, 进行有效的 EEG 大数据融合和智能的模式识别。EEG 大数据的最大意义在于样本量足够大, 可望获得稳定可靠的结论, 有望揭示现象背后的本质关系。为此, 需要协同整合利用, 建立网络化的数据结构, 获得比单一的样本量小的数据和更深入、全面的信息。

相对于传统大数据, EEG 大数据分析的一个难点在于, 其所携带的神经信息意义难于被人或机器直接理解, 需要从中挖掘或解码出有效的人类大脑活动信息, 才能对 EEG 大数据进行更深入的操作。此外, 需要对 EEG 大数据进一步的表征, 传统的很多数据表达模型和方法难以解决更加复杂的认知神经问题。对

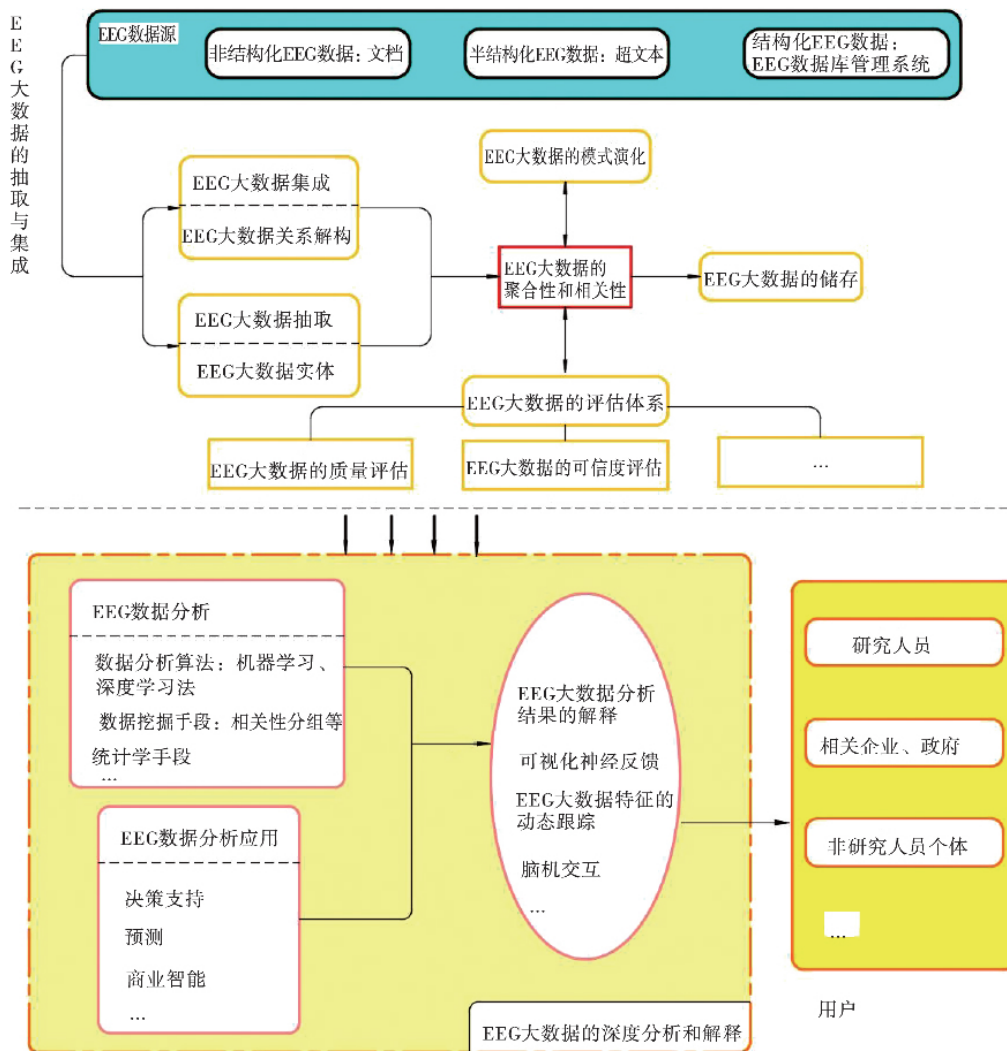


图 6 EEG 大数据深度分析模块示意图

Fig. 6 Module Schematic diagram of depth analysis of EEG big data

于这两点,深度学习算法可能是一条可选的有效途径^[31],因此发展基于深度学习的 EEG 大数据分析方法具有重要意义。

2.3 EEG 与其他模态的融合模块

随着脑科学研究和应用的扩展和深入,出现了各种脑成像工具,它们的目的和方法不同,获得的脑信息模态也不同。相应的脑成像手段各有优缺点,它们的时间和空间分辨不同,如图 7^[32-35]所示。单模态的 EEG 时间分辨率高,但空间分辨率低,此外,EEG 反映神经元的放电活动,但不能反映脑组织的代谢活动信息。在一些研究中,可能需要把 EEG 与空间分辨率和信噪比较高的皮层脑电(electrocorticogram, ECoG)和皮层内记录的神经元尖峰脉冲(spikes)(如图 7(a)所示)进行比较和融合,其中 spikes 可以记录单个神经元的放电行为,信号中包含丰富的运动相关信息^[36]。