

# 面向脑机智能融合：协同演进脑机接口

明 东 梅 杰 许敏鹏

脑机交互与人机共融海河实验室 天津 300392

**摘 要** 脑机接口 (Brain Computer Interface, BCI) 能够在人脑与外部设备之间建立直接的信息交互通路, 而无需依赖外周神经与肌肉。经过50余年的发展, BCI研究已从通讯接口设计和自然交互实现阶段, 逐渐向脑机智能融合阶段过渡。然而, 实现BCI的长时程稳定交互, 成为制约其进一步发展和实际应用的关键瓶颈。目前, 提升BCI长期稳定性的技术途径主要包括两个方面: 一是通过大脑刺激与神经反馈训练等手段增强用户使用BCI的能力, 即脑学习; 二是利用自适应技术提高机器端对脑信号的解码与适应能力, 即机器学习。现有多数研究往往单独关注脑学习或机器学习, 而忽略了二者结合对性能提升的巨大潜力。协同演进BCI则通过有效融合脑学习和机器学习过程, 使大脑与机器在交互过程中实现相互适应和同步增强, 从而克服大脑状态波动和外部环境干扰, 支撑BCI的长时程稳定运行。本文系统梳理了神经调制、神经反馈及自适应BCI技术的发展, 明确了协同演进BCI的定义与边界, 并进一步分析其面临的关键问题与未来发展方向, 以期推动协同演进BCI的深入研究与广泛应用。

**关键词** 脑机接口; 神经调制; 自适应脑机接口; 协同演进脑机接口

## Towards Brain-Machine Intelligence: Co-Evolution Brain-Computer Interface

Ming Dong, Mei Jie, Xu Min-peng

Haihe Laboratory of Brain-Computer Interaction and Human-Machine Integration, Tianjin 300392, China

**Abstract:** Brain-computer interfaces (BCIs) enable direct information exchange between the human brain and external devices without relying on peripheral nerves and muscles. Over the past five decades, BCI research has progressed from the design of communication interfaces and natural interaction to the stage of brain-machine intelligence. However, achieving long-term stable interaction remains a major bottleneck limiting further development and practical application of BCI systems. Current approaches to improve long-term stability mainly fall into two categories: enhancing the user's ability to operate the BCI through neural modulation and neurofeedback training, referred to as brain learning; and improving the machine's decoding and adaptation to brain signals through adaptive algorithms, referred to as machine learning. Most existing studies tend to focus on either brain learning or machine learning in isolation, overlooking the potential of their integration for performance enhancement. Co-evolution BCI aims to synergise brain learning and machine learning, enabling mutual adaptation and synchronised enhancement between the brain and machine during interaction. This facilitates robust performance against brain state fluctuations and environmental disturbances, thereby supporting long-term stable BCI operation. This paper provides a comprehensive review of the development of neural modulation, neurofeedback, and adaptive BCI technologies, defines the concept and scope of co-evolution BCI, and analyses the key challenges and future directions to promote deeper research and broader application of co-evolution BCIs.

**Keywords:** Brain Computer Interface; Neuromodulation; Neurofeedback; Adaptive BCI; Co-Evolution BCI

脑机接口 (Brain computer interface, BCI) 在大脑与外部设备之间建立了直接的信息通路, 使得中枢神经系统在无需依赖外周神经和肌肉的情况下即可实现意图表达。自20世纪70年代Vidal<sup>[1]</sup>首次提出脑机接口的概念以来, 该技术逐渐受到广泛关注, 并已被应用于中枢或外周神经功能的替代、修复、补充、改善以及增强等多个方面<sup>[2]</sup>

回顾脑机接口的发展历程, 可将其发展阶段划分为三个阶段<sup>[3]</sup>。一是通讯接口设计阶段, 主要目的是探究人脑与机器之间如何建立高信息传输速率的通讯链路, 实现对大脑意图的快速、精准编解码。过去20年, 脑机接口的编码指令数已经从十余个扩展至数百个<sup>[4-5]</sup>electroencephalography (EEG, 解码的信息传输速率也从每分钟几个字符提升至50余个字符<sup>[6]</sup>, 并在近

\*[基金项目] 国家自然科学基金资助项目 (82330064, 81925020)。

期达到每分钟约90个字的水平<sup>[7]</sup>。二是自然交互实现阶段，主要目的是从人因工程的角度重点研究低认知负荷的脑机交互范式，从而实现自然脑机交互。例如，非侵入脑机接口发展的微弱视觉诱发脑机接口范式<sup>[8]</sup>、连续实时脑机操控范式<sup>[9,10]</sup>等，有效降低了脑操控的认知负荷、提高了脑机接口的用户友好性。侵入式脑机接口发展的手写字符范式<sup>[7]</sup>、语音合成范式<sup>[11]</sup>、连续操控范式<sup>[12]</sup>等显著提高了脑机交互的自然性。三是异构智能融合阶段<sup>[13]</sup>，主要目的是通过脑机之间的信息交换与内化，促进脑机智能体结构的优化，实现生物智能与机器智能的融合增强。脑机接口当前的发展处于从自然交互实现阶段向异构智能融合阶段的过渡发展期。

绝大多数脑机接口已有研究主要集中在理想实验条件下短时程、简单任务的脑信号编解码范式与方法设计上<sup>[14]</sup>。随着脑机接口逐步走向实际应用并迈入智能融合阶段，大脑与机器均面临新的技术挑战：一方面，实际应用场景的多样化和任务复杂度的提升，使得用户需要掌握更加复杂的脑机接口使用技能；另一方面，大脑与机器间的协作关系不断加强，也对机器端及时、精准地解码大脑意图提出了更高要求，以维持长时程交互的稳定性。针对上述挑战，目前的研究大致可以分为两个方向：在用户技能提升方面，利用神经调制技术，在非意识层面诱导大脑神经网络结构与功能的改变，并在意识层面引导用户形成特定的行为策略，这一过程称为“脑学习”。在机器端解码能力提升方面，多数研究则采用自适应策略，在交互过程中实时更新解码器参数，以提高对脑信号的解码精度，这一过程称为“机学习”。

脑学习与机器学习关注的维度有所不同：脑学习通常从神经科学角度探讨大脑学习与适应机制<sup>[15]</sup>，而机器学习则侧重于神经工程领域中自适应脑机解码器的设计与参数优化<sup>[16]</sup>。近期出现的“协同演进BCI概念”<sup>[17]</sup>为脑学习和机器学习的结合提供了新途径，使两种学习过程能够在脑机交互中同时发生，实现大脑与机器之间的互适应与同步增强。在协同演进过程中，用户逐渐掌握脑机接口使用技能、产生更易于解码的脑信号，机器也逐步适应由学习、心理状态与外部环境变化所带来的脑信号波动，并持续优化解码器性能。协同演进BCI有望突破单一学习机制的瓶颈，提高脑学习效率与性能上限，增强机学习的鲁棒性与泛化能力，实现长时程稳定交互，并支持更复杂的任务。

