

• 研究方法(Research Method) •

从读脑到调脑：基于心理学视角的脑机接口 神经调控应用与机制*

陈兆劼 王国芳

(中国政法大学社会学院 北京 102249)

摘要 脑机接口(Brain-Computer Interface, BCI)是一种通过采集、解码和反馈神经信号,构建大脑与外部设备直接通信通道的交互技术,为理解和扩展心智潜能开辟了全新的路径。本研究探索了 BCI 技术在认知增强和心理治疗领域的理论基础与临床应用,构建了长期使用 BCI 对心理适应性的伦理分析模型,提出了“技术依赖风险指数”(TDRI)以量化技术依赖对个体心理自主性的潜在影响;结合人工智能(AI)和虚拟现实(VR)技术等前沿技术,为复杂心理过程的干预提供了可能的创新解决方案。未来研究需进一步提升 BCI 应用“人性化”体验,深入探讨技术依赖对心理自主性和情绪调节的长期影响,并利用注意、记忆等认知心理理论和神经可塑性理论指导 BCI 解码特征选择和神经反馈设计,构建更灵活、个性化的心理学干预范式。

关键词 脑机接口, 认知增强, 心理治疗, 神经可塑性, 神经编解码, 技术依赖风险指数

分类号 B841

1 引言

“人类是否能够超越自身的生理限制?”从柏拉图到笛卡尔,从哲学到近代心理学,人类一直在思考“心身”之间的关系。而在当代,脑机接口(Brain-Computer Interface, BCI)的崛起为这一问题提供了全新的视角:不仅连接了大脑与机器,也模糊了心理与生理、自然与人工的界限。BCI 最初主要用于神经康复,如帮助瘫痪患者恢复部分活动能力。然而,近年来,BCI 的内涵与应用范围已超越传统医疗领域,开始向认知增强和心理治疗等领域拓展,成为心理学领域的关注热点(Chai et al., 2024)。BCI 可以将人类大脑的神经活动直接转化为外部设备的操作指令(Wolpaw et al., 2002),为理解和扩展心智潜能开辟了全新的路径。自认知心理学诞生以来,学界普遍认为,通过

教育与练习,大脑的潜能可以被挖掘到更高的程度。然而,BCI 技术为这一目标提供了更直接的手段:通过读取神经信号并施加反馈或刺激,BCI 不仅能够提升注意力、记忆力和执行功能等核心认知功能,还在心理治疗领域展现出深远潜力(Gordon & Seth, 2024; Scott & Raftery, 2021; Tsai et al., 2025)。

从心理学的视角来看,BCI 的认知增强功能可通过两种方式实现。第一种是直接调控,主要通过侵入式 BCI 技术直接作用于特定大脑区域的神经活动,例如对记忆相关的海马体区域或注意力相关的额叶网络进行精准的神经刺激(Violante et al., 2023)。这种直接干预方式主要适用于严重的神经功能障碍患者,其高精度和实时性在改善神经活动方面具有明显优势。第二种是间接调控,主要依赖非侵入式技术,如以脑电图(Electroencephalo-Graph, EEG)为基础的 BCI 结合虚拟现实(Virtual Reality, VR)技术,通过监测和反馈个体的脑活动来实现调控(Drigas & Sideraki, 2024)。这一方式无需直接作用于大脑神经组织,而是通过外部感官反馈与环境互动间接优化神经

收稿日期: 2024-12-19

* 中国政法大学科研创新项目(23ZFG18001)、中央高校基本科研业务费专项资金、国家自然科学基金联合基金重点支持项目(U2336213)资助。

通信作者: 王国芳, E-mail: wangguofang1968@163.com

活动, 不仅适用于神经损伤患者, 还能够帮助健康个体提升多任务处理能力。在临床应用中, BCI 也常与其他辅助技术结合应用, 如经颅直流电刺激(Transcranial Direct Current Stimulation, tDCS)和神经反馈技术等。这些方法通过改变大脑的神经可塑性, 为持续注意力的提升、学习与技能掌握的加速提供了重要支持。例如, 在学习领域, tDCS 通过调控特定脑区(如额叶和运动皮层)的活动, 显著提高了学习成果(Meinzer et al., 2013)。需要注意的是, 神经可塑性是 BCI 技术应用的生物学基础, 而 VR 和 tDCS 等技术则作为 BCI 的辅助工具, 协同 BCI 核心技术——特指基于神经信号[如 EEG 或功能性近红外光谱(Functional Near-Infrared Spectroscopy, fNIRS)]的采集、解码及反馈系统, 共同实现认知功能的提升。

在心理治疗领域, BCI 技术为心理障碍的干预提供了新路径。研究表明, 非侵入式 EEG-BCI 结合实时神经反馈能够有效调节前额叶皮层和边缘系统的神经活动, 从而缓解抑郁症和焦虑症的症状(Sitaram et al., 2017)。Dobbins 等(2023)利用 EEG-BCI 系统, 通过实时调控前额叶的 α 波和 θ 波活动, 成功降低了抑郁症患者的负面情绪评分, 并在随访中观察到情绪稳定性的显著改善。对于创伤后应激障碍(Post-Traumatic Stress Disorder, PTSD)和特定恐惧症, BCI 与 VR 的整合提供了更具针对性的治疗方案。Eshuis 等人(2021)的研究表明, VR 暴露疗法通过沉浸式情景重现, 能够帮助 PTSD 患者在控制环境下逐步面对创伤记忆, 降低心理应激反应。这些研究表明, BCI 在心理治疗中的核心优势在于其能够提供实时、个性化的神经调节, 尤其适用于传统疗法效果有限的患者群体。

尽管 BCI 技术展示出独特的优势, 但它在应用中仍面临诸多挑战, 例如神经调控的精确性和数据隐私问题的伦理考量(Chaudhary et al., 2016;

Gordon & Seth, 2024; Roy et al., 2019)。此外, 长期依赖外部设备进行认知任务可能导致心理依赖性问题, 削弱个体的自主认知能力, 导致个体对设备的高度依赖(Slaby, 2021; Yue, 2023)。这些问题表明, BCI 技术在认知增强和心理治疗领域的潜力尚需从心理学的角度进行更深入的探讨, 并制定相应伦理规范。本文将围绕 BCI 在心理学领域的具体应用与挑战展开探讨, 并尝试提出解决路径。

2 脑机接口的技术原理与心理学应用方向

2.1 BCI 的基本原理

BCI 是一种直接连接人脑与外部设备的交互系统, 通过采集和解码神经信号实现信息传递或控制, 无需依赖传统外周神经或肌肉途径(Wolpaw et al., 2002)。在心理学领域, BCI 为研究意识、认知功能和情绪调节提供工具。BCI 原理基于脑电生理信号[如 EEG、脑皮层电图(Electrocorticogram, ECoG)]或代谢动力学信号(如 fNIRS)的采集、解码与反馈(见图 1)。根据采集方式, BCI 分为侵入式, 如植入微电极或 ECoG, 信号质量高但安全性受限; 非侵入式, 如 EEG、fNIRS, 安全性好但分辨率较低(Liu et al., 2025)。

2.1.1 信号采集过程

BCI 的信号采集是其核心步骤。这一过程依赖于多种非侵入式和部分侵入式技术, 旨在测量脑活动的电生理或代谢特性。信号采集的选择受到时间分辨率、空间分辨率以及应用场景(如实验研究或临床使用)的影响, 尤其在神经科学和心理学领域, 非侵入式方法因其安全性和可操作性常被作为首选工具(Poldrack & Farah, 2015)。

EEG 是一种非侵入式技术, 通过在头皮上放置电极阵列记录神经元的电活动。EEG 以毫秒级的高时间分辨率捕捉脑电节律(如 α 波、 β 波)

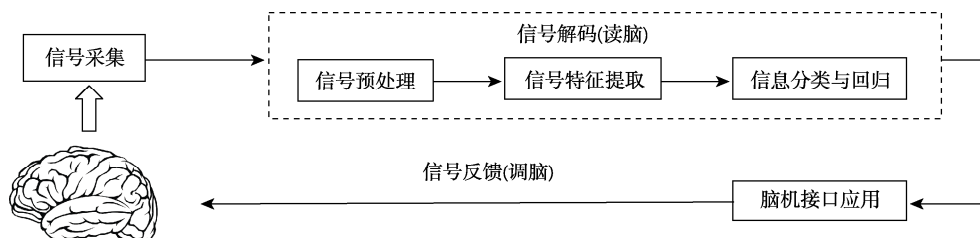


图 1 BCI 原理图

和事件相关电位(ERP)。例如 P300 常用于研究注意力和认知决策过程。EEG 在评估各种认知任务中起到关键作用, 特别是在量化人类认知表现方面(Ismail & Karwowski, 2020)。

fNIRS 通过近红外光测量大脑皮层血氧和脱氧血红蛋白的浓度变化, 反映血流动力学响应。fNIRS 的时间分辨率较低, 适合研究较慢的认知过程, 如工作记忆和情绪调节。研究表明, fNIRS 可有效检测前额叶皮层在认知任务中的血流变化, 为情绪状态、执行功能和社会认知领域提供了重要工具(Pinti et al., 2020)。

EEG 以其高时间分辨率适合动态心理过程研究, 但空间分辨率有限; fNIRS 提供中等空间分辨率, 适合同步较慢的认知任务。EEG 和 fNIRS 各有其优势, 为脑功能提供了更全面的理解。近年来, 有研究强调了结合 EEG 与 fNIRS 记录在增强脑功能调查的空间和时间分辨率方面的优势。此外, 两种模态的信号质量在很大程度上受到实验设计和环境控制的影响(Li et al., 2022)。这些技术共同支持了对注意力、情绪和认知功能的深入探索, 也为多模态 BCI 的应用奠定了基础。

2.1.2 信号解码: 读脑的关键

信号预处理是 BCI 神经信号解码的初始步骤, 旨在通过减少噪声和伪影来提升信号质量。EEG 信号常受眼动、肌肉活动和环境噪声的影响, 而 fNIRS 信号则可能因头皮血流或光线变化而受干扰(Pinti et al., 2020; Urigüen & Garcia-Zapirain, 2015)。常见的预处理方法包括滤波(去除低频漂移和低频噪声)、基线校正以及伪影去除技术, 如独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)。例如, Maddirala 和 Veluvolu (2022)的研究表明, 结合连续小波变换(Continuous Wavelet Transform, CWT)和 ICA 可有效去除 EEG 中的眼动伪影, 而 Li 等(2021)提出的 ERASE 算法则能显著减少肌肉活动伪影。这些方法显著提高了信号信噪比, 尤其在动态实验环境中表现突出。对于 fNIRS 信号, 除传统的短距离探测器方法(Gagnon et al., 2012)外, Von Lüthmann 等(2020)近期研究提出使用一般线性模型结合正则化相关分析来更好地去除生理噪声。这些进展为 BCI 提供更高品质的输入数据, 从而支持进一步信号分析。

特征提取是 BCI 信号解码的关键环节, 旨在从预处理后的信号中提取与目标心理状态或任务

相关的特征。对于 EEG, 常用特征包括时间域特征(如 P300 波幅)、频域特征(如 α 波功率)以及空间特征[如共空间模式(Common Spatial Patterns, CSP)]。例如, Ismail 和 Karwowski (2020)指出, P300 常用于注意力相关任务, 而 α 波功率(8~12 Hz)与放松状态密切相关。近年来, 深度学习方法在 EEG 特征提取中取得了显著进展。例如, Zhu 等(2022)和 Mattioli 等(2022)的研究表明, 卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)通过自动学习信号的时空特征, 已广泛应用于运动想象任务的分类, 显著提升了解码性能。这些方法在跨受试者和跨任务场景中表现出色。对于 fNIRS 信号, 特征提取主要基于血氧浓度变化, 常用于评估认知负荷或情绪状态(Pinti et al., 2020)。尽管 fNIRS 的传统特征提取方法已较为成熟, 但深度学习技术的引入(如 CNN)正在进一步提高解码准确率, 为心理学研究提供更强大的工具。

分类与回归分析是 BCI 信号解码的最后步骤, 用于将提取的特征映射为具体的指令或心理状态。分类任务(如区分“专注”与“分心”状态)传统上依赖支持向量机(Support Vector Machine, SVM)或随机森林等机器学习算法(Lotte et al., 2007)。近年来的研究表明, 深度学习方法在 BCI 分类中表现更优。例如, Zhu 等(2022)和 Mattioli 等(2022)发现, CNN 在运动想象任务中可实现 90% 以上的分类准确率, 通过自动学习 EEG 信号的时空特征, 显著超越传统算法。这些方法不仅提升了准确性, 还在跨受试者和跨任务场景中展现出更好的泛化能力。回归分析则用于建模连续变量, 例如预测认知负荷水平或光标运动轨迹。Borhani 等(2019)使用线性回归结合 Theil-Sen 回归器预测光标运动, 横向预测的拟合度达 70%, 纵向达 40%。此外, OwARR (在线适应正则化回归)等创新方法减少了 BCI 系统的校准数据需求, 同时保持高精度。在心理学应用中, BCI 的分类方法常用于实时监测注意力状态。例如, Liang 等(2022)开发了一种基于单通道 EEG 信号的系统, 通过分类方法区分注意力集中和放松状态。这一系统特别适用于减少长途驾驶员等长时间操作任务中的事故风险, 为认知增强提供了支持。回归分析在 BCI 中被用于情绪调节, 特别是在预测情绪的连续维度如价性和唤醒水平。Siirtola 等(2023)发现, LSTM 回归