通过与 EEG 相结合有望实现准确的运动行为解码。在另外一些研究中,可能需要把 EEG 与空间分辨率高反映脑组织代谢活动的功能磁共振成像(functional magnetic resonance imaging, fMRI)^[37]信息相融合,或者与反映脑活动相关磁场变化的脑磁(magnetoencephalogram, MEG)和反映脑组织代谢活动的功能近红外光谱(functional near infrared spectroscopy, fNIRS)^[38]信息相融合。

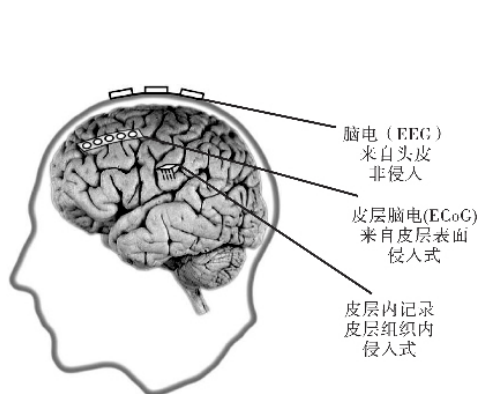


图 7 (a) 脑信号的采集
Fig. 7 (a) Acquisition of electrical brain signal

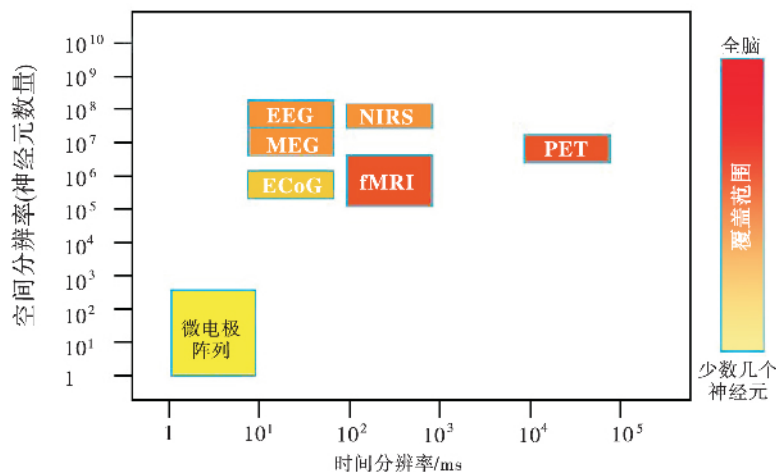


图 7 (b) 不同脑成像技术的分辨率

Fig. 7 (b) Resolution of different brain imaging technologies

需要充分考虑各种成像方法的特点,可在特征层次、分类层次、决策层次把 EEG 与不同空间和时间分辨率的其他成像方法获取的信息相融合,实现脑功能和结构模型的优化组合。通过多模态融合算法模块充分利用不同模态的优势^[39]。例如,可以研发并优化 EEG-fMRI 融合子模块、EEG-fNIRS 融合子模块、EEG-MEG 融合子模块、EEG-ECoG 和 EEG-Spikes 融合子模块。

