

基于人工智能的脑机接口：BCI发展的重要方向

李志豪^{1, 2} 颜柳^{1, 2} 曹育育^{1, 2} 王帆^{1, 2} 陈艳³ 李天文^{2, 4} 赵磊^{2, 4} 伏云发^{1, 2}

1. 昆明理工大学信息工程与自动化学院 昆明 650500;
2. 昆明理工大学脑认知与脑机智能融合创新团队 昆明 6505003;
3. 昆明理工大学艺术与传媒学院昆明 6505004;
4. 昆明理工大学理学院 昆明 650500

摘要 尽管脑机接口 (BCI) 系统在多个领域取得了显著进展, 但在性能、可用性及用户满意度等方面仍面临严峻挑战, 尤其在智能化水平方面表现明显不足。为此, 本文探讨将人工智能 (AI) 技术, 特别是深度学习算法, 融入BCI系统, 以显著提升其整体性能和智能水平。文章首先回顾BCI的发展历程与原理, 系统分析传统BCI系统在脑信号处理、特征提取和神经解码等关键环节中的局限性。随后, 文本深入论述AI技术, 尤其是深度学习在建模复杂神经模式、提取高阶特征和增强解码能力方面的潜力与优势。本文重点介绍了AI驱动的BCI在临床应用中的突破性进展, 包括辅助语言交流、运动控制重建以及感知反馈增强, 并进一步探讨其在非临床场景中的拓展前景。最后, 文章还归纳了当前AI-BCI系统在技术实现、伦理规范与社会接受等方面所面临的挑战, 提出未来的研究方向, 旨在推动构建智能化程度更高、易于普及且用户体验良好的下一代BCI系统, 为实现高效的人脑半外部世界交互开辟新的路径。

关键词 脑机接口 (BCI); 人工智能 (AI); 深度学习; 神经解码; 智能化系统

Artificial Intelligence-Based Brain-Computer Interfaces: A Key Direction in BCI Development

Li Zhi-hao^{1,2}, Yan Liu^{1,2}, Cao Yu-yu^{1,2}, Wang Fan^{1,2}, Chen Yan³, Li Tian-wen^{2,4}, Zhao Lei^{2,4}, Fu Yun-fa^{1,2}

1. School of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, Yunnan province, China;
2. Innovation Team for Brain Cognition and Brain-Computer Intelligence Integration, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, Yunnan province, China;
3. School of Art and Communication, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, Yunnan province, China;
4. School of Science, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, Yunnan province, China

Abstract: Despite significant advancements in brain-computer interface (BCI) systems across multiple domains, they continue to face substantial challenges in performance, usability, and user satisfaction—particularly in terms of intelligence. To address these limitations, this paper explores the integration of artificial intelligence (AI) technologies, especially deep learning algorithms, into BCI systems to enhance their overall performance and intelligence levels. The article begins with a review of the development and fundamental principles of BCI, systematically analyzing the limitations of traditional BCI systems in key stages such as brain signal processing, feature extraction, and neural decoding. It then delves into the potential and advantages of AI technologies—particularly deep learning—in modeling complex neural patterns, extracting high-level features, and improving decoding capabilities. Special emphasis is placed on the breakthrough applications of AI-driven BCIs in clinical settings, including aiding speech communication, reconstructing motor control, and enhancing sensory feedback. Furthermore, the paper discusses the expanding potential of AI-BCIs in non-clinical contexts. Finally, it summarizes the current challenges faced by AI-BCI systems in technical implementation, ethical regulation, and societal acceptance, and proposes future research directions. The goal is to foster the development of the next-generation BCI systems that are more

*[基金项目] 国家自然科学基金资助项目 (62376149) .

intelligent, accessible, and user-friendly, paving the way for more efficient interactions between the human brain and the external world.

Keywords: Brain-Computer Interface, BCI; Artificial Intelligence, AI; Deep Learning; Neural Decoding

1 引言

1.1 脑机接口技术的潜力与现实挑战

脑机接口 (Brain-Computer Interface, BCI) 是一项具有变革意义的前沿技术,旨在实现人脑与外部设备之间无需神经肌肉通路的直接通信^[1]。这项技术为失去正常运动功能的患者—如患有神经退行性疾病、严重脑损伤或锁定综合征的人群—提供了恢复交流与环境控制能力的新希望,具有深远的医学与社会意义。

尽管BCI展现出巨大潜力,但当前系统在实际应用中仍面临一系列关键性挑战,包括性能不足、可用性受限以及用户满意度低下。具体而言,大脑信号的低信噪比 (SNR)、高度个体化与非稳定性导致的数据变异性、用户长期训练的依赖性,以及当前BCI系统普遍缺乏的“智能响应能力”,都显著限制了其推广与普及。

其中一个引人关注的问题是所谓的“BCI失读症”(BCI illiteracy),即部分用户经过大量训练,仍难以实现有效控制。这种现象提示当前BCI系统的适应性与泛化能力存在严重不足,不能满足所有用户的需求。

这些技术瓶颈不仅制约了BCI的临床转化,还削弱了其在现实世界场景中的使用价值。如果一个BCI系统在操作上不稳定、学习曲线陡峭,或依赖高强度的用户配合,其理论上的创新性难以转化为真正可用的交互工具。

因此,当前BCI研究面临的核心挑战是如何突破“性能—可用性”瓶颈,实现系统在精度、实时性、适应性与用户体验等方面的全面提升。在这一背景下,引入人工智能 (Artificial Intelligence, AI),特别是以深度学习为代表的先进机器学习技术,被广泛认为是实现BCI系统智能化与实用化突破的关键途径。这类方法有望通过端到端的特征提取与决策机制,显著优化信号解码流程,提升BCI的整体性能与通用性,为该领域注入持续的创新动力。

1.2 BCI系统智能化的迫切性

当前用户普遍对现有BCI系统的“智能水平”持负面评价,认为其在理解复杂意图、适应个体差异以及实现自然、直观交互方面仍显不足。这种认知凸显出迫切需要构建更具智能性、适应性和交互性的下一代BCI系统,以满足实际应用中的

多样化需求。

从产业层面来看,BCI市场正呈现出快速增长的趋势。据预测,全球BCI市场预计将在2032年达到74.19亿美元的收入规模,其中硬件与算法的技术突破被认为是推动增长的主要动力之一。这种资本与产业的高度聚焦反映了市场对高性能、高智能、以用户为中心的BCI解决方案的强烈需求,其应用也正在从传统的医疗康复扩展至消费电子、增强现实、智能家居乃至娱乐游戏等更广阔的场景。

这一市场趋势与BCI技术智能化升级的技术诉求高度契合。BCI性能的瓶颈—如信号质量不稳定、特征提取能力有限、系统泛化性不足以及用户适应性差等问题—正成为制约其规模化应用的关键障碍。而AI技术,尤其是以深度学习为代表的算法,在高噪声环境下的鲁棒信号处理、非线性动态模式识别、个性化模型训练等方面展现出显著优势^[2],因此被广泛认为是推动BCI系统智能化演进的核心引擎。

此外,市场的快速扩张也为智能BCI系统的研发提供了充足的经济激励和资源支持。智能化不仅是技术发展的自然方向,更是市场竞争与用户期待共同驱动下的必然选择。未来BCI系统的价值,不仅在于其“是否能用”,更在于其“能否自然、智能、个性化地使用”。因此,AI与BCI的融合已从早期的探索性尝试,转变为面向下一代脑机交互系统的战略性研究重点,对推动BCI从实验室走向真实世界具有关键意义。

