

脑机接口在睡眠障碍监测与干预中的应用进展

王依纯¹, 丁宁¹, 吴婷¹, 卢珊^{1,2}, 刘云^{1*}

(1. 南京医科大学第一附属医院, 江苏 南京 210029;

2. 江苏省妇幼保健院, 江苏 南京 210029)

【摘要】随着科技的飞速发展,许多研究探讨了脑机接口(BCI)的各个方面,包括基本原理、技术进步和特定领域的应用。在医学领域,主要集中在运动康复、脑复苏、神经退行性疾病等方面。睡眠对人类健康至关重要,睡眠障碍的高发趋势给人们的身心健康带来了严重威胁。传统的睡眠监测和干预手段存在诸多局限性,促使研究者们不断探索更有效的解决方案。BCI作为新兴的神经科学技术,在睡眠领域也逐渐崭露头角,展现出巨大的应用潜力。基于脑电图的BCI凭借其高时间分辨率、低成本和便携性等优势,在睡眠监测、干预和疾病诊断等方面得到了广泛关注。本文旨在全面综述近期BCI在睡眠监测与干预方面的应用进展,同时还探讨了BCI当前的挑战和未来趋势。

【关键词】脑机接口; 睡眠障碍; 睡眠监测; 睡眠干预

中图分类号: R318

文献标识码: A

文章编号: 2096-8965 (2025) 04-0001-06

Advances in application of brain-computer interfaces for monitoring and intervention of sleep disorders

Wang Yichun¹, Ding Ning¹, Wu Ting¹, Lu Shan^{1,2}, Liu Yun^{1*}

(1. The First Affiliated Hospital with Nanjing Medical University, Nanjing 210029, Jiangsu, China;

2. Jiangsu Maternal and Child Health Hospital, Nanjing 210029, Jiangsu, China)

【 Abstract 】 The swift evolution of technology has spurred extensive research into brain-computer interfaces (BCIs), encompassing their fundamental principles, technological innovations, and practical applications across different domains. Within healthcare, BCI research has predominantly centered on motor rehabilitation, brain recovery, and neurodegenerative diseases. Given that sleep is vital for human health and well-being, the escalating incidence of sleep disorders presents a substantial risk to both physical and psychological health. Conventional sleep monitoring and intervention techniques are limited, which has driven scientists to seek more effective alternatives. As a cutting-edge neuroscience tool, BCI technology is increasingly making its mark in sleep-related research and showing great promise for real-world use. BCIs that rely on electroencephalography (EEG) have attracted significant interest due to their high temporal resolution, affordability, and portability, which make them suitable for sleep monitoring, intervention, and disease diagnosis. This review offers an in-depth analysis of the latest progress in BCIs for sleep monitoring and intervention, while also addressing the existing hurdles and future

收稿日期: 2025-08-05; 修回日期: 2025-11-16

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2023YFC3605800)

通信作者: 刘云 (1967-), 女, 江苏滨海人, 教授, 主任医师, 博士研究生导师, 主要从事糖尿病基础与临床研究, 临床大数据研究,

E-mail: liuyun@njmu.edu.cn

directions in this field.

[Keywords] Brain-computer interfaces; Sleep disorders; Sleep monitoring; Sleep intervention

0 引言

脑机接口 (Brain-Computer Interface, BCI) 是一种新兴的神经科学技术, 通过在大脑与外部设备之间建立信息通路, 实现脑信号的采集、分析与应用, 使用户能够仅通过大脑活动操作外部设备^[1]。近年来, 随着神经科学、工程学和计算方法的快速发展, BCI技术取得了显著进展, 并逐渐向非侵入式方向发展。非侵入式BCI具有成本低、便携性强、使用方便等优点^[2], 其中基于脑电图 (Electroencephalography, EEG) 的BCI更是因为其毫秒级的高时间分辨率, 可以实时捕捉大脑活动的快速变化, 特别适合于睡眠监测和干预等实际应用场景, 因此在睡眠领域得到了广泛的研究和应用^[3]。

