

DOI: 10.3901/JME.2025.15.105

非侵入式脑机接口在机器人控制领域的研究综述*

高 晗¹ 蒲琪然¹ 赵永生¹ 张茂林² 吴紫润¹ 程宝平¹ 王柏村²

(1. 中移(杭州)信息技术有限公司 杭州 311100;

2. 浙江大学机械工程学院 杭州 310058)

摘要: 非侵入式脑机接口(Brain-computer interface, BCI)技术作为一种新兴的人机交互方式,在机器人控制领域展现了广阔的应用前景。首先概述其发展背景与重要性,并深入探讨脑电信号的生理基础,阐明脑电图(Electroencephalography, EEG)以其无创性和便捷性成为BCI系统的常用测量手段。随后,分析了典型BCI范式的优劣特点和适用场景——包括主动式如运动想象、反应式如稳态视觉诱发电位(Steady-state visual evoked potential, SSVEP)、事件相关电位P300,以及结合多种范式优势的混合范式,展示了这些范式如何实现复杂且高效的机器人控制任务。此外,系统地介绍了EEG信号采集、预处理及模式识别的关键步骤,强调了深度学习在提高解码精度方面的作用,同时也指出了其面临的挑战,如数据量需求大和模型解释性差。最后,总结了BCI技术的发展趋势和研究挑战,提出了推动非侵入式BCI技术在实际机器人控制应用中进一步发展的方向。综上所述,不仅对非侵入式BCI技术在机器人控制领域应用进行了探讨,还强调了该技术在未来可能带来的变革性影响,为后续研究提供参考和启发。

关键词: 脑机接口; 机器人控制; 运动想象; 稳态视觉诱发电位; 模式识别

中图分类号: TP391

A Review of Non-invasive Brain-computer Interface Research in Robotic Control

GAO Han¹ PU Qiran¹ ZHAO Yongsheng¹ ZHANG Maolin² WU Zijian¹
CHENG Baoping¹ WANG Baicun²

(1. China Mobile (Hangzhou) Information Technology Company, Ltd., Hangzhou 311100;

2. School of Mechanical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310058)

Abstract: Non-invasive brain-computer interface (BCI) technology, as an emerging human-computer interaction method, has demonstrated broad application prospects in the field of robot control. This study firstly outlines the background and importance of its development, and deeply discusses the physiological basis of brain electrical activity, clarifying how electroencephalography (EEG) has become a common measurement tool for BCI systems due to its non-invasiveness and convenience. Subsequently, this study analyzes the advantages and disadvantages of typical EEG paradigms and applicable scenarios - including active ones such as motor imagery, reactive ones such as steady-state visual evoked potential (SSVEP), event-related potential P300, and hybrid paradigms that combine the advantages of multiple paradigms. hybrid paradigms that combine the advantages of multiple paradigms, showing how these paradigms can realize complex and efficient robot control tasks. In addition, this study systematically introduces the key steps from EEG signal acquisition to preprocessing and pattern recognition, emphasizes the role of deep learning in improving decoding accuracy, and also points out its challenges, such as high data volume requirements and poor model interpretability. Finally, this study summarizes the development trends and research challenges of BCI technology, and proposes directions to promote the further development of non-invasive BCI technology in practical robot control applications. In summary, this study not only provides an exploration of the application of non-invasive BCI technology in robot control, but also

* 国家自然科学基金(62171257)和国家自然科学基金-企业联合基金(U22B2001)资助项目。20241125 收到初稿, 20250114 收到修改稿

emphasizes the transformative impact that this technology may bring in the future, providing reference and inspiration for subsequent research.

Key words: brain-computer interface; robotic control; motor imagery; steady-state visual evoked potential; pattern recognition

0 前言

当前,我国已经步入中度老龄化社会,截至 2023 年底,我国 60 岁及以上的老年人口数量达到了 29 697 万,占总人口比例的 21.1%^[1]。大部分老人患有的一种或多种慢性病,部分患病老人有运动障碍,甚至生活完全无法自理,老人的照料和陪伴需求亟待满足。同时,多发性硬化症或肌萎缩侧索硬化症患者运动能力和语言表达能力丧失,传统的交互设备(如键盘、鼠标)也难以传递其意图。因此,为改善相关群体的日常自理能力和康复进程,方便其使用辅助生活和康复训练的机器人等外部设备系统,亟需开发适应性强且操作简便的新一代交互技术^[2]。

脑机接口(Brain-computer interface, BCI)技术能够捕捉并解码用户大脑活动信号并用于控制外部设备的系统,在促进人与机器人间更加紧密和智能化的交互方面有重要潜力^[3-4]。BCI 系统可以使失能群体重新获得运动或者与外界交流的能力,以提升他们的生活质量^[5-7]。除此之外,BCI 也能够提供一种新型的外设控制和交互的方式,具有隐私性强、可扩展范围广、自然直观等特点,在医疗健康领域、游戏娱乐领域以及生活辅助领域展现了广泛的应用前景^[8-10]。