1.3 AI作为BCI可用性、用户体验感和满意度跃升的关键驱动

人工智能,尤其是深度学习技术,正逐步成为突破传统BCI系统性能瓶颈的关键驱动力。相较于依赖人工特征提取和线性模型的传统BCI系统,人工智能方法能够更高效地识别和解码复杂的神经活动模式,从而大幅提升BCI系统的响应速度、精度和适应性^[3]。

深度学习网络,尤其是卷积神经网络 (CNN)、循环神经网络 (RNN) 及其变体,能够从原始脑电数据中自动学习高层次特征,替代传统BCI中繁琐的人工特征工程过程^[4-5]。这一能力使得系统能够在面对高噪声、非线性、非平稳的神经信号时,依然保持鲁棒的识别和解码性能。例如,在运动想象 (MI) 任务或情绪识别等应用中,深度学习模型可自动提取与认知状态紧密相关的脑电模式,从而实现更自然的脑控交互。

AI的引入不仅提升了解码性能，更改变了BCI系统的使用范式。传统BCI多依赖用户长期训练以适应系统，而智能BCI系统则具备从用户数据中自适应学习的能力，实现了“系统适应人”的转变。这一转变有效降低了使用门槛，缓解了所谓“BCI失读症”的问题，同时提升了用户对系统的信任度与满意度。

此外，深度学习模型在处理神经信号中的非平稳性和变异性方面具有独特优势，能够捕捉微小但稳定的时空模式，并利用迁移学习、领域自适应等策略提升跨用户、跨时间的泛化能力^[6]。这些能力使得AI驱动的BCI系统不仅在特定任务中表现优异，也具备更广泛的通用性和可扩展性。

更重要的是，AI促进了BCI系统从以离散命令为核心的“指令式交互”，迈向以连续控制和自然意图识别为基础的“智能交互”。在此过程中，BCI不再仅仅是一个信息通道，而逐步演化为一个具备认知理解能力的“智能接口”，能够对用户的脑状态变化进行实时感知、解释和响应。

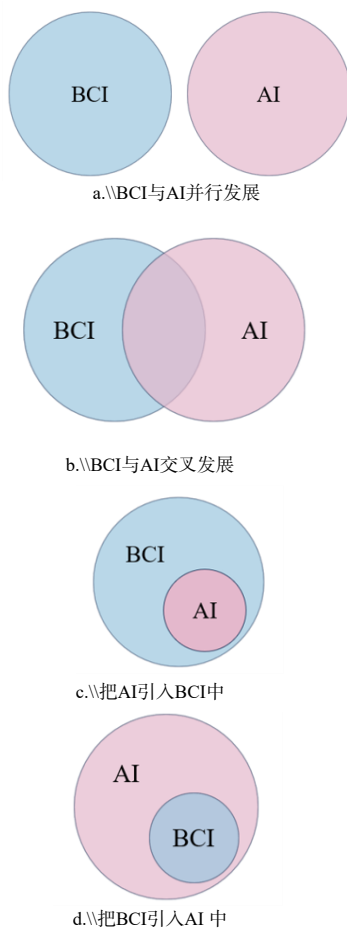


图1 BCI与AI的关系示意图

Fig.1 Schematic Diagram of the Relationship Between BCI and AI

因此，AI不仅是BCI性能优化的工具，更是推动BCI系统从功能性辅助工具向智能化交互平台演进的核心动力。它为构建高性能、高适应性、用户友好的下一代BCI奠定了坚实的技术基础，也为BCI在医疗、康复、教育、游戏与智能家居等多领域的广泛应用提供了可行路径。

1.4 本文结构安排

本文将全面概述AI在BCI中的集成。首先，将概述BCI系统的历史演变和基本原理，以及限制其性能和广泛应用的固有挑战。随后，将深入探讨AI和深度学习在解决这些限制方面的关键作用，详细阐述先进算法如何革新信号处理、特征提取和神经解码。接着，本文将重点介绍AI驱动的BCI在恢复交流和运动控制等各个领域的突破性应用。最后，将讨论当前面临的技术、伦理和社会挑战，并提出未来的研究方向，以期实现真正智能、可用且普及的BCI系统。

2 BCI技术概述与体系架构

2.1 BCI的发展历程与重要里程碑

BCI自20S世纪70年代概念提出以来，经历了从基础理论探索到多模态系统实现的快速演进。早期工作确立了“脑—机通信”的科学基础，并通过ERP、SMR等神经信号验证了人脑主动控制外部设备的可行性。随后，非侵入式与侵入式BCI系统在信号获取、解码策略和控制方式方面不断推进，推动了从被动解码向主动交互范式的转变。近年来，随着人AI术的引入，BCI系统在准确性、适应性和智能化程度方面取得了显著提升，成为神经工程、康复医学与人机交互等领域的前沿方向。

2.2 BCI系统组成与操作原理

功能完善的脑机接口（BCI）系统旨在实现大脑与外部设备之间的直接通信。如图2所示，其通常包含一个闭环架构，主要由以下四个相互关联的部分组成。

信号采集：从BCI用户大脑中记录神经活动（例如，通过脑电图电极）。

信号处理：原始脑信号经过预处理以降低噪声，随后进行特征提取以识别相关模式。这些特征随后被转换为可操作的控制指令。该阶段对于系统的准确性和响应速度至关重要。

设备输出：处理后的指令传输至以计算机为核心的机器系统，实现对外部应用（如虚拟键盘）的控制。

反馈与适应：系统向用户提供实时反馈，使用户能够调

整其心理策略。这种自适应反馈机制促进了用户学习和系统优化，对于增强整体性能、稳定性和自然交互至关重要，从而推动人机协同进化。

BCI系统的效能取决于其所有模块的无缝整合和性能表现，其中先进的信号处理技术对其鲁棒性和用户体验有显著贡献。

表1 BCI发展历程与重要里程碑

Tab.1 Development Timeline and Key Milestones of BCI

时间	关键事件/进展	主要内容	代表性研究/系统	参考文献
1973	概念提出	提出BCI基本理论框架	Jacques Vidal的论文“Toward Direct Brain-Computer Communication”	[7]
1988	首个ERP拼写器	基于P300信号实现非侵入式拼写	Farwell & Donchin的P300 Speller	[8]
1990s	SMR范式探索	研究 μ/β 节律在运动想象中的可控性	G. Pfurtscheller团队研究	[Pfurtscheller & Neuper, 2001]
1990s	运动皮层信号解码	发现方向调谐神经元群体活动	Georgopoulos等对灵长类的研究	[9]
2000	BCI2000发布	提供统一、模块化的BCI开发平台	BCI2000系统	[Schalk et al., 2004]
2010s至今	AI引入BCI系统	应用深度学习提高解码性能与适应性	CNN/RNN/Transformer等模型	

和适应性方面的不足。为突破上述瓶颈，现代BCI系统日益依赖深度学习等AI方法，以实现更鲁棒、高效和个性化的神经解码。

表2 传统BCI系统关键瓶颈与现代BCI对比表

Tab.2 Comparison of Key Bottlenecks in Traditional BCI Systems and Modern BCI Approaches

维度	传统BCI系统	现代BCI系统（引入AI方法）
信号质量处理	依赖手工预处理与滤波，难以鲁棒处理低SNR	使用神经网络自动特征提取与去噪
数据适应性	模型对个体差异与非平稳性敏感	支持跨会话/跨个体迁移、自适应学习
训练成本	需长时间校准与用户适应	支持零样本/少样本学习与在线调优
控制能力	支持指令种类有限，多为离散任务	解码连续意图，支持复杂多自由度控制

这些问题的共同特征是：将适应负担强加于人类用户，而非BCI系统本身。用户被迫去适应系统的固有限制，而不是系统主动去理解用户的意图与状态。

在此背景下，AI（特别是深度学习）的引入为BCI提供了一种范式转变的路径。通过构建更具泛化能力和时序建模能力的解码器，AI技术有望显著减少训练需求，提升系统的鲁棒性与智能性，真正实现从“人适应机器”到“机器理解人”的转变，为BCI的实用化与普及提供坚实基础。

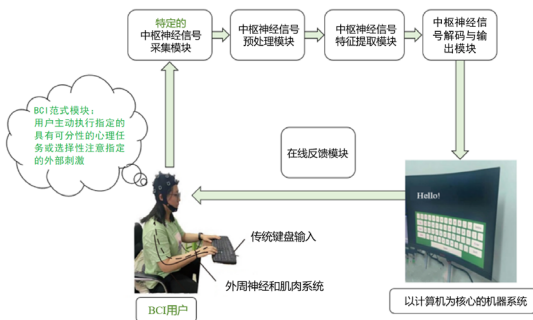


图2 未融入AI的BCI系统。图片修改自[9]

Fig.2 BCI System Without AI Integration. Image adapted from [9].