模型通过可穿戴传感器预测情绪状态。这为心理治疗中的情绪调节提供了新的工具。

近年来,BCI中的神经信号解码技术在意图识别方面取得了显著进展,深度学习方法的引入极大提升了解码的准确性和效率。例如,Li等(2020)利用深度循环卷积神经网络实现了EEG信号的意图识别,准确率达97.36%。此外,语言解码作为高级意图识别形式也取得突破。Tang等人(2023)开发了一种非侵入式解码器,利用EEG信号重构连续语言,为BCI在语言沟通和认知评估中的应用开辟了新路径。Card等(2024)开发了言语神经假肢,解码准确率在25%~90%之间,为神经肌肉疾病(例如“渐冻症”)患者提供了新的沟通手段。Willett等(2023)展示了高性能言语神经假肢,准确率达45.6%~91.8%,延迟仅200 ms。这些进展不仅提升了BCI系统的性能,还为心理学中的认知增强和心理治疗提供了技术支持。

2.1.3 信号反馈机制:调脑的基础

BCI中的反馈通常以单向形式呈现,指系统将解码结果以视觉、听觉或触觉的形式直接反馈给个体。例如,在基于EEG的注意力训练中,个体的P300波幅可以通过屏幕上的光标移动进行可视化反馈,提示个体调整专注程度(Ismail & Karwowski, 2020);在听觉反馈的任务中,基于选择性注意将特定频率的声音用作目标标记,BCI的分类准确率可达80%以上,有效优化脑活动模式(Kojima & Kanoh, 2024)。单向反馈形式通过提供实时信息,帮助个体优化脑活动模式,从而提高BCI控制的准确性和稳定性。更高级的反馈形式是双向反馈(也称闭环反馈),其中系统不仅向个体提供反馈,还根据个体的脑活动动态调整反馈内容,形成一个自适应的交互循环。双向反馈通过实时调整刺激强度或类型,增强个体的学习效率 and 神经可塑性,从而形成更自然、更加高效

的交互过程(秦云等, 2021; Sitaram et al., 2017)。例如,Young等(2014)研究表明,双向神经反馈可以通过实时视觉刺激(如动态亮度变化)调节前额叶皮层活动,帮助焦虑症患者降低过度唤起。此外,Herron等(2017)开发了一种闭环深脑刺激系统,通过实时解码皮层脑电信号自动调整深脑刺激参数,展示了闭环系统在神经调控中的潜力。Gall等(2024)开发了AttentionCARE,一种基于增强现实的EEG-BCI系统,用于青少年抑郁症的注意力调整,通过实时EEG反馈帮助个体从负面刺激转向中性刺激,可能降低抑郁症状。同时也有研究者回顾了BCI在自闭症谱系障碍(Autistic-Spectrum Disorder, ASD)学生中的应用,研究利用EEG信号解码情感状态,识别如“积极/兴奋”或“消极/平静”等情绪类别,并通过视觉或听觉反馈帮助儿童理解和调节情绪,从而提升社交能力和心理健康(Papanastasiou et al., 2020)。双向反馈的关键在于设备与大脑的实时交互,模拟自然感官回路,从而提升BCI的适应性和疗效。反馈机制的设计需根据应用目标优化。心理学研究中,双向反馈通过整合多感官输入(如触觉与视觉),为情绪干预和认知增强提供了新路径。随着信号采集、解码和反馈技术的不断发展,BCI逐步在心理学应用,尤其是在认知增强和心理治疗方面,展示了独特的技术优势。未来研究正在探索多模态闭环BCI模型,以进一步提升认知和执行功能,为心理治疗提供更多可能性(Jin et al., 2024)。单向反馈与双向反馈的区别如图2所示。

2.2 单模态BCI读脑到调脑:心理学中的闭环应用

单模态BCI技术已在心理学研究和干预中得到广泛应用,其中EEG和fNIRS因其便携性与实时性成为主要工具。此外,BCI技术可分为主动范式(个体通过训练主动调控脑信号)和被动范式(系统自动解码脑活动)。主动范式依赖个体对神经反

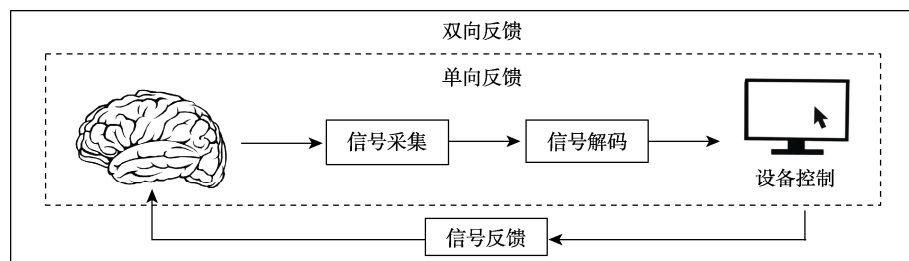


图2 BCI信号反馈机制

馈的主动学习, 而被动范式通过自动解码(如 EEG 或 fNIRS 信号)评估认知状态(如注意力水平或认知负荷), 无需个体主动参与(Myrden & Chau, 2016)。被动范式在心理评估中具有重要价值, 例如通过实时监测脑电活动, 识别注意力波动或疲劳状态, 为个性化干预提供理论支持(Aricò et al., 2017)。这些技术在注意力训练、情绪调节和认知增强等领域的具体成果, 展现了单模态 BCI 的实用价值。

在注意力研究中, EEG 因其高时间分辨率被用于开发基于 P300 的拼写系统, 帮助个体通过专注选择字符完成通信任务。例如, Arvaneh 等(2019)开发了一种基于 P300 的 BCI 系统, 用于提高注意力, 通过神经反馈训练显著增强了 ERP 成分和注意力任务的反应时间。此外, EEG 的闭环系统可根据 θ 波、 α 波和 β 波功率动态调整任务难度, 研究表明, 这种方法在算术学习过程中显著改善了学习成绩(Walter et al., 2017)。这些应用依赖 EEG 对动态心理过程的精准捕捉, 体现了“读-调闭环”: 系统读取脑活动(如 P300 或 θ 波功率), 解码注意力状态, 并通过调整任务难度或反馈(调)优化个体的认知表现。这些应用展示了 BCI 在心理学临床应用中的潜在价值。

情绪调节是单模态 BCI 的另一关键领域, 特别是在心理治疗中的应用。EEG 神经反馈通过调节唤醒相关的脑活动, 已被证明在焦虑症和抑郁症中有效。例如, Micoulaud-Franchi 等(2021)的综述显示, EEG 神经反馈可以显著降低焦虑症状, 并改善过度唤醒。更进一步, Ehrlich 等(2019)开发了一种闭环音乐的被动 BCI 系统, 通过解码 EEG 信号中的情感特征(如 α 波和 β 波功率), 实时识别个体的情绪状态(如焦虑或平静), 并调整音乐反馈以帮助个体调节情绪。研究表明, 该系统显著降低了参与者的焦虑水平, 展现了其在抑郁症或焦虑症治疗中的潜力。与此同时, fNIRS 通过检测前额叶皮层血氧变化评估情绪状态, 为情绪研究提供互补视角。研究表明, fNIRS 可以区分抑郁症患者和健康对照组在情感声音测试中的脑活动差异, 为抑郁症的诊断和监测提供客观依据(Chao et al., 2021)。这些案例体现了“读-调闭环”的完整性: BCI 系统读取脑信号(读), 解码情绪状态, 并通过音乐或视觉反馈(调)动态调节个体的情绪体验。单模态 BCI 在心理学中的成功应用源于其针

对单一任务的高效性。EEG 擅长快速响应的注意力与情绪任务, 而 fNIRS 则在较慢的认知与情绪评估中表现突出。这些成果不仅深化了对心理过程的理解, 也为更复杂的多模态技术探索奠定了实践基础, 同时通过闭环机制为心理治疗提供了个性化、高效的支持。

2.3 多模态 BCI 的前沿进展与心理学应用

多模态脑机接口通过整合不同测量原理的信号(如 EEG 与 fNIRS), 为心理学研究提供了更全面的脑活动信息(安娟, 牟海荣, 2019)。相较于单模态技术, 多模态 BCI 并非旨在取代其成熟应用, 而是通过互补维度扩展对复杂心理过程的解析能力。EEG 的高时间分辨率能够捕捉快速神经活动, 而 fNIRS 的中等空间分辨率则反映较慢的血流动力学变化, 二者的结合为同步监测多层次脑活动提供了可能(Li et al., 2022)。近年来, 多模态 BCI 的研究进一步引入了人工智能(Artificial Intelligence, AI)驱动的解码算法, 例如多模态 Transformer 架构, 显著提升了跨模态映射和序列建模的性能, 为情感解码和认知训练提供了新方向(Li et al., 2025)。

在技术层面, 多模态 BCI 的核心在于信号的协同采集与融合。Li 等(2022)的研究表明, EEG-fNIRS 组合在运动意象和心理算术任务中的分类准确率分别达到 $96.74\% \pm 1.96\%$ 和 $98.42\% \pm 1.52\%$, 显著优于单一模态, 这种增益效应源于信号的互补性: EEG 擅长捕捉瞬时神经反应, 而 fNIRS 通过区域血流变化提供间接证据。此外, Das 等(2024)提出了一种融合 EEG 和音频信号的多模态模型, 用于语音识别, 在嘈杂环境中达到了 95.39% 的分类准确率, 验证了多模态融合的鲁棒性。Défossez 等人(2023)利用非侵入式脑记录技术成功解码感知言语, 为多模态 BCI 在言语识别和情绪解码中的应用提供了新工具。这些技术进步为心理学中的复杂任务提供了更可靠的解码基础。

在心理学应用中, 多模态 BCI 的探索聚焦于情绪识别、认知训练和心理干预。Sun 等(2020)通过整合 EEG、fNIRS 和面部表情信号, 开发了一种实时情绪分类系统, 其准确率从单一模态的 63% 提升至 75%, 显著增强了积极与消极情绪的区分能力, 为焦虑和抑郁干预提供了新工具。Li 等人(2025)进一步指出, 多模态 BCI 在情感解码中的应用能够通过实时反馈帮助患者调节情绪状

态,特别适用于焦虑症和抑郁症的心理治疗。在认知训练方面,Chen 等人(2025)的研究表明,多模态设备通过机器学习算法优化信号质量,能够更精确地评估认知负荷,支持神经康复和心理干预,特别适用于脑卒中患者的认知恢复。此外,Liu 等(2024)探讨了多模态 BCI 在元宇宙中的应用,开发了基于情感识别的医疗游戏,通过 VR 环境为个体提供沉浸式情绪干预,显著提升了治疗的参与度和效果。在临床心理学中,Qiu 等(2025)提出的“解释-通信-交互”(ICI)架构支持语言障碍患者的沟通辅助,通过多模态处理显著降低了系统延迟并提升了个体适应性,为语言康复提供了新路径。

尽管多模态 BCI 在心理学应用中展现出巨大潜力,其发展仍面临若干挑战。设备复杂性和高成本限制了其便携性与普及性(Caiado & Ukolov, 2025),而脑数据异质性和信号同步的复杂性仍是技术瓶颈(Li et al., 2025)。此外,多模态方法的增益在某些实时性要求较高的任务中可能不显著,例如在快速注意力训练中,单模态 EEG 仍具优势(Liang et al., 2022)。然而,通过整合多维信息,多模态 BCI 为心理学研究提供了新视角,尤其在需要跨层次解析的复杂任务(如情绪调节和认知增强)中展现了独特价值。这些探索不仅深化了对心理过程的理解,也为 BCI 技术在认知增强和心理治疗中的应用奠定了坚实的理论与实践基础。

3 BCI 技术在认知增强中的应用

3.1 BCI 技术应用于认知增强的理论基础

认知增强旨在提升注意力、记忆力和执行控制等核心认知功能,传统方法如药物或行为训练,通常难以实现对特定认知功能的实时、精准干预,而 BCI 技术通过实时监测和解码脑电活动,结合神经反馈机制,直接作用于特定脑区的神经活动,从而成为认知增强研究的一种独特途径(Chai et al., 2024; Kaimara et al., 2020)。BCI 技术的认知增强功能建立在认知心理学以及神经可塑性等理论基础之上。这些理论使 BCI 技术可以定位并强化特定的神经通路,进而优化核心认知功能,如注意力、记忆力和执行功能。

在认知心理学领域,注意网络理论(Posner & Petersen, 1990)将注意力分为警觉、定向和执行控制三个子系统,与前额叶皮层和顶叶等脑区相关;

工作记忆模型(Baddeley, 2000)将工作记忆描述为由中央执行系统及辅助存储系统组成的多成分系统,前额叶皮层是中央执行系统的核心,负责信息整合与维持(Tsai et al., 2025)。这些理论为 BCI 提供了神经定位和调控基础,指导其靶向优化注意力(Chang et al., 2022)和记忆功能(Tsai et al., 2025)。