2.4 EEG 脑机智能融合模块

脑-机接口(Brain-computer interface, BCI)^[40]是一种变革性的人机交互(Human-computer interaction, HCI)^[41],从最初的脑-机接口(BCI)发展到脑-机交互(Brain-computer interaction, BCI),再发展到脑-机智能(Brain-computer intelligence, BCI)^[42],进而发展到高级阶段:脑机智能融合(Brain-computer intelligence integration, BCII),如图 8(a)和(b)所示。其中,基于 EEG 的脑机智能融合系统^[43]将具有潜在的重要应用,如对多自由度假肢、外动力矫形器、护理机器人等运动康复辅助器械进行实时融合控制,辅助伤残人士进行运动功能重建和生活自理^[44],虚拟现实技术中融合脑机交互以创设学习环境^[45]。为此,未来 EEG 分析处理软件需要提供 EEG 脑机智能融合模块。

EEG 脑机智能融合模块通过基于 EEG 的 BCI 将人脑的生物智能系统(Biological intelligence, BI)与计算机的机器智能(Machine intelligence, MI)相融合,充分利用(或借助)并集成最先进的机器学习(Machine learning, ML)技术(如深度学习(Deep learning, DL)算法)、虚拟现实(Virtual reality, VR)技术^[46]、增强现实(Augmented reality, AR)技术^[47]和神经反馈(Neural feedback, NF)技术^[48]等。然而,智能的 EEG 编码和解码算法依然是 EEG 脑机智能融合模块的核心,同时需要先进的人-机协同自适应学习算法。图 8(c)为 EEG 脑机智能融合模块的一个示意图。

EEG 智能的脑机融合的实用性较高,如虚拟现实技术中融合脑机交互以创设学习环境,但是这种连续的、丰富的、大体量的人脑活动信息所对应的 EEG 数据是非常庞大而冗杂的,同时这些 EEG 数据作为 EEG 智能的脑机融合系统的源需要严格的和系统中种种的子模块做协同,这意味着需要对这一源的具有高度的智能化处理,这将是 EEG 智能的脑机融合模块发展的一大挑战。

2.5 EEG 人工智能应用模块

目前,人工智能已有大量的算法做支撑,如 SVM^[49]、朴素贝叶斯算法^[50]、神经网络^[51]、深度学习^[52]等,但这些对人工智能的智能程度提升还远远不够。与人脑智能相比,基于深度学习的神经网络难于求解非结构化的问题。

新一轮的人工智能变革有待于脑科学研究的突破、启发和利用,真正具有人类智能的人工智能系统可能需要直接由脑信号驱动并模拟人类大脑解决问题的方法。受认知与神经科学启发的人工智能是一种新型的人工智能,涉及类脑的新型计算模型^[53](包括基于认知机理(注意、学习、记忆、判断、推理和决策机

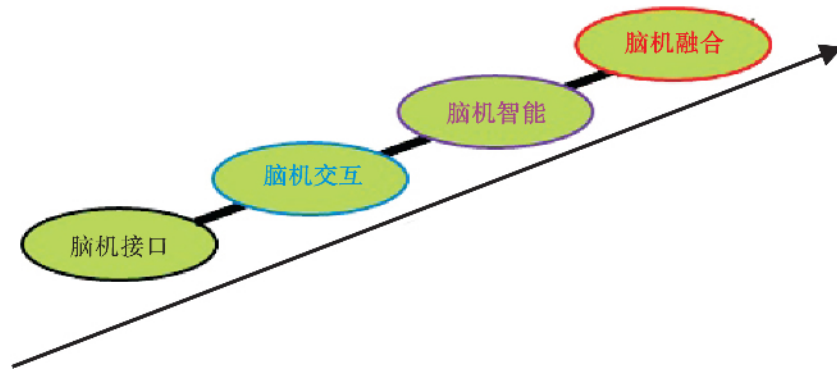


图 8 (a) 脑-机接口发展的高级阶段: 脑机融合

Fig. 8 (a) The advanced stage of brain computer interface development: brain computer fusion