睡眠与人类健康密切相关, 充足的睡眠能够促进记忆处理和巩固、细胞修复和大脑发育等重要过程^[4-7], 从而维持身体各器官和生理过程的正常运作, 如心血管系统、消化系统和呼吸系统等^[8]。然而, 现代生活中睡眠障碍呈现高发趋势, 不仅降低了生活质量, 还可能引发心血管疾病^[9]、糖尿病^[10]、肥胖症^[11]、精神疾病^[12]以及神经退行性疾病^[13]等。多导睡眠监测 (Polysomnography, PSG) 一直是评估睡眠的金标准, 但其操作复杂, 成本昂贵, 对患者舒适度影响较大, 使其难以广泛使用。本文旨在深入探讨BCI在睡眠监测、干预、疾病诊断等方面的应用, 揭示其在改善睡眠质量、提升睡眠障碍诊疗水平以及推动睡眠医学发展方面的长远价值。

1 BCI

最初的BCI概念是通过测量和解码脑电波信号来控制假肢手臂并执行期望的动作^[14]。后来, 术语“BCI”被正式定义为人类大脑与外部设备之间的直接通信通路, 它利用大脑活动信号作为媒介, 将这些信号转换成期望的输出, 使用户无需依赖周围神经或肌肉控制, 仅通过大脑活动就能操作外部设备^[15]。近年来, BCI的巨大潜力使其得到了广泛关注, 并应用在多个行业领域中, 例如: 游戏交互^[16]、辅助教育^[17]、情绪识别^[18-19]、疲劳检测^[20-21]、康复训练^[22-23]、通讯交流^[24-25]等。

BCI的脑信号采集方式可分为侵入性和非侵入性。侵入性BCI包括侵入性皮质内电极^[26]和皮层电

图^[27], 能获取高质量、高分辨率神经信号, 信噪比高且定位精准, 可连续稳定记录, 适用于长期监测与控制, 但因手术及长期植入风险, 日常应用受限。非侵入性BCI使用外部神经成像设备, 如EEG、脑磁图^[28]、功能性近红外光谱 (functional Near-Infrared Spectroscopy, fNIRS)^[29]、功能性磁共振成像^[30]等来记录大脑活动。fNIRS使用近红外光来评估血红蛋白聚集水平, 依赖于血流动力学反应或血氧水平依赖性反应成像。功能性磁共振成像依赖于磁性血氧水平依赖性信号监测大脑相关区域血流变化以评估大脑活动。EEG信号可直接测量皮层电活动且具有高时间分辨率^[31], 非常适合捕捉大脑活动的快速变化, 且设备成本较低, 高度便携, 是目前最常用的非侵入性技术。

EEG是一种通过放置在头皮表面的电极记录大脑电活动的非侵入式技术, 其信号幅度小、频率范围广, 并且能够反映大脑不同区域的神经元电活动变化。根据频率不同, EEG信号可被划分为 δ 、 θ 、 α 、 β 和 γ 等多个频带^[3], 另外还有一些特殊含义的波形, 例如K复合波、睡眠纺锤波等。这些不同频段的EEG信号在睡眠的不同阶段呈现出特定的模式和特征^[32], δ 波在深度睡眠或深度麻醉等无意识状态时较为明显; α 波在清醒放松状态下较为常见; K复合波、睡眠纺锤波多见于非快速眼动睡眠的N2期, 被称为睡眠纺锤波, 是正常睡眠的标志之一; 快速眼动睡眠阶段则会出现与清醒时类似的低幅快波等。因此, EEG信号是研究睡眠生理机制、睡眠分期以及睡眠相关疾病诊断的重要依据。

2 BCI在睡眠监测方面的应用

EEG信号富含睡眠状态信息, 传统睡眠EEG分类方法包含从预处理的EEG信号中提取特征和构建睡眠阶段分类器两个步骤。许多特征是基于已建立的睡眠知识设计的, 睡眠分期依赖于人工标注, 存在耗时费力且主观性强等问题。近年来, 随着机器学习和深度学习技术的发展, 自动化EEG信号处理方法在睡眠评估中取得显著进展。卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN)^[33]、递归神经网络 (Recurrent Neural Network, RNN)^[34]、长短期记忆网络 (Long Short-Term Memory, LSTM)^[35]以及Transformer^[36]等深度学习模型被广泛应用于睡眠分期和睡眠障碍

检测。例如 Yao 等^[37]提出了一种创新的基于空间-时间 Transformer 的架构, 在处理多通道 EEG 信号时, 巧妙地融合了空间信息, 并借助自我注意力机制捕捉信号的细微特征变化, 从而显著提升了睡眠分期的准确性, 同时利用大型图像数据集的预训练权重进行迁移学习, 进一步优化了模型的性能; Kong 等^[38]引入的新型神经架构搜索框架, 通过自动设计的神经网络结构实现多通道 EEG 信号的高效分类。除了 EEG 信号, 心电图、呼吸信号等生理信号也包含睡眠状态的相关信息。多模态数据融合技术整合多种生理信号, 可提供更全面的睡眠状态评估。例如, Krauss 等^[39]利用 LSTM 算法结合多模态信号 (包括 EEG、心电图和呼吸信号) 实现了睡眠分期的高效分类。