为厘清协同演进BCI的技术起源与发展趋势，本文系统梳理了脑学习与机器学习的关键技术及理论机制，进而明确了协同演进BCI的定义与边界。此外，本文还结合当前相关研究，深

入分析了协同演进BCI未来发展亟待解决的关键问题与挑战，以期推动协同演进BCI技术的进一步突破与广泛应用。

## 1 脑学习环路的构建

### 1.1 大脑可塑性与技能习得

脑学习指通过外部信号与大脑内部的信息处理过程共同作用，诱导大脑产生神经可塑性变化。这些变化包括突触强度的调节、神经元之间连接方式的重组，以及神经元活动模式的调整等，从而实现神经响应特征或用户行为的改变。通过这一过程，大脑能够逐步生成特征更稳定、信噪比更高的脑电信号，为长时程可靠脑机交互提供支持。这些改变的来源可归因于两个层面，分别为非意识层面和意识层面。

非意识层面的是大脑产生的特定脑信号的特征趋于明显、稳定，能够降低机器侧的识别难度，提高解码精度。Hebbian可塑性理论可用于解释这一过程，该理论可被总结为“一起激发的神经元连在一起”。在BCI的语义下，如果用户的某种脑活动模式

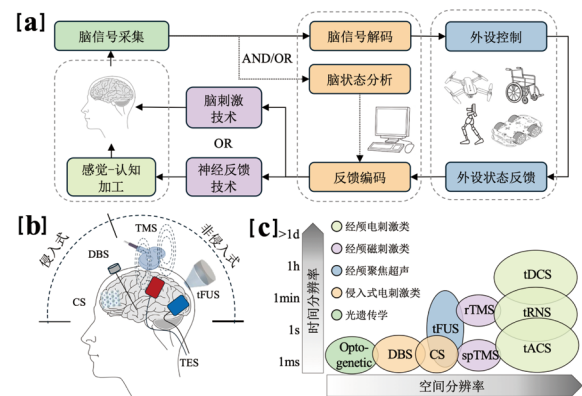


图1 神经调制技术a. 脑刺激技术，包侵入式脑刺激技术：皮层刺激、深部脑刺激，非侵入式脑刺激技术：经颅磁刺激、经颅电刺激、经颅聚焦超声；b. 不同类型脑刺激技术的空间分辨率与时间分辨率对比图；c. 闭环神经调制技术（脑学习）框架。

Fig 1. Neuromodulation techniques.. a. Brain stimulation techniques, including invasive brain stimulation techniques: cortical stimulation and deep brain stimulation; and non-invasive brain stimulation techniques: transcranial magnetic stimulation, transcranial electrical stimulation, and transcranial focused ultrasound. b. Comparison chart of the spatial and temporal resolutions of different types of brain stimulation techniques.c. Framework of closed-loop neuromodulation techniques (brain learning).

总是伴随成功的控制效果并伴有及时的反馈，那么产生该模式的神经元连接会通过Hebbian可塑性理论变得更强，从而在

无意识参与的情况下形成稳定的神经通路。例如,在利用BCI结合功能性电刺激进行中风患者康复训练实验中,当大脑运动皮层常识性活动与电刺激诱发的反觉反馈精确同步时,患者的运动功能恢复效率显著优于随机组,证明同步的感觉-运动信号导致了Hebbian可塑性增强,强化了因卒中破坏的神经网络的连接,使其重新产生清晰的脑信号模式并改善功能<sup>[18-20]</sup>。此外,这种非意识层面的大脑适应性还可用预测编码理论解释,其可总结为大脑始终在预测感官反馈,并与实际输入对比以减少预测误差。例如,在BCI任务中,用户大脑会对脑信号解码指令的作用到外设结果产生预期,当外设作用结果与预期失配,大脑内部会自动产生误差相关电位(Error related potential, ErrP)等信号来表征这种误差<sup>[21]</sup>,并据此在随后的尝试中无意识的调整神经信号以降低误差<sup>[22]</sup>。

意识层面的则是用户使用脑机接口技能的提高,即用户通过多次交互,在行为学上逐渐掌握和调整范式任务执行、注意力分配和心理状态适应方法,以实现性能更优的脑机交互性能。类似于学习骑自行车、驾驶、游泳等技能,意识层面的学习与适应主要体现用户的主观参与,强调将使用脑机接口作为一种新技能来习得。操作性强化学习(Operant reinforcement learning)可解释这一过程<sup>[23]</sup>,用户通过反馈了解策略执行的成效(奖励)<sup>[24]</sup>,并有意识的强化成功的策略、弃用失败的策略。在BCI的语义下,策略即使用BCI时的内在心理活动或外在行为活动,奖励即任务执行绩效。在动物相关的BCI研究中,奖励一般为食物奖励<sup>[25]</sup>,在人类实验中则可能是提示音、得分增加或者由完成任务带来的成就感<sup>[7,26-28]</sup>。

需要强调的是,在脑学习过程的非意识层面与意识层面是协作而非孤立的,Hebbian机制保证任何经常使用的神经通路都会被巩固,这是学习使用BCI的生物学基础;预测编码机制使得大脑能够自动纠偏,逐步形成使用BCI完成任务的内部模型;操作性强化学习则驱动大脑朝向最有利于完成任务的方向调整行为,使得学习和适应具有方向性和持续性。因此,脑学习的过程可总结为,在用户利用BCI与外部环境不断的交互训练后,非意识层面的学习与适应塑造出了新的神经网络结构,有意识层面则习得BCI的正确使用技能。脑学习的技术框架如图1-a所示。

## 1.2 脑刺激技术

脑刺激技术是指通过物理信号直接作用于大脑特定区域,引导神经活动变化,从而诱导神经可塑性的发生<sup>[29-30]</sup>。主要技术方法又可分为无创和有创两类(图1-b)。无创方法包括

经颅电刺激(Transcranial electrical stimulus, TES)、经颅磁刺激(Transcranial magnetic stimulus, TMS)、经颅聚焦超声(Transcranial focused ultrasound, tFUS)等。TES通过在头皮上施加微弱电流,在脑组织中产生电场,进而调节神经元膜电位和网络活动状态,可促进突出调节与神经网络的重构过程<sup>[31]</sup>。TMS在刺激过程中可引发局部神经元的动作电位,在线使用可能通过长时程增强或抑制机制改变突出连接强度,影响大脑学习和记忆过程<sup>[32]</sup>。tFUS是一种基于声—机械作用的无创脑刺激手段,能够引发特定功能区域的短时神经兴奋或抑制,同时具备诱导长期神经可塑性改变的潜力<sup>[33-34]</sup>。有创方法包括深脑刺激(Deep brain stimulation, DBS)、皮层刺激(Cortical stimulation, CS)、光遗传学(Optogenetic)等手段。DBS通过植入电极向特定脑区发送高频电信号,不仅产生即时的电生理调节作用,还能引发延迟性的突出重构和神经营养因子的表达,这些变化与神经可塑性相关<sup>[35-36]</sup>。CS通过对特定皮层区域施加电流,引发相应的功能反映或者干扰。虽然常用于大脑功能区的精确定位,但也有证据表明CS能够促进大脑功能的重组。光遗传学通过将光敏蛋白导入特定神经元,并使用特定波长光照控制其电活动,从而实现对大脑活动的高时空精度调控。光遗传学通过相位依赖的闭环光刺激调节神经振荡节律,从而增强神经元之间的功能连接<sup>[37-38]</sup>。不同方法的原理决定了它们在空间分辨率与时间分辨率上的差异(图1-c),需根据应用目的选取合适的技术类型。