图 8 (b) 脑机智能交互融合示意图

Fig. 8 (b) Diagram of brain computer intelligent interactive fusion

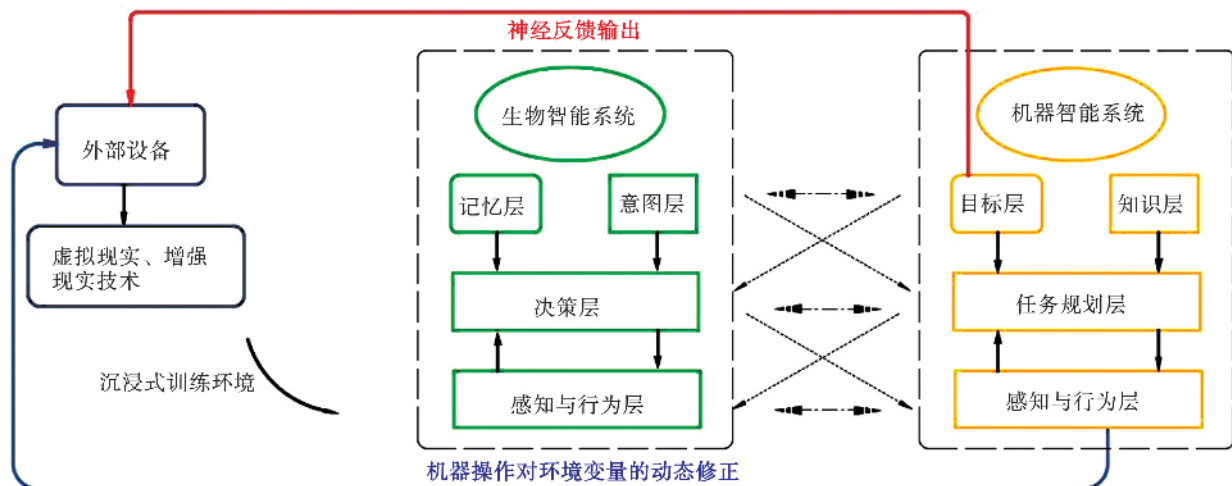


图 8 (c) EEG 脑机智能融合模块的一个示意图

Fig. 8 (c) A diagram of EEG brain computer intelligent fusion module

制) 的计算模型、视听觉感知模型等)、神经计算(神经信息编码和解码、神经系统建模与分析设计)、脑-机接口等. 其中, 由 EEG 驱动的人工智能应用模块是未来 EEG 分析处理软件的一个可选插件, 可从 EEG 数据中解码人脑的意图作为类脑计算模型的约束, 进一步应用于人工智能系统.

2.6 其他重要的 EEG 智能分析工具

为满足基于 EEG 脑科学研究和应用的需求, 除了上述 EEG 分析处理模块外, 其他重要的 EEG 智能分析工具包括 EEG 微状态分析模块、EEG 脑网络分析模块、EEG 机器学习模块等.

1) EEG 微状态分析模块

脑的功能状态是不断变化的, EEG 信号具有高的时间分辨率, 能够检测出大脑的瞬时状态, 微观状态分

析是解析大脑瞬时状态的方法之一。该方法通过电极阵列上电位的空间地形图拓扑结构来定义多通道脑电信号的状态(Lehmann 等人, 1987 年)。当把 EEG 信号看作地形图的时间序列时, 有两个显著的性质: 首先, 尽管 EEG 信号有大量的地形图, 但大多数信号可以用很少的地形图来表示; 其次, 在突然过渡到另一个地形图之前, 一个地形图在大约 80 ~ 120 ms 内仍然占主导地位, 单个地形图的这种准稳定期称为微状态。因此, 多通道 EEG 信号可以用离散间隔的一系列微状态来表示(Khanna 等人, 2014 年)。目前, 对静息状态 EEG 的微状态分析研究, 如行为状态(Lehmann 等人, 2010)、人格类型(Schlegel 等人, 2012 年)、神经精神疾病(Kikuchi 等人, 2011 年)、睡眠分类(Brodbeck 等人, 2012 年)和感知意识(Britz 等人, 2014 年); 对任务状态脑电的微状态分析, 如听觉刺激的研究(Ott 等人, 2011 年)和视觉刺激(Antonova 等人, 2015 年)^[54]。