EEG 可穿戴设备作为 BCI 技术在睡眠监测中的重要应用形式, 主要可分为以下几种: EEG 头带、高度柔性的睡眠监测设备以及耳部睡眠监测设备^[40]。EEG 头带通过多个干湿电极采集 EEG 信号, 实时分析睡眠相关生理数据, 其采样频率和滤波范围保证了信号的高质量。刚性头带的自动睡眠分期算法准确率与睡眠专家相当; 而 Shambroom 等^[41]开发的柔性头带, 使用银涂层织物干电极采集前额区域 EEG 信号, 通过无线传输数据进行睡眠分期分析, 大大提高了用户的佩戴舒适性; 在与 PSG 同步记录的对比研究中, 睡眠分期一致性达到 74.7% 以上, Kappa 系数达到 0.6 以上, 在测量总睡眠时间、睡眠效率和入睡后觉醒时间等关键参数上也与 PSG 有极高的一致性 (组内相关系数 > 0.85)。高度柔性的睡眠监测设备在长期监测和神经障碍精确检测方面进一步增强了用户舒适度, 如 Shustak 等^[42]创新地利用了印刷电极技术, 开发出一种用于在家庭环境中监测 EEG、心电图和肌电图信号的软性皮肤黏附式无凝胶电极监测系统。因其形式类似于纹身, 故被称为“基于纹身的睡眠监测系统”, 其在医院和家庭环境中均表现出稳定的信号采集能力, 并能区分不同睡眠阶段。Kwon 等^[43]开发的家庭无线睡眠监测贴片, 结合深度学习算法实现了对睡眠模式的实时自动评分和睡眠呼吸暂停事件的识别, 该系统在睡眠分期 (83.89% 准确率) 和阻塞性睡眠呼吸暂停 (Obstructive Sleep Apnea, OSA) 检测 (88.52% 准确率) 上达到临床级性能, 与 PSG 对比的 Kappa 系数为 0.76。其设备背面与皮肤接触的纳米膜电极具有出色的拉伸性和灵活性, 在舒适性、易用性和便携性方面表现突出。耳部睡眠监测设备是一种新型 BCI 技术, 通过集成在耳塞中的电极采

集 EEG 信号, 具有隐蔽性强、用户舒适性高、适合长期佩戴等特点。例如耳内黏弹性耳塞由记忆泡沫基底和导电布料电极组成, 其黏弹性使其能紧密贴合耳道轮廓, 形成稳定的电极-皮肤接口, 仅需盐水溶液即可建立低阻抗连接。为验证其临床有效性, 一项试点研究^[44]对 4 名健康男性进行了午睡期间的同步耳内与头皮脑电监测, 结果表明, 基于耳内脑电信号自动分类的睡眠分期, 与专家手动评分的头皮 EEG 相比, 表现出高度的一致性。在区分清醒/睡眠及关键睡眠阶段 (N2, N3) 的任务中, 分类准确率介于 76.8% ~ 91.8% 之间, Kappa 系数范围达到 0.65 ~ 0.80。Tabar 等^[45]报告的通用耳脑电系统由两个通用耳塞组成, 内置干电极, 由软硅胶材料制成, 具有良好的机械性能。该系统旨在为广泛的人群提供基于耳脑电的睡眠监测, 无需针对个别用户进行定制。通用型耳脑电系统在信号质量和睡眠分期准确性 (Kappa 系数 = 0.71) 上与定制设备相当, 显著优于传统 PSG 的舒适度 (62% 用户反馈睡眠质量好), 作为 PSG 的可靠替代方案, 尤其适合长期家庭睡眠监测。