脑刺激技术对神经可塑性的促进更加直接,较少依赖高级认知参与,通过直接传递能量作用于大脑局部神经元,从介观和微观层面快速诱导神经网络重构。目前,尽管利用脑刺激技术促进脑学习过程的直接证据仍然较少,但已有研究显示闭环脑刺激技术能够干扰动物的反应时间<sup>[39]</sup>、恢复使用者的手指触觉感知<sup>[40]</sup>,或提高特定脑信号的信噪比<sup>[41]</sup>,表明脑刺激技术在增强脑机交互过程中用户大脑功能方面具有较大的应用潜力。但由于此类方法涉及对大脑结构和功能的直接干预,在实施时需谨慎控制功率、时长与刺激方式,以确保安全性并遵守伦理原则。

## 1.3 神经反馈技术

神经反馈训练(Neurofeedback training, NFT)是一种通过反馈当前脑活动特征,来调节自身脑活动以达到目标脑状态的训练方法,可采用视觉、听觉、触觉等一种或多种模态组合的信号作为反馈信号<sup>[42]</sup>。已有研究表明,人和动物可以通过神经反馈调节特定神经信号,如单个神经元放电率、EEG频段功

率、BOLD信号等，并对应产生响应的行为变化。NFT产生的调控还具有区域特异性，甚至可以改变脑网络间的功能连接和结构可塑性<sup>[43]</sup>。按照NFT的应用方式分类，NFT具有分时预调型和任务引导型两类。分时预调型则首先引导用户调节特定脑电波段，如Alpha或Beta波段，进入特定的脑状态后再进行任务操作。例如，任务开始前，可利用NFT引导用户抑制Alpha波能量，减少走神（mind-wandering）现象，进而提升任务中的注意网络的激活水平<sup>[44-46]</sup>。任务引导型通常将神经反馈信号与实际任务表现联系起来，例如使用分类正确率、运动执行精度或者脑区激活程度作为反馈信号，以此促使个体调节特定脑区活动<sup>[47-50]</sup>。

神经反馈技术高度依赖个体主动的自我调节能力，通过信息反馈机制宏观地实现脑网络功能与结构的调控。但此类方法的效果易受个体差异等多重因素影响，需针对性地设计训练策略，以提高调节效果的稳定性与持久性<sup>[43]</sup>。

## 2 机器学习环路的构建

### 2.1 自适应脑机接口的技术路径

得益于近年来人工智能技术的持续发展，已经形成了多种自适应BCI的软硬件技术路径。目前，这些路径主要可分为基于硬件的学习与基于软件的学习两类。

基于硬件的学习主要指利用神经形态（neuromorphic）器件构建具备自适应能力的脑信号解码装置，在硬件层面实现解码器的动态更新。常用的神经形态器件包括阻变存储器（忆阻器）、相变存储器和电化学存储器等，它们的共性特点是将存储与计算合一，因此能够在纳秒—微秒尺度内低功耗并行处理时序信号。与传统BCI中常用的互补金属氧化物半导体（complementary metal-oxide-semiconductor, CMOS）构成的计算系统相比，神经形态器件具备若干关键优势：如支持高能效的原位学习、内禀的时序处理能力以及具备类神经突触的可塑性特征<sup>[51]</sup>。目前已有多项研究尝试将神经形态器件用于脑信号的解码任务<sup>[52-54]</sup>。除了基本的解码功能，这类器件的结构特性还为脑机解码器提供了实时性强、功耗低且稳定性高的自适应更新机制，能有效支撑自适应BCI的实现。

基于软件的学习则指通过软件层面的动态更新实现自适应。按功能与原理划分，主要包括四类技术路径：自适应信号处理以及数据增强、解码器自适应更新、强化学习（reinforcement learning, RL）解码自适应和控制策略自适应，

这些方法均可在交互过程中推动解码器性能的持续提升。自适应信号处理与数据增强则强调对脑信号本身进行自适应的预处理或对训练数据进行增强，以间接的提升解码器性能。一方面，自适应伪迹去除利用在线算法动态滤除脑电中的干扰成分（如眼电、肌电、电源噪声等），提高信号信噪比<sup>[55-56]</sup>；另一方面，数据增强通过对已有数据做随机变换或生成仿真数据，扩大训练样本的多样性，从而降低模型过拟合，增强对未见情况的鲁棒性<sup>[57]</sup>。解码器自适应更新是指解码器在运行过程中利用新获得的数据动态调整模型参数，以应对脑信号随时间的非平稳变化，从而实现性能提升<sup>[58-60]</sup>。此类方法可基于无监督机制（利用统计特征自适应更新），也可采用增量监督方式（借助部分在线标签）。强化学习方法将解码器优化视为智能体在交互环境中通过试错学习最大化奖励的过程，区别于传统监督学习，其不依赖明确标签而依赖奖励信号更新参数。奖励信号可以来源于任务执行结果（如是否命中目标、游戏中的得分<sup>[61]</sup>），也可以是大脑本身的内源性信号，如运动皮层信号<sup>[62-63]</sup>、ErrP信号<sup>[64]</sup>等。该类方法尤其适用于标签不可得但可观测任务成功与否的场景，如脑信号连续解码驱动复杂控制任务。控制策略自适应则是在交互过程中，根据脑信号特征或交互任务相关信息调整外设参数和模式<sup>[20,65-66]</sup>等，而不涉及对脑信号解码器的调整。

在构建自适应BCI时，可以考虑软硬件联合实现的混合方案。然而，目前关于将已有有效的软件学习方法部署到神经形态器件上的研究仍较为有限，未来亟需推动硬件—软件—算法三方面的协同设计与统一实现机制。

### 2.2 自适应驱动信号

自适应驱动信号是指用于机器侧进行适应与更新大脑信息。自适应驱动信号既包括显式的特定脑信号，比如大脑对误差、奖励的大脑响应特征，也包含任务相关脑信号特征、隐式的疲劳与注意力状态或情绪与心理状态等指标。

在显式信息中，前文提及的ErrP是最为常见的一类信号。ErrP的独特之处在于，当用户感知到环境反馈与自身预期不符时，即便无意识地察觉到错误，也会自动诱发该信号，无需额外的认知资源。因此，ErrP可以在脑机交互的任何时刻被检测到，用于标识多种形式的错误反馈。基于这一特点，ErrP成为大脑向机器传递反应信息的天然载体。机器可以根据ErrP所反映的用户反馈，对解码结果或执行策略进行纠错、参数调整或策略优化，从而实现对用户状态的自适应响应与持续性能提升。已有大量研究通过检测ErrP来抑制因机器解码错误而产生

