·专论·

基于功能性近红外光谱的脑机接口技术在神经康复中的研究进展与挑战

祝可达[1] 周书杭[1] 贾熙[1] 章水晶[2*]

［1.浙江中医药大学附属康复医院（浙江康复医疗中心），杭州 3100531；2.浙江中医药大学第四临床医学院，杭州 310053］

【摘要】 脑–机接口（Brain–Computer Interface，BCI）作为一种突破传统神经通路的新型人机交互范式，通过解码中枢神经系统活动实现对外部设备的直接控制，在神经康复与功能代偿领域展现出重大应用价值。功能性近红外光谱（functional Near–Infrared Spectroscopy，fNIRS）能够实时检测大脑激活区域的血氧浓度变化，为大脑皮层的功能变化提供客观指标。因此，fNIRS–BCI技术凭借其非侵入性、高时空分辨率及强抗运动干扰特性，突破了传统脑电图（Electroencephalogram, EEG）易受肌电伪影影响的局限，成为神经康复领域的新型监测工具。随着算法革新与硬件迭代，其应用将从医疗场景拓展至教育、娱乐、工业等多个领域。本文系统阐述了fNIRS – BCI技术体系在运动康复、认知干预和重症沟通等领域的应用现状及面临的挑战，期望为fNIRS – BCI技术在神经康复中的临床转化提供理论框架，指明个性化神经调控与脑–外周协同康复的新发展方向。

【关键词】 脑机接口；功能性近红外光谱；神经康复；运动想象

【中图分类号】 TH772; R318 【文献标识码】 A 【DOI】 10.11876/mimt202502003

Advancements and challenges in fNIRS–BCI for neurological rehabilitation

Zhu Keda[1], *Zhou Shuhang*[1], *Jia Xi*[1], *Zhang Shuijing*[2*]

(1. Fourth Clinical Medical College, Zhejiang Chinese Medical University, Hangzhou 310059, China;2. Rehabilitation Hospital Affiliated to Zhejiang Chinese Medical University (Zhejiang Rehabilitation Medical Center), Hangzhou 310053, China)

【Abstract】 As a novel human–computer interaction paradigm that breaks through traditional neural pathways, the brain–computer interface (BCI) enables direct control of external devices by decoding central nervous system activities, demonstrating significant application value in the fields of neurorehabilitation and functional compensation. Functional near–infrared spectroscopy (fNIRS) detects changes in blood oxygen concentration in activated brain regions in real time, providing objective indicators of functional changes in the cerebral cortex. Therefore, the fNIRS–BCI technology, with its non–invasive nature, high spatiotemporal resolution, and strong resistance to motion interference, overcomes the limitations of traditional electroencephalogram (EEG) being easily affected by electromyographic artifacts, and has become a new monitoring tool in the field of neurorehabilitation. With algorithmic innovations and hardware iterations, its applications will expand from medical scenarios to education, entertainment, industry, and other fields. This article systematically expounds the current application status and challenges of the fNIRS–BCI technology system in areas such as motor rehabilitation, cognitive intervention, and communication for the severely ill, aiming to provide a theoretical framework for the clinical transformation of fNIRS–BCI technology in neurorehabilitation and suggest new development directions for personalized neural regulation and brain–peripheral coordinated rehabilitation.

【Key words】 Brain–Computer Interface; Functional near–infrared spectroscopy; Neurological rehabilitation; Motor imagery