3 BCI在睡眠干预方面的应用

BCI 对于睡眠的干预主要可分为两种形式: 开环刺激和闭环刺激^[1]。开环刺激的参数是预先设定的, 与大脑活动无关, 缺乏实时反馈机制, 不会根据大脑对刺激的反应调整刺激策略。因此主要用于阐明睡眠特征和机制, 有助于了解睡眠过程中不同成分 (如睡眠纺锤波、慢波等) 的产生机制及作用。例如, Prehn-Kristensen 等^[46]研究发现, 采用频率为 0.75 Hz 的经颅直流电刺激能增强早期慢波睡眠期间的慢波振荡, 改善注意力缺陷多动障碍儿童的陈述性记忆。Massimini 等^[47]在不同的中线部位以约 0.8 Hz 的频率重复应用经颅磁刺激 (Transcranial Magnetic Stimulation, TMS), 每次间隔约 1 min。发现在非快速眼动睡眠期间, 每个 TMS 脉冲都能在皮质下诱发一个高振幅的慢波, 且该慢波可扩展至整个大脑皮质。这些慢波在形态上与自然发生的慢波相似, 具有高振幅, 可持续长时间, 能引发丘脑纺锤波, 并在头皮上传播。另外也有研究证明了听觉^[48]、嗅觉^[49]、触觉^[50]等刺激对睡眠的干预情况。

闭环刺激是根据实时的大脑活动来提供有针对性的刺激, 它存在连续的反馈回路, 可以在神经回路和外部环境之间建立联系, 能够根据大脑对刺激的反应实时调整, 以达到预期的干预效果。

Lustenberger 等^[51]利用非侵入性交流电刺激选择性增强人类睡眠纺锤波, 显著改善运动记忆巩固。Santostasi 等^[52]采用相位锁定环反馈控制系统在特定电生理节律阶段传递声刺激, 增强慢波睡眠。随着闭环刺激的研究进展, 其对睡眠干预的有效性得到极大认可, 促进了相关便携可穿戴设备的发展。Bressler 等^[53]设计的可穿戴 EEG 设备能对睡眠相关振荡进行闭环实时跟踪和神经调节。

开环刺激和闭环刺激各有优缺点, 适用于不同的研究方向。开环刺激在基础研究方面具有一定优势; 闭环刺激则在实时反馈和精准调节方面表现出色, 但算法和技术仍有待完善, 以实现特定睡眠成分的精确调节, 进一步提升睡眠质量和认知功能。

4 BCI在睡眠呼吸暂停低通气综合征诊断与干预方面的应用

睡眠呼吸暂停低通气综合征患者常存在上气道神经调控异常, BCI 技术可检测与上气道神经调控相关的生理信号, 为早期诊断及病情评估提供新视角。例如, 通过传感器监测舌咽神经等上气道相关神经的电活动, 分析神经信号特征变化, 进而判断上气道扩张肌的功能状态及神经调控是否异常, 对预测呼吸暂停事件及评估病情严重程度有一定价值。在呼吸暂停事件发生前、发生过程中和发生后, 患者脑电特征会发生相应变化, 运用 BCI 技术提取该特征, 有助于提高早期诊断的准确性。例如, 在含有呼吸暂停事件的 EEG 帧中, δ 频带功率比呈现出特定模式: 在呼吸暂停开始时突然下降, 整个事件期间维持在较低水平, 然后在呼吸暂停结束后再次上升。相比之下, 在非呼吸暂停事件期间, δ 频带比率则保持相对稳定^[3]。这一模式通过与 PSG 的呼吸气流信号同步分析得到确认, 为 EEG-BCI 实时检测呼吸暂停提供了金标准验证的基础。患有 OSA 的个体表现出 EEG 连接性降低, 尤其是在额颞区的 θ 、 α 和 β 频带中。这些功能连接性的减弱与前一晚睡眠的低睡眠效率和高呼吸暂停-低通气指数水平相关, 表明 EEG 连接性模式的改变与 OSA 的严重程度之间存在关联^[54]。Aksahin 等^[55]运用相干函数和互信息方法对 EEG 信号特征进行提取, 并通过前馈神经网络, 成功地将中枢型和阻塞型睡眠呼吸暂停综合征患者与健康对照组区分开来。

TMS 作为一种非侵入性且无痛的神经刺激技术, 可实现中枢及外周神经系统结构的去极化, 相

关研究也已证实其能够无创激活整个上气道扩张肌群。Melo-Silva 等^[56]进一步发现, 经颅磁刺激所诱发的电刺激, 作用于运动皮层中舌体的体表局部区域, 可在单次呼吸周期内短暂地激活上气道扩张肌。这一操作能够改善流量受限呼吸相的峰值吸气流, 且不会导致睡眠患者觉醒。现有多项研究表明, BCI 技术在睡眠呼吸暂停低通气综合征的诊断和治疗中具有显著优势, 可有效提升诊断准确性和治疗效果。未来开发便携式、无创的 BCI 设备, 制定个性化治疗方案, 将有助于实现睡眠呼吸暂停低通气综合征的居家监测和治疗, 提高患者的生活质量, 减轻医疗负担。

