

DOI: 10.12037/YXQY.2025.01-03

# 深度学习技术在基于脑电图的脑机接口中的应用进展

张维<sup>1,2</sup>, 贺华<sup>2</sup> (1. 上海理工大学健康科学与工程学院, 上海 200093; 2. 海军军医大学第三附属医院神经外科, 上海 200438)

**【摘要】** 随着神经科学与计算机科学的飞速发展, 脑机接口 (brain-computer interface, BCI) 技术成为研究热点。BCI 技术打破了传统界限, 实现了人或动物大脑与外部设备的连接。BCI 技术的应用前景广阔, 不仅能够助力残障人士恢复行动能力, 改善生活质量, 更有望引领人机交互领域的新革命。通过 BCI 技术, 人们将能够以更为自然、直观的方式与外部世界进行交互, 极大提高人机交互的效率和舒适度, 展现出无限的潜力。近年来, 随着众多大型且高质量脑电图 (electroencephalography, EEG) 数据集的公开发布, 深度学习在 BCI 领域的研究获得了坚实的数据支撑。在处理诸如运动想象分类、癫痫发作监测等复杂任务时, 深度学习技术在解析 EEG 数据方面表现出了非凡的潜力。当前, 基于深度学习的 BCI 研究已成为科研领域的热点话题, 并且对于开发能够深入探索 EEG 数据的深度学习模型的需求也在不断上升。本文首先简要概述了基于 EEG 的 BCI 与深度学习的基本概念。随后, 详细阐述了深度学习技术在 BCI 领域的应用现状。最后, 针对深度学习在基于 EEG 的 BCI 所面临的挑战, 本文提出了一系列未来研究方向的建议。本文旨在为 BCI 研究人员在开发未来 BCI 系统时提供坚实的研究基础与有价值的参考。

**【关键词】** 脑机接口; 脑电图; 深度学习; 综述

## Advances in deep learning techniques for EEG-based brain-computer interfaces

Zhang Wei<sup>1,2</sup>, He Hua<sup>2</sup> (1. School of Health Science and Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China; 2. Department of Neurosurgery, the Third Affiliated Hospital of Naval Medical University, Shanghai 200438, China)

Corresponding author: He Hua, E-mail: hehua1624@smmu.edu.cn

**【Abstract】** With the rapid advancements in neuroscience and computer science, Brain-Computer Interface (BCI) technology has emerged as a research hotspot. BCI technology transcends traditional boundaries, facilitating the connection between human or animal brains and external devices. The application prospects of BCI technology are vast which can not only assist disabled individuals in regaining mobility and enhancing their quality of life, but also holds the potential to spark a new revolution in the field of human-computer interaction. Through BCI technology, individuals will be able to interact with the external world in a more natural and intuitive manner, significantly enhancing the efficiency and comfort of human-computer interaction, thereby showcasing its boundless potential. In recent years, with the public release of numerous large and high-quality electroencephalography (EEG) datasets, deep learning research in the field of BCI has gained solid data support. Deep learning techniques have demonstrated remarkable potential in parsing EEG data when dealing with complex tasks such as motor imagery classification and seizure monitoring. Currently, BCI research based on deep learning has become a hot topic in the scientific research field, and the demand for developing deep learning models capable of deeply exploring EEG data is also constantly increasing. This article initially offers a concise overview of the fundamental concepts of EEG-based BCI and deep learning. Subsequently, it elaborates on the current application status of deep learning technology in the field of BCI. Lastly, in response to the challenges faced by deep learning in EEG based BCI, this article proposes a series of suggestions for future research directions. This article strives to offer a solid research foundation and valuable reference for BCI researchers as they develop future BCI systems.

**【Key words】** Brain-computer interface; Electroencephalography; Deep learning; Review

## 1 研究背景

脑机接口 (brain-computer interface, BCI)

是一种创新的通信系统, 能够使个体不依赖于传统的外周神经或肌肉活动, 而是直接通过解码大

通信作者: 贺华 E-mail: hehua1624@smmu.edu.cn

脑产生的电信号如脑电图（electroencephalography, EEG）与外部世界进行信息交换或发送指令<sup>[1]</sup>。BCI的核心在于将大脑产生的神经信号转换为对外部计算机设备的具体操作指令，通常由四部分组成：神经信号的采集、特定范式设计、解码算法及反馈机制构建<sup>[2]</sup>。神经信号采集技术是洞察大脑活动的窗口。范式是为调制神经信号而设计的行为学任务。解码算法是将信号转换成具体的操作指令。反馈机制将这些指令的执行结果反馈给用户，从而形成一个完整闭环系统。