的无效或风险控制指令<sup>[67-71]</sup>。部分研究进一步利用ErrP实现在线脑信号数据的回收与清洗,以更新解码模型<sup>[17,72-73]</sup>;也有研究将ErrP视为用户对当前机器策略的反馈评价,并作为奖励信号以引导交互策略的优化<sup>[74-75]</sup>。此外,其他显式信号,如反映个体对外部反馈评价过程的反馈相关负波(Feedback-Related Negativity, FRN)<sup>[76]</sup>和与自我行为预测相关的N200成分<sup>[77]</sup>均有潜力作为大脑反应信息通过机反馈通路促进机器侧适应与更新。

在隐式信息中,主要涉及对脑信号中某些潜在特征的提取,这些特征既可以与任务直接相关,也可以与任务无关。其中,任务相关信息是指从BCI编解码过程中提取的时域、频

域、相位或能量等特征,用于动态调整模型参数,如决策窗口长度<sup>[6,78-79]</sup>、解码器网络参数<sup>[81-82]</sup>和分类阈值<sup>[96-97]</sup>,从而保障解码器在长时程使用中的性能稳定性。利用任务相关信息对模型进行更新是一种直接方式,其基本原理是采用无监督或自监督学习方法,从当前与历史试次中提取共性特征,以提升模型的泛化能力和鲁棒性。任务无关的信息主要指用户在使用脑机接口过程中与心理状态相关的特征<sup>[98]</sup>,已有研究表明,根据用户的心理状态动态调整人机交互策略,有助于用户在不同心理状态

Table1 自适应脑机接口研究归纳

| 文献                           | 类型           | 驱动信号   | 应用场景 | 应用效果                                                      |
|------------------------------|--------------|--------|------|-----------------------------------------------------------|
| Gehrke等 <sup>[65]</sup>      | 控制策略自适应      | 显性信号   | 外设控制 | 利用预测误差信号触发策略调整,提升交互一致性与沉浸感                                |
| Zhang等 <sup>[83]</sup>       | 控制策略自适应      | 任务无关信息 | 康复医疗 | 通过基于用户主观痛感反应的共适应学习机制,实现神经刺激参数优化,从而显著减轻疼痛感                 |
| Wang等 <sup>[84]</sup>        | 控制策略自适应      | 任务相关信息 | 外设控制 | 提取脑电频/空特征及任务状态推理,自适应切换操作模式,实现不同任务下的高效控制                   |
| Aricò等 <sup>[85]</sup>       | 控制策略自适应      | 任务无关信息 | 外设控制 | 基于脑负荷指数调整自动化程度,使操作系统在用户高认知负荷时自动接管任务                       |
| Kato等 <sup>[66]</sup>        | 控制策略自适应      | 任务相关信息 | 康复医疗 | 根据患者的运动意图实时调整刺激策略,引导大脑形成新的皮层连接模式                          |
| Li等 <sup>[86]</sup>          | 解码器自适应更新     | 显性信号   | 外设控制 | 基于ERP信号动态更新解码模型,实现了仿人机器人在复杂场景中的高准确率远程控制                   |
| Benaroch等 <sup>[87]</sup>    | 解码器自适应更新     | 任务相关信息 | 康复医疗 | 根据脑电协方差矩阵等特征在线更新黎曼分类器,支持四肢瘫痪用户的稳定脑控交互                     |
| Chowdhury等 <sup>[88]</sup>   | 解码器自适应更新     | 任务相关信息 | 康复医疗 | 通过在线协变量偏移检测动态更新解码模型,在手部外骨骼控制中提升了系统稳定性与适应性                 |
| Shanechi等 <sup>[89]</sup>    | 解码器自适应更新     | 任务相关信息 | 外设控制 | 解码器根据目标轨迹误差、发放率统计、神经活动的动态变化等信息自适应更新                       |
| Rizzoglio等 <sup>[90]</sup>   | 解码器自适应更新     | 任务相关信息 | 算法研究 | 追踪EEG数据在潜在流形空间中的变化趋势调整分类边界                                |
| Liu等 <sup>[17]</sup>         | 硬件自适应        | 显性信号   | 外设控制 | 基于ErrP信号进行在线数据回收与清洗,更新亿阻器解码器,在交互过程中提高解码正确率                |
| Yuan等 <sup>[53]</sup>        | 硬件自适应        | 任务相关信息 | 算法研究 | 构建基于VO <sub>2</sub> 亿阻器的神经形态特征提取与分类系统,根据输入信号特点进行阈值调节与动态响应 |
| Kilicarslan等 <sup>[91]</sup> | 自适应数据处理与数据增强 | 任务相关信息 | 算法研究 | 提取脑电信号统计特征,进行在线自适应伪迹去除,为脑机接口提供了鲁棒前端数据处理模块                 |
| Roy <sup>[92]</sup>          | 自适应数据处理与数据增强 | 任务无关信息 | 算法研究 | 通过对源-目标域间的特征分布进行对齐并融合多尺度EEG特征,从训练样本层面优化网络表现               |
| Tsai <sup>[93]</sup>         | 自适应数据处理与数据增强 | 任务相关信息 | 算法研究 | 提出依据脑电数据统计特征变化的自适应伪迹子空间重建算法,有效提升信号质量                      |
| Shen <sup>[63]</sup>         | 强化学习解码自适应    | 任务相关信息 | 外设控制 | 利用感知反馈作为奖励信号进行长期策略学习,提升了BCI系统的稳定性                         |
| Naros <sup>[94]</sup>        | 强化学习解码自适应    | 任务无关信息 | 康复医疗 | 利用用户β波自调能力与神经反馈成功率作为奖励信号,利用强化学习调整解码器阈值                    |
| Luo <sup>[95]</sup>          | 强化学习解码自适应    | 显性信号   | 外设控制 | 利用用户ErrP信号作为奖励引导深度强化学习策略,有效提升BCI控制的准确率与鲁棒性                |

\* 下划线字段对应调节信号,斜体文字对应自适应调节对象

之间实现平稳过渡,从而提升主观体验与参与度<sup>[99]</sup>。得益于近年来情感BCI研究的进展,对于多种类型情绪或心理状态



的识别精度已显著提高<sup>[100]</sup>，使得基于心理因素特征引导机器端动态适应成为可能<sup>[101]</sup>。例如，在一项基于运动想象的BCI电动轮椅控制任务中，通过持续监测用户的心理状态，当检测到用户压力超过预设阈值时，系统将自动切换至安全模式，以避免错误触发控制指令<sup>[102]</sup>。