2.3 传统BCI系统的关键瓶颈

尽管BCI技术取得了显著进展，但传统BCI系统仍面临着若干关键性技术瓶颈。其主要问题包括：信号质量差导致解码精度受限；脑电数据高度非平稳且存在显著个体差异，影响模型泛化能力；系统依赖大量用户训练和手动校准，学习成本高；可识别的指令集有限，难以满足复杂交互需求。这些限制严重制约了BCI系统的实用性与普适性，也反映了传统BCI在智能化

3 基于AI的BCI：从引入到深度融合

3.1 在BCI系统中引入AI的必要性

传统BCI系统的信号处理通常依赖于经典的统计分析方法或较为简单的非线性模型，例如线性判别分析（LDA）、支持向量机（SVM）或基于规则的滤波与阈值技术。然而，在面对脑电信号复杂、非线性、非平稳且极易受噪声污染的特性时，这些方法往往表现出明显的局限性。它们依赖于手工特征提取，难以充分捕捉脑信号中隐藏的高维模式与动态变化，导致系统在鲁棒性、泛化能力和解码精度方面存在结构性缺陷。

AI，特别是以深度学习为代表的分支，为BCI系统提供了一套前所未有的高阶建模工具。神经网络，尤其是CNN、RNN、LSTM以及近年来广泛应用的Transformer架构，能够从原始神经信号中自动学习多层次的时间-空间特征。这种能力使AI在处理脑电信号的非平稳性、个体间变异性和时变特性时具有天然优势^[14]。

AI算法不再局限于传统的“输入-输出”映射关系，而是能够捕捉数据中的隐式语义、长期依赖结构和非线性关联。它

们不仅识别出脑信号中的细微有用模式，还能动态预测并适应用户状态的变化，从而在信号质量不稳定、特征分布漂移的情况下，依然保持高水平的解码准确性^[15]。

更重要的是，AI使BCI从静态、被动响应的系统进化为动态、可学习和具备适应性的系统。通过持续的在线学习与个性化调节机制，AI算法能够根据用户的神经生理状态、任务熟练度甚至认知疲劳等因素进行自我优化。这一“智能适配器”功能，是提升BCI系统智能水平的关键，使其能够实现更自然、连贯和高效的人机交互。

因此，人工智能不仅提升了BCI系统的性能，更在系统架构层面实现了范式转变：从“人适应系统”到“系统理解人”，从“命令式控制”到“意图感知与预测”，成为推动BCI智能化发展的不可或缺的核心技术支柱。

3.2 AI深度融合到BCI系统中的必要性

尽管人工智能已被广泛引入到脑机接口（BCI）系统的各个子模块中，如信号预处理、特征提取和神经解码等，但其大多数应用仍处于“工具层”或“功能替代”的初级阶段，即用AI算法替代传统方法完成某一环节的优化。然而，要实现BCI系统真正意义上的智能化、个性化和可持续演化，仅靠局部替代远远不够，亟需推动AI与BCI系统的深度融合，在架构设计、决策逻辑和交互机制等层面实现协同进化。

首先，脑信号的高度复杂性和用户状态的动态变化要求BCI系统具备持续适应和实时反馈的能力。AI若仅作为单一模块参与处理，无法充分发挥其跨模块建模与推理能力。而通过深度融合，AI可作为系统级“大脑”，统筹多个处理流程，打通数据通道，实现端到端的认知建模与反馈优化。这种方式不仅提升了解码精度，更增强了系统对任务上下文与用户意图的感知与响应能力。

其次，BCI的应用正从简单的命令控制系统迈向更加复杂的人机协作平台，如脑控假肢、智能家居、增强现实接口等。这些场景对系统响应的自然性与交互效率提出更高要求，要求BCI能够在多模态输入、跨任务迁移、长时间使用等复杂条件下，保持稳定且个性化的性能。AI的深度融合为此提供了解决路径，例如通过元学习（Meta-Learning）实现快速适应不同用户任务，通过强化学习（Reinforcement Learning）实现自我调节与策略优化，通过对比学习（Contrastive Learning）增强表征能力与类间区分度。

此外，从系统工程角度看，深度融合AI的BCI系统能够形成统一的知识表示与推理框架，摆脱以往各模块独立运行、难

以信息共享的问题。AI的共享嵌入空间、端到端训练机制、注意力机制和图神经网络等新兴结构，使得系统可从整体角度进行优化配置，在用户状态估计、意图识别、错误纠正等方面形成闭环式协同机制。这为构建具备“理解—预测—决策”能力的认知型BCI系统奠定了基础。

最后，AI与BCI的深度融合也是推动技术“从实验室走向现实应用”的关键。在实际使用场景中，用户状态不可控、环境干扰显著、个体差异极大，单一静态模型往往难以长期工作。唯有通过AI构建具备跨时间、跨用户、跨情境迁移与泛化能力的系统，才能真正实现BCI的大众化与实用化。

综上所述，AI的深度融合不只是提升性能的技术升级，更是BCI系统从“被动工具”进化为“主动伙伴”的必由之路。它标志着BCI系统正向智能认知体迈进，为构建更具人性化、适应性与长期可靠性的未来BCI奠定坚实基础。

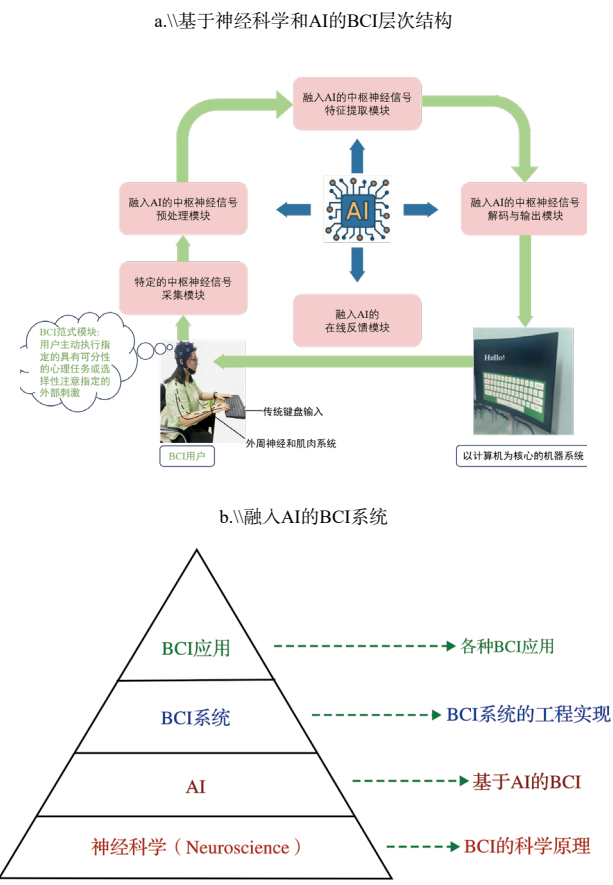


图3 基于AI的BCI系统。图片修改自文献[9]
Fig.3 AI-Integrated BCI System. Image adapted from literature [9].