---

基金项目：浙江省医药卫生科技计划项目（2025KY1196）；浙江康复医疗中心重点学科资助

第一作者：祝可达，男，本科，研究方向：脑机接口驱动的神经反馈训练

通讯作者：章水晶，女，副主任医师，硕士生导师，研究方向：神经变性及炎性疾病、脑血管病等神经内科疾病的诊疗及早期康复

脑–机接口（Brain–Computer Interface，BCI）技术通过解码大脑活动，建立人脑与外部设备的直接通信，将运动意图转化为机械设备的操控指令，赋予运动、感觉、语言、认知等功能障碍人群与外界交流的能力，为神经康复、重症监护及人机交互领域带来了革命性突破。基于功能性近红外光谱（functional Near–Infrared Spectroscopy，fNIRS）的fNIRS–BCI技术，凭借其非侵入性、抗运动干扰及高生态效度等优势，逐渐成为神经康复领域研究的重要工具。相较于脑电图（Eelectroencephalogram，EEG）易受肌电干扰的局限性，以及功能磁共振成像（functional Magnetic Resonance Imaging，fMRI）的笨重设备限制，fNIRS通过检测大脑皮层血流氧合血红蛋白（Oxygenated Hemoglobin，HbO）与脱氧血红蛋白（Deoxygenated Hemoglobin，HbR）浓度变化，在自然场景下实现了高鲁棒性的神经活动监测。在BCI系统解码技术基础上，运动想象（Motor Imagery，MI）指在无实际动作输出时，通过心理模拟激活运动相关脑区，诱发脑电变化。BCI系统捕捉并解码这些变化，借助外部设备帮助患者完成动作，强化运动通路重建。

当前，fNIRS – BCI技术已在运动功能康复、认知障碍干预等领域展现出独特价值。然而，该技术仍面临信号噪声干扰、个体差异导致的泛化能力不足及实时性瓶颈等核心挑战。与此同时，多模态融合与深度学习算法的创新，为突破单模态信息局限提供了新思路。本文聚焦fNIRS – BCI技术体系在神经康复中的具体运用，系统综述其神经康复的研究成果及面临的技术挑战，旨在为fNIRS – BCI的技术优化与临床转化提供理论框架，推动脑机交互在神经疾病闭环干预与个性化医疗领域中的发展。

1　fNIRS–BCI在神经康复中的技术进展

1.1　信号采集：多通道探针布局与光源探测器优化

fNIRS–BCI系统的信号采集部分通常包括多个探针和光源 / 探测器阵列，多通道探针布局有助于提供更全面的脑皮层活动信息，并且能够增加空间分辨率，从而提高脑活动的监测精度。针对卒中后运动康复需求，研究证实覆盖对侧运动皮层（如C3/C4区域）的探针布局（如8×8阵列）可有效捕捉运动意图信号，驱动外骨骼或虚拟现实（virtual reality，VR）反馈，患者上肢功能恢复率提升约30%[1]。柔性探针结合弹性头帽设计（如fNIRS cap）显著降低患者肢体运动时的信号漂移，临床试验中信号保真度提高45%[2]。此外，采用不同的光源波长能够更有效地穿透皮肤、头骨和大脑皮层，以捕捉大脑的氧合和去氧血红蛋白的动态变化[3]。

1.2　特征提取：时域统计量、频域分析与空间拓扑映射

在fNIRS–BCI系统中，信号的特征提取是至关重要的一步，能够从原始信号中提取出有效的脑活动信息。时域统计量（如均值、斜率、峰度等）常用于描述信号的瞬时变化趋势。例如，均值用于捕捉血氧变化的平均水平，斜率则反映了血流量的变化速率，峰度用于描述信号的峰值特性[4]。此外，频域分析，如功率谱密度（Power Spectral Density，PSD）分析，能够揭示大脑活动的频率成分，尤其是在低频和高频范围内的不同频率带（如α波、β波等）具有特定的认知任务和运动任务的相关性。空间拓扑映射则通过分析不同传感器的信号空间分布，提供对大脑不同区域之间相互作用的理解，从而更精准地映射脑活动[5]。例如，有研究表明，在阿尔茨海默病的康复训练中，频域特征能够帮助医生评估认知功能恢复的进展。空间拓扑映射通过分析不同传感器间的信号空间分布，提供了对大脑不同区域间相互作用的深刻理解，从而帮助优化康复训练的策略[6]。

1.3　数据预处理：清洗归一化、缺失填补与异常剔除

在基于fNIRS的BCI技术中，数据预处理是确保高质量信号分析和准确结果的关键步骤。信号清洗是指去除噪声和伪影，如运动伪影、心跳伪影和呼吸伪影。由于fNIRS 数据容易受到这些干扰，常采用多种滤波技术（如低通、高通或带通滤波器）来剔除频率范围外的噪声。例如，心率伪影通常通过基于EEG或脉搏波信号的协同去除方法来消除[7]。归一化可以消除由于传感器放置、皮肤类型或血流动态变化带来的个体差异，常见的归一化方法包括最大–最小归一化和Z – score标准化。这些方法使得数据更加一致，从而提高了脑机接口系统