神经活动信号的采集方法主要分为侵入式、半侵入式及非侵入式<sup>[3]</sup>。非侵入式方法主要包括脑电图、脑磁图（magnetoencephalography, MEG）、功能性磁共振成像（functional magnetic resonance imaging, fMRI）等。EEG技术通过在头皮上布置电极记录大脑的电生理活动，因其安全无创、成本效益高及操作简便等特点，在神经科学研究中占据重要地位。自1929年Berger首次发现以来，EEG技术被已广泛应用于神经信号的采集<sup>[4]</sup>。半侵入式方法通过手术将传感器植入到头骨下方的硬脑膜外或脑皮层表面，能够更直接采集到大脑神经信号，提升时间分辨率和信号质量，但需权衡手术风险和并发症<sup>[5]</sup>。侵入式方法更为激进，将传感器直接植入到大脑组织内部，以记录神经元的更为精细的神经信号。尽管该方法采集的信号在精确度和时间分辨率方面展现出极高的性能，但因其高度的侵入性和感染风险，通常不被视为首选<sup>[6]</sup>。

EEG技术通过头部皮质的电极，能够捕获多个互不重叠的频带信号，这些信号可根据频率范围细分为 $\delta$ 、 $\theta$ 、 $\alpha$ 和 $\beta$ 等类型，其主要特点总结于表1。基于EEG-BCI系统已在神经康复、疾病检测、娱乐等领域<sup>[7-9]</sup>展现出巨大的应用潜力。这些

研究的核心在于精确解析EEG信号模式，以更深入地揭示大脑的功能与行为。

大脑活动的复杂性，让直接辨识特定的大脑活动成为一大挑战。为此，研究人员在信号采集阶段使用了精心设计的范式，引导并捕获感兴趣的目标大脑活动。经过多年的研究，已经涌现出多种经典的BCI范式。这些范式各具特色，有的侧重于运动和感觉，如运动想象（motor imagery, MI）范式<sup>[10]</sup>；有的与视觉皮质紧密相连，如稳态视觉诱发电位（steady-state visual evoked potentials, SSVEP）范式<sup>[11]</sup>；还有的紧密关联于认知脑活动，如P300范式<sup>[12]</sup>。这些范式不仅丰富了BCI的研究领域，也为深入理解大脑活动提供了有力的工具。

解码算法的核心在于从复杂的测量信号中提炼出大脑目标活动特征<sup>[2]</sup>。尽管范式已经对大脑中的感兴趣活动进行了编码，但实际操作中，EEG信号往往因信噪比（signal-noise ratio, SNR）较低而难以直接运用传统简单机器学习方法。近年来，随着人工智能（artificial intelligence, AI）技术的飞速发展，深度学习方法已成为解码算法研究的热点，激发了研究者的极大兴趣与深入研究<sup>[13]</sup>。

AI是一种通过计算机技术模拟人类智能行为与思考能力的科学与工程，用以创造出能够表现出类似人类行为的机器<sup>[14]</sup>。AI的表现形式丰富多样，其中最为引人瞩目的当属机器学习和深度学习。机器学习作为AI的一个重要组成部分，具备高度的环境适应性，几乎无需人工干预即可自主调整<sup>[15]</sup>。深度学习作为机器学习的进阶形态，通过构建复杂的神经网络并利用海量数据进行高效学习，相较于传统机器学习，展现出更高的效能<sup>[15]</sup>。

表1 脑电图信号分类及其主要特点

名称	频率范围 (Hz)	主要特征
$\delta$ 波	0.5~<4	主要在深度睡眠状态下出现，是大脑休息和修复的标志。它有助于身体恢复、记忆巩固和维持免疫系统的正常功能
$\theta$ 波	4~<8	在睡眠、催眠和放松状态下较为常见，与创造性思维、直觉和潜意识的表达有关。一些冥想和放松技术也可以促进 $\theta$ 波的产生，帮助放松身心、提升注意力和集中力
$\alpha$ 波	8~<13	主要在放松但清醒的状态下出现，与放松、注意力调节和学习记忆有关。它代表了一种平静而稳定的状态
$\beta$ 波	13~30	$\beta$ 波通常出现在清醒、接收外界信息时的状态，也会出现在做梦时。 $\beta$ 波可以进一步细分为较慢的 $\beta$ 波（15~20 Hz）和较快的 $\beta$ 波（21~25 Hz）。较慢的 $\beta$ 波与正常的清醒状态相关，而较快的 $\beta$ 波则与高度紧张、兴奋、焦虑或激动的情绪有关