在认知增强中,神经可塑性指通过 BCI 驱动的神经反馈或外部刺激(如 tDCS),强化健康或亚健康人群神经网络的效率,以优化注意力、决策能力和认知负荷管理等功能。具体而言,神经可塑性通过突触增强实现网络重塑以达到认知功能的长期改善,而 BCI 技术通过神经编解码技术驱动这一过程。BCI 系统利用特征提取算法(如功率谱分析和小波变换)从 EEG 或 fNIRS 信号中提取关键特征(如 θ 波功率或血氧变化),并通过时空动力学建模(如动态因果模型,DCM)分析脑区间的功能连接,精准定位干预靶点(Kim et al., 2025)。这一过程与强化学习理论密切相关:通过实时反馈,个体学习调控特定神经信号,类似强化学习中的“奖赏驱动”,促进突触强度的活动依赖性增强(Miao et al., 2020; Schultz, 2015),从而实现认知功能的持久优化。与心理治疗中缓解症状的目标不同,认知增强的神经反馈旨在动态优化健康个体的认知效能。

综上,注意网络理论、工作记忆模型和神经可塑性共同为 BCI 技术提供了理论基础。注意网络理论明确了注意力相关的脑区和信号,为 BCI 靶向调控提供了定位依据;工作记忆模型揭示了前额叶在记忆加工中的核心作用,指导 BCI 优化记忆功能;神经可塑性则解释了 BCI 干预的长效机制。通过整合这些理论,BCI 技术能够靶向调控核心认知功能,不仅在瞬时任务中提升个体表现,还能通过突触增强实现持续的认知改善,为认知增强提供了坚实支持。

3.2 核心认知功能与 BCI 的作用机制

3.2.1 注意力的神经机制与 BCI 干预

注意力是指选择性处理特定信息而忽略无关刺激的认知过程,涵盖选择性注意和分配性注意(Carrasco, 2011)。选择性注意通过顶-额网络动态抑制无关刺激并聚焦目标,而分配性注意则依赖于前额叶和顶叶皮层协调,以在多任务间调节认知负荷(Carrasco, 2011; Hahn et al., 2008)。BCI 通

过实时解码神经信号并施加神经反馈或电刺激, 为注意力增强提供了工具。

对于选择性注意, Tsai 等(2025)的综述研究发现, 个体通过 BCI 学习调控脑电信号(如 β/α 功率比率)来增强注意力, 这种神经反馈训练显著提高了老年人的持续注意力和空间工作记忆。而被动 BCI 则通过自动解码 α 波和 θ 波活动, 实时评估注意力状态, Karran 等(2019)开发的多模态 BCI 系统结合 EEG 和 fNIRS, 使个体在执行长时间任务中维持注意力水平, 并适度提高其在任务中的表现, 同时减少在任务中的失误。在分配性注意中, Kojima 和 Kanoh (2024)开发了一种听觉 BCI, 个体通过选择性注意多个音调流来控制系统, 分类准确率超过 80%, 表明个体能通过有意识的注意转移控制 BCI。而在被动 BCI 中, İnan Acı 等(2019)发现使用 EEG-BCI 监测双任务(如数学和驾驶)中的注意状态, 平均分类准确率高达 91.72%, 显示其在实时评估注意力状态中的有效性。

综上, BCI 通过信号解码(如 β/α 功率比率、 α 波和 θ 波活动)和神经可塑性激活, 显著提升了选择性注意和分配性注意的表现, 不仅提升了对注意力的干预效果、促进 BCI 个性化应用(如老年人群、多任务场景), 还为认知增强提供了实证支持。

3.2.2 记忆力的神经机制与 BCI 优化

记忆力是信息的获取、存储和提取能力 (Baddeley, 2012), 其神经机制依赖海马体、前额叶皮层(前额叶)及多脑区间网络协作, 其中工作记忆由前额叶维持和操作信息, 海马体则在情景记忆的整合与长期存储中起关键作用。工作记忆的优化需扩展存储容量并提升加工效率, 涉及 θ 波与 γ 波的同步活动 (Abubaker et al., 2024), 而情景记忆的改善则聚焦于增强海马体及相关结构的连接性 (Chandra et al., 2025)。

在工作记忆干预中, Axmacher 等(2010)表明 θ - γ 耦合支持多项目工作记忆的编码, 而 Ang 等(2014)通过 EEG-BCI 利用视觉反馈训练慢性中风患者, 增强前额叶的功能连接, 提升工作记忆相关能力。被动 BCI 通过监测神经信号(如 EEG 信号)来评估工作记忆负载, 适合用于实时监测, 无需个体主动控制。例如, Mora-Sánchez 等(2020)开发了一种系统, 能够在真实环境中连续监测工作记忆负载, 验证了其在视觉任务和心理算术任务中的有效性。Beauchemin 等(2024)采用 EEG-BCI,

根据学习者的认知负荷实时调整信息呈现的速度, 显著改善了基于记忆的学习体验。对于情景记忆, Violante 等(2023)创新性的通过非侵入性 BCI 调节海马体活动, 显著提升情景记忆准确性。此外, Mohan 和 Jacobs (2024)则讨论了侵入性脑刺激在情景记忆中的效果, 并提出了通过个性化方案实现记忆增强的路径, 补充了 BCI 在记忆优化中的特异性。

综上, BCI 优化记忆力通过信号解码(如 θ - γ 相位耦合、海马 θ 波震荡)和神经可塑性增强网络连通性, 显著提升工作记忆容量和情景记忆的准确性, 为 BCI 在记忆障碍(如阿尔茨海默病、创伤性脑损伤)中的个性化干预奠定了基础。

3.2.3 执行功能的神经机制与 BCI 应用

执行功能包括抑制控制、任务切换和工作记忆更新 (Miyake et al., 2000)。这些过程依赖前额叶, 特别是背外侧前额叶的神经活动。BCI 通过实时监测脑信号并施加干预, 优化这些子功能, 提升复杂任务中的认知表现。

对于抑制控制, 主动 BCI 通过调控背外侧前额叶对无关刺激进行抑制, 例如 EEG-BCI 通过监测 θ 波, 通过自我调节训练显著改善注意缺陷多动障碍 (Attention-Deficit/Hyperactivity Disorder, ADHD) 患者的冲动控制 (Enriquez-Geppert et al., 2017)。研究表明优化 θ/β 波比值可提升抑制效率, 缩短反应时间 (Arns et al., 2014)。任务切换涉及背外侧前额叶与前扣带回 (Anterior Cingulate, ACC) 协调, 驱动复杂任务中目标调整和资源分配等决策过程, 被动 BCI 通过 fNIRS 监测血氧动态优化切换效率 (Naseer & Hong, 2015), 最新研究采用 EEG-BCI 评估多任务切换时的认知负载, 发现 EEG 的 γ 波和 β 波功率谱密度与其密切相关 (Ren et al., 2023)。工作记忆更新由背外侧前额叶维持信息加工, 主动 BCI 在老年人群中展现显著效果, Reis 等(2016)使用 α 和 θ 波神经反馈, 显著提升健康老年个体的工作记忆, Campos 等(2018)则通过 EEG-BCI 使用 θ 、 β 和 α 波神经反馈, 显著提升老年健康个体的工作记忆。

综上, BCI 优化执行功能的机制基于信号解码(如 θ 波、 γ 波、血氧变化)与神经可塑性激活, 为复杂任务中的认知干预提供支持。此外, 多模态 BCI 通过整合高时空分辨率的信号, 不仅提升执行功能的优化效果, 还展现跨功能干预的潜力

(Maye et al., 2011)。例如,多模态 BCI 同时调控注意力与记忆力可增强多任务处理能力,并在 ADHD 等认知障碍干预中实现协同改善(Luo et al., 2024),为个性化认知增强奠定基础。

3.3 BCI 技术在认知增强中的应用与挑战

3.3.1 BCI 在认知增强中的临床应用

基于注意网络理论、工作记忆模型及神经可塑性机制,以及注意力、记忆力和执行功能的神经机制,BCI 技术在核心认知功能的干预中展现了独特优势。BCI 技术利用实时神经反馈,能够在注意力维持、决策优化及认知负荷管理等领域发挥重要作用。以下从三个方面探讨其具体应用。

在注意力维持方面,基于注意力神经机制,BCI 技术通过神经反馈调节注意力网络。例如, α 波反馈训练已被证明能提高注意力持续时间(Gruzelier, 2014)。在 ADHD 患者的治疗中,神经反馈训练通过个性化调整训练内容显著改善注意力集中度与行为冲动控制(Arns et al., 2014)。被动 BCI 则通过实时监测个体认知状态调整任务难度进一步延长注意力维持时间(Bagherzadeh et al., 2020; Beauchemin et al., 2024)。

在决策优化方面,BCI 结合 VR 的决策系统通过神经反馈,帮助个体在高压环境下维持决策准确性与反应速度。Berger 等(2022)提出,神经反馈与 VR 结合能够为个体提供沉浸式认知训练,提升复杂决策过程中的注意力。这表明,BCI 技术不仅适用于基础认知训练,还能够与其他技术融合,推动认知增强的广泛应用。

在认知负荷管理中,基于分配性注意与多脑区协调机制,BCI 技术通过实时监测 α 波和 θ 波活动优化多任务表现。Borghini 等(2014)在飞行员模拟任务中发现,被动 BCI 通过监测 α 波与 θ 波动态及时识别注意力下降,提升任务表现并减少疲劳错误。近期,BCI 与 AI 结合的研究正在成为热点,例如 Tripathi 和 Sharma (2023)在高风险金融交易中通过 BCI 结合 AI 算法分析脑电活动,有效预测并减轻由情绪波动引发的认知偏差,拓展了其在认知负荷管理领域的应用潜力。

综上,BCI 技术通过实时监测与精准的神经反馈在注意力、决策能力与认知负荷管理等认知增强领域取得显著成效,不仅有效提高了认知功能,还为情绪调节和心理治疗提供了新方向。

3.3.2 BCI 应用于认知增强的伦理问题

BCI 技术在认知增强领域的应用显著提升了注意力、记忆力和决策能力。然而,其应用也面对诸多伦理挑战,例如 ADHD 干预中脑信号隐私风险、VR 训练高成本导致的认知不平等,以及长期使用可能引发的神经依赖性(Gordon & Seth, 2024; Sun & Ye, 2023)。这些问题不仅涉及个体权益,还对社会公平和心理健康产生深远影响,亟需在严格的伦理框架下加以审视。

首先,脑信号隐私是 BCI 应用中的核心伦理问题。BCI 通过实时解码 EEG 或 fNIRS 信号获取个体认知状态,可能涉及敏感的个人数据,如注意力水平或情绪波动(Sun & Ye, 2023)。若数据存储或传输缺乏加密保护,可能被第三方滥用。其次,BCI 技术的高成本可能加剧认知不平等。当前,先进的 BCI 设备(如结合 VR 或多模态 BCI 系统)价格昂贵,限制了其在低收入群体中的普及(Maiseli et al., 2023)。这可能导致认知增强技术仅服务于高收入人群,进而扩大社会阶层间的认知能力差距。最后,长期使用 BCI 进行认知增强可能引发依赖性风险,特别是在注意力维持和决策优化等场景中。主动 BCI 通过神经反馈训练个体调控脑信号(如 α 波或 θ 波),可能使使用者逐渐依赖设备来提升认知表现,而忽视非技术手段(如冥想或行为训练)对认知功能的巩固作用(Slaby, 2021)。被动 BCI 的自动化干预虽无需主动控制,但可能导致个体将认知提升完全归因于技术,削弱内在认知能力的自我调节(Yue, 2023)。例如,长期依赖 BCI 进行注意力训练的个体,可能在无设备辅助时难以维持专注力,从而降低认知韧性。为应对这一风险,BCI 干预应与传统认知训练相结合,采用循序渐进的设备使用递减策略。此外,开发量化的伦理评估工具,可基于设备使用频率和认知自控能力变化等维度,监测并预防依赖性问题。综上,BCI 应用需在严格的伦理框架下探索其在心理治疗中的深度应用及未来发展方向。

4 BCI 技术在心理治疗中的应用

4.1 基于 BCI 技术的心理治疗技术革新

BCI 技术通过实时测量和解码脑电信号(如 EEG 或 fNIRS),为心理治疗提供了突破性的技术支持,弥补了传统方法的局限性。传统心理治疗(如认知行为疗法 CBT)依赖患者自述和量表评估,

难以捕捉实时的客观心理状态变化(Kazdin, 2021)。相比之下, BCI 技术通过实时监测神经活动, 提供神经反馈, 从而实现个性化治疗方案的设计和调整。例如, 在焦虑症治疗中, BCI 通过 EEG 神经反馈监测杏仁核相关脑电波变化, 帮助识别焦虑水平, 并在治疗师指导下调整干预策略; 在抑郁症治疗中, BCI 分析前额叶皮层活动模式, 为患者提供个性化的神经反馈训练, 从而改善情绪调节(Leuchter et al., 2017)。这种实时反馈机制区别于传统方法的静态评估, 使治疗过程更具动态性和针对性。

此外, BCI 通过神经反馈增强患者的治疗参与感。研究表明, 患者通过观察自身脑活动(如视觉或听觉反馈), 能够更积极地参与干预过程, 从而提升治疗效果(Linden et al., 2012)。例如, Restoy 等(2024)发现, BCI 辅助的神经反馈显著提高了抑郁症患者对治疗的依从性。这种互动模式不仅强化了患者的自主性, 还通过神经可塑性机制促进了长期心理健康改善。