### 3 协同演进脑机接口

神经调制技术与自适应脑机接口技术分别为脑学习和机器学习提供了神经工程层面的实现方案。然而，仅依靠单一的脑学习或机器学习，均可能因另一侧能力的静止而导致整体性能受限<sup>[14]</sup>。因此，亟需一种能够同时融合脑学习与机器学习、实现二者相互适应与协同增强的脑机接口整体框架。当前，在脑机接口领域，与此相关的概念包含“闭环脑机接口（close-loop BCI）”，“双向脑机接口（bi-directional BCI）”与“互适应脑机接口（co-adaptive BCI）”。这些概念各自侧重不同方面：闭环BCI强调“感知—动作—反馈—调节”循环，侧重用户基于反馈主动调整大脑行为，但不必然要求机器端实时学习；双向BCI强调脑机之间双向的信息通路，即同时具备“读脑”和“写脑”能力，但对二者的适应性和学习机制不作具体要求；互适应BCI则突出大脑与解码器之间。

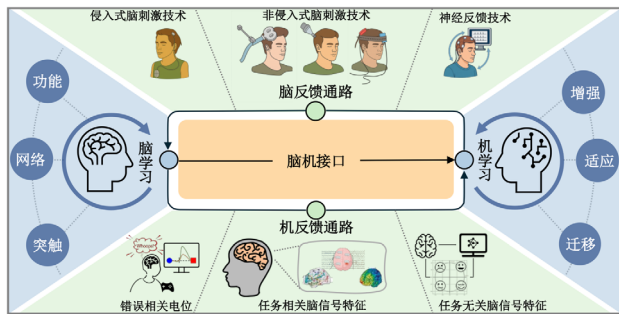


图2 协同演进脑机接口框架

Fig.2 Framework of co-evolution brain-computer interface

的同步适配与收敛，强调机器端实时参数更新的必要性，通常也是一种闭环接口。然而，上述概念均未明确强调脑学习与机器学习之间的相互增强与长期可持续性，因而提出一种新的脑机接口概念十分必要。

作者团队近期研究提出了一种基于神经形态忆阻器芯片的协同演进脑机接口系统，该系统以视觉反馈和ErrP为信息媒介，分别促进大脑与机器的适应与更新。视觉反馈呈现的指令分类情况起到神经反馈训练的效果，有助于用户调整自身意识与非意识层面的行为，从而产生更为稳定的脑电信号；用户对

错误分类的反应产生了ErrP信号，该信号用于回收与清洗在线脑电信号，从而重新训练脑电解码器。在约6个小时的长时程脑机交互过程中，脑机接口的性能不仅没有下降，还实现了约20%的准确率提升。进一步观察，在实验过程中，脑电信号的可分性逐渐提高，脑电分类器的分类性能也逐渐增加，并且实验初期以的性能提升以解码器自适应更新为主，随着时间的推移，大脑贡献逐渐提升，初步展现出了脑机协同演进的过程<sup>[17]</sup>。

基于此，我们尝试给出协同演进BCI的基本定义：在脑机交互过程中，以神经调制技术和自适应脑机接口技术为基础，用户（大脑）和脑机接口系统参数（机器）能够实现互适应与互学习，分别完成自身功能的更新与调整，以共同适应用户状态波动和外部环境变化（图2）。同时，协同演进BCI的边界可用交互性、共优性、同步性和持续性三个特征加以限制。交互性强调大脑与机器之间的适应性更新并非各自独立进行，而是建立在持续的信息交互基础之上。共优性要求协同演进使大脑与机器在交互过程中实现功能的同步增强，而非通过一方的强化来补偿另一方的退化。同步性限定大脑与机器功能的增强是并行同步发生的，而非先后独立进行。持续性则确保在协同演进过程中，大脑与机器功能的增强持续发生。虽然二者的性能提升可能存在短期波动，并不必然呈现严格的单调增加趋势，但从长期尺度来看，这种性能提升应具备可持续性，而非仅在短时间内有效。

相较于现有脑机接口类型，协同演进BCI的后续研究需解决的关键问题包括以下几个方面：首先，针对大脑神经可塑性发生过程缓慢且稳定性差的问题，应进一步优化和加速脑学习过程，以缩短脑与机之间的适应周期；其次，针对脑学习与机器学习在学习速率上的天然差异，需构建合理的数学模型和理论框架，以平衡二者学习速率差异带来的影响，确保脑机双环路系统的高效收敛与稳定性；第三，随着脑机接口逐步迈向智能融合阶段，如何在协同演进框架下实现用户与机器价值观的对齐与协同决策，将成为研究的新重点。持续推动这些问题的深入探索，有望使协同演进脑机接口在医疗康复、增强现实和智能辅助等领域取得广泛且深远的应用成果。

### 4 总结

本文系统梳理了脑机接口领域中脑学习与机器学习的关键技术及其理论机制，提出了面向脑机智能融合的协同演进脑

机接口概念。协同演进脑机接口强调通过神经调制和自适应脑机接口技术,实现用户大脑与机器端解码器的同步适应与协同增强,以保障脑机交互的长期稳定性与高效性。此外,本文明确了协同演进脑机接口的核心特征,包括交互性、共优性、同