本文综述了深度学习技术在 EEG-BCI 领域的应用进展,展现该领域的最新研究成果,还介绍了常见的 EEG 范式,为针对特定应用场景选择最合适的范式提供实用指南和参考依据。此外,文章提出了 EEG-BCI 领域未来研究时,需要面临和解决的一系列挑战。通过本文,期望能够为 BCI 领域的研究人员提供一个坚实的研究基础与有价值的参考,推动深度学习技术在 EEG-BCI 领域的持续进步与创新。

## 2 基于脑电图的脑机接口

### 2.1 脑机接口

1969年,Fetz博士<sup>[16]</sup>通过强化未麻醉猕猴的前中央皮质单个神经元的活动,成功调控其放电速率,从而揭示了大脑活动的可塑性,为BCI技术的发展奠定了基础。至1973年,Vidal<sup>[17]</sup>首次在文章中明确提出了脑机接口的概念。该技术能够根据记录到的大脑神经活动信号,生成相应的控制信号或指令,从而解读并响应患者的意图,帮助他们进行运动、恢复生活质量。BCI技术不仅局限于残疾人辅助领域,还广泛应用于健康人群,例如脑机游戏<sup>[18]</sup>等,实现大脑神经活动向控制信号的转化,展现出广阔的应用潜力和前景。

EEG作为一种非侵入性且前景广阔的技术,在BCI领域的应用日益广泛。当前,基于EEG-BCI研究正呈现出蓬勃的增长态势<sup>[19]</sup>,本文聚焦于深度学习技术在EEG-BCI的实际应用中的进展上,主要基于EEG操作的便捷性、成本效益显著以及安全性高等方面的优势。

### 2.2 基于脑电图-脑机接口的主要范式

2.2.1 运动想象 MI是一种不涉及实际身体运动,而仅通过思维模拟身体特定部位活动的认知过程。这一过程能够模拟真实的运动,从而引发主要感觉运动区域的神经模式变化<sup>[10]</sup>。BCI技术则致力于从EEG信号中解码这些MI任务,并精确地将它们与特定的头皮区域相对应。在EEG中, $\alpha$ 和 $\beta$ 频率对于MI的影响尤为显著。具体而言,在进行MI任务时,大脑的C3区域(C3、C4、Cz是根据国际10-20系统所定义的标准导联位置名称)通常与左手相关的脑神经活动较为明显,C4区域与右手相关的脑神经活动较为显著,而Cz区

域则与脚部MI相关的脑神经活动有一定的关联性。因此,通过捕捉和分析MI过程中的EEG信号,BCI系统能够间接实现对这些身体部位动作的控制<sup>[20]</sup>。

2.2.2 事件相关电位 事件相关电位(event-related potential, ERP)是大脑在接收到特定视觉、听觉或触觉等外源性刺激时,产生的具有特征性的、时间锁定的EEG活动模式。P300波作为ERP的一个显著特征,具体表现为在刺激呈现后大约300ms时,于大脑顶叶中央区的EEG信号中出现的正向电位偏移<sup>[21]</sup>。P300波通常是通过名为“Oddball”的实验范式来诱发。该范式包含低频呈现的目标刺激和高频呈现的非目标刺激。“Oddball”范式能够有效地触发P300波,从而使P300-BCI系统能精确地辨识目标刺激。P300-BCI技术因其高度的用户友好性和易用性而受到广泛青睐,它几乎无需用户进行专门的训练,即可实现高效的操作与控制。同时,P300为临床医学提供了一种客观、无创、定量且具有价值的电生理检测手段,是对传统临床诊治精神及心理性疾病时过度依赖现象描述和行为学指标的一种可靠补充<sup>[22]</sup>。P300-BCI已成为神经科学与技术领域的一个研究热点,为多种应用场景提供了直观、高效的交互方式,展现出广泛应用潜力。

2.2.3 稳态视觉诱发电位 稳态诱发电位(steady state evoked potentials, SSEP)是通过向个体施加恒定频率的振荡刺激来诱发的,主要包括三种主要类型:SSVEP、稳态听觉诱发电位(steady state auditory evoked potentials, SSAEP)和稳态躯体感觉诱发电位(steady state somatosensory evoked potentials, SSSEP),分别对应于视觉、听觉和躯体感觉(或体感)输入的响应<sup>[23]</sup>。

在基于SSVEP-BCI系统中,其核心机制在于向受试者展示一系列频率介于3.5~75Hz之间的恒定频率视觉闪烁刺激。当受试者将注意力集中于某一特定闪烁频率时,大脑会生成与该频率相匹配的SSVEP信号。BCI系统通过精准捕捉与特定频率同步的脑电活动,能够辨识出受试者的视觉关注点,即当前所聚焦的特定目标。再通过对SSVEP信号特征的深入分析,BCI系统能够实现