3.3 融合AI的BCI系统层次化功能模块设计

为了更系统地体现AI与BCI的深度融合路径，本节提出一个面向智能化BCI系统的设计方案。如图4所示，该方案不仅涵

盖传统BCI的基本模块，如信号采集、预处理、特征提取与输出控制，还特别嵌入AI算法，使得系统具备自适应学习能力、个性化调节能力与认知预测能力。

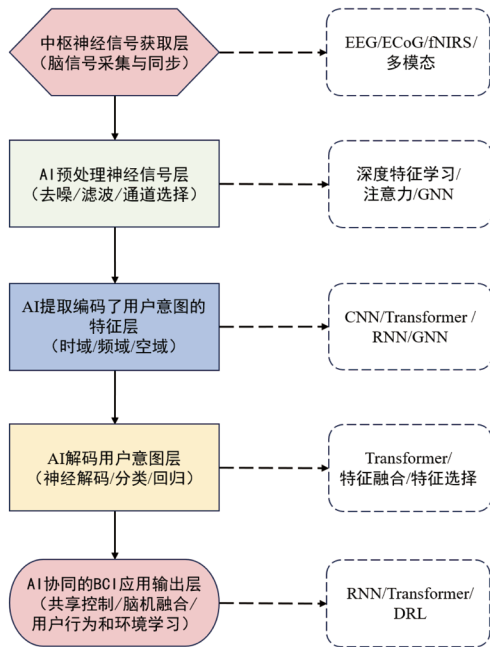


图4 融合AI的BCI系统层次化功能模块图

Fig.4 Hierarchical Functional Module Diagram of an AI-Integrated Brain-Computer Interface System

该方案包含以下五个核心层，并辅以相应的AI算法。

①中枢神经信号获取层：此层是BCI系统的起始环节，负责实现脑信号的采集与同步，为后续处理提供原始数据。所涉及的模态包括EEG（脑电图）、ECoG（皮层脑电图）和fNIRS（功能性近红外光谱）等，并通过多模态融合技术提高信号的全面性和准确性。

②AI预处理神经信号层：原始采集的脑信号通常含有噪声和伪迹，此层利用AI算法对信号进行去噪、滤波，并进行有效的通道选择，以优化信号质量，为后续特征提取提供纯净、高质量的输入。在AI算法方面，主要采用深度特征学习、注意力机制和图神经网络（GNN）等技术。

③AI提取编码了用户意图的特征层：在此层中，AI算法从预处理后的脑信号中提取能够编码用户意图的特征。这些特征可以涵盖时域、频域和空域等多个维度，旨在捕捉与用户指令或认知状态相关的关键信息。常用的AI算法包括卷积神经网络（CNN）、Transformer、循环神经网络（RNN）和图神经网络（GNN）等，用于有效识别和提取这些复杂特征。

④AI解码用户意图层：提取出的特征在此层被AI算法进一步解码，以还原用户

意图。这涉及到神经解码、分类或回归等任务，将抽象的脑信号特征转化为具体的指令或认知状态。Transformer模型在这一层中发挥重要作用，结合特征融合和特征选择技术，实现更精准的用户意图解码。

⑤AI协同的BCI应用输出层：作为架构的最终环节，此层负责将解码后的用户意图转化为具体的BCI应用输出。这包括共享控制、脑机融合、用户行为和环境学习等。该层旨在实现人机协同的智能控制，并通过结合RNN、Transformer和深度强化学习（DRL）等AI技术，使系统能够自适应地学习用户偏好和环境变化，提供个性化、智能化的BCI体验。

3.4 融合AI的BCI系统中主要的深度学习架构

3.4.1 融入BCI的CNN

CNN已成为BCI中应用最广泛的深度学习架构之一^[15]，在处理脑电（EEG）信号中所蕴含的空间—时间特征方面表现出高度优势。CNN支持端到端学习，能够直接从原始信号中自动提取判别性特征，省去了传统方法中烦琐的人工特征工程步骤，因此在基于EEG的深度学习方法中占据主导地位。

目前代表性的CNN架构包括

①EEGNet^[21]：EEGNet是由Lawhern等人提出的一种轻量级CNN架构，采用深度可分离卷积结构，大幅度减少了模型参数数量，从而提升了计算效率并减轻了过拟合风险。尽管模型简洁，但在多种BCI范式（如运动想象、P300、SSVEP）中展现出良好的泛化能力和可比的分类性能。EEGNet已被成功用于个性化调优，实现非侵入式BCI控制中对机器人手指运动的平滑自然操控，显示出其实际部署的潜力。

②DeepConvNet和ShallowConvNet^[22]：这两个架构分别面向深层与浅层特征建模，广泛用于分类精度优化任务。当与新型组件（如地形表示模块TRM）结合时，能进一步提升性能。TRM通过整合电极的空间拓扑结构信息来增强网络对空间特征的感知能力，从而在多个EEG数据集上实现1.72%至7.76%的精度增益^[19]，显著优于传统CNN结构。

CNN目前广泛应用于运动想象分类、P300信号检测、稳态视觉诱发电位（SSVEP）分类以及情绪识别等领域^[19]。这些任务共同体现了CNN在低信噪比、高动态性且具时序结构的EEG信号中的强大建模能力。

尽管EEG作为最常用的非侵入式BCI模式具有高时间分辨率、便携性与成本优势，但也面临如低空间分辨率、伪影敏感性和个体差异性大等固有挑战。CNN，尤其是以EEGNet为代表的架构，通过深入建模脑电信号中的复杂空间—时间结构，在

提升精度、增强鲁棒性和降低人工依赖方面发挥了关键作用。这种能力使得CNN不仅仅是一种高效模型工具，更是非侵入式BCI从实验走向实际应用的重要推动力。

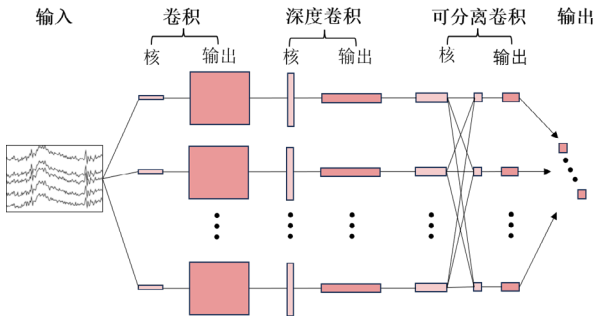


图5 EEGNet模型架构示意图

Fig.5 Schematic Diagram of the EEGNet Model Architecture

3.4.2 融入BCI的循环神经网络 (RNN) 和长短期记忆网络 (LSTM)

循环神经网络 (Recurrent Neural Networks, RNN) [23] 被专门设计用于处理序列数据，因而非常适合分析来自神经记录的时间序列信号。在脑机接口 (BCI) 中，这种能力对于神经解码任务至关重要，其核心目标是理解大脑活动如何随时间演化，以产生特定的行为或认知状态[4]。