的泛化能力[8]。缺失填补是fNIRS数据预处理中的重要步骤，常见方法包括插值法和基于机器学习的填补算法，如K近邻插值（k – Nearest Neighbours，KNN）和多重插补[9]。例如，在脑卒中患者的康复训练中，通过归一化数据，可以确保不同患者的数据具有可比性，进而提高治疗效果的精确评估。缺失值填补方法（如K近邻插值）能够进一步优化数据质量，确保结果的可靠性[10]。

1.4 分类算法：传统机器学习与深度学习对比

在预处理后，分类算法用于从已提取的特征中识别出不同的脑活动模式。传统的机器学习算法，如支持向量机（Support Vector Machine，SVM）和线性判别分析（Linear Discriminant Analysis，LDA)），因其较为简单的模型和较高的计算效率，广泛应用于fNIRS–BCI系统中。SVM通过构建决策边界有效地进行模式识别，而LDA则基于类别之间的统计差异来进行分类[4]。Li等[11]提出基于稀疏表示分类（Sparse Representation Classification，SRC）的算法，以91.55%的准确率实现二分类，显著优于传统SVM和LDA方法。随着深度学习的快速发展，卷积神经网络（Convolutional Neural Networks，CNN）和Transformer等深度学习模型在处理复杂的脑信号时展示了更强的性能。CNN通过其卷积层能够自动从原始数据中提取空间特征，有效地捕捉局部的脑区活动[12]，在实时步态控制与假肢交互研究中。Hamid等[13]将CNN应用于运动执行信号分类，行走与休息状态的深度学习模型准确率达88.5%，较传统SVM提升14.6个百分点。并且有研究表明，3D–CNN模型通过融合时空特征，对失语症患者语言康复中的前额叶 – 颞叶协同激活模式识别准确率达92%[14]。而Transformer模型则凭借其自注意力机制，能够更好地捕捉脑区之间的长距离依赖关系，从而提高分类的准确度[15]。

2 fNIRS–BCI在神经康复中的应用进展

fNIRS–BCI技术在帮助运动功能康复、意识障碍干预、沟通障碍康复等方面显示出强大潜力。

2.1 fNIRS–BCI在运动功能康复与步态意图检测方面的研究现状

在对脑卒中偏瘫的运动康复领域，李冠男[16]利用fNIRS–BCI技术，通过兼有视觉以及运动反馈的BCI设备对患者进行常规康复联合运动想象干预，并采集各时间点感兴趣脑区的ΔHbO。其研究结果显示，康复过程中联合干预的患者各脑区ΔHbO较常规康复组高，并且患者运动状态百分比（Motor State Percentage，MSP）以及有效训练转数（Effective Training Revolution，ETR）都保持了较高值。结果表明患者能够持续稳定地利用BCI技术进行训练，该技术可以显著增强脑卒中恢复期偏瘫患者运动功能，并且随着BCI训练疗程的增加其疗效持续增强。罗茜[17]在对脑卒中下肢运动功能障碍的偏瘫患者的干预中，并同时使用fNIRS采集静息态时的大脑HbO数据。通过比较功能性步行量表（Functional Ambulation Category Scale，FAC）、Fugl–Meyer评定量表下肢部分（FMA–LE）等参数评定康复疗效，分析干预前后两组患者左、右大脑感兴趣区域（Regions of interest，ROI）运动皮层功能连接强度。其结果显示常规康复联合BCI康复的下肢运动功能康复效果优于常规康复组，并且功能性近红外光谱运动皮层功能连接强度客观反映了下肢运动功能的改善。以上研究表明fNIRS为肢体运动功能的评估提供客观指标，为BCI运动康复治疗提供高时空分辨率的监测手段。