对此目标的高精度锁定与识别<sup>[24]</sup>。

### 3 基于脑电图-脑机接口的深度学习技术

#### 3.1 卷积神经网络

卷积神经网络（convolutional neural network, CNN），作为深度学习框架下的一种典型前馈深度神经网络模型，通过构建多层次的卷积运算和非线性激活函数，实现了从原始输入数据到高级抽象特征的有效映射，尤其擅长处理图像、视频等网格状数据<sup>[25]</sup>。CNN的多层次架构旨在有效减少输入数据的冗余信息，当应用于EEG信号处理时，其独特设计能够精准捕获EEG信号中的空间和时间依赖性特征，从而显著增强模型的识别性能。

CNN在分类任务上的卓越性能对BCI领域，特别是对基于EEG的疲劳评估准确性提升产生了深远影响。例如，Peng等<sup>[26]</sup>设计了一个时空卷积神经网络（spatiotemporal convolutional neural network, STCNN）模型，用以检测驾驶员的疲劳状态。STCNN展现出了卓越的性能，分类准确率高达87.55%，充分验证了其在驾驶员疲劳检测任务中的优势。Wang等<sup>[27]</sup>提出的AMCNN-DGCN模型在模拟疲劳驾驶环境下的实验中精度高达95.65%，同时该成果还揭示了驾驶疲劳检测中的关键脑区和连接，为进一步提高疲劳评估的准确性提供了新的思路。

近年来，CNN架构在EEG数据处理领域不断涌现，推动了技术的快速发展。2017年，Schirmermeister等<sup>[28]</sup>设计的深度ConvNets架构在解码精度上达到了与FBCSP算法相媲美的水平，为EEG数据处理领域树立了新的标杆。在此基础上，Vernon团队<sup>[29]</sup>进一步提出EEGNet，一种专门用于处理EEG数据的CNN架构，该架构巧妙运用深度可分离卷积技术，并在一系列BCI任务中展现出强大的特征学习能力。其研究结果显示，EEGNet不仅能够有效提取出多种具有解释性的特征，还在多个BCI任务中取得了令人瞩目的表现。此外，ShallowConvNet和DeepConvNet也是领域中备受关注的CNN架构。

Ravi等<sup>[30]</sup>针对SSVEP检测任务，对CNN的训练方法与滤波器组典型相关分析（filter-bank canonical correlation analysis, FBCCA）、时序典

型相关分析（task-related components analysis, TRCA）等传统方法相比较，所提出的CNN训练方法显著提升了检测性能。Dang等<sup>[31]</sup>则提出了一种混合尺度卷积神经网络（hybrid scale convolutional neural network, HSCNN）。该网络结合了多维卷积与通道注意机制，实现了EEG时频图的高精度分类。Abdulkarim团队<sup>[32]</sup>设计了一种改进的CNN特征提取分类器，用于识别四种MI-EEG，性能优于多类线性判别分析。研究还表明，增加相同MI试验次数能提高识别精度。Ikeda等<sup>[33]</sup>则针对SSVEP-BCI系统存在的局限性，提出复值卷积神经网络（complex valued convolutional neural network, CVCNN），突破了刺激频率的限制，性能优于传统方法，为SSVEP-BCI系统发展开辟新路径。此外，Gao等<sup>[34]</sup>设计了零填充频域卷积神经网络（zero-padding frequency domain convolutional neural network, ZPFD CNN），通过优化频域卷积操作，大幅提升SSVEP-BCI系统的信息传输率（information transfer rate, ITR），在BCI的实际应用中前景广阔。这些研究均表明，通过不断改进CNN架构和训练方法，可以显著提升EEG信号处理的性能和准确性，为BCI技术的发展提供了新的思路和方法。

#### 3.2 递归神经网络和长短期记忆

递归神经网络（recurrent neural network, RNN）凭借其独特的时间序列记忆机制，能有效捕捉序列数据中的时间依赖性和动态行为特征<sup>[35]</sup>。但RNN在处理长序列时，可能会遇到梯度消失或梯度爆炸问题。因此，开发人员提出了一种特殊的RNN变体——长短期记忆网络（long short-term memory, LSTM），专门学习序列数据中的长期依赖关系<sup>[36]</sup>。

近年来，基于RNN或LSTM的方法在性能上超越了传统的机器学习算法。这主要得益于它们能深入挖掘EEG信号中的复杂特征，特别是当RNN与CNN结合使用时，能够同时整合EEG信号的时间和空间信息，进一步优化特征表示。例如，Tal等<sup>[37]</sup>的研究表明，结合CNN和RNN的网络在子对象间的迁移学习任务中表现优异，并且对时间噪声表现出较强的鲁棒性。Yang等<sup>[38]</sup>提