综上所述, BCI 技术并非取代传统心理治疗, 而是通过实时数据分析和个性化干预, 为其提供技术补充。其特异性在于将神经反馈与动态调节相结合, 显著提升了治疗的精准性和患者的主动参与度, 为复杂心理障碍(如焦虑症和抑郁症)的干预开辟了新路径。

4.2 BCI 技术应用于心理治疗的神经理论基础

BCI 技术在心理治疗中的应用以神经可塑性和神经反馈机制为核心理论基础, 为临床干预提供了科学依据。在心理治疗中, 神经可塑性是指通过 BCI 的干预重塑异常神经网络(Pascual-Leone et al., 2005), 以缓解临床症状(如抑郁症中的情绪失调或焦虑症中的过度唤起)。研究表明, BCI 通过提供实时神经反馈, 帮助个体自我调节脑活动, 从而诱导神经可塑性。具体而言, BCI 可以监测脑电波(如 θ 波或 α 波), 并通过视觉或听觉反馈指导个体调整脑活动模式。这种训练可能改变神经网络的连接性, 特别是在治疗焦虑症或抑郁症时, 通过增强前额叶皮层和杏仁核的连接来改善情绪调节(Drigas & Sideraki, 2024)。与认知增强中优化正常功能的神经反馈不同, 此处的神经反馈旨在提供实时调控手段, 靶向病理脑区以实现功能修复。这种过程依赖于神经可塑性对异常突触连接的矫正, 其核心目标是恢复患者的心理健康。例

如, Brannigan 等(2024)发现, BCI 辅助的神经反馈训练能够显著增强抑郁症患者前额叶皮层的活跃度, 进而改善情绪调节能力。神经反馈提供实时干预手段, 而神经可塑性则确保干预效果得以长期维持。这种闭环反馈机制与神经可塑性相辅相成, 确保干预效果的长期巩固。

BCI 技术的应用主要集中在神经机制已有一定研究基础的心理障碍, 如抑郁症、焦虑症和 PTSD。例如, 研究发现, 抑郁症患者常表现为背外侧前额叶皮层活动减弱, 这与情绪调节能力的下降有关(Leuchter et al., 2017)。同样, 焦虑症和 PTSD 患者常显示杏仁核的过度激活, 导致对威胁的过度敏感和情绪失调(Kamboj et al., 2024)。BCI 通过神经反馈技术, 能够实时监测并调控这些脑区的活动, 为个性化治疗提供了可能。例如, Enriquez-Geppert 等(2017)发现, BCI 结合神经反馈能够有效降低 PTSD 患者杏仁核的过度激活, 显著改善情绪触发反应。此外, BCI 与 VR 技术的结合进一步拓展了其应用潜力, 尤其在 PTSD 治疗中, 通过模拟创伤场景并实时调控脑活动, 帮助患者逐步适应创伤记忆(van't Wout-Frank et al., 2024)。

综上所述, BCI 技术基于神经可塑性和神经反馈机制, 为心理治疗提供了精准且动态的干预手段。其特异性在于通过靶向脑区调控和实时反馈, 实现对情绪和认知功能的直接改善。在这一框架下, BCI 通过改善情绪状态和认知功能, 间接提升患者的社会互动能力, 缓解患者症状并改善整体功能(Putze et al., 2020)。以下将从抑郁症、焦虑症和 PTSD 的具体治疗出发, 探讨 BCI 技术在心理治疗中的临床价值与未来发展方向。

4.3 BCI 技术在心理治疗中的应用与挑战

4.3.1 抑郁症治疗中的应用

BCI 在抑郁症治疗中通过神经调控改善患者的情绪状态。抑郁症的神经机制在部分患者中表现为背外侧前额叶皮层活动减弱, 这与情绪调节能力的下降密切相关(Leuchter et al., 2017)。BCI 结合 fMRI 神经反馈, 帮助患者训练增强背外侧前额叶皮层的活动, 从而有助于缓解抑郁症状(Young et al., 2014)。而 EEG 引导的 α 波或 β 波神经反馈在治疗难治性抑郁症患者中显著缓解症状, 增强患者自我效能感(Dobbins et al., 2023)。此外, 结合经颅磁刺激(Transcranial Magnetic Stimulation, TMS)的被动 BCI 疗法进一步提升了治疗效果, 通

过系统设定自动刺激与抑郁相关的皮层区域活动,如中脑腹侧被盖区,发挥了显著的抗抑郁效果(Choi et al., 2024)。BCI 的实时反馈机制使患者能够直观感知自身脑活动变化,增强治疗参与感,这一点在传统治疗中难以实现(Restoy et al., 2024)。

4.3.2 焦虑症治疗中的应用

BCI 在焦虑症干预中的一个目标是通过神经反馈调节自主神经系统功能,降低患者的生理过度唤起水平,同时可能通过调节前额叶皮层等脑区活动改善情绪加工(Schoenberg & David, 2014; Thibault et al., 2016)。焦虑症患者常被观察到杏仁核过度激活,这与对威胁的过度敏感密切相关(Hu et al., 2022)。

BCI 通过神经反馈,训练患者调节前额叶-杏仁核回路,间接影响杏仁核活动,从而有助于缓解焦虑症状(Keynan et al., 2016; Nicholson et al., 2017)。Marzbani 等(2016)研究显示,经过 BCI 治疗后,患者的焦虑评分均有显著降低,情绪自控和注意力集中能力有所提升。Chen 等(2021)利用 EEG-BCI 监测前额叶皮层的 α 波活动,通过视觉反馈(如红绿条形图)引导患者进行正念调节,发现焦虑症患者 GAD-7 评分降低,情绪自控和注意力集中能力提升。此外,被动 BCI 通过监测 θ 波或 α 波变化,自动评估患者焦虑状态,为早期检测和个性化干预提供支持。研究发现,焦虑障碍患者在 EEG 中显示 α 波节律相位滞后指数增加,表明脑网络结构随焦虑严重程度恶化,通过模拟内部 EEG 信息预测情绪压力水平,为焦虑缓解提供实时反馈(Liu et al., 2025)。同时,BCI 与 VR 技术的结合提供了一种创新的焦虑症治疗方法。患者在虚拟环境中暴露于模拟的高压力情境(如公共演讲或人群互动),通过 BCI 实时监测和反馈,帮助患者逐步适应并缓解焦虑情绪(Maples-Keller et al., 2017)。

4.3.3 PTSD 治疗中的应用

BCI 技术在 PTSD 的治疗中主要通过干预创伤记忆通路和情绪调节网络,帮助患者逐步适应创伤记忆并减轻情绪触发反应。研究表明,结合 VR 场景的 BCI 干预,能够模拟创伤事件环境,在安全的情境中逐步降低患者的情绪触发反应(van Loenen et al., 2022)。一项研究显示,退伍军人或其他 PTSD 患者在虚拟环境中接触模拟的军事行动或其他压力事件,能够使其重新体验并逐步适

应危险情境(Smashna, 2023)。此外,研究还表明与 tDCS 联合应用的被动 BCI,可以加速恐惧记忆的重编码过程,从而降低再经历症状的发生频率(van der Heijden et al., 2024)。

综上所述,BCI 技术在抑郁症、焦虑症和 PTSD 治疗中展现了显著的临床潜力,其特异性在于通过实时神经反馈和靶向脑区调控,实现了精准且个性化的干预。例如,BCI 不仅改善了患者的情绪调节能力,还通过神经可塑性促进了长期认知功能的恢复(Putze et al., 2020)。

4.3.4 BCI 应用于心理治疗的伦理问题

BCI 技术在心理治疗中的应用带来了显著的临床效益,但也存在潜在的伦理风险,尤其是患者对设备的依赖性。随着 BCI 通过神经反馈和实时调控有效改善情绪状态,患者可能逐渐依赖设备管理心理症状,而忽视传统心理治疗(如认知行为疗法)中培养的自我觉察与主动应对能力(Slaby, 2021)。例如,长期使用主动 BCI 进行情绪调节训练,可能导致患者在缺乏设备辅助时难以自主应对焦虑或抑郁情绪,从而削弱心理韧性。同样,被动 BCI 的自动化干预虽减轻了患者的操作负担,却可能加剧依赖性,使患者将治疗效果完全归因于技术而非内在心理改变(Yue, 2023)。为缓解这一风险,BCI 干预应与传统心理治疗相结合,设备使用时采取递减策略等,增强患者自我调节的信心与能力。此外,开发针对个体依赖风险的伦理评估指标,有助于量化并预防潜在问题。未来研究应聚焦于平衡技术辅助与心理自主性的干预模式,确保 BCI 在提升治疗效果的同时,维护患者的心理独立性。

5 总结与展望

回顾已有研究,BCI 技术在认知增强与心理治疗领域均展现出重要的心理学意义与应用价值。在认知增强方面,BCI 能够通过实时脑信号的采集与反馈,有效提升个体的注意力、记忆力和执行功能,为注意力缺陷和认知障碍患者提供了精准的干预手段,而多模态 BCI 的融合进一步拓展了其在复杂认知任务中的适用性。在心理治疗领域,BCI 通过调控与情绪和认知相关的关键脑区(如前额叶皮层和杏仁核)的活动,显著改善抑郁症、焦虑症以及 PTSD 患者的症状;其与 VR、AI 技术相结合,更为心理健康的干预提供了新思

路。基于BCI的个性化神经反馈和动态调控,不仅提高了治疗的效果,还增强了患者对治疗的参与度和主动性。从心理学角度看,BCI的价值不仅在于技术突破,更在于其对神经心理机制的揭示与优化。然而,BCI技术在应用过程中仍面临技术依赖、伦理困境等挑战。未来研究应聚焦BCI如何通过诱导神经可塑性重塑认知与情绪回路,探索技术依赖对自主性与情绪调节的长期影响,并以心理学理论(如认知负荷理论和情绪调节理论)指导其与AI、VR等前沿技术的协同应用,深化从“读脑”到“调脑”的理解。

5.1 优化BCI技术应用的“人性化”体验

BCI技术在认知增强和心理治疗领域的广泛应用,凸显了其提升注意力、记忆力、执行功能等核心认知功能,以及促进情绪调节和心理治疗中的潜力。然而,其“人性化”体验仍需优化,主要体现在设备设计与操作流程未能充分考虑便携性与舒适性,导致个体在实际使用中产生身体不适、心理负担及疏离感。这种感受不仅影响了使用体验,还可能降低技术的长期接受度。为了克服这些挑战,本文基于知觉负荷理论(Sweller, 1988)和情绪调节理论(Gross, 2015),结合人因工程与情绪计算的心理学原则,提出改进策略,以提升BCI应用的心理适配性与个体主动性。

首先是便携性不足与操作复杂性。BCI设备通常依赖复杂的硬件配置和实验室环境才能实现高质量的信号采集。例如,传统的EEG设备常需大量导联电极,安装耗时且操作复杂,难以在日常生活中推广使用。同时,许多设备需要长时间佩戴,增加了使用者的身体负担和疲劳感。这种低便携性限制了BCI技术在动态环境或长时间干预中的应用潜力。研究指出,便携性是提升技术应用广泛性的重要条件,轻量化设计以及无线通信技术的应用可以有效缓解这一问题(Chiappalone et al., 2022)。

其次是舒适性问题与个体心理负担。许多BCI设备在佩戴时,个体可能感受到物理上的不适,例如紧箍感、导电胶刺激皮肤等,这种不适感会加剧使用过程中的心理焦虑感(Biasiucci et al., 2018)。知觉负荷理论指出,身体不适作为外部干扰,会分散注意力并加剧心理压力。此外,设备操作的陌生感可能引发“非人化”体验,使个体感到与技术间的心理距离。这种体验削弱了个体对

BCI的信任与控制感,与自我决定理论(Ryan & Deci, 2017)强调的自主性需求相悖。为缓解这一问题,人因工程设计应优化设备的物理属性,如采用柔性电极替代刚性电极以减少皮肤刺激,或通过人体工学调整头戴设备的重量分布以降低头部负担(Park et al., 2020)。这些改进可显著减少生理不适,进而缓解心理焦虑,提升个体对技术的接纳度。

最后是BCI技术交互的情感疏离。BCI技术的交互设计通常较为“机械化”,缺乏对个体情感和个性化需求的关注。心理学研究表明,人类在与技术交互过程中倾向于寻求情感联结与支持(Norman, 2013)。然而,现有的BCI设备界面设计常以功能性为主,缺乏情感化元素,难以提升个体的亲切感与归属感。从情绪调节理论看,技术交互若无法回应个体情绪,可能加剧疏离感,甚至削弱干预效果。为此,可借鉴情绪计算领域的研究成果,融入情绪调节机制(如放松训练或实时反馈系统)以帮助被试保持情绪稳定,使个体感受更多的情感支持(Marzban et al., 2016)。这些策略不仅优化了交互体验,还通过情感支持强化了BCI在认知增强与心理治疗中的心理学价值。

综上,优化BCI的“人性化”体验需从便携性、舒适性及情感联结三方面入手,结合心理学理论与交互设计原则,减少个体的生理与心理负担,提升技术接受度与应用效能。未来设计应进一步整合轻量化硬件、柔性材料及情绪感知技术,为个体提供更自然、高效的交互体验,从而推动BCI在心理学领域的深层应用。