在步态意图检测领域，李玉等[18]在利用前额叶和运动前区HbO信号的均值、峰值特征，成功解码静止状态下的步行意图，其研究结果表明单个肢体不同运动想象的fNIRS具有可分性。该研究做到了对右脚三种想象动作的精准分类，给单侧中风患者运动想象的康复训练提供一种全新的选择，也为下肢康复外部设备的实时控制提供技术基础。Gulraiz等[19]进一步利用LASSO同伦稀疏表示优化通道选择，使步态意图分类准确率提升至91.32%。以上研究表明，fNIRS运动意图解码技术在运动功能康复方面已取得显著进展，能为BCI外骨骼控制提供高精度指令。

2.2 fNIRS–BCI在意识与情感障碍干预方面的研究现状

fNIRS可越过患者行为反应性，通过监测大脑皮层的血流动力学表现评估其残余的大脑意识，并进一步与脑机接口相结合探究实现床边简单交

流[20]。针对微意识状态（Micro–Conscious State，MCS），李梦等[21]采用fNIRS与主动MI的BCI范式结合，对5例MCS患者和6例正常对照者进行检测。结果表明，3例MCS患者在主动MI范式中，基本事实“是”任务期间，患者运动区和额叶脑区氧合血红蛋白浓度显著增加，“否”任务则没有明显的血氧响应，证实fNIRS与主动MI范式可作为评价MCS患者意识水平的客观指标。为探索与意识障碍（Disorders of Consciousness，DOC）患者建立信息交互的方法，Kurz等[22]利用fNIRS评价听觉获取心算任务的两类脑机接口范式在意识障碍康复的适用性，推动了fNIRS–BCI技术在意识障碍康复领域的发展。

神经损伤后的情感障碍，如创伤性脑损伤（Traumatic Brain Injury，TBI）后精神病、卒中后抑郁（Post–Stroke Depression，PSD）等，由于其大脑连接模式发生改变，增加了神经康复的难度。对此，Trambaiolli等[23]采用独立被试解码策略，采集额部和枕部的fNIRS信号，对积极–消极情绪状态的分类准确率达68.25%（AUC>0.97），可为神经康复过程中患者的情感干预提供解码技术。

2.3 fNIRS–BCI在语言与沟通障碍干预方面的研究现状

Rybář等[24]通过视觉/听觉想象任务，利用fNIRS信号对动物–工具类别的分类准确率达80.9%，首次实现近红外光谱的语义范畴解码。而对于语言障碍的患者，Abdulmalak[25]等采用时间分辨功能近红外光谱（Time–Resolved Functional Near–Infrared Spectroscopy，TR–fNIRS）检测格林–巴利综合征患者指令驱动MI活动的能力，评估该BCI范式的康复疗效。在康复过程中，患者已经恢复了有限的眼球运动，并且fNIRS提供了所有问题的正确答案，有力证实了fNIRS–BCI技术促进语言障碍患者康复的潜力。

尽管近期研究证实了fNIRS主用于健康人群成功控制脑机接口的可行性，但对于肌萎缩性侧索硬化症（Amyotrophic Lateral Sclerosis，ALS）等患者而言，该系统效率仍较低。因此，Borgheai等[26]开发了一种新的基于fnir的BCI系统，与单试验视觉–心理（Visual–Motor，VM）范式相结合，以研究ALS晚期患者增强沟通的可行性。结果显示，fNIRS–VM方案在相对较短的时间内（<4 s）获得了81.3% ± 5.7%的平均准确率，表明该系统对晚期ALS患者康复的潜在功效。同样针对肌萎缩性侧索硬化症（ALS），Hosni等[27]在执行MI–Rest任务时，使用fNIRS记录8名ALS患者的血流动力学反应，进行广义线性模型（Generalized Linear Model，GLM）分析，并用使用线性支持向量机（Support Vector Machine，SVM）分类器进一步评估性能。研究结果显示所有受试者都可以成功地使用MI来控制BCI，平均分类准确率为（85.4 ± 9.8）%，这表明基于fNIRS的MI血流动力学反应在ALS患者的二元BCI康复训练方面具有广阔的应用前景。fNIRS的高精准监测与分类，为存在沟通障碍患者的神经康复提供一种全新的BCI通信，极大提升了康复效能。