根据信号采集的方式,脑机接口系统可分为侵入式与非侵入式两大类^[11]。侵入式 BCI 通过植入皮层或皮层表面等位置的电极直接监测大脑活动,这种方法可以获得高信噪比的大脑信号。然而,由于此类设备植入需要外科手术,过程复杂且成本高昂,存在感染或免疫排斥等风险。相比之下,非侵入式 BCI 系统则通过头皮表面或体外手段来获取生理信号,便于向公众推广。常见的非侵入式信号采集方法包括:基于电场活动的脑电图(Electroencephalography, EEG)^[12]、基于磁场活动的脑磁图(Magneto encephalography, MEG)^[13]、基于血液氧合水平的功能性磁共振成像(Functional magnetic resonance imaging, fMRI)^[14],以及基于光学变化的功能性近红外光谱(Functional near-infrared spectroscopy, fNIRS)^[15]等。其中,EEG 是在医疗诊断、康复训练、运动控制等领域使用最为广泛,它具有采集设备便携、时间分辨率高和成本相对较低的优势,适用于研究大脑活

动的动态变化^[16-17]。以 EEG 为基础的 BCI 系统因其广泛的适用性和便捷性,在实际应用中占据了主导地位。

近年来,凭借深度学习、强化学习等先进技术,智能机器人的感知、决策和执行能力显著提升,能够自主完成多样化任务,并支持更加灵活自然的人机交互^[18-20]。利用 BCI 技术控制机器人的系统(Brain-robot interface, BRI)是脑机接口领域的一项重要应用,通过将包含人的行为意图的大脑神经活动映射到机器人执行任务中,实现大脑直接控制机器人运动^[21-23]。BRI 可用于控制机器人的移动、机械臂的操作以及无人机的飞行等多项任务。通过运动想象(Motor imagery, MI)^[24]、稳态视觉诱发电位(Steady-state visual evoked potential, SSVEP)^[25]、事件相关电位 P300^[26]等多种单一或混合控制范式,用户可以直接通过大脑活动来操纵这些机器人完成特定任务^[27],如康复训练、家务协助、工业自动化操作、教育娱乐互动,甚至是在极端环境下的特殊任务。这种技术不仅拓宽了人机交互的方式,还为提升生活质量、促进科技进步带来了无限可能。然而,脑控机器人目前仍处于起步阶段,在脑电信号解码、人的意图向机器人控制指令的转换以及人机相互适应的先进控制方案上仍存在科学和工程上的重大挑战。

在非侵入式脑机接口技术迅速发展的背景下,尽管已有众多综述文章探讨了 BCI 的基本原理和技术实现,但聚焦于其在机器人控制领域最新进展与挑战的文献相对较少。本文不仅概述了 BCI 的发展背景和 EEG 信号的生理基础,还深入分析了典型脑电范式在机器人控制中的具体应用,并系统介绍了从信号采集到模式识别的关键技术。此外,本文探讨了深度学习方法的应用及其面临的挑战,并对未来的技术趋势和研究挑战提出思考和建议。通过这种综合性的视角,本文希望能为该领域的研究提供启发,同时也期待能够促进学术界和工业界的持续创新。

1 EEG 的生理基础

脑电信号是一种反映大脑电活动的生理信号,通过记录头皮表面的电位变化来反映神经元群体的同步活动^[28]。神经元是大脑的基本功能单元,它们

通过突触传递电信号。树突、轴突和胞体,相互协调完成神经元间的信号整合和传输。因此,神经元活动产生的电信号携带了人运动、受感官刺激、语言或思考伴随的信息。在静息状态下,神经元具有膜电位差,当受到刺激并激活时,会产生动作电位,导致离子通道的开放和关闭,进而引起膜电位的变化。这些变化通过突触传递,形成神经元之间的信号交流。当大量神经元同步活动时,会在头皮表面产生可检测的电位变化,即脑电信号^[29]。

人脑可以分为三个主要部分:大脑、脑干和小脑。其中大脑位于大脑前部,由白质(在中心区)和灰质组成。大脑位于颅腔的前上方,由内部的白质和外部的灰质构成。作为神经系统最大的部分,大脑表面覆盖着一层称为大脑皮层的结构,主要由覆盖大脑半球表面的神经细胞组成的灰色结构组成^[30]。大脑皮层作为中枢神经系统的重要组成部分,通过与皮层下区域的广泛连接,参与调控多种复杂的认知和生理功能。大脑皮层被纵向分割为左右两个半球,每个半球通常包含三种类型的区域:感觉区、运动区和联络区。此外,每个大脑半球进一步划分为四个主要的脑区:额叶、顶叶、枕叶和颞叶^[31],其分布与功能如图 1 所示。