5.2 应对BCI技术的伦理困境

BCI技术在认知增强与心理治疗中的应用虽成效显著,却也引发了关于个体自主性与隐私保护的伦理争议。BCI技术通过直接介入神经活动并对大脑信号进行实时干预,可能在提高功能的同时削弱个体的自主性。例如,学习或工作者可能因外界的期待而被迫使用技术以保持“最佳表现”,从而在无形中失去对自身行为的完全控制(Bagherzadeh et al., 2020)。这种直接干预的方式可能让患者感到“被操控”,削弱他们的伦理主体性。此外,BCI技术采集的脑电数据中包含患者的情绪状态和认知特征,一旦数据泄露或被不当使用,将对患者的隐私构成严重威胁(张喆 等, 2023)。因此,如何确保BCI技术不会削弱个体的自主性,

并保护个体在BCI技术下的隐私,成为BCI伦理讨论的重要方向。

一方面,要建立严格的伦理规范以保护个体自主性。在临床治疗中使用深脑刺激(DBS)设备的抑郁症患者,有时会产生“自我异化”感,认为自身决策是由技术或外界力量推动的,而非自主意志(Unterrainer & Oduncu, 2015),这种体验可能对个体的心理健康和伦理主体性产生消极影响。因此,在实际应用中,应严格遵循“知情同意”原则,确保个体充分了解技术干预的范围与影响,避免未经同意改变决策过程。同时,用于提升注意力的BCI技术,虽然可以在教育或工作场景中提升效率,但也可能导致对个体“最佳表现”的期待与压力。因此,还需设置清晰的伦理界限,平衡技术提升效率与个体自主性间的矛盾,防止“最佳表现”压力削弱内在动机。

另一方面,要构建心理保障机制保护个体的隐私。BCI技术采集的神经信号中包含了个体的情绪、行为倾向及认知状态等敏感信息,这些信息若在数据传输或存储过程中被非法获取或滥用,将对被试隐私构成严重威胁(Yuste et al., 2017)。隐私泄露不仅会直接影响被试的心理安全感,还可能引发社会对技术伦理的广泛质疑,进而阻碍BCI的推广与普及(王高峰, 张志领, 2022)。心理学可以通过以下方式构建心理保障机制:透明化数据使用流程(包括收集、存储与用途)可增强个体的知情权与控制感,而心理学量表可评估隐私威胁的感知水平,结合动态加密等技术手段提升安全感。从心理学角度看,透明度与控制感的提升有助于缓解隐私焦虑,建立技术信任。

综上,BCI的伦理困境需通过完善伦理规范与建立心理保障机制来应对。围绕自主性与隐私保护的框架不仅强调技术干预的透明化,还通过强化个体控制权与安全感,推动BCI的伦理实践。未来,跨学科合作与多元伦理讨论将进一步助力BCI技术在尊重个体权利与社会价值间找到平衡,促进其可持续发展。

5.3 TDRI的建立及预防BCI技术的依赖风险

BCI技术在认知增强与心理治疗中的应用潜力显著,但其长期使用可能引发技术依赖风险,影响个体的自主性、情绪管理能力及心理健康(Norman et al., 2023)。从心理学视角看,这种依赖不仅体现为行为模式的改变—例如,持续的利用

设备进行记忆增强可能在某些情况下降低个体对自然记忆过程的依赖(Kwon, 2022),还可能削弱自然认知与情绪调节机制,进而引发技术伦理层面的挑战。为系统评估并预防这一风险,本文提出“技术依赖风险指数”(Technological Dependence Risk Index, TDRI),通过整合心理适应性(PA)、使用频率与时长(UFD)、自主性与控制感(ACP)及停用后恢复能力(PRA)四个维度,构建一个综合性评估框架。TDRI旨在量化BCI依赖对个体心理与行为的影响,为技术设计优化和伦理规范提供依据。

5.3.1 TDRI的理论基础与维度设计

(1) 心理适应性(Psychological Adaptability, PA)

心理适应性是指个体在环境变化中保持情绪稳定和认知功能的能力(Gross, 2015)。长期依赖BCI设备可能削弱自然调节机制,使个体在停止设备使用后面临适应困难。依据情绪调节理论、认知负荷理论和神经可塑性理论,PA可通过比较BCI使用前后及停用后的情绪稳定性(如焦虑水平)与认知表现(如注意力恢复)来量化,揭示技术对心理适应的长期影响。

(2) 设备使用频率与时长(Usage Frequency and Duration, UFD)

频繁使用BCI设备可能导致个体过度依赖,甚至形成“技术成瘾”的行为模式。研究表明,长时间、高频率使用技术工具与个体的心理依赖水平密切相关(Kwon, 2022)。这一维度评估的是个体对BCI的行为依赖。依据技术成瘾理论(Griffiths, 1999)和信息处理理论(Miller, 1956),UFD通过记录每日使用次数、单次使用时长及累计使用时间,量化个体对BCI的行为依赖程度,分析其对认知资源的占用,为识别潜在成瘾风险提供依据。

(3) 自主性与控制感(Autonomy and Control Perception, ACP)

个体的自主性与控制感是其心理健康和动机的关键因素。依据自我决定理论(Ryan & Deci, 2017)、外部控制与依赖理论(Rotter, 1966)和行为迁移理论(Barnett & Ceci, 2002),提出ACP的计算公式。个体在技术依赖环境下的控制感变化可能从行为迁移到心理层面,形成主观依赖感,而过度依赖BCI设备可能导致个体对外部技术的依赖感增加,从而削弱其自主性与对行为的控制

感。ACP 可通过主观量表(如控制感问卷)或行为实验(如任务自主性测试)测量使用前后控制感的变化, 评估技术对个体心理自主性的影响。

(4) 停用后恢复能力 (Post-BCI Recovery Ability, PRA)

技术使用后个体是否能快速恢复至基线状态, 是衡量技术依赖性的重要维度。BCI 的过度使用可能抑制个体自然恢复机制, 使停用设备后的恢复变得困难(Norman et al., 2023)。依据个体差异理论(Eysenck, 1991), 不同个体对停用技术的恢复能力存在显著差异, PRA 可通过测量停用后认知功能(如工作记忆)与情绪状态(如焦虑水平)的恢复时间与程度来评估, 量化技术依赖的持久效应。

5.3.2 TDRI 的综合模型

综合上述 4 个维度, 本研究提出 TDRI 的综合计算公式, TDRI 不仅能全面评估个体对 BCI 的依赖风险, 还能通过指标的动态变化反映个体适应性的长期趋势, 每个维度的加权平均综合如下:

$$TDRI = w_1 \cdot PA + w_2 \cdot UFD + w_3 \cdot ACP + w_4 \cdot PRA$$

w_1, w_2, w_3, w_4 : 各维度的权重, 用于调整各指标的重要性。权重可以通过专家打分法或实际数据分析来确定。例如, 若研究者更关注心理适应性变化, 则可以将 w_1 设为较高值(如 0.4), 其余维度分配剩余的比重。而 TDRI 值的范围也可标准化为 0 到 100, 值越高表示技术依赖风险越高。

综上所述, PA 和 PRA 聚焦心理和认知能力的变化与恢复, 反映技术对自然调节能力的影响。UFD 则从行为模式出发, 分析个体使用设备的频率和时长, 量化行为层面的依赖性。ACP 关注主观体验, 评估自主性和控制感的下降幅度, 体现心理层面的技术影响。

TDRI 通过加权将不同维度的结果整合, 提供一个统一的评估框架, 使得 TDRI 既具有学术严谨性, 又具备实践的可操作性, 为伦理框架的构建提供支持。通过 TDRI, 研究者可以从个体心理、行为和恢复能力等多个维度全面分析技术依赖风险, 并将其用于 BCI 设计优化和伦理监管。TDRI 的提出基于多个经典理论的支持, 同时也具有可验证性。在未来研究中, 可通过实验或调查数据对公式进行校准和优化, 进一步提高其科学性和应用性。

5.4 BCI 协同前沿技术的未来应用

BCI 技术在认知增强和心理治疗中的应用已经展现出显著潜力, 然而, 针对单一领域(如注意力、记忆、焦虑、抑郁等)的技术探索也暴露了 BCI 技术在复杂环境中的局限性, 如数据处理能力不足和个性化干预的精准性缺乏。随着 AI 技术的快速发展, 特别是深度学习和强化学习算法的成熟, AI 与 BCI 的结合为解决上述问题提供了新思路。例如, AI 在实时解码复杂脑电信号中的强大处理能力, 可以显著提升 BCI 在动态场景中的响应速度与精准度(Lv et al., 2021)。此外, VR 技术的沉浸式特性与 BCI 的神经反馈能力相结合, 能够为个性化心理干预提供全新的应用场景(Riva et al., 2019)。

5.4.1 人工智能与 BCI 的协同应用

BCI 与 AI 的协同应用代表了技术与心理学研究的深度融合趋势。Gao 等人(2021)提出的“I3 模型”将 BCI 技术发展划分为接口、交互和智能三个阶段, 其中智能阶段强调通过 AI 技术整合人类认知信号(如目标导向意图), 实现动态的人机协同适应学习。这一框架为 BCI 在心理干预中的实时性和精准化提供了理论支持。BCI 通过收集和分析神经信号, 能够实时捕捉个体的情绪、注意力和认知状态。近年来, AI 技术, 尤其是深度学习和强化学习算法的突破, 为处理 BCI 生成的复杂神经信号提供了更强大的工具(Wang et al., 2023)。例如, 基于深度学习的脑信号解码模型可以在毫秒级时间内预测个体的情绪波动或认知负荷水平, 这对心理干预的实时性与精准化有重要意义。AI 驱动的 BCI 设备在心理健康干预的应用, 已经在情绪调节、焦虑和抑郁症治疗中体现出极大的潜力(Bajaj & Sinha, 2022)。

AI 的自适应学习特性进一步增强了 BCI 设备的灵活性, 使其能够根据个体的实时心理状态调整干预策略(Lv et al., 2021)。在心理治疗中, 传统的固定模式干预往往难以应对患者的动态变化, 而 AI 与 BCI 结合的系统通过实时监测患者脑电活动, 调整治疗任务的难度, 使其与个体的当前认知负荷和心理状态高度匹配。这一动态调整能力不仅提升了治疗效果, 还推动了心理治疗从“一刀切”模式向个性化、动态适应模式的转型。从心理学视角看, 这种机制与自我决定理论(Ryan & Deci, 2017)强调的自主性与能力感相呼

应,有助于增强患者的心理主动性,缓解技术依赖的风险。通过AI驱动的BCI技术,未来心理干预方案将能够更精确地针对个体需求,提供量身定制的解决方案。

5.4.2 虚拟现实与BCI的协同应用

BCI与VR技术的协同为心理学研究和干预打开了崭新视野。VR能够创造沉浸式情境,帮助模拟复杂的心理状态,BCI则实时监控个体在这些情境中的神经活动,这种结合提供了研究心理活动“情境化”特征的新工具(Lee et al., 2013)。例如,在PTSD的治疗中,传统的暴露疗法由于缺乏实时监控,可能导致患者情绪过度激活或治疗效果不足。BCI与VR技术的结合,使得虚拟情境的强度可以根据患者脑电活动的实时反馈进行调整,从而实现更加安全、高效的治疗(Eshuis et al., 2021)。

此外,BCI与VR的结合还为认知训练开辟了新的前景。通过设计多任务的虚拟环境,并结合实时神经反馈,个体可以在虚拟环境中训练注意力、记忆力和多任务处理能力。这种灵活的训练模式不仅突破了传统实验设计的局限,也为个性化认知干预提供了更大的空间。研究表明,结合VR与BCI的训练系统在提高认知功能,尤其是注意力控制和记忆保持方面,展现了显著效果(Allain et al., 2014; Vallejo et al., 2017; Wall et al., 2018)。未来,VR与BCI的结合将进一步扩展至认知训练领域。例如,设计多任务模拟场景并结合BCI提供的实时神经反馈,可以帮助个体在虚拟环境中训练注意分配能力、增强记忆力,甚至改善多任务处理能力。通过“虚拟认知实验室”的模式,心理学研究能够突破传统实验设计的局限,提供更加灵活、个性化的实验方案。

BCI技术开启了神经调控的新纪元,为心理学理论与实践带来了深远影响。从认知增强到情绪调节的突破,BCI不仅提升了注意力、记忆与执行功能的干预精度,还通过动态神经反馈优化了焦虑、抑郁与PTSD等心理障碍的治疗路径,显著推动了心理健康的个性化与情境化发展。然而,这一技术的快速发展也伴随着复杂的伦理与社会挑战,包括自主性保护、隐私保障以及技术依赖等问题。未来,BCI的可持续发展需在技术创新与心理学原则间找到平衡,通过数据驱动的技术革新优化其与AI、VR的协同应用,完善“人性化”

体验设计,并通过TDRI等框架系统评估与预防依赖风险,BCI不仅有望深化从“读脑”到“调脑”的理解,还将在尊重个体心理主动性与社会价值的基础上,为心理学开启理论深化与实践革新的新篇章。