出的 CNN-RNN 的混合模型,有效学习了 EEG 信号的时空表示,在 DEAP 数据集上情感识别准确率超 90%。Supakar 等<sup>[39]</sup>使用 RNN-LSTM 模型分析 EEG 数据以诊断精神分裂症,其分类结果优于随机森林、SVM 等传统机器学习分类器,且好于仅使用 CNN 或 RNN 模型。

此外,RNN 架构在 BCI 中的应用显著增加。2017 年,Roy 等<sup>[40]</sup>提出了 ChronoNet 的 RNN 架构,直接将时间序列 EEG 数据作为输入,无需预处理。Luo 等<sup>[41]</sup>针对 MI,设计了 GRU-RNN 架构,进一步提升了 RNN 在处理 BCI 任务时的效率和准确性。Nagabushanam 等<sup>[42]</sup>提出了包含两层 LSTM 和四层改进型神经网络深度学习算法,通过深度挖掘 EEG 数据中的特征信息,显著提升分类准确率。最近,Zhong 等<sup>[43]</sup>在情感识别领域设计了结合 CNN 和 LSTM 的混合卷积递归神经网络(hybrid convolutional recurrent neural network, HCRNN)框架,该框架对情绪的分类准确率高达 95%。以上研究充分证明了 RNN 及其变体 LSTM 在 BCI 领域的有效性和实用性。

### 3.3 生成对抗网络

生成对抗网络,由两个同时训练的神经网络生成器(generator)与判别器(discriminator)通过相互博弈的方式进行学习的深度学习生成模型<sup>[44]</sup>。EEG 数据往往受到采集条件、实验设计、被试者数量等因素的限制,导致可用数据相对较少。生成对抗网络(generative adversarial networks, GAN)能够生成逼真的 EEG 数据样本,从而增加数据集的多样性,提高深度学习模型的泛化能力。此外,通过 GAN 生成的 EEG 数据可以作为补充训练数据,用于优化分类、回归等机器学习任务的性能。

Hartmann 等<sup>[45]</sup>构建了 EEG-GAN 框架,能生成高度逼真的 EEG 数据,为 EEG 数据增强、过采样以及修复丢失或损坏的数据片段提供了新的解决方案。此外,基于 Wasserstein 生成对抗网络带梯度惩罚(Wasserstein generative adversarial network with gradient penalty, WGAN-GP)的模型<sup>[46]</sup>在情绪识别领域成效显著,特别是当生成的 EEG 数据量少于原始数据集时,分类精度的提升

更为突出,证明其泛化能力和对数据稀缺性的适应能力。Fahimi 等<sup>[47]</sup>则利用深度卷积 GAN 生成了与真实脑电信号在时域、频谱和空间特性上高度相似的人工 EEG 信号,为解决 BCI 领域中的数据稀缺问题提供了新方案。Pascual 等<sup>[48]</sup>的研究表明,GAN 生成的合成 EEG 信号能有效用于癫痫发作检测算法的训练,该方法不仅保护了患者隐私,还保持了检测性能的稳定,为医疗数据的处理和保护提供了新的思路。EEG 去噪方面,Brophy 等<sup>[49]</sup>利用 GAN 有效降低了 EEG 信号中的噪声干扰,提高了信号的质量和可用性。此外,Yang 等<sup>[50]</sup>提出的 cVAE-GAN 模型通过生成增强的训练数据集,显著提升了 MI-EEG 识别的性能,为 BCI 技术的研究和应用提供了新的方法和工具。这些研究不仅证明了 GAN 在应对数据稀缺性方面的优势,还展现了其在实用性、隐私保护和数据增强方面的巨大潜力。

## 4 脑电图-脑机接口的挑战

虽然深度学习技术在 EEG-BCI 系统中已经得到了广泛应用,并显著提升了 BCI 系统性能,但这一领域仍面临诸多挑战。为了克服这些挑战并进一步优化系统,我们建议可以从以下方面入手:①数据预处理与增强方面,应致力于标准化 EEG 数据的处理流程,确保数据的可比性和一致性,无论是跨不同被试还是跨不同会话。通过采用先进的滤波器技术,可以有效消除噪声干扰,提升数据的纯净度,为后续分析奠定坚实基础。②模型选择与优化的过程中,通过集成不同模型的优势,结合高效的特征提取与时间序列处理能力,构建出更加全面且强大的模型。此外,利用迁移学习技术,可以加速训练过程,减少对新任务的学习成本,并进一步提升模型的性能表现。③通过进一步应用特征选择技术,可以精准地筛选出对特定任务贡献最大的特征,从而简化模型结构,降低过拟合风险,并显著提升模型的泛化能力。④为了进一步提升系统的整体性能和准确性,可以开发多模态融合技术,有效结合不同来源的信息,实现信息的互补与增强,进而推动 BCI 系统向更加智能化、人性化的方向发展。