3 技术挑战与解决方案

3.1 信号质量与噪声干扰

生理噪声（诸如呼吸、心跳等）以及运动伪影，是影响功能性近红外光谱（fNIRS）信号质量的关键问题。为有效降低呼吸干扰，Premchand等[28]提出了呼吸同步技术，该技术通过协调运动想象提示与呼吸周期相位，显著降低了HbO信号的分散度，分类精度提升了15%，从而证实了抑制呼吸干扰对于信号稳定性的重要作用。针对运动伪影问题，Nagasawa等[29]运用Wasserstein生成对抗网络进行数据增强，生成的合成信号与实测数据在时间分布上高度一致，使得四类任务的分类准确率平均提升了8.2%。在长时程信号稳定性方面，Kothe等[30]提出了时空正则化策略，结合高密度探针（3198通道）以及迁移学习，成功克服了训练数据不足的限制，工作记忆负荷分类准确率达到了89.7%。上述研究为fNIRS – BCI技术排除生理噪声和运动伪影的干扰，提供了高效的解决方案，极大地提升了信号质量。

3.2 个体差异与泛化能力

由于头皮耦合与光极间距存在差异，不同个体的头皮厚度、颅骨密度以及毛发覆盖程度等个体

差异，会影响光信号的穿透和散射，进而导致模型泛化能力下降。跨被试迁移学习是解决个体差异的重要方向。张勇等[31]提出了TL－rlRN模型，通过修正初始残差网络并结合迁移学习策略，在心算与心唱任务中实现了跨被试准确率85.4%，校准时间缩短60%。王振宇等[32]构建了通用视觉框架，将fNIRS信号转换为格拉曼角差场图像，利用预训练的ResNet模型实现心算任务78.68%的分类准确率，证明了跨模态迁移的可行性。在个性化优化方面，Zafar等[33]对比了7种元启发式算法，发现灰狼优化（Gray Wolf Optimization，GWO）对心算、运动想象及四类混合任务的特征选择最优，平均分类率分别达到94.83%、92.57%和85.66%。Akhter等[34]开发的集成上下文门网络（Integrated Context Gate Networks，ICGN）通过自适应特征生成机制，在握力与手指敲击任务中实现了91.23%的个性化分类精度，显著优于传统LSTM模型（$P<0.025$）。以上研究开发的模型与算法，为克服个体差异、提高泛化能力提供了全新的解决方案，使技术的普遍适用性和分类精度都得到了一定提升。

3.3 实时性与功耗

实时性不足会导致无法及时检测接触不良，进而影响信号信噪比。短时窗特征提取技术有助于推动实时性的突破。王振宇等[35]设计了fNIRSNet模型，将延迟血流动力学响应纳入卷积核设计，仅需498个参数即实现心算任务83.6%的独立被试准确率，计算效率较传统CNN提升40%。陈辰等[36]开发了双电平自适应采样系统，通过动态激活通道选择使LED功耗降低46.58%，同时维持35dB的平均信噪比，为可穿戴设备微型化提供了硬件基础。Matarasso等[37]的临床试验表明，rt－fNIRS神经反馈训练使卒中患者运动功能评分（Fugl－Meyer）平均提升10分，激活体积减少42%～78%，证实了BCI系统在神经康复中的高效能。以上研究通过引入新模型与采样系统，为提升实时性提供了新的技术方案，同时功耗也得到了一定程度的降低。

4 总结与展望

fNIRS－BCI技术凭借其独特的血流动力学监测能力，在运动康复、认知干预和重症沟通领域展现出广阔的前景。随着神经解码技术与生物传感材料的双重突破，fNIRS－BCI技术正在开启神经康复领域的新纪元。基于其非侵入性、高时空分辨率和血流动力学信号特异性等优势，该技术将从康复评估、干预策略到疗效预测等环节实现全链条革新。