5 BCI对脑损伤的评估

睡眠障碍可导致脑血流动力学不稳定, 使脑内血氧浓度发生显著变化, 从而导致继发性脑损伤, 尤其在疾病初期, 这种影响更为明显^[57]。fNIRS 作为一种无创手段, 能够有效检测脑组织中的血氧变化, 反映大脑的血流动力学情况。fNIRS 还可与 EEG 信号监测设备联合使用, 对于研究疲劳及睡眠过程中的血氧变化具有重要价值。Zhang 等^[58]通过 fNIRS 测量 OSA 和低通气量引起的局部血流动力学变化, 发现呼吸暂停事件中患者脑血氧量和氧饱和存在相位差异。脑血容量在事件发生前下降, 在事件中达到最低点后增加; 脑组织氧饱和在事件发生后开始下降, 并且比脑血容量晚达到最低点。他们推测事件中脑血容增加可能是因急性缺氧和高碳酸血症致脑血管扩张, 事件结束后脑血容量下降则反映恢复期脑血管收缩。线性混合效应模型显示, 呼吸暂停的持续时间和类型是大脑血流动力学变化的关键协变量, 睡姿也会影响脑氧饱和度, 且持续气道正压通气治疗可改变呼吸暂停期间的脑血氧变化, 为睡眠障碍治疗效果评估提供新思路。Huang 等^[59]结合 OSA 的生理机制、OSA 患者的实际体征和症状以及 fNIRS 技术, 设计了一种基于 fNIRS 信号实时监测 OSA 的可穿戴设备。该设备借助描绘血氧浓度动态变化, 在家庭 OSA 监测方面表现出了极大潜力, 还为量化健康受试者及不同程度 OSA 受试者间的差异提供了有效方案。fNIRS 作为新兴脑功能成像技术, 具有高空间分辨率、低运动干扰、便携、价廉等优势, 可多角度反映大脑血氧浓度变化。在睡眠障碍引起的脑损伤评估中, 它能监测脑血流动力学变化, 助力医生精准评估损伤程度, 制定个性化治疗方案并监测疗效。

6 总结与展望

BCI技术在睡眠监测、干预和疾病诊断等方面展现出巨大的潜力和应用价值。在睡眠监测方面, 基于EEG的BCI结合先进的机器学习和深度学习算法, 实现了更准确、自动化的睡眠分期和睡眠质量评估。在睡眠干预领域, 神经反馈和脑刺激技术为改善睡眠质量和治疗睡眠障碍提供了新的非药物治疗途径, 并且初步研究显示其具有一定疗效。在睡眠疾病诊断辅助方面, BCI能够挖掘EEG信号中与睡眠疾病相关的特征信息, 提高疾病的早期诊断率和诊断准确性, 为临床诊断提供了有力的支持。另外随着技术的发展, fNIRS等手段也被逐渐运用于睡眠障碍引起的脑缺氧损伤评估。

尽管BCI在睡眠领域取得了诸多成果, 但仍存在一些挑战。例如, 多模态数据融合技术的研究和应用相对较少, 未来应积极探索整合EEG与其他生理信号以及影像学数据, 以提高睡眠监测和疾病诊断的准确性和可靠性。同时, 针对BCI技术在睡眠领域的临床应用, 还需开展更多大样本、长期随访的临床试验, 验证其安全性和有效性, 并建立相应的临床应用规范和指南。最后, 随着BCI技术的不断发展, 相关的伦理、法律和社会问题也需要进一步研究和解决, 以确保该技术在睡眠健康领域的健康、可持续发展。