## 5 总结

本文深入探讨了深度学习技术在 EEG-BCI 中的应用进展。首先,我们对 BCI 的基本概念进行了概述,明确了其定义、关键组成部分、应用场景,并强调了 EEG 信号的优势。其次,本文介绍了 EEG 信号的常用范式,这些范式为 BCI 系统的设计和实现提供了宝贵的指导和依据。深度学习技术凭借其强大的数据处理能力,在处理复杂数据模式方面展现出显著优势。最后,本文重点阐述了深度学习在 BCI 领域的最新研究进展。这些研究不仅提高了 BCI 系统的性能和准确性,还为其在更多领域的广泛应用奠定了坚实基础。

然而,尽管深度学习为 BCI 领域带来了诸多突破,但也不得不正视当前面临的挑战。数据收集和预处理的复杂性、模型的优化能力等问题仍然困扰着研发人员。为了应对这些挑战,我们提出了一系列建议,旨在帮助研发人员更好地利用深度学习技术,推动其在基于 EEG 的 BCI 技术中的进一步发展和应用。

**利益冲突** 所有作者均声明不存在利益冲突

**人工智能使用声明** 本文未使用任何人工智能相关工具对文字及表格进行处理

## 参考文献

- [1] ABDULKADER SN, ATIA A, MOSTAFA MSM. Brain computer interfacing: Applications and challenges [J]. Egypt Inform J, 2015, 16 (2): 213-230.
- [2] XU L, XU M, JUNG TP, et al. Review of brain encoding and decoding mechanisms for EEG-based brain-computer interface [J]. Cogn Neurodynamics, 2021, 15: 569-584.
- [3] MAEHARA T, INAJI M, HASHIMOTO S, et al. Present status of scalp EEG, and intracranial ECoG as clinical tool and research topics in neurosurgical area [J]. JCN, 2021, 49 (3): 145-151.
- [4] JMAIL N, GAVARET M, BARTOLOMEI F, et al. Comparison of brain networks during interictal oscillations and spikes on magnetoencephalography and intracerebral EEG [J]. Brain Topogr, 2017, 29 (5): 752-765.
- [5] TODARO C, MARZETTI L, SOSAET PAV, et al. Mapping brain activity with electrocorticography: resolution properties and robustness of inverse solutions [J]. Brain Topogr, 2019, 32 (4): 583-598.
- [6] ZHAO ZP, NIE C, JIANG CT, et al. Modulating brain activity with invasive brain-computer interface: A narrative review [J]. Brain Sciences, 2023, 13 (1): 134.
- [7] KWAK NS, MULLER KR, Lee SW. A lower limb exo-skeleton control system based on steady state visual evoked potentials [J]. J Neural Eng, 2015, 12 (5): 056009.
- [8] NAKANISHI M, WANG YT, JUNG TP, et al. Detecting glaucoma with a portable brain-computer interface for objective assessment of visual function loss [J]. JAMA Ophthalmol, 2017, 135 (6): 550-557.
- [9] VASILJEVIC GAM, DE MIRANDA LC. Brain-computer interface games based on consumer-grade EEG Devices: A systematic literature review [J]. INT J Hum-Comput Int, 2020, 36 (2): 105-142.
- [10] AI-SAEGH A, DAWWD SA, ABDUL-JABBAR JM. Deep learning for motor imagery EEG-based classification: A review [J]. Biomed Signal Proces, 2021, 63: 102172.
- [11] YAN W, HE B, ZHAO J, et al. Frequency domain filtering method for SSVEP-EEG preprocessing [J]. IEEE T Neur Sys Reh, 2023, 31: 2079-2089.
- [12] CHAUDHARY U, BIRBAUMER N, RAMOS-MURGUIALDAY A. Brain-computer interfaces for communication and rehabilitation [J]. Nat Rev Neurol, 2016, 12 (9): 513.
- [13] HOSSAIN KM, ISLAM MA, HOSSAIN S, et al. Status of deep learning for EEG-based brain-computer interface applications [J]. Front Comput Neurosci, 2023, 16: 1006763.
- [14] BINDRA S, JAIN R. Artificial intelligence in medical science: a review [J]. Ir J Med Sci (1971-), 2024, 193 (3): 1419-1429.
- [15] ERICKSON BJ. Basic artificial intelligence techniques: machine learning and deep learning [J]. Radiol Clin North Am, 2021, 59 (6): 933-940.
- [16] FETZ EE. Operant conditioning of cortical unit activity [J]. Science, 1969, 163 (3870): 955-958.
- [17] VIDAL JJ. Toward direct brain-computer communication [J]. Annu Rev Biophys Bioeng, 1973, 2 (1): 157-180.
- [18] KEROUSS B, SKOLA F, LIAROKAPIS F. EEG-based BCI and video games: A progress report [J]. Virtual Real, 2018, 22 (11): 1-17.
- [19] MANDAL SK, NASKAR MNB. MI brain-computer interfaces: A concise overview [J]. Biomed Signal process Control, 2023 (Sep. Pt. C): 86.
- [20] ZHANG J, WANG M. A survey on robots controlled by motor imagery brain-computer interfaces [J]. Cogn Robot, 2021, 1: 12-24.
- [21] HELFRICH RF, KNIGHT RT. Cognitive neurophysiology: Event-related potentials [J]. Handb of Clin Neurol, 2019, 160: 543-558.
- [22] FAZEL-REZAI R, ALLISON BZ, GUGER C, et al. P300 brain computer interface: Current challenges and emerging trends [J]. Front Neuroeng, 2012, 5 (14): 14.
- [23] HAN C, XU G, XIE J, et al. Highly interactive brain-computer interface based on flicker-free steady-state motion visual evoked potential [J]. Sci Rep, 2018, 8 (1): 5835.
- [24] ZHAO X, CHU Y, HAN J, et al. SSVEP based brain-computer interface controlled functional electrical stimulation system for upper extremity rehabilitation [J]. IEEE Trans Syst Man Cybern, 2017, 46 (7): 1-10.