EEG 微状态分析模块利用多通道 EEG 信号的电场分布来代表电活动的全局状态^[55], 该分析模块具有两个优势, 一是 EEG 微状态分析不受电极选取的影响, 且经过聚类算法^[56]以后该方法对眼电、肌电等伪迹不敏感; 二是 EEG 微状态分析可以反映 ERP(事件相关电位)信号的头皮电位的空间分布^[57]。

2) EEG 脑网络分析模块

人脑在执行任务时, 通常由相关脑功能区的交互协作来完成。因此, EEG 脑网络分析模块将人脑理解为一个复杂的小世界网络, 以 EEG 通道为网络节点, 利用网络拓扑分析方法, 计算网络特性表征人脑的功能。

3) EEG 机器学习模块

基于先进机器学习算法的 EEG 模式识别具有潜在的应用, 例如自适应智能的脑机交互。EEG 机器学习模块通过机器学习算法提取 EEG 数据特征并训练解码模型, 然后应用于未知模式类别的 EEG 数据。

2.7 高效的 EEG 去噪和预处理模块

随着基于 EEG 的脑科学问题研究和应用的深入和扩展, 除了需要不断增加新的功能模块外, 由于 EEG 易受伪迹的污染(如肌电、眼电和工频干扰等), 信噪比低, 为解决这一问题, 需要高效的 EEG 去噪和预处理模块, 该模块是后续特征提取和模式分类等环节的前提, 是研究和利用 EEG 的一个瓶颈。

手动去噪不仅工作量大, 适应不了 EEG 数据的急剧增加, 而且也可能遗漏需要剔除的伪迹, 为此, 需要高效的自动化去噪模块。传统的 EEG 去噪和预处理技术有回归方法、PCA、ICA、小波变换等方法, 但这些方法独立解决 EEG 预处理问题均具有一定的局限性。例如, 若需要去除的噪声振幅与 EEG 信号幅度相似时, PCA 不能达到去噪的目的, 再如小波固定阈值去噪算法, 在 EEG 信号去噪过程中会导致部分有用信号丢失。因此, 需在传统的 EEG 去噪方法基础上, 设计和研发新的高效的 EEG 去噪和预处理模块, 优化组合 EEG 去噪和预处理技术, 如可将小波固定阈值与中值真值程度度量(Measuring of Medium Truth Degree, MMTD)相结合, 再如可利用稀疏方法克服传统 CSP 方法提取的特征向量空间会存在特征模式重复选取的问题。此外, 自动化的 EEG 去噪可能会去除有用的神经信息或者去除伪迹不干净, 需要结合专家的经验知识。

最后, 需要能够定量评估 EEG 去噪和预处理质量的方法。目前已有一定的评估方法, 如 PSNR^[58](Peak Signal to Noise Ratio, 峰值信噪比)、RMSE^[59](Root Mean Square Error, 均方根误差)、SNR^[60](Signal Noise Ratio, 信噪比)等评估预处理效果的方法, 但这些方法往往针对不同的研究问题, 需要制定统一的可定量评估去噪性能的指标。

3 结 论

脑科学研究及其应用已成为 21 世纪国际重大前沿热点方向, EEG 脑成像技术已成为脑科学、脑疾病和脑机智能融合等研究的核心重要工具之一。随着脑科学研究和应用的深入和扩展, 基于 EEG 的研究正向“大样本、大数据、大平台协作”模式转变。EEG 技术中 EEG 分析处理软件工具在 EEG 数据的分析和利用中扮演着极为重要的作用。

1) 本文介绍了国内外已公开且具有知名度的 EEG 分析处理软件, 总结了它们的功能、性能、特点和适用范围。随后, 着重指出随着脑科学研究及应用的不断深入, EEG 分析处理软件工具需要不断增加新的功能模块, 以满足新的脑科学问题和应用问题研究的要求。

2) 为此, 文中阐述了智能的 EEG 溯源分析模块、EEG 大数据深度分析模块、EEG 与其他多模态融合模块、EEG 脑机智能融合模块、EEG 人工智能应用模块和其他重要的 EEG 智能分析工具。这些 EEG 分析