参考文献

- 安娟,牟海荣. (2019). 基于EEG和fNIRS的多模态脑机接口运动想象参数研究. *科学技术创新*, 28, 101-102.
- 秦云,刘铁军,尧德中. (2021). 脑器交互学——脑与外界协同的新学科. *生物医学工程学杂志*, 38(3), 507-511.
- 王高峰,张志领. (2022). 算法伦理视域下的脑机接口伦理问题研究. *自然辩证法研究*, 38(7), 68-73.
- 张喆,赵旭,马艺昕,丁鹏,南文雅,龚安民,伏云发. (2023). 脑机接口技术伦理规范考量. *生物医学工程学杂志*, 40(2), 358-364.
- Abubaker, M., Al Qasem, W., Pilátová, K., Ježdík, P., & Kvašňák, E. (2024). Theta-gamma-coupling as predictor of working memory performance in young and elderly healthy people. *Molecular Brain*, 17(1), 74. <https://doi.org/10.1186/s13041-024-01149-8>
- Allain, P., Foloppe, D. A., Besnard, J., Yamaguchi, T., Etcharry-Bouyx, F., Gall, D. L., ... Richard, P. (2014). Detecting everyday action deficits in Alzheimer's disease using a nonimmersive virtual reality kitchen. *Journal of the International Neuropsychological Society*, 20(5), 468-477. <https://doi.org/10.1017/S1355617714000344>
- Ang, K. K., Guan, C., Phua, K. S., Wang, C., Zhou, L., Tang, K. Y., Joseph, G. J. E., Kuah, C. W. K., & Chua, K. S. G. (2014). Brain-computer interface-based robotic end effector system for wrist and hand rehabilitation: Results of a three-armed randomized controlled trial for chronic stroke. *Frontiers in Neuroengineering*, 7, 30. <https://doi.org/10.3389/fneng.2014.00030>
- Aricò, P., Borghini, G., Di Flumeri, G., Sciaraffa, N., Colosimo, A., & Babiloni, F. (2017). Passive BCI in operational environments: Insights, recent advances, and future trends. *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering*, 64(7), 1431-1436. <https://doi.org/10.1109/TBME.2017.2694856>
- Arns, M., Heinrich, H., & Strehl, U. (2014). Evaluation of neurofeedback in ADHD: The long and winding road. *Biological Psychology*, 95, 108-115. <https://doi.org/10.1016/j.biopsycho.2013.11.013>
- Arvaneh, M., Robertson, I. H., & Ward, T. E. (2019). A P300-based brain-computer interface for improving attention. *Frontiers in Human Neuroscience*, 12, Article 524. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2018.00524>
- Axmacher, N., Henseler, M. M., Jensen, O., Weinreich, I., Elger, C. E., & Fell, J. (2010). Cross-frequency coupling supports multi-item working memory in the human hippocampus. *Proceedings of the National Academy of*

- Sciences*, 107(7), 3228–3233. <https://doi.org/10.1073/pnas.0911531107>
- Baddeley, A. (2000). The episodic buffer: A new component of working memory? *Trends in Cognitive Sciences*, 4(11), 417–423. [https://doi.org/10.1016/s1364-6613\(00\)01538-2](https://doi.org/10.1016/s1364-6613(00)01538-2)
- Baddeley, A. (2012). Working memory: Theories, models, and controversies. *Annual Review of Psychology*, 63, 1–29. <https://doi.org/10.1146/annurev-psych-120710-100422>
- Bagherzadeh, Y., Baldauf, D., Pantazis, D., & Desimone, R. (2020). Alpha synchrony and the neurofeedback control of spatial attention. *Neuron*, 105(3), 577–587.e5. <https://doi.org/10.1016/j.neuron.2019.11.001>
- Bajaj, V., & Sinha, G. R. (Eds.). (2022). *Artificial intelligence-based brain-computer interface*. Academic Press. <https://doi.org/10.1016/C2021-0-00055-9>
- Barnett, S. M., & Ceci, S. J. (2002). When and where do we apply what we learn? A taxonomy for far transfer. *Psychological Bulletin*, 128(4), 612–637. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.128.4.612>
- Beauchemin, N., Charland, P., Karan, A., Boasen, J., Tadson, B., Sénécal, S., & Léger, P. M. (2024). Enhancing learning experiences: EEG-based passive BCI system adapts learning speed to cognitive load in real-time, with motivation as catalyst. *Frontiers in Human Neuroscience*, 18, Article 1416683. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2024.1416683>
- Berger, L. M., Wood, G., & Kober, S. E. (2022). Effects of virtual reality-based feedback on neurofeedback training performance—A sham-controlled study. *Frontiers in Human Neuroscience*, 16, Article 952261. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2022.952261>
- Biasiucci, A., Leeb, R., Iturrate, I., Perdakis, S., Al-Khodairy, A., Corbet, T., ... Millán, J. D. R. (2018). Brain-actuated functional electrical stimulation elicits lasting arm motor recovery after stroke. *Nature Communications*, 9(1), 2421. <https://doi.org/10.1038/s41467-018-04673-z>
- Borghini, G., Astolfi, L., Vecchiato, G., Mattia, D., & Babiloni, F. (2014). Measuring neurophysiological signals in aircraft pilots and car drivers for the assessment of mental workload, fatigue and drowsiness. *Neuroscience and Biobehavioral Reviews*, 44, 58–75. <https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2012.10.003>
- Borhani, S., Kilmarx, J., Saffo, D., Ng, L., Abiri, R., & Zhao, X. (2019). Optimizing prediction model for a noninvasive brain-computer interface platform using channel selection, classification, and regression. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 23(6), 2475–2482. <https://doi.org/10.1109/JBHI.2019.2892379>
- Brannigan, J. F. M., Liyanage, K., Horsfall, H. L., Bashford, L., Muirhead, W., & Fry, A. (2024). Brain-computer interfaces patient preferences: A systematic review. *Journal of Neural Engineering*, 21(6). <https://doi.org/10.1088/1741-2552/ad94a6>
- Caiado, F., & Ukolov, A. (2025). The history, current state and future possibilities of the non-invasive brain computer interfaces. *Medicine in Novel Technology and Devices*, 25, Article 100353. <https://doi.org/10.1016/j.medntd.2025.100353>
- Campos da Paz, V. K., Garcia, A., Campos da Paz Neto, A., & Tomaz, C. (2018). SMR neurofeedback training facilitates working memory performance in healthy older adults: A behavioral and EEG study. *Frontiers in Behavioral Neuroscience*, 12, Article 321. <https://doi.org/10.3389/fnbeh.2018.00321>
- Card, N. S., Wairagkar, M., Iacobacci, C., Hou, X., Singer-Clark, T., Kunz, E. M., ... Stavisky, S. D. (2024). *An accurate and rapidly calibrating speech neuroprosthesis* [Preprint]. medRxiv. <https://doi.org/10.1101/2023.12.26.23300110>
- Carrasco, M. (2011). Visual attention: The past 25 years. *Vision Research*, 51(13), 1484–1525. <https://doi.org/10.1016/j.visres.2011.04.012>
- Chai, X., Cao, T., He, Q., Wang, N., Zhang, X., Shan, X., ... Zhao, J. (2024). Brain-computer interface digital prescription for neurological disorders. *CNS Neuroscience & Therapeutics*, 30(2), e14615. <https://doi.org/10.1111/cns.14615>
- Chandra, S., Sharma, S., Chaudhuri, R., & Fiete, I. (2025). Episodic and associative memory from spatial scaffolds in the hippocampus. *Nature*, 638(8051), 739–751. <https://doi.org/10.1038/s41586-024-08392-y>
- Chang, D., Xiang, Y., Zhao, J., Qian, Y., & Li, F. (2022). Exploration of brain-computer interaction for supporting children's attention training: A multimodal design based on attention network and gamification design. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(22), 15046. <https://doi.org/10.3390/ijerph192215046>
- Chao, J., Zheng, S., Wu, H., Wang, D., Zhang, X., Peng, H., & Hu, B. (2021). fNIRS evidence for distinguishing patients with major depression and healthy controls. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 29, 2211–2221. <https://doi.org/10.1109/TNSRE.2021.3115266>
- Chaudhary, U., Birbaumer, N., & Ramos-Murguialday, A. (2016). Brain-computer interfaces for communication and rehabilitation. *Nature Reviews Neurology*, 12(9), 513–525. <https://doi.org/10.1038/nrneurol.2016.113>
- Chen, C., Xiao, X., Belkacem, A. N., Lu, L., Wang, X., Yi, W., ... Ming, D. (2021). Efficacy evaluation of neurofeedback-based anxiety relief. *Frontiers in Neuroscience*, 15, Article 758068. <https://doi.org/10.3389/fnins.2021.758068>
- Chen, S., Chen, M., Wang, X., Liu, X., Liu, B., & Ming, D. (2025). Brain-computer interfaces in 2023–2024. *Brain-X*, 3(1), e70024. <https://doi.org/10.1002/brx2.70024>
- Chiappalone, M., Cota, V. R., Carè, M., Di Florio, M., Beaubois, R., Buccelli, S., ... Levi, T. (2022). Neuromorphic-based neuroprostheses for brain rewiring: State-of-the-art and perspectives in neuroengineering.

- Brain Sciences*, 12(11), 1578. <https://doi.org/10.3390/brainsci12111578>
- Choi, T. Y., Kim, J., & Koo, J. W. (2024). Transcutaneous auricular vagus nerve stimulation in anesthetized mice induces antidepressant effects by activating dopaminergic neurons in the ventral tegmental area. *Molecular Brain*, 17(1), 86. <https://doi.org/10.1186/s13041-024-01162-x>
- Das, A., Soni, P., Huang, M. -C., Lin, F., & Xu, W. (2024). Multimodal speech recognition using EEG and audio signals: A novel approach for enhancing ASR systems. *Smart Health*, 32, Article 100477. <https://doi.org/10.1016/j.smhl.2024.100477>
- Défossez, A., Caucheteux, C., Rapin, J., Kabeli, O., & King, J. -R. (2023). Decoding speech perception from non-invasive brain recordings. *Nature Machine Intelligence*, 5(10), 1097–1107. <https://doi.org/10.1038/s42256-023-00714-5>
- Dobbins, I. C. S., Bastos, M., Ratis, R. C., Silva, W. C. F. N. D., & Bonini, J. S. (2023). Effects of neurofeedback on major depressive disorder: A systematic review. *Einstein*, 21, eRW0253. https://doi.org/10.31744/einstein_journal/2023RW0253
- Drigas, A., & Sideraki, A. (2024). Brain neuroplasticity leveraging virtual reality and brain-computer interface technologies. *Sensors*, 24(17), 5725. <https://doi.org/10.3390/s24175725>
- Ehrlich, S. K., Agres, K. R., Guan, C., & Cheng, G. (2019). A closed-loop, music-based brain-computer interface for emotion mediation. *PLOS ONE*, 14(3), e0213516.
- Enriquez-Geppert, S., Huster, R. J., & Herrmann, C. S. (2017). EEG-neurofeedback as a tool to modulate cognition and behavior: A review tutorial. *Frontiers in Human Neuroscience*, 11, Article 51. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2017.00051>
- Eshuis, L. V., van Gelderen, M. J., van Zuiden, M., Nijdam, M. J., Vermetten, E., Olff, M., & Bakker, A. (2021). Efficacy of immersive PTSD treatments: A systematic review of virtual and augmented reality exposure therapy and a meta-analysis of virtual reality exposure therapy. *Journal of Psychiatric Research*, 143, 516–527. <https://doi.org/10.1016/j.jpsychires.2020.11.030>
- Eysenck, H. J. (1991). Dimensions of personality: 16, 5 or 3? Criteria for a taxonomic paradigm. *Personality and Individual Differences*, 12(8), 773–790. [https://doi.org/10.1016/0191-8869\(91\)90144-Z](https://doi.org/10.1016/0191-8869(91)90144-Z)
- Gagnon, L., Cooper, R. J., Yücel, M. A., Perdue, K. L., Greve, D. N., & Boas, D. A. (2012). Short separation channel location impacts the performance of short channel regression in NIRS. *NeuroImage*, 59(3), 2518–2528. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2011.08.095>
- Gall, R., McDonald, N., Huang, X., Wears, A., Price, R. B., Ostadabbas, S., Akcakaya, M., & Woody, M. L. (2024). AttentionCARE: Replicability of a BCI for the clinical application of augmented reality-guided EEG-based attention modification for adolescents at high risk for depression. *Frontiers in Human Neuroscience*, 18, Article 1360218. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2024.1360218>
- Gao, X., Wang, Y., Chen, X., & Gao, S. (2021). Interface, interaction, and intelligence in generalized brain-computer interfaces. *Trends in Cognitive Sciences*, 25(8), 671–684. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2021.04.003>
- Gordon, E. C., & Seth, A. K. (2024). Ethical considerations for the use of brain-computer interfaces for cognitive enhancement. *PLoS Biology*, 22(10), e3002899. <https://doi.org/10.1371/journal.pbio.3002899>
- Griffiths, M. (1999). Internet addiction: Fact or fiction? *The Psychologist*, 12(5), 246–250.
- Gross, J. J. (2015). Emotion regulation: Current status and future prospects. *Psychological Inquiry*, 26(1), 1–26. <https://doi.org/10.1080/1047840X.2014.940781>
- Gruzelier, J. H. (2014). EEG-neurofeedback for optimising performance. I: A review of cognitive and affective outcome in healthy participants. *Neuroscience and Biobehavioral Reviews*, 44, 124–141. <https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2013.09.015>
- Hahn, B., Wolkenberg, F. A., Ross, T. J., Myers, C. S., Heishman, S. J., Stein, D. J., Kurup, P. K., & Stein, E. A. (2008). Divided versus selective attention: Evidence for common processing mechanisms. *Brain Research*, 1215, 137–146. <https://doi.org/10.1016/j.brainres.2008.03.058>
- Herron, J. A., Thompson, M. C., Brown, T., Chizeck, H. J., Ojemann, J. G., & Ko, A. L. (2017). Cortical brain-computer interface for closed-loop deep brain stimulation. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 25(11), 2180–2187. <https://doi.org/10.1109/TNSRE.2017.2705661>
- Hu, P., Lu, Y., Pan, B. X., & Zhang, W. H. (2022). New insights into the pivotal role of the amygdala in inflammation-related depression and anxiety disorder. *International Journal of Molecular Sciences*, 23(19), 11076. <https://doi.org/10.3390/ijms231911076>
- Inan Acı, Ç., Kaya, M., & Mishchenko, Y. (2019). Distinguishing mental attention states of humans via an EEG-based passive BCI using machine learning methods. *Expert Systems with Applications*, 134, 153–166. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.05.057>
- Ismail, L. E., & Karwowski, W. (2020). Applications of EEG indices for the quantification of human cognitive performance: A systematic review and bibliometric analysis. *PLOS ONE*, 15(12), e0242857. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0242857>
- Jin, W., Zhu, X., Qian, L., Wu, C., Yang, F., Zhan, D., ... Xu, G. (2024). Electroencephalogram-based adaptive closed-loop brain-computer interface in neurorehabilitation: A review. *Frontiers in Computational Neuroscience*, 18, Article 1431815. <https://doi.org/10.3389/fncom.2024.1431815>
- Kaimara, P., Plerou, A., & Deliyannis, I. (2020). Cognitive enhancement and brain-computer interfaces: Potential