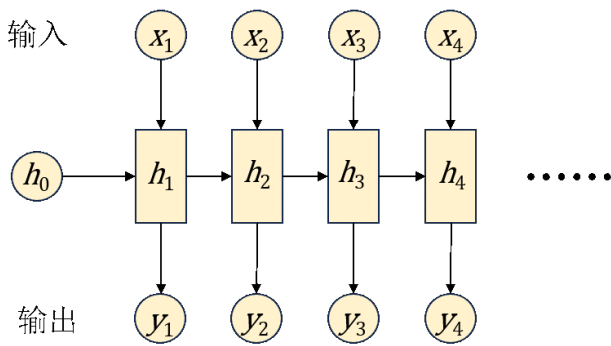


图6 RNN处理时间序列数据示意图

Fig.6 Schematic Diagram of RNN Processing Time-Series Data

其中，长短期记忆网络 (Long Short-Term Memory, LSTM) [23] 作为RNN的一种扩展结构，特别适用于建模运动想象 (Motor Imagery, MI) 等任务中的长期时间依赖性，从而实现更加稳健的序列学习[4]。LSTM通过其门控机制，有效解决了传统RNN在长序列学习中易受梯度消失或爆炸影响的问题。

在实时皮层内信号解码任务中，LSTM已被证明能够对手指运动进行连续、高精度的预测，在某些闭环系统中，其性能甚至超过了卷积神经网络 (CNN) 和基于

Transformer的架构，吞吐率提升可达18%[24]。此外，RNN解码器表现出在输入信号质量下降时仍能维持功能性控制的能力，说明其具有“记忆”先前运动模式并自动纠正误差的潜力。这种属性对于实现鲁棒性强的在线BCI控制具有重要意义。

RNN及其变体主要应用于与特定认知或行为过程相关的神经信号解码，例如运动意图识别、语言思维解码等，同时也可用于增强信号处理效果，如神经数据的去噪、滤波与时序建模等。此外，这类模型能够将用户的思想动态地映射为精准的设备控制指令，增强BCI系统的响应性和自然性。

值得强调的是，大脑信号本质上是动态演变的序列，而非静态图像或快照[6]。随着BCI智能水平的持续提升，系统需要具备理解用户意图随时间变化的能力，才能实现更高层次的人机交互体验。RNN和LSTM通过其序列建模能力，擅长捕捉复杂的时间依赖性与上下文信息，从而有效解释用户思维过程或想象运动的“流动性”。这种优势使BCI能够摆脱传统基于静态特征的控制模式，实现更自然、连贯、连续的交互逻辑，而非仅依赖孤立、离散的命令触发。

综上所述，RNN及其改进模型在提升BCI系统的解码精度、鲁棒性与智能水平方面发挥着关键作用，为构建更加人性化与实用化的脑机交互系统奠定了坚实基础。

3.4.3 融入BCI的Transformer模型与注意力机制

Transformer模型最初是为自然语言处理而开发的，由于其独特的自注意力机制，已在BCI研究中迅速崭露头角[6]。这种机制使其能够通过动态加权序列中不同时间点的重要性，熟练处理脑信号的时间动态。它们在捕获数据中的长期依赖性方面特别有效，并且可扩展用于分析大型EEG数据集。

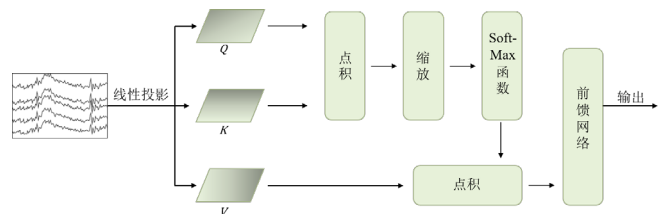


图7 注意力机制概念示意图

Fig.7 Conceptual Diagram of the Attention Mechanism

近期研究将基于Transformer的EEG研究分为四种主要架构：时间序列Transformer、视觉Transformer、图注意力Transformer和各种混合模型。这些模型应用于各种BCI任务，

包括运动想象分类、情绪识别和癫痫发作检测^[25]。新兴应用还包括语音重建和睡眠阶段分析。

尽管Transformer模型功能强大，但它们也带来了显著的挑战。由于其大量参数，它们通常需要大量数据集进行有效训练，这在BCI研究中通常难以获得^[25]。它们还会产生高计算开销，限制了其在实时或资源受限应用中的部署。此外，与许多复杂的深度学习模型一样，它们存在可解释性问题，难以理解其决策过程。跨受试者和设备的数据变异性仍然是确保一致性的持续挑战^[6]。

尽管RNN能够有效地捕捉时间动态，但Transformer通过其复杂的自注意力机制，能够更进一步，识别长脑信号序列中不同部分之间的“相对重要性”和“相互关系”。这种能力意味着对脑信号的更高层次的“上下文理解”^[25]。对于诸如自然语音重建或细致、多维运动控制等高度复杂的任务，理解神经数据中错综复杂的依赖关系和上下文线索至关重要。Transformer通过实现对更抽象和复杂意图的解释，识别可能被纯粹关注序列顺序的模型所忽略的细微、分布式模式，从而推动了BCI智能的边界。这代表着向真正“智能”和直观BCI的重大飞跃。

3.4.4 融入BCI的其他新兴AI方法

随着BCI研究的不断深入，研究者开始探索除主流卷积CNN和循环RNN以外的多种新兴深度学习技术，以更有效地对数据稀缺、信号非平稳性、个体差异和系统可解释性等关键挑战。这些方法不仅推动了BCI智能水平的提升，也为其临床可用性和信任度地构建奠定了基础。

(1) 自编码器 (Autoencoders, AEs) ^[26]

自编码器是一类无监督神经网络，广泛用于EEG信号的压缩建模、去噪与特征提取。通过在输入和重构之间最小化损失，AEs能够学习低维度、但具有高度判别性的潜在表示。这些表示可进一步用于分类、伪影抑制或预训练策略中，有效提升模型的泛化能力。

(2) 元学习与对比学习 ^[27-28]

元学习 (Meta-Learning) 通过“学习如何学习”的机制，使模型在面对少量样本时也能快速适应新任务，是解决小样本学习和个体适应性问题的有力工具。

对比学习 (Contrastive Learning) 则通过构建正负样本对，鼓励网络学习更加稳健且可区分的特征空间。尤其在自监督学习框架中，对比学习大幅缓解了对大量带标签数据的依赖，为BCI中的个性化建模和跨受试者泛化提供了有力支持。

(3) 混合深度学习架构 ^[29]

不同神经网络模块在特定任务中具有互补优势，因此混合模型成为提高BCI解码性能的常用策略。例如：

CNN-LSTM：结合CNN的空间特征提取能力与LSTM对时间依赖的建模能力；

CNN-AE：将特征压缩与判别建模结合，提高鲁棒性；

CNN-Transformer：利用Transformer强大的全局建模能力以增强上下文理解，特别适用于长时间序列建模。

这类混合策略显著提高了解码精度、适应性和可扩展性，已在多种BCI范式中显示出优越性能。

(4) 可解释人工智能 (Explainable AI, XAI) ^[30]

在临床和高风险场景中，模型的可解释性至关重要。XAI方法使研究人员和用户能够理解模型为何做出特定预测、哪些脑区或时间窗贡献最大。例如，可解释CNN通过可视化滤波器响应或使用注意力机制突出关键区域，提升了模型透明度。

可解释性不仅有助于增强使用者的信任、满足伦理和监管要求，也为调试和持续优化提供了重要依据，特别是在模型行为异常或失效时。

这些新兴方法在BCI领域的引入，体现了研究者对于系统鲁棒性、适应性与透明性的持续追求。它们在应对数据稀缺、过拟合、跨个体泛化困难等挑战中表现出关键优势，同时也为BCI系统的临床可用性、伦理接受度和大众信任提供了技术保障。未来，随着这些方法进一步集成到BCI系统中，BCI的“智能性”将不仅体现在性能提升，更将在可解释性、安全性与适应性方面达到新的高度。