目前，fNIRS－BCI正处于快速发展阶段。fNIRS信号质量是精准映射脑活动的基础，提升信号质量需要克服干扰、提高实时性并解决个体差异问题。尽管新模型、算法不断更迭，持续提升着fNIRS的精准性，但信号解析精度、个体化适配和临床转化效率仍是核心挑战。在标准化建设方面，也迫切需要建立神经康复专用的信号质量评价体系。未来，fNIRS－BCI技术在神经康复领域的突破方向包括多模态闭环调控系统与个性化神经重塑、脑–外周器官协同康复机制解析等，并通过跨学科融合与多模态融合催生新型康复范式。随着神经血管耦合机制的深入解析，fNIRS－BCI有望在未来十年内成为神经康复领域的标准干预手段，为脑疾病患者开辟从分子调控到行为重塑的全新康复路径。

[参 考 文 献]

[1] Pinti P, Tachtsidis I, Hamilton A, et al. The present and future use of functional near–infrared spectroscopy (fNIRS) for cognitive neuroscience [J]. Ann NY Acad Sci, 2020, 1464(1):5–29.

[2] Kassab A, Le Lan J, Tremblay J, et al. Multichannel wearable fNIRS–EEG system for long–term clinical monitoring [J]. Hum Brain Mapp, 2018, 39(1):7–23.

[3] 马佩,沈无双,沈慧娟,等.用于大脑疲劳检测的INIRS系统设计[J].光学仪器,2024,46(4) :46–55.

[4] 高峰,秦转萍,刘欣霖,等.面向运动决策识别的fNIRS–BCI应用研究[J].中国激光,2024,51(15):1507301.

[5] 明东,张力新,周鸿展,等.脑机接口中脑电图–近红外光谱联合分析进展研究[J].电子与信息学报,2024,46(3):790–797.

[6] van Paasschen J, Clare L, Yuen KS, et al. Cognitive rehabilitation changes memory–related brain activity in people with Alzheimer disease [J]. Neurorehabil Neural Repair, 2013, 27(5):448–459.

[7] Iester C, Bonzano L, Biggio M, et al. Comparing different motion correction approaches for resting–state functional connectivity analysis with functional near–infrared spectroscopy data [J]. Neurophotonics, 2024, 11(4):045001.

[8] Sun H, Lin F, Wu X, et al. Normalized mutual information of fNIRS signals as a measure for accessing typical and atypical