- [25] NI J, YOUNG T, PANDELEA V, et al. Recent advances in deep learning based dialogue systems: A systematic survey [J]. *Artif Intell Rev*, 2023, 56: 3055-3155.
- [26] PENG B, GAO D, WANGM, et al. 3D-STCNN: Spatiotemporal convolutional neural network based on EEG 3D features for detecting driving fatigue [J]. *JDSIS*, 2024, 2 (1): 1-13.
- [27] WANG H, XU L, BEZERIANOS A, et al. Linking attention-based multiscale CNN with dynamical GCN for driving fatigue detection [J]. *ITIM*, 2020, 70: 1-11.
- [28] SCHIRMEISTER RT, SPRINGENBERG JT, FIEDERER LDJ, et al. Deep learning with convolutional neural networks for EEG decoding and visualization [J]. *Hum Brain Mapp*, 2017, 38 (11): 5391-5420.
- [29] LAWHERN VJ, SOLON AJ, WAYTOWICH NR, et al. EEGNet: a compact convolutional neural network for EEG-based brain-computer interfaces [J]. *JNEng*, 2018, 15 (5): 056013.
- [30] RAVI A, BENI NH, MANUEL J, et al. Comparing user-dependent and user-independent training of CNN for SSVEP BCI [J]. *JNEng*, 2020, 17 (2): 026028.
- [31] DANG X, LIU G, TANG X, WANG S, WANG T, ZOU M. Motor imagery EEG recognition based on generative and discriminative adversarial learning framework and hybrid scale convolutional neural network [J]. *Jaeng Int J Appl Math*, 2022, 52 (4): 946.
- [32] ABDULKARIM H, AL-FAIZ MZ. Online multiclass EEG feature extraction and recognition using modified convolutional neural network method [J]. *Int J Electr Comput*, 2021, 5: 4016-4026.
- [33] IKEDA A, WASHIZAWA Y. Steady-state visual evoked potential classification using complex valued convolutional neural networks [J]. *Sensors-Basel*, 2021, 21 (16): 5309.
- [34] GAO D, ZHENG W, WANG M, et al. A zero-padding frequency domain convolutional neural network for SSVEP classification [J]. *Front Hum Neurosci*, 2022, 16: 815163.
- [35] CHE Z, PURUSHOTHAM S, CHO K, et al. Recurrent neural networks for multivariate time series with missing values [C]. *Sci Rep*, 2018, 8 (1): 6085.
- [36] MERITY S, KESKAR NS, SOCHER R. Regularizing and optimizing LSTM language models [C]. *Arxiv Preprint Arxiv*: 1708. 02182, 2017.
- [37] TAL O. Using recurrent neural networks for p300-based BCI [D]. Reichman Unive (Isr), 2017.
- [38] YANG Y, WU Q, QIU M, et al. Emotion recognition from multi-channel EEG through parallel convolutional recurrent neural network [C]. New York: IEEE, 2018.
- [39] SUPAKAR R, SATVAVA P, CHAKRABARTI P. A deep learning based model using RNN-LSTM for the Detection of Schizophrenia from EEG data [J]. *Comput Biol Med*, 2022, 151 Pt A: 106225.
- [40] ROY S, KIRAL-KORNEK I, HARRER S. ChronoNet: A deep recurrent neural network for abnormal EEG identification [C]. *AIME*. Springer International Publishing, 2019: 47-56.
- [41] LUO TJ, ZHOU CL, CHAO F. Exploring spatial-frequency-sequential relationships for motor imagery classification with recurrent neural network [J]. *BMC Bioinformatics*, 2018, 19 (1): 344.
- [42] NAGABUSHANAM P, THOMAS GEORGES, Radha S. EEG signal classification using LSTM and improved neural network algorithms [J]. *Soft Comput*, 2020, 24 (13): 9981-10003.
- [43] ZHONG MY, YANG QY, LIU Y, et al. EEG emotion recognition based on TQWT-features and hybrid convolutional recurrent neural network [J]. *Biomed Signal Process and Control*, 2023, 79 (2): 474-484.
- [44] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets [J]. *Adv Neural Inf Process Syst*, 2014, 27: 2672-2680.
- [45] HARTMANN KG, SCHORRMEISTER RT, BALL T. EEG-GAN: Generative adversarial networks for electroencephalographic (EEG) brain signals [C]. *Arxiv Preprint Arxiv*: 1806. 01875, 2018.
- [46] BHAT S, HORTAL E. Gan-based data augmentation for improving the classification of eeg signals [C]. *PETRA*. 2021: 453-458.
- [47] FAHIMI F, ZHANG Z, GOH WB, et al. Towards EEG generation using GANs for BCI applications [C]. *IEEE EMBS Int Conf Biomed Health Inform*. IEEE, 2019: 1-4.
- [48] PASCUAL D, AMIRSHAHI A, AMINIFAR A, et al. EpilepsyGAN: Synthetic epileptic brain activities with privacy preservation [J]. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2020, PP (99): 1.
- [49] BROPHY E, REDMOND P, FLEURY A, et al. Denoising EEG signals for real-world BCI applications using GANs [J]. *Front Neuroergonom*, 2022, 2: 805573.
- [50] YANG J, YU H, SHENT, et al. 4-Class MI-EEG signal generation and recognition with CVAE-GAN [J]. *Appl Sci*, 2021, 11 (4): 1798.