4 基于AI的BCI：典型研究与突破

4.1 自然语音恢复与交流增强

早期AI辅助的BCI显著改善了瘫痪患者的交流能力，从基本的鼠标光标控制发展到更高效的拼写设备。

在自然语音恢复方面，加州大学伯克利分校和加州大学旧金山分校的研究人员取得了一项重大突破^[31]。他们开发了一种流式神经假肢，能够将脑信号实时合成为可听语音，将延迟从几秒大幅缩短到不到四分之一秒。该系统由深度学习RNN换能器模型驱动，能够以每分钟47.5词的速度解码大词汇量（超过1000词），并根据参与者受伤前的声音进行个性化定制。这项创新代表着在为言语瘫痪患者实现自然对话方面迈出了重要一步。

早期的通信BCI主要集中在逐字符的离散拼写。这种方法

虽然功能上可行，但速度慢且不自然。加州大学伯克利分校/加州大学旧金山分校的突破代表了从离散指令输入到连续、自然语音输出的根本性范式转变。这极大地提升了BCI的“智能”和“可用性”。它标志着从仅仅传达用户“想说什么”（例如，一个字母）到他们“如何自然地说出来”（例如，流畅、有语

调、词汇量大）的转变。这需要AI解码高度复杂、多维和时间性的语音信号，并将其转化为连续的听觉流，这比简单的拼写任务复杂得多，从而实现更深刻、更自然的人机交互形式。

表3 BCI中的关键深度学习架构

Tab.3 Key Deep Learning Architectures in BCI

架构类型	BCI中的优势	常见BCI应用	著名示例/模型	主要挑战
CNN	端到端学习、空间特征提取、有效模式分析	运动想象解码、P300检测、SSVEP分类、情绪识别	EEGNet, DeepConvNet, ShallowConvNet	低空间分辨率、伪影敏感性、跨受试者泛化性差
RNN/LSTM	捕捉时间动态、建模长期依赖性、序列学习	神经活动解码、信号去噪、运动控制	LSTM	数据质量和数量、可解释性、过拟合
Transformer模型	自注意力机制、处理时间动态、捕获长期依赖、可扩展性	运动想象分类、情绪识别、癫痫检测、语音重建	时间序列Transformer, Vision Transformer, Hybrid	大数据集需求、计算开销、可解释性、数据变异性
混合模型	结合不同架构优势、增强性能	运动想象解码、语音合成、神经假肢	CNN-LSTM, CNN-Autoencoder, CNN-Transformer	计算复杂性、模型设计复杂
其他新兴方法	数据重建、降维、鲁棒表示、模型透明度	特征学习、降噪、自适应学习、可解释性诊断	自编码器、元学习、对比学习、可解释CNN	算法复杂性、实际应用验证

4.2 精细运动控制与神经假肢

AI驱动的BCI在恢复和增强运动控制方面取得了显著进展。卡内基梅隆大学的研究人员利用非侵入式BCI技术，通过EEG和深度学习算法（特别是EEGNet），实现了基于思想的机器人手控制，取得了显著进展^[32]。在他们的研究中，参与者仅通过想象手指运动，就能以高精度（两指任务超过80%，三指任务超过60%）实时控制机器人手，成功克服了从负责精细运动控制的微小、重叠脑区解码信号的挑战。

BCI越来越多地用于控制机器人肢体和外骨骼，使截肢或瘫痪患者能够执行复杂的动作，例如拿起咖啡杯。机器学习算法对于鲁棒的神经假肢性能至关重要，它允许解码器逐步修改，并在神经输入非平稳时保持功能。

清华大学的微创NEO系统展示了令人印象深刻的成果，使一名四肢瘫痪患者能够利用脑信号和机器学习控制的假肢手，以超过90%的抓握精度恢复手部功能。

早期的运动BCI通常侧重于基本的鼠标光标控制。然而，机器人手灵巧度和复杂假肢控制的进步标志着向“具身化”的深刻转变。这意味着用户的意图不仅仅被转化为数字命令，而且是转化为一种物理的、细致入微的动作，这种动作与自然运动非常相似。实现这种程度的控制需要AI解码高度复杂、多维的运动信号，并将其转化为机器人或假肢的精细、协调运动。

这种能力极大地提高了BCI的实用性和智能水平，使其感觉像是用户身体的自然延伸。

4.3 感知反馈与双向交流

除了实现控制，AI驱动的BCI对于恢复感官反馈至关重要，正朝着大脑与外部设备之间的双向通信迈进^[3]。在体感方面，双向BCI旨在将假肢传感器中的激活信号传回大脑中相应的神经元，AI协助高效地将假肢施加的压力与适当的皮层内微刺激（ICMS）脉冲关联起来。

对于听觉感知，人工耳蜗是BCI应用中一个成功的长期范例。AI通过计算模型和机器学习技术，帮助预测结果并改进人工耳蜗植入中刺激方案的有效性。

在视觉假肢领域，基于AI的BCI对于设计最佳电极阵列和估计与自然视觉刺激高度相似的电刺激至关重要，为视网膜退化患者恢复视力带来了希望。Neuralink开发薄而柔韧的多电极聚合物探针也为视网膜刺激提供了有前景的方法。

BCI的最初和主要焦点无疑是医疗康复和为严重残疾人士提供辅助技术。然而，AI在恢复感觉反馈（体感、听觉、视觉）方面的集成，凸显了BCI在输出和控制之外的关键扩展^[34]。这标志着BCI正在从简单的控制工具转变为能够提供丰富感觉输入的双向“体验”——不仅仅是大脑控制设备，而是设备将丰富的感觉输入反馈给大脑。这种双向能力，严重

依赖AI进行复杂的信号编码和解码，将BCI从简单的控制工具转变为人类感觉和运动系统的真正延伸。这极大地提高了它们的“智能”和增强人类能力的潜力，从而实现更完整和沉浸式的人机融合。

4.4 非医疗场景的拓展应用

尽管BCI在医疗保健和医疗康复领域具有深远影响，但其应用正在迅速扩展到各种非临床领域，这主要得益于AI在可用性和性能方面的进步^[8]。

在游戏和娱乐领域，玩家可以仅凭思想与虚拟环境互动，取代传统控制器，还可以控制无人机或其他机器人设备^[36]。

在教育领域，BCI正在被探索用于通过提供学生认知状态的实时反馈，帮助他们提高注意力和专注力，从而增强学习效果^[36]。

对于心理健康，BCI在监测脑活动和为抑郁症、焦虑症和成瘾等疾病提供有针对性的干预方面显示出潜力，通过评估认知过程和检测情绪变化^[36]。

在睡眠医学中，基于EEG的BCI系统被用于分析睡眠阶段，改善睡眠质量并协助诊断精神和神经退行性疾病^[36]。

BCI的最初和主要焦点无疑是医疗康复和为严重残疾人士提供辅助技术。然而，BCI在游戏、教育和心理健康等领域的广泛应用和探索，表明了其更广泛的社会影响。这种扩展直接得益于AI使BCI更加用户友好、可靠，并能够解释更广泛的脑状态，而不仅仅是运动意图。这改变了BCI从单纯的康复工具到普通人群潜在增强技术的认知，从根本上改变了其感知“价值”，并展示了其“智能”和多功能性的显著飞跃。