- boundaries and risks. In P. Kaimara, A. Plerou, A. D. Tsois, & I. Deliannis (Eds.), *Advances in experimental medicine and biology: Vol. 1194. Assistive technology: Shaping a sustainable and inclusive world* (pp. 275–283). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-32622-7_25
- Kamboj, S., Carlson, E. L., Ander, B. P., Hanson, K. L., Murray, K. D., Fudge, J. L., ... Fox, A. S. (2024). Translational insights from cell type variation across amygdala subnuclei in rhesus monkeys and humans. *The American Journal of Psychiatry*, 181(12), 1086–1102. <https://doi.org/10.1176/appi.ajp.20230602>
- Karran, A. J., Demazure, T., Leger, P. M., Labonte-LeMoyné, E., Senecal, S., Fredette, M., & Babin, G. (2019). Toward a hybrid passive BCI for the modulation of sustained attention using EEG and fNIRS. *Frontiers in Human Neuroscience*, 13, Article 393. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2019.00393>
- Kazdin, A. E. (2021). *Research design in clinical psychology* (5th ed.). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/9781108993647>
- Keynan, J. N., Meir-Hasson, Y., Gilam, G., Cohen, A., Jackont, G., Kinreich, S., ... Hendler, T. (2016). Limbic activity modulation guided by functional magnetic resonance imaging-inspired electroencephalography improves implicit emotion regulation. *Biological Psychiatry*, 80(6), 490–496. <https://doi.org/10.1016/j.biopsych.2015.12.024>
- Kim, M. S., Park, H., Kwon, I., An, K. O., Kim, H., Park, G., ... Shin, J. H. (2025). Efficacy of brain-computer interface training with motor imagery-contingent feedback in improving upper limb function and neuroplasticity among persons with chronic stroke: A double-blinded, parallel-group, randomized controlled trial. *Journal of Neuroengineering and Rehabilitation*, 22(1), 1. <https://doi.org/10.1186/s12984-024-01535-2>
- Kojima, S., & Kanoh, S. (2024). An auditory brain-computer interface based on selective attention to multiple tone streams. *PLOS ONE*, 19(5), e0303565. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0303565>
- Kwon, D. (2022). Brain stimulation leads to long-lasting improvements in memory. *Nature*. <https://doi.org/10.1038/d41586-022-02298-3>
- Lee, T. -S., Goh, S. J., Quek, S. Y., Phillips, R., Guan, C., Cheung, Y. B., ... Krishnan, R. R. (2013). A brain-computer interface based cognitive training system for healthy elderly: A randomized control pilot study for usability and preliminary efficacy. *PLOS ONE*, 8(11), e79419. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0079419>
- Leuchter, A. F., Hunter, A. M., Jain, F. A., Tartter, M., Crump, C., & Cook, I. A. (2017). Escitalopram but not placebo modulates brain rhythmic oscillatory activity in the first week of treatment of major depressive disorder. *Journal of Psychiatric Research*, 84, 174–183. <https://doi.org/10.1016/j.jpsychires.2016.10.002>
- Li, R., Yang, D., Fang, F., Hong, K. S., Reiss, A. L., & Zhang, Y. (2022). Concurrent fNIRS and EEG for brain function investigation: A systematic, methodology-focused review. *Sensors*, 22(15), 5865. <https://doi.org/10.3390/s22155865>
- Li, S., Wang, H., Chen, X., & Wu, D. (2025). *Multimodal brain-computer interfaces: AI-powered decoding methodologies* [Preprint]. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/2502.02830>
- Li, Y., Wang, P. T., Vaidya, M. P., Flint, R. D., Liu, C. Y., Slutzky, M. W., & Do, A. H. (2021). Electromyogram (EMG) removal by adding sources of EMG (ERASE)-A novel ICA-based algorithm for removing myoelectric artifacts from EEG. *Frontiers in Neuroscience*, 14, Article 597941. <https://doi.org/10.3389/fnins.2020.597941>
- Li, Y., Yang, H., Li, J., Chen, D., & Du, M. (2020). EEG-based intention recognition with deep recurrent-convolution neural network: Performance and channel selection by Grad-CAM. *Neurocomputing*, 415, 225–233. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2020.07.072>
- Liang, Z., Wang, X., Zhao, J., & Li, X. (2022). Comparative study of attention-related features on attention monitoring systems with a single EEG channel. *Journal of Neuroscience Methods*, 382, 109711. <https://doi.org/10.1016/j.jneumeth.2022.109711>
- Linden, D. E., Habes, I., Johnston, S. J., Linden, S., Tatineni, R., Subramanian, L., ... Goebel, R. (2012). Real-time self-regulation of emotion networks in patients with depression. *PLOS ONE*, 7(6), e38115. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0038115>
- Liu, X. Y., Wang, W. L., Liu, M., Chen, M. Y., Pereira, T., Doda, D. Y., ... Ming, D. (2025). Recent applications of EEG-based brain-computer-interface in the medical field. *Military Medical Research*, 12(1), 14. <https://doi.org/10.1186/s40779-025-00598-z>
- Liu, Y., Liu, R., Ge, J., & Wang, Y. (2024). Advancements in brain-machine interfaces for application in the metaverse. *Frontiers in Neuroscience*, 18, Article 1383319. <https://doi.org/10.3389/fnins.2024.1383319>
- Lotte, F., Congedo, M., Lécuyer, A., Lamarche, F., & Arnaldi, B. (2007). A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces. *Journal of Neural Engineering*, 4(2), R1–R13. <https://doi.org/10.1088/1741-2560/4/2/R01>
- Luo, N., Shi, W., Yang, Z., Song, M., & Jiang, T. Z. (2024). Multimodal fusion of brain imaging data: Methods and applications. *Machine Intelligence Research*, 21, 136–152. <https://doi.org/10.1007/s11633-023-1442-8>
- Lv, Z., Qiao, L., Wang, Q., & Piccialli, F. (2021). Advanced machine-learning methods for brain-computer interfacing. *IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics*, 18(5), 1688–1698. <https://doi.org/10.1109/TCBB.2020.3010014>
- Maddirala, A. K., & Veluvolu, K. C. (2022). ICA with CWT and k-means for eye-blink artifact removal from fewer channel EEG. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 30, 1361–1373. <https://doi.org/>

- 10.1109/TNSRE.2022.3176575
- Maiseli, B., Abdalla, A. T., Massawe, L. V., & Juma, R. (2023). Brain-computer interface: Trend, challenges, and threats. *Brain Informatics*, 10, Article 20. <https://doi.org/10.1186/s40708-023-00199-3>
- Maples-Keller, J. L., Bunnell, B. E., Kim, S. J., & Rothbaum, B. O. (2017). The use of virtual reality technology in the treatment of anxiety and other psychiatric disorders. *Harvard Review of Psychiatry*, 25(3), 103–113. <https://doi.org/10.1097/HRP.0000000000000138>
- Marzbani, H., Marateb, H. R., & Mansourian, M. (2016). Neurofeedback: A comprehensive review on system design, methodology and clinical applications. *Basic and Clinical Neuroscience*, 7(2), 143–158. <https://doi.org/10.15412/J.BCN.03070208>
- Mattioli, F., Porcaro, C., & Baldassarre, G. (2022). A 1D CNN for high accuracy classification and transfer learning in motor imagery EEG-based brain-computer interface. *Journal of Neural Engineering*, 18(6), 066007. <https://doi.org/10.1088/1741-2552/ac4430>
- Maye, A., Zhang, D., Wang, Y., Gao, S., & Engel, A. K. (2011). Multimodal brain-computer interfaces. *Tsinghua Science & Technology*, 16(2), 133–139. [https://doi.org/10.1016/S1007-0214\(11\)70020-7](https://doi.org/10.1016/S1007-0214(11)70020-7)
- Meinzer, M., Lindenberg, R., Antonenko, D., Flaisch, T., & Flöel, A. (2013). Anodal transcranial direct current stimulation temporarily reverses age-associated cognitive decline and functional brain activity changes. *Journal of Neuroscience*, 33(30), 12470–12478. <https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.5743-12.2013>
- Miao, Y., Chen, S., Zhang, X., Jin, J., Xu, R., Daly, I., ... Jung, T. P. (2020). BCI-based rehabilitation on the stroke in sequela stage. *Neural Plasticity*, Article 8882764. <https://doi.org/10.1155/2020/8882764>
- Micoulaud-Franchi, J. A., Jeunet, C., Pelissolo, A., & Ros, T. (2021). EEG neurofeedback for anxiety disorders and post-traumatic stress disorders: A blueprint for a promising brain-based therapy. *Current Psychiatry Reports*, 23(12), 84. <https://doi.org/10.1007/s11920-021-01299-9>
- Miller, G. A. (1956). The magical number seven, plus or minus two: Some limits on our capacity for processing information. *Psychological Review*, 63(2), 81–97. <https://doi.org/10.1037/h0043158>
- Miyake, A., Friedman, N. P., Emerson, M. J., Witzki, A. H., Howerter, A., & Wager, T. D. (2000). The unity and diversity of executive functions and their contributions to complex "Frontal Lobe" tasks: A latent variable analysis. *Cognitive Psychology*, 41(1), 49–100. <https://doi.org/10.1006/cogp.1999.0734>
- Mohan, U. R., & Jacobs, J. (2024). Why does invasive brain stimulation sometimes improve memory and sometimes impair it? *PLoS Biology*, 22(10), e3002894. <https://doi.org/10.1371/journal.pbio.3002894>
- Mora-Sánchez, A., Pulini, A. A., Gaume, A., Dreyfus, G., & Vialatte, F. B. (2020). A brain-computer interface for the continuous, real-time monitoring of working memory load in real-world environments. *Cognitive Neurodynamics*, 14(3), 301–321. <https://doi.org/10.1007/s11571-020-09573-x>
- Myrden, A., & Chau, T. (2016). Towards psychologically adaptive brain-computer interfaces. *Journal of Neural Engineering*, 13(6), 066022. <https://doi.org/10.1088/1741-2560/13/6/066022>
- Naseer, N., & Hong, K. S. (2015). fNIRS-based brain-computer interfaces: A review. *Frontiers in Human Neuroscience*, 9, Article 3. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2015.00003>
- Nicholson, A. A., Rabellino, D., Densmore, M., Frewen, P. A., Paret, C., Kluetsch, R., ... Lanius, R. A. (2017). The neurobiology of emotion regulation in posttraumatic stress disorder: Amygdala downregulation via real-time fMRI neurofeedback. *Human Brain Mapping*, 38(1), 541–560. <https://doi.org/10.1002/hbm.23402>
- Norman, A. A., Marzuki, A. H., Faith, F., Hamid, S., Abdul Ghani, N., & Ravana, S. D. (2023). Technology dependency and impact during COVID-19: A systematic literature review and open challenges. *IEEE Access*, 11, 40741–40760. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3250770>
- Norman, D. A. (2013). *The design of everyday things* (Revised and expanded ed.). Basic Books.
- Papanastasiou, G., Drigas, A., Skianis, C., & Lytras, M. (2020). Brain computer interface based applications for training and rehabilitation of students with neurodevelopmental disorders. A literature review. *Heliyon*, 6(9), e04250. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2020.e04250>
- Park, H. L., Lee, Y., Kim, N., Seo, D. G., Go, G. T., & Lee, T. W. (2020). Flexible neuromorphic electronics for computing, soft robotics, and neuroprosthetics. *Advanced Materials*, 32(15), e1903558. <https://doi.org/10.1002/adma.201903558>
- Pascual-Leone, A., Amedi, A., Fregni, F., & Merabet, L. B. (2005). The plastic human brain cortex. *Annual Review of Neuroscience*, 28, 377–401. <https://doi.org/10.1146/annurev.neuro.27.070203.144216>
- Pinti, P., Tachtsidis, I., Hamilton, A., Hirsch, J., Aichelburg, C., Gilbert, S., & Burgess, P. W. (2020). The present and future use of functional near-infrared spectroscopy (fNIRS) for cognitive neuroscience. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 1464(1), 5–29. <https://doi.org/10.1111/nyas.13948>
- Poldrack, R. A., & Farah, M. J. (2015). Progress and challenges in probing the human brain. *Nature*, 526(7573), 371–379. <https://doi.org/10.1038/nature15692>
- Posner, M. I., & Petersen, S. E. (1990). The attention system of the human brain. *Annual Review of Neuroscience*, 13, 25–42. <https://doi.org/10.1146/annurev.ne.13.030190.000325>
- Putze, F., Vourvopoulos, A., Lécuyer, A., Krusienski, D., Bermúdez i Badia, S., Mullen, T., & Herff, C. (2020). Editorial: Brain-computer interfaces and augmented/