#### 参考文献:

- [1] VIDAL J J. Toward direct brain-computer communication[J]. Annual review of biophysics and bioengineering, 1973, 2(1): 157-180.
- [2] MCFARLAND D J. EEG-based brain-computer interfaces[J]. Current opinion in biomedical engineering, 2017, 3: 194-200. (注: 补充了卷号或页码信息)
- [3] XU M, HE F, JUNG T P, et al. Current challenges for the practical application of electroencephalography-based brain-computer interfaces[J]. Engineering, 2021, 7(12): 1710-1712.
- [4] XU M, HAN J, WANG Y, et al. Implementing over 100 command codes for a high-speed hybrid brain-computer interface using concurrent P300 and SSVEP features[J]. IEEE transactions on biomedical engineering, 2020, 67(4): 971-981. (注: 补充了完整的卷期页码)
- [5] HAN J, XU M, XIAO X, et al. A high-speed hybrid brain-computer interface with more than 200 targets[J]. Journal of neural engineering, 2023, 20(1): 016025.
- [6] JIANG J, YIN E, WANG C, et al. Incorporation of dynamic stopping strategy into the high-speed SSVEP-based BCIs[J]. Journal of neural engineering, 2018, 15(4): 046025.
- [7] WILLETT F R, AVANSINO D T, HOCHBERG L R, et al. High-performance brain-to-text communication via handwriting[J]. Nature, 2021, 593(7858): 249-254.
- [8] XU M, XIAO X, WANG Y, et al. A brain-computer interface based on miniature-event-related potentials induced by very small lateral visual stimuli[J]. IEEE transactions on biomedical engineering, 2018, 65(5): 1166-1175.
- [9] MEI J, XU M, WANG L, et al. Using SSVEP-BCI to continuous control a quadcopter with 4-DOF motions[C]//2020 42nd annual international conference of the IEEE engineering in medicine & biology society (EMBC). Montreal, QC, Canada: IEEE, 2020: 4745-4748. (注: 补充了会议地点和出版者)
- [10] MEI J, CHEN W, LI A, et al. A high-DOF BCI control strategy mapping discrete commands to continuous motion for a drone[J]. IEEE transactions on automation science and engineering, 2025. (注: 提前出版, 无卷期页码)
- [11] METZGER S L, LITTLEJOHN K T, SILVA A B, et al. A high-performance neuroprosthesis for speech decoding and avatar control[J]. Nature, 2023, 620(7976): 1037-1046.
- [12] WILLSEY M S, SHAH N P, AVANSINO D T, et al. A high-performance brain-computer interface for finger decoding and quadcopter game control in an individual with paralysis[J]. Nature medicine, 2025, 31(1): 96-104.
- [13] GAO X, WANG Y, CHEN X, et al. Interface, interaction, and intelligence in generalized brain-computer interfaces[J]. Trends in cognitive sciences, 2021, 25(5): 432-452. (注: 补充了卷期页码)
- [14] PERDIKIS S, MILLÁN J D R. Brain-machine interfaces: a tale of two learners[J]. IEEE systems, man, and cybernetics magazine, 2020, 6(3): 12-19.
- [15] DADARLAT M C, CANFIELD R A, ORSBORN A L. Neural plasticity in sensorimotor brain-machine interfaces[J]. Annual review of biomedical engineering, 2023, 25(1): 51-76.
- [16] SORRELL E, RULE M E, O'LEARY T. Brain-machine interfaces: closed-loop control in an adaptive system[J]. Annual review of control, robotics, and autonomous systems, 2021, 4(1): 167-189.
- [17] LIU Z, MEI J, TANG J, et al. A memristor-based adaptive neuromorphic decoder for brain-computer interfaces[J]. Nature electronics, 2025, 8(4): 362-372.
- [18] BIASIUCCI A, LEEB R, ITURRATE I, et al. Brain-actuated functional electrical stimulation elicits lasting arm motor recovery after stroke[J]. Nature communications, 2018, 9(1): 2421.
- [19] KRUEGER J, KRAUTH R, REICHERT C, et al. Hebbian plasticity induced by temporally coincident BCI enhances post-stroke motor recovery[J]. Scientific reports, 2024, 14(1): 18700.
- [20] ZHANG Y, GAO Y, ZHOU J, et al. Advances in brain-computer interface controlled functional electrical stimulation for upper limb recovery after stroke[J]. Brain research bulletin, 2025, 226: 111354.
- [21] IWANE F, ITURRATE I, CHAVARRIGA R, et al. Invariability of EEG error-related potentials during continuous feedback protocols elicited by erroneous actions at predicted or unpredicted states[J]. Journal of neural engineering, 2021, 18(4): 046044.
- [22] SPRIGGS M J, SUMNER R L, MCMILLAN R L, et al. Indexing sensory plasticity: evidence for distinct predictive coding and Hebbian learning mechanisms in the cerebral cortex[J]. NeuroImage, 2018, 176: 290-300.
- [23] BENNETT D, NIV Y, LANGDON A J. Value-free reinforcement

- learning: policy optimization as a minimal model of operant behavior[J]. *Current opinion in behavioral sciences*, 2021, 41: 114–121.
- [24] DEROSIERE G, SHOKUR S, VASSILIADIS P. Reward signals in the motor cortex: from biology to neurotechnology[J]. *Nature communications*, 2025, 16(1): 1307.
- [25] VELLISTE M, PEREL S, SPALDING M C, et al. Cortical control of a prosthetic arm for self-feeding[J]. *Nature*, 2008, 453(7198): 1098–1101.
- [26] BOUTON C E, SHAIKHOUD A, ANNETTA N V, et al. Restoring cortical control of functional movement in a human with quadriplegia[J]. *Nature*, 2016, 533(7602): 247–250.
- [27] EDELMAN B J, MENG J, SUMA D, et al. Noninvasive neuroimaging enhances continuous neural tracking for robotic device control[J]. *Science robotics*, 2019, 4(31): eaaw6844.
- [28] WILLSEY M S, SHAH N P, AVANSINO D T, et al. A high-performance brain – computer interface for finger decoding and quadcopter game control in an individual with paralysis[J]. *Nature medicine*, 2025, 31(1): 96–104.
- [29] HERRON J, KREMEN V, SIMERAL J D, et al. The convergence of neuromodulation and brain – computer interfaces[J]. *Nature reviews bioengineering*, 2024, 2(8): 628–630.
- [30] KRAMES E S, PECKHAM P H, REZAI A R, et al. Neuromodulation: comprehensive textbook of principles, technologies, and therapies[M]. 2nd ed. London, UK: Academic Press, 2018. (注: 补充了版本、出版地)
- [31] LIU A, VÖRÖSLAROS M, KRONBERG G, et al. Immediate neurophysiological effects of transcranial electrical stimulation[J]. *Nature communications*, 2018, 9(1): 5092.
- [32] ZHONG G, YANG Z, JIANG T. Precise modulation strategies for transcranial magnetic stimulation: advances and future directions[J]. *Neuroscience bulletin*, 2021, 37(12): 1718–1734.
- [33] KUBANEK J. Neuromodulation with transcranial focused ultrasound[J]. *Neurosurgical focus*, 2018, 44(2): E14.
- [34] LEGON W, SATO T F, OPITZ A, et al. Transcranial focused ultrasound modulates the activity of primary somatosensory cortex in humans[J]. *Nature neuroscience*, 2014, 17(2): 322–329.
- [35] LOZANO A M, LIPSMAN N, BERGMAN H, et al. Deep brain stimulation: current challenges and future directions[J]. *Nature reviews neurology*, 2019, 15(3): 148–160.
- [36] KRAUSS J K, LIPSMAN N, AZIZ T, et al. Technology of deep brain stimulation: current status and future directions[J]. *Nature reviews neurology*, 2021, 17(2): 75–87.
- [37] ZAIMI B, TURNBULL M, HAZRA A, et al. Closed-loop optogenetic control of the dynamics of neural activity in non-human primates[J]. *Nature biomedical engineering*, 2022, 7(4): 559–575.
- [38] BANSAL A, SHIKHA S, ZHANG Y. Towards translational optogenetics[J]. *Nature biomedical engineering*, 2022, 7(4): 349–369.
- [39] ZHOU A, SANTACRUZ S R, JOHNSON B C, et al. A wireless and artefact-free 128-channel neuromodulation device for closed-loop stimulation and recording in non-human primates[J]. *Nature biomedical engineering*, 2018, 3(1): 15–26.
- [40] FLESHER S N, COLLINGER J L, FOLDES S T, et al. Intracortical microstimulation of human somatosensory cortex[J]. *Science translational medicine*, 2016, 8(361): 361ra141.
- [41] LI Z, ZHANG R, LI W, et al. Enhancement of hybrid BCI system performance based on motor imagery and SSVEP by transcranial alternating current stimulation[J]. *IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering*, 2024, 32: 3222–3230.
- [42] ONAGAWA R, MURAOKA Y, HAGURA N, et al. An investigation of the effectiveness of neurofeedback training on motor performance in healthy adults: a systematic review and meta-analysis[J]. *NeuroImage*, 2023, 270: 120000.
- [43] SITARAM R, ROS T, STOECKEL L, et al. Closed-loop brain training: the science of neurofeedback[J]. *Nature reviews neuroscience*, 2017, 18(2): 86–100.
- [44] BEATTY J, GREENBERG A, DEIBLER W P, et al. Operant control of occipital theta rhythm affects performance in a radar monitoring task[J]. *Science*, 1974, 183(4127): 871–873.
- [45] ROS T, THÉBERGE J, FREWEN P A, et al. Mind over chatter: plastic up-regulation of the fMRI salience network directly after EEG neurofeedback[J]. *NeuroImage*, 2013, 65: 324–335.
- [46] HUANG W, WU W, LUCAS M V, et al. Neurofeedback training with an electroencephalogram-based brain-computer interface enhances emotion regulation[J]. *IEEE transactions on affective computing*, 2023, 14(2): 998–1011.
- [47] GRIGOREV N A, SAVOSENKOV A O, LUKOYANOV M V, et al. A BCI-based vibrotactile neurofeedback training improves motor cortical excitability during motor imagery[J]. *IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering*, 2021, 29: 1583–1592.
- [48] NOBLE S C, WOODS E, WARD T, et al. Accelerating P300-based neurofeedback training for attention enhancement using iterative learning control: a randomised controlled trial[J]. *Journal of neural engineering*, 2024, 21(2): 026006.
- [49] ZHONG Y, WANG Y, FARINA D, et al. A closed-loop tactile