参考文献

- [1] LIU X Y, WANG W L, LIU M, et al. Recent applications of EEG-based brain-computer-interface in the medical field[J]. *Military Medical Research*, 2025, 12(1): 14.
- [2] GU X, CAO Z, JOLFAEI A, et al. EEG-based brain-computer interfaces (BCIs): A survey of recent studies on signal sensing technologies and computational intelligence approaches and their applications[J]. *IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics*, 2021, 18(5): 1645-1666.
- [3] FATHIMA S, AHMED M. Sleep apnea detection using EEG: A systematic review of datasets, methods, challenges, and future directions[J]. *Annals of Biomedical Engineering*, 2025, 53(5): 1043-1067.
- [4] TONONI G, CIRELLI C. Sleep function and synaptic homeostasis[J]. *Sleep Medicine Reviews*, 2006, 10(1): 49-62.
- [5] WALKER M P, STICKGOLD R. Sleep-dependent learning and memory consolidation[J]. *Neuron*, 2004, 44(1): 121-133.
- [6] KOPASZ M, LOESSL B, HORNYAK M, et al. Sleep and memory in healthy children and adolescents - a critical review[J]. *Sleep Medicine Reviews*, 2010, 14(3): 167-177.
- [7] DINGES D F. The state of sleep deprivation: From functional biology to functional consequences[J]. *Sleep Medicine Reviews*, 2006, 10(5): 303-305.
- [8] BARANWAL N, YU P K, SIEGEL N S. Sleep physiology, pathophysiology, and sleep hygiene[J]. *Progress in Cardiovascular Diseases*, 2023, 77: 59-69.
- [9] DASHTI H S, REDLINE S, SAXENA R. Polygenic risk score identifies associations between sleep duration and diseases determined from an electronic medical record biobank[J]. *Sleep*, 2019, 42(3): zsy247.
- [10] CAPPUCCIO F P, D'ELIA L, STRAZZULLO P, et al. Quantity and quality of sleep and incidence of type 2 diabetes: A systematic review and meta-analysis[J]. *Diabetes Care*, 2010, 33(2): 414-420.
- [11] SUNWOO J S, YANG K I, KIM J H, et al. Sleep duration rather than sleep timing is associated with obesity in adolescents[J]. *Sleep Medicine*, 2020, 68: 184-189.
- [12] SEOW L S E, TAN X W, CHONG S A, et al. Independent and combined associations of sleep duration and sleep quality with common physical and mental disorders: Results from a multi-ethnic population-based study[J]. *PLOS One*, 2020, 15(7): e0235816.
- [13] ÅKERSTEDT T, OLSSON T, ALFREDSSON L, et al. Insufficient sleep during adolescence and risk of multiple sclerosis: Results from a swedish case-control study[J]. *Journal of Neurology, Neurosurgery and Psychiatry*, 2023, 94(5): 331-336.
- [14] VIDAL J J. Toward direct brain-computer communication [J]. *Annual Review of Biophysics and Bioengineering*, 1973, 2: 157-180.
- [15] ITURRATE I, CHAVARRIAGA R, MILLÁN J D R. General principles of machine learning for brain-computer interfacing[M]. *Handbook of Clinical Neurology*, 2020, 168: 311-328.
- [16] MORENO-CALDERÓN S, MARTÍNEZ-CAGIGAL V, SANTAMARÍA-VÁZQUEZ E, et al. Combining brain-computer interfaces and multiplayer video games: An application based on c-VEPs[J]. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2023, 17: 1227727.
- [17] BEAUCHEMIN N, CHARLAND P, KARRAN A, et al. Enhancing learning experiences: EEG-based passive BCI system adapts learning speed to cognitive load in real-time, with motivation as catalyst[J]. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2024, 18: 1416683.
- [18] TORRES P E P, TORRES E A, HERNÁNDEZ -ÁLVAREZ M, et al. EEG-based BCI emotion recognition: A survey[J]. *Sensors (basel, Switzerland)*, 2020, 20(18): 5083.
- [19] PREMCHAND B, LIANG L, PHUA K S, et al. Wearable