5 基于AI的BCI面临的挑战与未来方向

5.1 技术挑战：计算成本、数据稀缺与变异性

尽管取得了显著进展，基于AI的BCI仍然面临多项技术挑战^[6]。计算开销仍是一个问题，因为复杂的深度学习架构，特别是Transformer模型，需要大量的计算能力和内存。这可能会限制它们在实时或资源受限应用中的实际部署^[25]。

数据稀缺性和数据变异性是BCI领域长期存在的挑战。深度学习模型通常需要大量高质量的数据进行有效训练，但在BCI研究中获取此类数据往往很困难，原因包括侵入性方法的高风险、严格的伦理准则以及数据收集的时间和成本密集性^[12]。此外，不同个体之间（个体间变异性）以及同一个体在不同会话或不同时间之间（非平稳性）的脑信号模式存在显著差异，这使得模型难以在不同用户和设备之间保持一致的性能。

模型可解释性是另一个关键问题^[30]。尽管深度学习模型能够处理大量数据并产生卓越结果，但其复杂性往往使其决策过程难以理解。这种缺乏透明度可能在医疗保健等领域造成严重后果，因为解释错误可能导致不正确的医疗干预。

5.2 社会与伦理挑战：隐私、自主性与可及性

除技术障碍之外，基于AI的BCI系统也引发了一系列伦理与社会层面的深刻挑战。其中，隐私与数据安全问题首当其冲^[3]。神经信号作为高度敏感且个体化的信息载体，包含着用户的认知状态、意图、记忆、情绪乃至潜意识倾向^[37]。一旦这类数据在存储或传输过程中遭遇泄露，可能被用于未经授权的用户画像、行为预测或心理操控，带来极大的伦理风险。因此，开发高强度加密机制、差分隐私保护框架及可信神经数据共享协议，对于构建可信赖的BCI生态系统至关重要。

人类自主性的维护是另一个备受关注的议题^[37]。随着AI算法在BCI中承担越来越多的自动决策角色，如信号解码优化、意图推断与反馈调整，系统可能会对用户产生“行为引导”甚至“替代执行”的倾向，从而模糊了人机边界，引发对个人决策权与行为自主性削弱的担忧。特别是在闭环BCI系统中，如深部脑刺激（DBS）结合AI自适应控制机制的场景下，部分患者出现了非预期副作用，例如帕金森病患者在接受DBS治疗后报告的性欲亢进、攻击冲动等现象，提示AI干预可能带来不可预测的心理行为后果。因此，有必要建立伦理审查机制和动态风险评估系统，以保障使用者的知情权与自我控制权。

经济可及性亦构成AI-BCI技术普及化过程中的重要社会障碍^[3]。高成本的硬件设备、算法部署所需的算力资源，以及个性化训练过程的时间与专业人力投入，均可能使技术应用局限于高收入人群或发达地区，进一步加剧健康技术不平等。尤其对于重度神经系统障碍患者而言，这种“技术鸿沟”将直接影响其康复与生活质量。为此，亟须推动BCI设备的低成本设计与可穿戴化发展，并探索在不同医疗系统中的互操作性解决方案，例如借助物联网（IoT）与联邦学习实现跨平台数据协同，进而实现智能化的远程医疗服务。

此外，用户体验与可用性挑战仍在制约BCI系统的广泛接受度^[37]。尽管非侵入式BCI在舒适性与便捷性方面取得了一定进展，但设备仍易受噪声干扰，对电极放置、头电阻抗等参数高度敏感，影响数据质量与用户连续使用意愿。更重要的是，部分用户存在“BCI失读症”（BCI illiteracy）现象，即难以通过训练掌握产生可识别脑电模式的能力。这要求系统具备更强的个性化适应能力，通过引入自适应算法、在线学习机制与用

户特征建模,实现动态调节信号处理流程与反馈内容,以适配不同熟练程度、认知风格与生理状态的用户群体。

综上所述, AI-BCI系统的伦理治理与社会公平问题需与技术开发同步推进。唯有在注重用户隐私保护、自主性尊重、可负担性保障与体验友好性的基础上, AI驱动的BCI技术才能真正实现其造福人类的初衷,并迈向社会广泛接受与可持续发展的未来。

5.3 未来研究重点: 个性化、高效建模和可解释性等

为了实现真正智能、可用和普及的BCI系统,未来的研究应集中在以下几个关键方向。

①平衡精度与计算效率^[25]: 核心挑战在于在追求高精度的同时,开发需要更少资源和训练时间的深度学习模型。这包括模型蒸馏、优化Transformer变体和探索稀疏激活等技术。②解决真实世界复杂性^[37]: 需要更多关注解决真实世界研究的复杂性,特别是EEG信号中的噪声渗透问题。开发更紧凑的聚焦超声神经调节设备,以更好地与基于EEG的BCI集成,并整合人工智能以进一步增强整体系统性能,将是重要的方向。③开发标准基准数据集: 缺乏标准基准数据集是显著的制约因素。未来的研究应侧重于创建更多样化、高质量的数据集,并探索先进的数据增强方法(如GAN)以扩展数据集规模和防止过拟合。④个性化训练协议和命令扩展^[38]: 为解决BCI失读症问题,未来的研究应侧重于个性化训练协议、任务适应和创新算法,以适应不同熟练程度的用户。同时,需要研究如何在扩展命令范围以满足多样化应用需求与维持用户能够持续通过心理想象生成任务集之间取得平衡。⑤增强预处理和特征提取: 持续关注预处理和相关特征提取的初始阶段(例如,信号增强、时频域探索)至关重要,因为这些阶段对精度提升有显著贡献。⑥XAI和伦理框架^[30-37]: 深入研究可解释人工智能方法,以提高模型透明度,对于建立信任和确保临床应用中的安全性至关重要。同时,需要建立健全的伦理框架和监管措施,以应对隐私、自主性、安全性和可及性等社会伦理挑战,确保BCI

参考文献:

[1] NICOLAS-ALONSO L F, GOMEZ-GIL J. Brain computer interfaces, a review[J]. *Sensors*, 2012, 12(2): 1211-1279.
[2] HOSSAIN K M, ISLAM M A, HOSSAIN S, et al. Status of deep learning for EEG-based brain-computer interface applications[J]. *Frontiers in computational neuroscience*, 2023, 16: 1006763.
[3] ZHANG X, MA Z, ZHENG H, et al. The combination of brain-computer interfaces and artificial intelligence: applications and

技术的负责任发展和部署。

6 结语

BCI技术正处于一个关键的转型期,其发展方向正由AI,特别是深度学习算法所深刻塑造。传统BCI系统面临的性能、可用性和智能水平不足等挑战,促使研究人员寻求更先进的解决方案。人工智能的引入,通过革新信号处理、特征提取和神经解码过程,显著提升了BCI系统的性能,使其能够更精准、更智能地解读复杂的脑信号。

从雅克·维达尔提出BCI概念的早期探索,到乔治·普洛斯和普弗切勒等人在神经生理学基础上的贡献,BCI领域已从单纯的脑活动观察发展到有意识的意图控制。而AI,特别是深度学习,通过实现从手工特征工程到自动化、端到端学习的转变,极大地减轻了传统BCI对人类用户的适应负担,使其变得更加用户友好和高效。CNN为非侵入式EEG解码提供了坚实的基础,RNN和Transformer模型则进一步提升了系统捕捉时间动态和理解复杂意图的能力。

近期在自然语合成、机器人手精细控制和双向感知反馈等方面的突破性应用,生动地展示了AI驱动BCI的巨大潜力,它们正从利基医疗设备走向更广泛的人类能力增强领域。清华大学的NEO系统和卡内基梅隆大学的非侵入式BCI研究都体现了这一方向的最新进展。

然而,计算开销、数据稀缺性、模型可解释性以及伦理和社会问题仍是未来发展中需要克服的关键障碍。未来的研究必须在追求更高性能的同时,注重提升系统的鲁棒性、透明度和可及性,并建立健全的伦理框架。

总而言之,将AI深度融入BCI系统,不仅是提升其性能和可用性的重要途径,更是实现BCI智能化的核心方向。通过持续的跨学科合作和创新,BCI有望超越现有界限,为人类与数字世界的交互开辟一个全新的、更加自然和智能的时代。

challenges[J]. *Annals of translational medicine*, 2020, 8(11): 712.
[4] LIONAKIS E, KARAMPIDIS K, PAPADOURAKIS G. Current trends, challenges, and future research directions of hybrid and deep learning techniques for motor imagery brain-computer interface[J]. *Multimodal Technologies and Interaction*, 2023, 7(10): 95.
[5] BOSE A, ROY S S, BALAS V E, et al. Deep learning for brain computer interfaces[M]// *Handbook of Deep Learning Applications*. Cham: Springer International Publishing, 2019: 333-344.