处理软件功能的深入发展有望为脑科学和脑疾病的研究及应用提供高效的工具。

3) 最后,也着重特别指出,智能、开放共享、规范标准的 EEG 数据分析平台可望为相关研究团队和研究人員多学科交叉协同创新提供技术支持。EEG 的分析正朝着数字化、大数据、自动化和智能化的方向发展。

参考文献:

- [1] UNDERWOOD E, SERVICE R F. Brain project draws presidential interest but mixed reactions [J]. Science, 2013, 339: 1022 – 1023.
- [2] 段歆澍.《科学》详解美国大脑活动图谱项目——关于人类大脑活动图谱的 9 个问号[N]. 中国科学报, 2013 – 02 – 26 (3) (国际).
- [3] ALIVISATOS A P, CHUN M, CHURCH G M, et al. The Brain Activity Map Project and the Challenge of Functional Connectomics [J]. Neuron, 2012, 74(6): 970 – 974.
- [4] YUSTE R, ALIVISATOS A P, CHURCH G M, et al. The Whole Brain Activity Map: Merging Nanoscience and Neuroscience for Technology and Health. Reports: 2011 [R/OL]. <http://hdl.handle.net/10022/AC:P:13503>.
- [5] 李山. 石墨烯和人脑工程入选欧盟旗舰技术项目 [EB/OL]. [2016 – 03 – 10]. http://www.stdaily.com/stdaily/content/2013-01/30/content_568220.htm.
- [6] KAWATO M. Brain controlled robots [J]. HFSP Journal, 2008, 2(3): 136 – 142.
- [7] 何曦. 脑波可视化技术的研究与实现[D]. 成都: 电子科技大学, 2019.
- [8] 翟义然, 尧德中. 基于真实头模型的 EEG 参考电极标准化技术[J]. 中国生物医学工程学报, 2004(6): 523 – 528.
- [9] 谢松云, 张振中, 杨金孝, 等. EEG 信号的若干处理方法研究与评价[J]. 计算机仿真, 2007(2): 326 – 330.
- [10] 杨仁桓, 宋爱国, 徐宝国. 基于谐波小波包变换的脑电波基本节律分析[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2008, 38(6): 996 – 999.
- [11] 张明强. 大脑认知过程 Gamma 节律模式及起源机制[C]. //中国中西医结合学会麻醉专业委员会(CSIA). 中国中西医结合麻醉学会(CSIA)年会暨第二届全国中西医结合麻醉学术研讨会、江苏省中西医结合学会麻醉专业委员会成立大会论文汇编. 中国中西医结合学会麻醉专业委员会(CSIA): 中国中西医结合学会, 2015: 790 – 792.
- [12] BRUNNER Clemens, DELORME Arnaud, MAKEIG Scott. Eeglab – an Open Source Matlab Toolbox for Electrophysiological Research [J/OL]. Biomedizinische Technik. Biomedical engineering, 2013, 58(S1). <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/24042816/>. doi: 10.1515/bmt-2013-4182.
- [13] EEGLAB. Download EEGLAB [EB/OL]. [2020 – 03 – 26]. <https://scn.ucsd.edu/eeglab/download.php>.
- [14] GOLJAHANI A, BISIACCHI P, SPARACINO G. An EEGLAB plugin to analyze individual EEG alpha rhythms using the “channel reactivity – based method” [J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2014, 113(3): 853 – 861.
- [15] BUIATTI M. The Correlated Nature of Large – scale Neural Activity Unveiled by the Resting Brain [J]. Rivista di biologia, 2008, 101(3): 353 – 373.
- [16] OPENVIBE. Download Windows Installer [EB/OL]. [2020 – 03 – 26]. <http://openvibe.inria.fr/>.
- [17] SCHALK Gerwin, MCFARLAND Dennis J, HINTERBERGER Thilo, et al. BCI2000: a general – purpose brain – computer interface (BCI) system [J]. IEEE transactions on bio – medical engineering, 2004, 51(6): 1034 – 1043.
- [18] GERWIN Schalk, JÜRGEN Mellinger. A Practical Guide to Brain – Computer Interfacing with BCI2000 [M/OL]. Springer London Dordrecht Heidelberg New York, 2010. DOI: 10.1007/978-1-84996-092-2.
- [19] ROBERT Oostenveld, PASCAL Fries, ERIC Maris, et al. FieldTrip: Open Source Software for Advanced Analysis of MEG, EEG, and Invasive Electrophysiological Data [J]. Computational Intelligence and Neuroscience, Volume 2011, Article ID 156869, 9 pages. doi: 10.1155/2011/156869.
- [20] VIDAURRE Carmen, SANDER Tilmann H, SCHLÖGL Alois. BioSig: the free and open source software library for biomedical signal processing [J]. Computational intelligence and neuroscience, Volume 2011, Article ID 935364, 12 pages. doi: 10.1155/2011/935364.
- [21] HU Li, ZHANG Zhiguo. EEG Signal Processing and Feature Extraction [M/OL]. Springer Nature Singapore Pte Ltd, 2019. ISBN 978 – 981 – 13 – 9112 – 5. <http://doi.org/10.1007/978-981-13-9113-2>.
- [22] SIULY Siuly, LI Yan, ZHANG Yanchun. EEG Signal Analysis and Classification: Techniques and Applications [M]. Springer, 2017 – 01 – 03. ISBN – 13: 978 – 3319476520.
- [23] 清华大学医学院. 清华大学医学院医学数据技术研究中心 [EB/OL]. (2019 – 03 – 25) [2020 – 03 – 26]. <http://www.med.tsinghua.edu.cn/SingleServlet?newsId=148>.
- [24] 认知神经科学与学习国家重点实验室. 中国脑电联盟成立 [EB/OL]. (2019 – 10 – 30) [2020 – 03 – 26]. <http://brain.bnu.edu.cn/cn/tza/2019/1030/1521.html>.
- [25] 电子科技大学党委宣传部. 中国科技网报道我校和北师大发起成立“中国脑电联盟”大数据大平台脑电研究驶入快车道 [EB/OL]. (2019 – 11 – 01) [2020 – 03 – 26]. <http://xcb.uestc.edu.cn/?p=1152>.