stimulation training protocol for motor imagery-based BCI: boosting BCI performance for BCI-deficiency users[J]. IEEE transactions on biomedical engineering, 2025. (注: 提前出版, 无卷期页码)

[50] DADARLAT M C, O' DOHERTY J E, SABES P N. A learning-based approach to artificial sensory feedback leads to optimal integration[J]. Nature neuroscience, 2015, 18(1): 138-144.

[51] WAN C, PEI M, SHI K, et al. Toward a brain - neuromorphics interface[J]. Advanced materials, 2024, 36(37): 2311288.

[52] LIU Z, TANG J, GAO B, et al. Neural signal analysis with memristor arrays towards high-efficiency brain - machine interfaces[J]. Nature electronics, 2025. (注: 根据内容推断断期刊, 信息不全)

[53] YUAN R, TIW P J, CAI L, et al. A neuromorphic physiological signal processing system based on VO2 memristor for next-generation human-machine interface[J]. Nature communications, 2023, 14(1): 3695.

[54] PEI M, ZHU Y, LIU S, et al. Power-efficient multisensory reservoir computing based on Zr-doped HfO2 memcapacitive synapse arrays[J]. Advanced materials, 2023, 35(41): 2305609.

[55] RONCA V, FLUMERI G D, GIORGI A, et al. o-CLEAN: a novel multi-stage algorithm for the ocular artifacts' correction from EEG data in out-of-the-lab applications[J]. Journal of neural engineering, 2024, 21(5): 056023.

[56] GUARNIERI R, MARINO M, BARBAN F, et al. Online EEG artifact removal for BCI applications by adaptive spatial filtering[J]. Journal of neural engineering, 2018, 15(5): 056009.

[57] HE C, LIU J, ZHU Y, et al. Data augmentation for deep neural networks model in EEG classification task: a review[J]. Frontiers in human neuroscience, 2021, 15: 765525.

[58] WONG C M, WANG Z, NAKANISHI M, et al. Online adaptation boosts SSVEP-based BCI performance[J]. IEEE transactions on biomedical engineering, 2022, 69(6): 2018-2028.

[59] SILVERSMITH D B, ABIRI R, HARDY N F, et al. Plug-and-play control of a brain - computer interface through neural map stabilization[J]. Nature biotechnology, 2021, 39(3): 326-335.

[60] CHIANG K J, EMMANOUILIDOU D, GAMPER H, et al. A closed-loop adaptive brain-computer interface framework: improving the classifier with the use of error-related potentials[C]//2021 10th international IEEE/EMBS conference on neural engineering (NER). Italy: IEEE, 2021: 487-490. (注: 补充了出版者和页码范围)

[61] POHLMAYER E A, MAHMOUDI B, GENG S, et al. Using reinforcement learning to provide stable brain-machine interface control despite neural input reorganization[J]. PloS one, 2014, 9(1): e87253.

[62] MARSH B T, TARIGOPPULA V S A, CHEN C, et al. Toward an autonomous brain machine interface: integrating sensorimotor reward modulation and reinforcement learning[J]. The journal of neuroscience, 2015, 35(19): 7374-7387.

[63] SHEN X, ZHANG X, HUANG Y, et al. Intermediate sensory feedback assisted multi-step neural decoding for reinforcement learning based brain-machine interfaces[J]. IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, 2022, 30: 2834-2844.

[64] LUO T J, FAN Y C, LV J T, et al. Deep reinforcement learning from error-related potentials via an EEG-based brain-computer interface[C]//2018 IEEE international conference on bioinformatics and biomedicine (BIBM). Madrid, Spain: IEEE, 2018: 697-701. (注: 补充了会议地点和出版者)

[65] GEHRKE L, LOPES P, KLUG M, et al. Neural sources of prediction errors detect unrealistic VR interactions[J]. Journal of neural engineering, 2022, 19(3): 036002.

[66] KATO K, SAWADA M, NISHIMURA Y. Bypassing stroke-damaged neural pathways via a neural interface induces targeted cortical adaptation[J]. Nature communications, 2019, 10(1): 4699. (注: 补充了页码)

[67] ZHANG H, CHAVARRIGA R, KHALILIARDALI Z, et al. EEG-based decoding of error-related brain activity in a real-world driving task[J]. Journal of neural engineering, 2015, 12(6): 066028.

[68] SALAZAR-GOMEZ A F, DELPRETO J, GIL S, et al. Correcting robot mistakes in real time using EEG signals[C]//2017 IEEE international conference on robotics and automation (ICRA). Singapore: IEEE, 2017: 6570-6577. (注: 补充了会议地点和出版者)

[69] EHRLICH S K, CHENG G. A feasibility study for validating robot actions using EEG-based error-related potentials[J]. International journal of social robotics, 2019, 11(2): 271-283.

[70] CRUZ A, PIRES G, NUNES U J. Double ErrP detection for automatic error correction in an ERP-based BCI speller[J]. IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, 2018, 26(1): 26-36.

[71] SORIANO-SEGURA P, ORTIZ M, IÁÑEZ E, et al. Design of a brain-machine interface for reducing false activations of a lower-limb exoskeleton based on error related potential[J]. Computer methods and programs in biomedicine, 2024, 255: 108332.