brain activity［J］. J Biophotonics, 2023, 16(6):e202200369.
［9］ Daberdaku S, Tavazzi E, Di Camillo B. A, et al. Combined interpolation and weighted k–nearest neighbours approach for the imputation of longitudinal ICU laboratory data［J］. J Healthc Inform Res, 2020, 4(2):174–188.
［10］Nugroho H, Utama NP, Surendro K. Normalization and outlier removal in class center–based firefly algorithm for missing value imputation［J］. J Big Data, 2021, 8(1):129.
［11］Li H, Gong A, Zhao L, et al. Decoding of walking imagery and idle state using sparse representation based on fNIRS［J］. Comput Intell Neurosci, 2021, 2021:6614112.
［12］Kwon J, Im CH. Subject–independent functional near–infrared spectroscopy–based brain–computer interfaces based on convolutional neural networks［J］. Front Hum Neurosci, 2021, 15:646915.
［13］Hamid H, Naseer N, Nazeer H, et al. Analyzing classification performance of fnirs–bci for gait rehabilitation using deep neural networks［J］. Sensors (Basel), 2022, 22(5):1932.
［14］Liu S, Wang Z, An Y, et al. EEG emotion recognition based on the attention mechanism and pre–trained convolution capsule network［J］. Knowl Based Syst, 2023, 265:110372.
［15］高峰,张耀,刘东远.基于功能近红外光谱的跨受试心理任务识别的深度迁移学习方法［J］.生物医学工程学杂志,2024,41(4):673–683.
［16］李冠男.兼有视觉及运动反馈的脑机接口训练对脑卒中偏瘫患者认知、心理、肢体运动及脑功能的长期疗效随机对照研究［D］.合肥:安徽医科大学,2024.
［17］罗茜.脑机接口对改善缺血性脑卒中急性期偏瘫患者下肢运动功能的效果研究［D］.南充:川北医学院, 2023.
［18］李玉,熊馨,李昭阳,等.基于功能性近红外光谱识别右脚三种想象动作研究［J］. 生物医学工程学杂志,2020,37(2):262–270.
［19］Gulraiz A, Naseer N, Nazeer H, et al. LASSO Homotopy–Based Sparse Representation Classification for fNIRS–BCI［J］. Sensors (Basel), 2022, 22(7):2575.
［20］梁欣,胡才友,江文宇,等.功能性近红外光谱技术在慢性意识障碍患者意识评估、沟通交流、意识恢复监测中的应用研究进展［J］.山东医药,2022,62(27):102–106.
［21］李梦,杨艺,高宇航,等.基于任务态功能近红外成像检测微意识状态患者认知功能的研究［J］.临床神经外科杂志,2021,18(5): 489–494.
［22］urz EM, Wood G, Kober SE, et al. Towards using fNIRS recordings of mental arithmetic for the detection of residual cognitive activity in patients with disorders of consciousness (DOC)［J］. Brain Cogn, 2018, 125:78–87.
［23］Trambaiolli LR, Tossato J, Cravo AM, et al. Subject–independent decoding of affective states using functional near–infrared spectroscopy［J］. PLoS One, 2021, 16(1):e0244840.
［24］Rybář M, Poli R, Daly I. Decoding of semantic categories of imagined concepts of animals and tools in fNIRS［J］. J Neural Eng, 2021, 18(4):046035.
［25］Abdalmalak A, Milej D, Norton L, et al. Single–session communication with a locked–in patient by functional near–infrared spectroscopy［J］. Neurophotonics, 2017, 4(4):040501.
［26］Borgheai SB, Abtahi M, Mankodiya K, et al. Towards a Single Trial fNIRS–based Brain–Computer Interface for Communication［J］. Neural Engineering (NER), 2019:1030–1033.
［27］Hosni SM, Borgheai SB, McLinden J, et al.. An fNIRS–based motor imagery bci for als: a subject–specific data–driven approach［J］. IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng, 2020;28(12):3063–3073.
［28］Premchand B, Zhang Z, Yu J, et al. Synchronizing motor imagery cue in fNIRS brain–computer interface to reduce confounding effects of respiration［J］. Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc, 2023, 2023:1–4.
［29］Nagasawa T, Sato T, Nambu I, et al. fNIRS–GANs: data augmentation using generative adversarial networks for classifying motor tasks from functional near–infrared spectroscopy［J］. J Neural Eng, 2020, 17(1):016068.
［30］Kothe C, Hanada G, Mullen S, et al. Decoding working–memory load during n–back task performance from high channel fNIRS data［J］. J Neural Eng, 2024, 21(5):056005.
［31］张耀,刘东远,高峰.基于功能近红外光谱的跨受试心理任务识别的深度迁移学习方法［J］.生物医学工程学杂志,2024,41(4):673–683.
［32］Wang Z, Zhang J, Xia Y, et al. A General and Scalable Vision Framework for Functional Near–Infrared Spectroscopy Classification［J］. IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng, 2022, 30:1982–1991.
［33］Zafar A, Hussain SJ, Ali MU, et al. Metaheuristic optimization–based feature selection for imagery and arithmetic tasks: An fNIRS study［J］. Sensors (Basel), 2023, 23(7):3714.
［34］Akhter J, Naseer N, Nazeer H, et al. Enhancing classification accuracy with integrated contextual gate network: Deep learning approach for functional near–infrared spectroscopy brain–computer interface application［J］. Sensors (Basel), 2024, 24(10):3040.
［35］Wang Z, Fang, et al. Rethinking delayed hemodynamic responses for fNIRS classification［J］. IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng, 2023, 31:4528–4538.
［36］Chen C, Ma Z, Liu Z, et al. An energy–efficient wearable functional near–infrared spectroscopy system employing dual–level adaptive sampling technique［J］. IEEE Trans Biomed Circuits Syst, 2022, 16(1):119–128.
［37］Matarasso AK, Rieke JD, White K, et al. Combined real–time fMRI and real time fNIRS brain–computer interface (BCI): Training of volitional wrist extension after stroke, a case series pilot study［J］. PLoS One, 2021, 16(5):e0250431.