- [26] KAMOUSI B. Classification of motor imagery tasks for braincomputer interface applications by means of two equivalent dipoles analysis [J]. IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng. 2005 13(2): 166 – 171.
- [27] HAN Yuan, ALEXANDER Doud, ARVIND Gururajan et al. Cortical imaging of event – related (de) synchronization during online control of brain – computer interface using minimum – norm estimates in frequency domain [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering 2008 16(5): 425 – 431.
- [28] 丁玲. 量子机器学习算法综述[J]. 电子世界 2019(12): 24 – 26.
- [29] EDELMAN Bradley J, BAXTER Bryan, HE Bin. EEG Source Imaging Enhances the Decoding of Complex Right – Hand Motor Imagery Tasks [J]. IEEE transactions on bio – medical engineering 2016 63(1): 4 – 14.
- [30] 李国杰, 程学旗. 大数据研究: 未来科技及经济社会发展的重大战略领域——大数据的研究现状与科学思考[J]. 中国科学院院刊 2012 27(6): 647 – 657.
- [31] ZHENG Xiao, CHEN Wanzhong, LI Mingyang et al. Decoding human brain activity with deep learning[J/OL]. Biomedical Signal Processing and Control 2020 56. <https://dblp.uni-trier.de/rec/html/journals/bspc/ZhengCLZYJ20>.
- [32] WOLPAW J R, WOLPAW E W. Brain – computer interfaces: principles and practice [M]. New York: Oxford 2012: 66.
- [33] 乔纳森 R, 沃尔帕乌. 脑 – 机接口: 原理与实践[M]. 伏云发 等译. 北京: 国防工业出版社 2017.
- [34] GRAIMANN BERNHARD, ALLISON et al. Brain – Computer Interfaces: Revolutionizing Human – Computer Interaction [M/OL]. Springer – Verlag Berlin Heidelberg 2010. ISBN 978 – 3 – 642 – 02091 – 9. <https://www.springer.com/gp/book/9783642020902>.
- [35] 伏云发, 郭衍龙, 李松 等. 脑 – 机接口: 变革性的人机交互[M]. 北京: 国防工业出版社 2020.
- [36] 茅一鸣. 基于神经元峰电位的大鼠前肢运动解码[D]. 杭州: 浙江大学 2019.
- [37] JOÃO Jorge, WIETSKÉ van der Zwaag, PATRÍCIA Figueiredo. EEG – fMRI integration for the study of human brain function [J]. NeuroImage 2014 102(1): 24 – 34.
- [38] 焦学军, 姜劲, 潘津津 等. 基于 fNIRS 技术的脑机接口研究[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版) 2017 50(5): 527 – 535.