[72] DEMCHENKO I, SHAVIT T, BENYAMINI M, et al. Self-correcting brain computer interface based on classification of multiple error-related potentials[J]. Journal of neural engineering, 2025. (注: 提前出版, 无卷期页码)

- [73] CHIANG K J, EMMANOUILIDOU D, GAMPER H, et al. A closed-loop adaptive brain-computer interface framework: improving the classifier with the use of error-related potentials[C]//2021 10th international IEEE/EMBS conference on neural engineering (NER). Italy: IEEE, 2021: 487-490.
- [74] SHIN J H, KWON J, KIM J U, et al. Wearable EEG electronics for a Brain - AI closed-loop system to enhance autonomous machine decision-making[J]. npj flexible electronics, 2022, 6(1): 32.
- [75] BATZIANOULIS I, IWANE F, WEI S, et al. Customizing skills for assistive robotic manipulators, an inverse reinforcement learning approach with error-related potentials[J]. Communications biology, 2021, 4(1): 1406.
- [76] HAUSER T U, IANNACCONE R, STÄMPFLI P, et al. The feedback-related negativity (FRN) revisited: new insights into the localization, meaning and network organization[J]. NeuroImage, 2014, 84: 159-168.
- [77] SUGIMOTO F, KIMURA M, TAKEDA Y. Attenuation of auditory Tb and N200 in response to self-modulated tones during continuous actions reflects the prediction of action consequences[J]. International journal of psychophysiology, 2025, 209: 112522.
- [78] YANG C, HAN X, WANG Y, et al. A dynamic window recognition algorithm for SSVEP-based brain-computer interfaces using a spatio-temporal equalizer[J]. International journal of neural systems, 2018, 28(10): 1850028. (注: 补充了期号和页码)
- [79] CHEN Y, YANG C, CHEN X, et al. A novel training-free recognition method for SSVEP-based BCIs using dynamic window strategy[J]. Journal of neural engineering, 2021, 18(3): 036007.
- [80] JIN J, HE X, ALLISON B Z, et al. Leveraging spatiotemporal estimation for online adaptive steady-state visual evoked potential recognition[J]. IEEE transactions on cognitive and developmental systems, 2024, 16(6): 1943-1954.
- [81] FORENZO D. Continuous tracking using deep learning-based decoding for noninvasive brain - computer interface[J]. PNAS nexus, 2024, 3(4): pgae145.
- [82] SCHWEMMER M A, SKOMROCK N D, SEDERBERG P B, et al. Meeting brain - computer interface user performance expectations using a deep neural network decoding framework[J]. Nature medicine, 2018, 24(11): 1669-1676.
- [83] ZHANG S, YOSHIDA W, MANO H, et al. Pain control by co-adaptive learning in a brain-machine interface[J]. Current biology, 2020, 30(20): 3935-3944. e7.
- [84] WANG J, BI L, FEI W. Multitask-oriented brain-controlled intelligent vehicle based on human - machine intelligence integration[J]. IEEE transactions on systems, man, and cybernetics: systems, 2023, 53(4): 2510-2521.
- [85] ARICÒ P, BORGHINI G, DI FLUMERI G, et al. Adaptive automation triggered by EEG-based mental workload index: a passive brain-computer interface application in realistic air traffic control environment[J]. Frontiers in human neuroscience, 2016, 10: 539.
- [86] LI M, LI W, NIU L, et al. An event-related potential-based adaptive model for telepresence control of humanoid robot motion in an environment cluttered with obstacles[J]. IEEE transactions on industrial electronics, 2017, 64(2): 1696-1705.
- [87] BENAROCH C, SADATNEJAD K, ROC A, et al. Long-term BCI training of a tetraplegic user: adaptive Riemannian classifiers and user training[J]. Frontiers in human neuroscience, 2021, 15: 635193.
- [88] CHOWDHURY A, RAZA H, MEENA Y K, et al. Online covariate shift detection-based adaptive brain - computer interface to trigger hand exoskeleton feedback for neuro-rehabilitation[J]. IEEE transactions on cognitive and developmental systems, 2018, 10(4): 1070-1080.
- [89] SHANECHI M M, ORSBORN A L, CARMENA J M. Robust brain-machine interface design using optimal feedback control modeling and adaptive point process filtering[J]. PLOS computational biology, 2016, 12(4): e1004730.
- [90] RIZZOGLIO F, CASADIO M, DE SANTIS D, et al. Building an adaptive interface via unsupervised tracking of latent manifolds[J]. Neural networks, 2021, 137: 174-187.
- [91] KILICARSLAN A, GROSSMAN R G, CONTRERAS-VIDAL J L. A robust adaptive denoising framework for real-time artifact removal in scalp EEG measurements[J]. Journal of neural engineering, 2016, 13(2): 026013.
- [92] ROY A M. Adaptive transfer learning-based multiscale feature fused deep convolutional neural network for EEG MI multiclassification in brain - computer interface[J]. Engineering applications of artificial intelligence, 2022, 116: 105347.
- [93] TSAI B Y, DIDDI S V S, KO L W, et al. Development of an adaptive artifact subspace reconstruction based on Hebbian/anti-Hebbian learning networks for enhancing BCI performance[J]. IEEE transactions on neural networks and learning systems, 2024, 35(1): 348-361.
- [94] NAROS G, NAROS I, GRIMM F, et al. Reinforcement learning of self-regulated sensorimotor  $\beta$ -oscillations improves motor performance[J]. NeuroImage, 2016, 134: 142-152.
- [95] LUO J, CUI W, XU S, et al. A dual-branch spatio-temporal-spectral transformer feature fusion network for EEG-based visual

recognition[J]. IEEE transactions on industrial informatics, 2024, 20(2): 1721–1731.

[96] HUANG Y, HE F, XU M, et al. Operate P300 speller when performing other task[J]. Journal of neural engineering, 2020, 17(5): 056012. (注: 补充了卷期页码)

[97] WANG J, CUI Y, ZHANG H, et al. An asynchronous training-free SSVEP-BCI detection algorithm for non-equal prior probability scenarios[J]. IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, 2024, 32: 4120–4130.

[98] KLEIH S C, KÜBLER A. Psychological factors influencing brain-computer interface (BCI) performance[C]//2015 IEEE international conference on systems, man, and cybernetics. Kowloon, China: IEEE, 2015: 3192–3196. (注: 补充了会议地点和出版者)

[99] DIAS S B, JELINEK H F, HADJILEONTIADIS L J. Multisensed emotions as adaptation controllers in human-to-serious neurogames

communication[J]. IEEE communications magazine, 2023, 61(10): 38–44.

[100] CHEN Y, PENG Y, TANG J, et al. EEG-based affective brain-computer interfaces: recent advancements and future challenges[J]. Journal of neural engineering, 2025. (注: 提前出版, 无卷期页码)

[101] HAN Y, ZIEBELL P, RICCIO A, et al. Two sides of the same coin: adaptation of BCIs to internal states with user-centered design and electrophysiological features[J]. Brain-computer interfaces, 2022, 9(2): 102–114.

[102] HUSSAIN S A H, RAZA I, HUSSAIN S A, et al. A mental state aware brain computer interface for adaptive control of electric powered wheelchair[J]. Scientific reports, 2025, 15(1): 9880.