- virtual reality. *Frontiers in Human Neuroscience*, 14, Article 144. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2020.00144>
- Qiu, Y., Liu, H., & Zhao, M. (2025). A review of brain-computer interface-based language decoding: From signal interpretation to intelligent communication. *Applied Sciences*, 15(1), 392. <https://doi.org/10.3390/app15010392>
- Reis, J., Portugal, A. M., Fernandes, L., Afonso, N., Pereira, M., Sousa, N., & Dias, N. S. (2016). An Alpha and Theta intensive and short neurofeedback protocol for healthy aging working-memory training. *Frontiers in Aging Neuroscience*, 8, Article 157. <https://doi.org/10.3389/fnagi.2016.00157>
- Ren, B., Zhou, Q., & Chen, J. (2023). Assessing cognitive workloads of assembly workers during multi-task switching. *Scientific Reports*, 13(1), 16356. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-43477-0>
- Restoy, D., Oriol-Escudé, M., Alonzo-Castillo, T., Magán-Maganto, M., Canal-Bedia, R., Díez-Villoria, E., ... Lugo-Marin, J. (2024). Emotion regulation and emotion dysregulation in children and adolescents with autism spectrum disorder: A meta-analysis of evaluation and intervention studies. *Clinical Psychology Review*, 109, 102410. <https://doi.org/10.1016/j.cpr.2024.102410>
- Riva, G., Wiederhold, B. K., & Mantovani, F. (2019). Neuroscience of virtual reality: From virtual exposure to embodied medicine. *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking*, 22(1), 82–96. <https://doi.org/10.1089/cyber.2017.29099.gri>
- Rotter, J. B. (1966). Generalized expectancies for internal versus external control of reinforcement. *Psychological Monographs: General and Applied*, 80(1), 1–28. <https://doi.org/10.1037/h0092976>
- Roy, Y., Banville, H., Albuquerque, I., Gramfort, A., Falk, T. H., & Faubert, J. (2019). Deep learning-based electroencephalography analysis: A systematic review. *Journal of Neural Engineering*, 16(5), 051001. <https://doi.org/10.1088/1741-2552/ab260c>
- Ryan, R. M., & Deci, E. L. (2017). *Self-determination theory: Basic psychological needs in motivation, development, and wellness*. The Guilford Press. <https://doi.org/10.1521/978.14625/28806>
- Schoenberg, P. L., & David, A. S. (2014). Biofeedback for psychiatric disorders: A systematic review. *Applied Psychophysiology and Biofeedback*, 39(2), 109–135. <https://doi.org/10.1007/s10484-014-9246-9>
- Schultz, W. (2015). Neuronal reward and decision signals: From theories to data. *Physiological Reviews*, 95(3), 853–951. <https://doi.org/10.1152/physrev.00023.2014>
- Scott, S. M., & Raftery, C. (2021). Brain-computer interfaces and creative expression: Interface considerations for rehabilitative and therapeutic interactions. *Frontiers in Computer Science*, 3, Article 718605. <https://doi.org/10.3389/fcomp.2021.718605>
- Siirtola, P., Tamminen, S., Chandra, G., Ihalapathirana, A., & Rönning, J. (2023). Predicting emotion with biosignals: A comparison of classification and regression models for estimating valence and arousal level using wearable sensors. *Sensors* (Basel, Switzerland), 23(3), 1598. <https://doi.org/10.3390/s23031598>
- Sitaram, R., Ros, T., Stoeckel, L., Haller, S., Scharnowski, F., Lewis-Peacock, J., ... Sulzer, J. (2017). Closed-loop brain training: The science of neurofeedback. *Nature Reviews Neuroscience*, 18(2), 86–100. <https://doi.org/10.1038/nrn.2016.164>
- Slaby, S. (2021). Privacy and security in brain-computer interfaces. In S. Paszkiel (Ed.), *Control, computer engineering and neuroscience: ICBCI 2021* (pp. 231–241). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-72254-8_19
- Smashna, O. (2023). Influence of cognitive functioning on the effectiveness of treatment of veterans with post-traumatic stress disorder and mild traumatic brain injury. *International Journal of Medical and Medical Research*, 9(2), 30–41. <https://doi.org/10.61751/ijmmr/2.2023.30>
- Sun, X. Y., & Ye, B. (2023). The functional differentiation of brain-computer interfaces (BCIs) and its ethical implications. *Humanities and Social Sciences Communications*, 10(1), Article 878. <https://doi.org/10.1057/s41599-023-02419-x>
- Sun, Y., Ayaz, H., & Akansu, A. N. (2020). Multimodal affective state assessment using fNIRS + EEG and spontaneous facial expression. *Brain Sciences*, 10(2), 85. <https://doi.org/10.3390/brainsci10020085>
- Sweller, J. (1988). Cognitive load during problem solving: Effects on learning. *Cognitive Science*, 12(2), 257–285. https://doi.org/10.1207/s15516709cog1202_4
- Tang, J., LeBel, A., Jain, S., & Huth, A. G. (2023). Semantic reconstruction of continuous language from non-invasive brain recordings. *Nature Neuroscience*, 26(5), 858–866. <https://doi.org/10.1038/s41593-023-01304-9>
- Thibault, R. T., Lifshitz, M., & Raz, A. (2016). The self-regulating brain and neurofeedback: Experimental science and clinical promise. *Cortex*, 74, 247–261. <https://doi.org/10.1016/j.cortex.2015.10.024>
- Tripathi, B., & Sharma, R. K. (2023). EEG-based emotion classification in financial trading using deep learning: Effects of risk control measures. *Sensors*, 23(7), 3474. <https://doi.org/10.3390/s23073474>
- Tsai, P. C., Akpan, A., Tang, K. T., & Lakany, H. (2025). Brain computer interfaces for cognitive enhancement in older people - Challenges and applications: A systematic review. *BMC Geriatrics*, 25(1), 36. <https://doi.org/10.1186/s12877-025-05676-4>
- Unterrainer, M., & Oduncu, F. S. (2015). The ethics of deep brain stimulation (DBS). *Medicine, Health Care and Philosophy*, 18(4), 475–485. <https://doi.org/10.1007/s11019-015-9622-0>
- Urigüen, J. A., & Garcia-Zapirain, B. (2015). EEG artifact removal-state-of-the-art and guidelines. *Journal of Neural Engineering*, 12(3), 031001. <https://doi.org/10.1088/1741-2560/12/3/031001>

- 12/3/031001
- Vallejo, V., Wyss, P., Rampa, L., Mitache, A. V., Müri, R. M., Mosimann, U. P., ... Nyffeler, T. (2017). Evaluation of a novel serious game based assessment tool for patients with Alzheimer's disease. *PLOS ONE*, 12(4), e0175999. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0175999>
- van der Heijden, A. C., van der Werf, Y. D., van den Heuvel, O. A., Talamini, L. M., & van Marle, H. J. F. (2024). Targeted memory reactivation to augment treatment in post-traumatic stress disorder. *Current Biology*, 34(16), 3735–3746.e5. <https://doi.org/10.1016/j.cub.2024.07.019>
- van Loenen, I., Scholten, W., Muntingh, A., Smit, J., & Batelaan, N. (2022). The effectiveness of virtual reality exposure-based cognitive behavioral therapy for severe anxiety disorders, obsessive-compulsive disorder, and posttraumatic stress disorder: Meta-analysis. *Journal of Medical Internet Research*, 24(2), Article e26736. <https://doi.org/10.2196/26736>
- van 't Wout-Frank, M., Arulpragasam, A. R., Faucher, C., Aiken, E., Shea, M. T., Jones, R. N., Greenberg, B. D., & Philip, N. S. (2024). Virtual reality and transcranial direct current stimulation for posttraumatic stress disorder: A randomized clinical trial. *JAMA Psychiatry*, 81(5), 437–446. <https://doi.org/10.1001/jamapsychiatry.2023.5661>
- Violante, I. R., Alania, K., Cassarà, A. M., Neufeld, E., Acerbo, E., Carron, R., ... Grossman, N. (2023). Non-invasive temporal interference electrical stimulation of the human hippocampus. *Nature Neuroscience*, 26(11), 1994–2004. <https://doi.org/10.1038/s41593-023-01456-8>
- von Lüthmann, A., Li, X., Müller, K. R., Boas, D. A., & Yücel, M. A. (2020). Improved physiological noise regression in fNIRS: A multimodal extension of the general linear model using temporally embedded canonical correlation analysis. *NeuroImage*, 208, 116472. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2019.116472>
- Wall, K., Stark, J., Schillaci, A., Saulnier, E. T., McLaren, E., Striegnitz, K., Cohen, B. D., Arciero, P. J., Kramer, A. F., & Anderson-Hanley, C. (2018). The enhanced interactive physical and cognitive exercise system (iPACESTM v2.0): Pilot clinical trial of an in-home iPad-based neuro-exergame for mild cognitive impairment (MCI). *Journal of Clinical Medicine*, 7(9), 249. <https://doi.org/10.3390/jcm7090249>
- Walter, C., Rosenstiel, W., Bogdan, M., Gerjets, P., & Spüler, M. (2017). Online EEG-based workload adaptation of an arithmetic learning environment. *Frontiers in Human Neuroscience*, 11, Article 286. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2017.00286>
- Wang, X., Ren, Y., Luo, Z., He, W., Hong, J., & Huang, Y. (2023). Deep learning-based EEG emotion recognition: Current trends and future perspectives. *Frontiers in Psychology*, 14, Article 1126994. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1126994>
- Willett, F. R., Kunz, E. M., Fan, C., Avansino, D. T., Wilson, G. H., Choi, E. Y., ... Henderson, J. M. (2023). A high-performance speech neuroprosthesis. *Nature*, 620(7976), 1031–1036. <https://doi.org/10.1038/s41586-023-06377-x>
- Wolpaw, J. R., Birbaumer, N., McFarland, D. J., Pfurtscheller, G., & Vaughan, T. M. (2002). Brain-computer interfaces for communication and control. *Clinical Neurophysiology*, 113(6), 767–791.
- Young, K. D., Zotev, V., Phillips, R., Misaki, M., Yuan, H., Drevets, W. C., & Bodurka, J. (2014). Real-time fMRI neurofeedback training of amygdala activity in patients with major depressive disorder. *PLOS ONE*, 9(2), e88785. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0088785>
- Yue, C. (2023). Privacy and ethical concerns of brain-computer interfaces. In *2023 IEEE International Conference on Metaverse Computing, Networking and Applications (MetaCom)* (pp. 134–138). IEEE. <https://doi.org/10.1109/MetaCom57706.2023.00036>
- Yuste, R., Goering, S., Arcas, B. A. Y., Bi, G., Carmena, J. M., Carter, A., ... Wolpaw, J. (2017). Four ethical priorities for neurotechnologies and AI. *Nature*, 551(7679), 159–163. <https://doi.org/10.1038/551159a>
- Zhu, H., Forenzo, D., & He, B. (2022). On the deep learning models for EEG-based brain-computer interface using motor imagery. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 30, 2283–2291. <https://doi.org/10.1109/TNSRE.2022.3198041>

From mind reading to mind modulation: Applications and mechanisms of neural modulation in brain-computer interfaces from a psychological perspective

CHEN Zhaojie, WANG Guofang

(School of Sociology, China University of Political Science and Law, Beijing 102249, China)

Abstract: A Brain-Computer Interface (BCI) establishes a direct communication channel between the brain and external devices by acquiring, decoding, and translating neural signals, opening novel pathways to understand and enhance cognitive potential. This study explores the theoretical foundations and clinical

applications of BCI in cognitive enhancement and psychotherapy. This paper introduces an ethical framework for analyzing psychological adaptability to long-term BCI use and proposes the 'Technological Dependence Risk Index' (TDRI) to quantify the impact of such reliance on individual autonomy. Furthermore, the integration of BCI with cutting-edge technologies like artificial intelligence (AI) and virtual reality (VR) offers innovative pathways for therapeutic interventions targeting complex psychological processes. Future research should prioritize enhancing the user-centered experience of BCI applications and further investigate the long-term impacts of technological dependence on psychological autonomy and emotional regulation. Moreover, applying principles from cognitive psychology (e.g., attention, memory) and neuroplasticity is crucial for optimizing BCI decoding features and neurofeedback design, ultimately creating more adaptable and personalized psychological intervention paradigms.

Keywords: brain-computer interface, cognitive enhancement, psychotherapy, neural plasticity, neural decoding, technological dependence risk index