收稿日期: 2024-06-30

修回日期: 2024-10-18

本文编辑: 高超 潘麒羽

人民卫生出版社系列期刊  
学术管理委员会

总顾问

陈 竺

主任委员

王 辰 王雪凝

副主任委员

陈孝平 葛均波 张英泽 李立明 高 福  
董家鸿 陆 林 杜 贤 李新华

常务委员（以姓氏笔画为序）

于腾波 王深明 方向东 石汉平 宁 光  
成 军 朱双龙 任 刚 李 薇 李宏军  
杨 晋 何裕隆 沈 琳 沈中阳 宋秀全  
张 烜 张英泽 张建中 陆普选 陈 倩  
陈俊强 林才经 金讯波 金昌晓 封志纯  
段 涛 梁廷波 蔡建强

委员（以姓氏笔画为序）

于腾波 王 辰 王 冀 王雪凝 王深明  
方向东 石汉平 宁 光 成 军 朱双龙  
任 刚 许红霞 孙路明 杜 贤 李 薇  
李立明 李宏军 李银平 李新华 李德爱  
杨 晋 杨柳青 何裕隆 邹晨双 沈 琳  
沈中阳 宋秀全 张 烜 张沂南 张英泽  
张建中 张艳平 陆 林 陆普选 陈 刚  
陈 倩 陈孝平 陈俊强 范存斌 林才经  
金讯波 金昌晓 周健国 封志纯 段 涛  
夏凯艳 高 福 常光其 梁廷波 葛均波  
董家鸿 鲁智豪 温少芳 蔡世荣 蔡建强  
魏芳远

秘书长

范存斌

副秘书长

宋 忻 王翠棉 安 静 梁 京 张艳洁

本期重点号：内分泌系统疾病

## 本期执行专家



贺华，博士研究生，硕士研究生导师，海军军医大学第三附属医院神经外科副主任医师、副教授，主攻方向为颅脑损伤与功能神经外科。中国医师协会创伤医师分会青年委员、上海市医学会神经外科学分会创伤学组委员。作为第一作者或通信作者发表了41篇SCI论文，累计影响因子超过200分。主持各类重点重大课题14项，入选国防生物优秀青年人才、东方英才（拔尖）等，享受军队优秀专业技术人才岗位津贴。荣立过集体二等功和个人三等功各1次。

本期执行副主编：郭立新

本期执行编委：潘琦

本期特约专家：刘靖 何清华 贺华

责任编辑：高超 潘麒羽 王翠棉

英文摘要审校：李莹莹 赵彤