- [39] 何继军, 沈辉, 胡德文. EEG/fMRI 融合分析综述: 脑模型、算法和应用[J]. 计算机工程与科学 2007(12): 74 – 81.
- [40] 高上凯. 浅谈脑 – 机接口的发展现状与挑战[J]. 中国生物医学工程学报 2007(6): 801 – 803, 809.
- [41] 于淑月, 李想, 于功敬 等. 脑机接口技术的发展与展望[J]. 计算机测量与控制 2019 27(10): 5 – 12.
- [42] 蒲慕明, 徐波, 谭铁牛. 脑科学与类脑研究概述[J]. 中国科学院院刊 2016 31(7): 725 – 736, 714.
- [43] 吴朝晖, 潘纲. 脑科学的新手段新技术: 信息 + 系统 + 智能视角[J]. 科学通报 2015 60(10): 912 – 916.
- [44] 李光林, 郑悦, 吴新宇 等. 医疗康复机器人研究进展及趋势[J]. 中国科学院院刊 2015 30(6): 793 – 802.
- [45] 胡航, 李雅馨, 曹一凡 等. 脑机交互促进学习有效发生的路径及实验研究——基于在线学习系统中的注意力干预分析[J]. 远程教育杂志 2019 37(4): 54 – 63.
- [46] 赵沁平. 虚拟现实综述[J]. 中国科学: 信息科学 2009 39(1): 2.
- [47] 柯清超, 王朋利. 脑机接口技术教育应用的研究进展[J]. 中国电化教育 2019(10): 14 – 22.
- [48] 蒲贤洁, 刘铁军, 吴强 等. 基于脑电信号的神经反馈系统研究[J]. 生物医学工程杂志 2014 31(4): 894 – 898.
- [49] 刘方园, 王水花, 张煜东. 支持向量机模型与应用综述[J]. 计算机系统应用 2018 27(4): 1 – 9.
- [50] 石弘一. 机器学习综述[J]. 通讯世界 2018(10): 253 – 254.
- [51] 蒋宗礼. 人工神经网络导论[M]. 北京: 高等教育出版社 2002.
- [52] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning [J]. Nature 2015 521(7553): 436.
- [53] 杨双鸣, 郝新宇, 王江 等. 大规模类脑计算系统 BiCoSS: 架构、实现及应用[J/OL]. 自动化学报: 1 – 14. [2019 – 12 – 15]. <https://doi.org/10.16383/j.aas.c190035>.
- [54] XIONG Xin, FU Yunfa, CHEN Jian et al. Single – Trial Recognition of Imagined Forces and Speeds of Hand Clenching Based on Brain Topography and Brain Network [J]. Brain topography 2019 32(2): 240.
- [55] LEHMANN D, OZAKI H, PAL I. EEG alpha map series: brain micro – states by space – oriented adaptive segmentation [J]. Electroencephalogr Clin Neurophysiol 1987 67(3): 271 – 288.
- [56] 孙吉贵, 刘杰, 赵连宇. 聚类算法研究[J]. 软件学报 2008(1): 48 – 61.
- [57] 吴敏, 王化宁, 张羿阳 等. 情绪面孔识别状态下抑郁症患者大脑微状态的差异性研究[J]. 西安交通大学学报 2019 53(4): 143 – 149.
- [58] MA J, LE Dimet F X. Deblurring From Highly Incomplete Measurements for Remote Sensing [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 2009 47(3): 792 – 802.
- [59] 李明爱, 梅意城, 孙炎珺 等. 眼电伪迹自动去除方法的研究与分析[J]. 仪器仪表学报 2014 35(11): 2515 – 2523.
- [60] 王芳, 季忠, 彭承琳. 基于双树复小波变换的心电信号去噪研究[J]. 仪器仪表学报 2013 34(5): 1160 – 1166.