- EEG-based brain-computer interface for stress monitoring [J]. *Neurosci*, 2024, 5(4): 407-428.
- [20] WEI C S, WANG Y T, LIN C T, et al. Toward drowsiness detection using non-hair-bearing EEG-based brain-computer interfaces[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering: A Publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2018, 26(2): 400-406.
- [21] VARANDAS R, LIMA R, BERMÚDEZ I, BADIA S, et al. Automatic cognitive fatigue detection using wearable fNIRS and machine learning[J]. *Sensors (basel, Switzerland)*, 2022, 22(11): 4010.
- [22] ANGULO MEDINA A S, AGUILAR BONILLA M I, RODRÍGUEZ GIRALDO I D, et al. Electroencephalography-based brain-computer interfaces in rehabilitation: A bibliometric analysis (2013-2023) [J]. *Sensors (basel, Switzerland)*, 2024, 24(22): 7125.
- [23] 李铁, 徐文东. 脑机接口等新兴科技对传统外科重建肢体功能的启示[J]. *生物医学转化*, 2020, 1(1): 86-89, 95.
- [24] LUO S, RABBANI Q, CRONE N E. Brain-computer interface: Applications to speech decoding and synthesis to augment communication[J]. *Neurotherapeutics: The Journal of the American Society for Experimental Neurotherapeutics*, 2022, 19(1): 263-273.
- [25] KHAN S, KALLIS L, MEE H, et al. Invasive brain-computer interface for communication: A scoping review [J]. *Brain Sciences*, 2025, 15(4): 336.
- [26] PANDARINATH C, NUYUJUKIAN P, BLABE C H, et al. High performance communication by people with paralysis using an intracortical brain-computer interface [J]. *Elife*, 2017, 6: e18554.
- [27] KAIJU T, DOI K, YOKOTA M, et al. High spatiotemporal resolution ECoG recording of somatosensory evoked potentials with flexible micro-electrode arrays[J]. *Frontiers in Neural Circuits*, 2017, 11: 20.
- [28] CHAI C, YANG X, ZHENG Y, et al. Multimodal fusion of magnetoencephalography and photoacoustic imaging based on optical pump: Trends for wearable and noninvasive brain-computer interface[J]. *Biosensors & Bioelectronics*, 2025, 278: 117321.
- [29] SITARAM R, CARIA A, BIRBAUMER N. Hemodynamic brain-computer interfaces for communication and rehabilitation[J]. *Neural Networks: The Official Journal of the International Neural Network Society*, 2009, 22(9): 1320-1328.
- [30] DU B, CHENG X, DUAN Y, et al. fMRI brain decoding and its applications in brain-computer interface: A survey [J]. *Brain Sciences*, 2022, 12(2): 228.
- [31] KIRSCHSTEIN T, KÖHLING R. What is the source of the EEG? [J]. *Clinical EEG and Neuroscience*, 2009, 40(3): 146-149.
- [32] GIRARDEAU G, LOPES-DOS-SANTOS V. Brain neural patterns and the memory function of sleep[J]. *Science*, 2021, 374(6567): 560-564.
- [33] ZHANG J, YAO R, GE W, et al. Orthogonal convolutional neural networks for automatic sleep stage classification based on single-channel EEG[J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2020, 183: 105089.
- [34] WANG W, LI B, WANG H. A novel end-to-end network based on a bidirectional GRU and a self-attention mechanism for denoising of electroencephalography signals [J]. *Neuroscience*, 2022, 505: 10-20.
- [35] SANO A, CHEN W, LOPEZ-MARTINEZ D, et al. Multimodal ambulatory sleep detection using LSTM recurrent neural networks[J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2019, 23(4): 1607-1617.
- [36] PU X, YI P, CHEN K, et al. EEGDnet: Fusing non-local and local self-similarity for EEG signal denoising with transformer[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2022, 151(Pt A): 106248.
- [37] YAO H, LIU T, ZOU R, et al. A spatial-temporal transformer architecture using multi-channel signals for sleep stage classification[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering: A Publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2023, 31: 3353-3362.
- [38] KONG G, LI C, PENG H, et al. EEG-based sleep stage classification via neural architecture search[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering: A Publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2023, 31: 1075-1085.
- [39] KRAUSS D, RICHER R, KÜDERLE A, et al. Incorporating respiratory signals for machine learning-based multi-modal sleep stage classification: A large-scale benchmark study with actigraphy and heart rate variability[J]. *Sleep*, 2025, 48(9): zsaf091.
- [40] MOHAMED M, MOHAMED N, KIM J G. Advancements in wearable EEG technology for improved home-based sleep monitoring and assessment: A review[J]. *Biosensors*, 2023, 13(12): 1019.
- [41] SHAMBROOM J R, FÁBREGAS S E, JOHNSTONE J. Validation of an automated wireless system to monitor sleep in healthy adults[J]. *Journal of Sleep Research*, 2012, 21(2): 221-230.
- [42] SHUSTAK S, INZELBERG L, STEINBERG S, et al. Home monitoring of sleep with a temporary-tattoo EEG, EOG and EMG electrode array: A feasibility study[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2019, 16(2): 026024.
- [43] KWON S, KIM H S, KWON K, et al. At-home wireless