- [6] ABIBULLAEV B, KEUTAYEVA A, ZOLLANVARI A. Deep learning in EEG-based BCIs: A comprehensive review of transformer models, advantages, challenges, and applications[J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 127271–127301.
- [7] VIDAL J J. Toward direct brain-computer communication[J]. *Annual review of Biophysics and Bioengineering*, 1973, 2(1): 157–180.
- [8] LEUTHARDT E C, SCHALK G, ROLAND J, et al. Evolution of brain-computer interfaces: going beyond classic motor physiology[J]. *Neurosurgical focus*, 2009, 27(1): E4.
- [9] TANGERMANN M, MÜLLER K R, AERTSEN A, et al. Review of the BCI competition IV[J]. *Frontiers in neuroscience*, 2012, 6: 55.
- [10] WANG Y, JIANG C, LI C. A Review of Brain-Computer Interface Technologies: Signal Acquisition Methods and Interaction Paradigms[J/OL]. *arXiv preprint arXiv:2503.16471*, 2025.
- [11] ZHENG H. Brain-Computer Interfaces: A Comprehensive Review of Technologies, Applications, and Challenges[J]. *International Journal of High School Research*, 2025, 7(4).
- [12] KUBBEN P. Invasive brain-computer interfaces: a critical assessment of current developments and future prospects[J]. *JMIR Neurotechnology*, 2024, 3(1): e60151.
- [13] CAIADO F, UKOLOV A. The history, current state and future possibilities of the non-invasive brain computer interfaces[J]. *Medicine in Novel Technology and Devices*, 2025: 100353.
- [14] CAO Z. A review of artificial intelligence for EEG - based brain-computer interfaces and applications[J]. *Brain Science Advances*, 2020, 6(3): 162–170.
- [15] ROY Y, BANVILLE H, ALBUQUERQUE I, et al. Deep learning-based electroencephalography analysis: a systematic review[J]. *Journal of neural engineering*, 2019, 16(5): 051001.
- [16] TIBREWAL N, LEEUWIS N, ALIMARDANI M. Classification of motor imagery EEG using deep learning increases performance in inefficient BCI users[J]. *Plos one*, 2022, 17(7): e0268880.
- [17] ZHAO W, ZHANG B, ZHOU H, et al. Multi-scale convolutional transformer network for motor imagery brain-computer interface[J]. *Scientific Reports*, 2025, 15(1): 12935.
- [18] BARNOVA K, MIKOLASOVA M, KAHANKOVA R V, et al. Implementation of artificial intelligence and machine learning-based methods in brain - computer interaction[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2023, 163: 107135.
- [19] LIANG X, LIU Y, YU Y, et al. Convolutional Neural Network with a Topographic Representation Module for EEG-Based Brain-Computer Interfaces[J]. *Brain sciences*, 2023, 13(2): 268.
- [20] EL OUAHIDI Y, GRIPON V, PASDELOUP B, et al. A strong and simple deep learning baseline for BCI motor imagery decoding[J]. *IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering*, 2024.
- [21] LAWHERN V J, SOLON A J, WAYTOWICH N R, et al. EEGNet: a compact convolutional neural network for EEG-based brain - computer interfaces[J]. *Journal of neural engineering*, 2018, 15(5): 056013.
- [22] SCHIRRMMEISTER R T, SPRINGENBERG J T, FIEDERER L D J, et al. Deep learning with convolutional neural networks for EEG decoding and visualization[J]. *Human brain mapping*, 2017, 38(11): 5391–5420.
- [23] SHERSTINSKY A. Fundamentals of recurrent neural network (RNN) and long short-term memory (LSTM) network[J]. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 2020, 404: 132306.
- [24] COSTELLO J, TEMMAR H, CUBILLOS L, et al. Balancing memorization and generalization in RNNs for high performance brain-machine interfaces[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2023, 36: 7462–7474.
- [25] VAFAEI E, HOSSEINI M. Transformers in EEG Analysis: A review of architectures and applications in motor imagery, seizure, and emotion classification[J]. *Sensors*, 2025, 25(5): 1293.
- [26] PHADIKAR S, SINHA N, GHOSH R. Unsupervised feature extraction with autoencoders for EEG based multiclass motor imagery BCI[J]. *Expert Systems with Applications*, 2023, 213: 118901.
- [27] WU X, CHAN R H. Does meta-learning improve EEG motor imagery classification?[C]// 2022 44th annual international conference of the IEEE engineering in medicine & biology society (EMBC). New York: IEEE Press, 2022: 4048–4051.
- [28] LI W, LI H, SUN X, et al. Self-supervised contrastive learning for EEG-based cross-subject motor imagery recognition[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2024, 21(2): 026038.
- [29] SUN C, MOU C. Survey on the research direction of EEG-based signal processing[J]. *Frontiers in Neuroscience*, 2023, 17: 1203059.
- [30] SUJATHA RAVINDRAN A, CONTRERAS-VIDAL J. An empirical comparison of deep learning explainability approaches for EEG using simulated ground truth[J]. *Scientific Reports*, 2023, 13(1): 17709.
- [31] LITTLEJOHN K T, CHO C J, LIU J R, et al. A streaming brain-to-voice neuroprosthesis to restore naturalistic communication[J]. *Nature neuroscience*, 2025: 1–11.
- [32] DING Y, UDOMPANYAWIT C, ZHANG Y, et al. EEG-based brain-computer interface enables real-time robotic hand control at individual finger level[J]. *Nature Communications*, 2025, 16(1): 1–20.

- [33] FLESHER S N, DOWNEY J E, WEISS J M, et al. Restored tactile sensation improves neuroprosthetic arm control[J/OL]. bioRxiv, 2019: 653428.
- [34] PEKSA J, MAMCHUR D. State-of-the-art on brain-computer interface technology[J]. Sensors, 2023, 23(13): 6001.
- [35] MENG L, JIANG X, HUANG J, et al. User identity protection in EEG-based brain-computer interfaces[J]. IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, 2023, 31: 3576-3586.
- [36] BURWELL S, SAMPLE M, RACINE E. Ethical aspects of brain computer interfaces: a scoping review[J]. BMC medical ethics, 2017, 18(1): 60.
- [37] BARBERA T, BURGER J, D'AMELIO A, et al. On using AI for EEG-based BCI applications: problems, current challenges and future trends[J/OL]. arXiv preprint arXiv:2506.16168, 2025.
- [38] RAHIMIPOUR ANARAKI J, KOLOKOLOVA A, CHAU T. Personalized Classifier Selection for EEG-Based BCIs[J]. Computers, 2024, 13(7): 158.