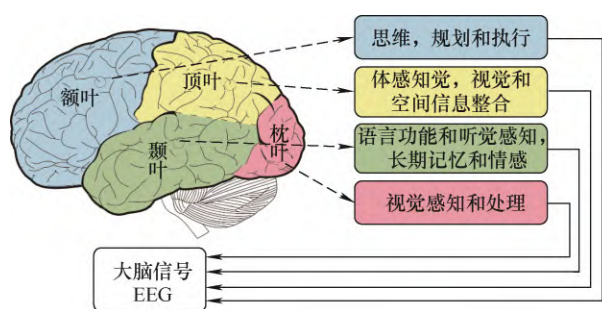


图 1 脑区分布及功能

脑电信号中包含了多种频率成分的节律活动,这些不同的节律反映出大脑在各种状态下的功能特征。主要的脑电节律可以分为以下几类: δ 波(0.5~4 Hz)、 θ 波(4~8 Hz)、 α 波(8~13 Hz)、 β 波(13~30 Hz)以及 γ 波(30~100 Hz)。其中, δ 波与深度睡眠及婴幼儿期的认知发展有关; θ 波在人困倦时显著可见; α 波则常在个体处于放松状态时出现,尤其是在闭眼休息的时候; β 波在人清醒、注意力集中及进行任务执行时最为活跃;而 γ 波则与高级认知处理、信息整合及意识状态有密切联系^[32]。

脑电活动不仅表现为特定频率的波动,还具有明显的时空特性^[33]。在时间维度上,脑电信号可以反映出大脑对不同刺激的瞬时反应模式;在空间维度上,通过多通道记录可以定位产生特定信号的大

脑区域,进而为理解大脑的功能性组织提供依据。此外,脑电活动的时空特性也为研究大脑网络的动态变化提供依据。虽然脑电信号存在一些普遍遵循的规律,但个体间的差异同样显著,这种差异可能由遗传背景、年龄、性别、健康状况乃至其他外部环境因素所导致^[34-35]。因此,在分析和解读脑电信号数据时,必须考虑到个体特异性的影响,以增强研究结果的准确性和可信度。

2 BRI 脑电范式设计

根据应用场景的不同,BRI 系统可分为运动控制型和医疗康复辅助型。运动控制型即为控制各种形态的机器人完成方向位移或抓握动作,在医疗康复领域则常被用于控制轮椅移动或假肢、外骨骼等四肢动作^[36-38],也可视为对机器人的控制。根据基于 EEG 信号的模型类别,BRI 系统可以分为两大类:主动式和反应式^[39]。其中,主动式脑电范式以运动想象为代表,通过用户自发的、有意识的大脑活动来控制外部装置。反应式 BCI 则依赖于外部刺激诱发的大脑响应,如 SSVEP 和事件相关电位 P300^[40]。

2.1 主动式脑电范式

在运动想象的主动式脑电范式中,当人们想象自己某一肢体的运动时,会诱发特定频率的事件相关去同步(Event-related desynchronization, ERD)和事件相关同步(Event-related synchronization, ERS),通过分析不同特征变化对应的 MI 任务,可以了解用户的真实运动意图,从而控制机器人运动^[41]。目前常用的想象动作包括:左手运动、右手运动、腿部运动和舌头运动。

早在 2005 年,TANAKA 等^[42]的研究将用户在想象左右肢体运动时所产生的脑电信号转化为控制指令,以直接操控电动轮椅的左转或右转。尽管电动轮椅并不属于严格意义上的机器人范畴,但其运动控制机制与机器人移动控制相似,该研究为后续的相关研究提供了重要的参考价值。

在控制机器人移动方面,CHOI 等^[43]提出了脑控轮椅机器人可执行前进(想象用双脚走路)、左转(想象握紧左手)、右转(想象握紧右手)三个运动指令,在如图 2 所示的避障任务中进行了验证。ALJALAL 等^[44]利用共同空间模式(Common spatial pattern, CSP)滤波并结合频带功率提取特征向量,基于线性判别分析(Linear discriminant analysis, LDA)对右手和左手两种运动想象任务进行分类,以实现机器人移动的控制。CHAE 等^[45]提取运动想象过

程中的 EEG 幅值特征, 并进行特征筛选, 实现仿人机器人在室内迷宫导航至目标。QIAO 等^[46]采用同样的指令映射方式控制机器人前进和左右方向从而移动到指定区域, 而后通过机械臂自主控制实现指定物品抓取。同时, 他们比较了使用滤波器组公共空间模式(Filter bank common spatial pattern, FBCSP)算法提取空间频率特征, 并使用机器学习方法进行分类和仅使用 EEGNet 模型^[47]的分类效果, 验证了卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)的优越性。

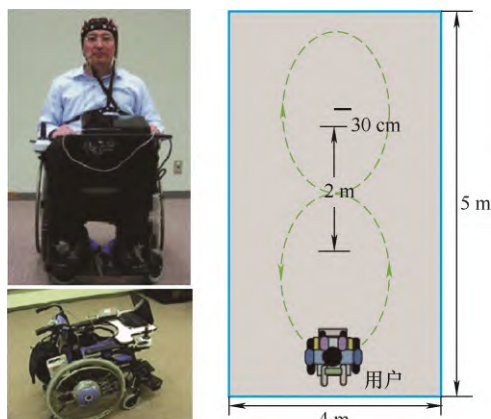


图 2 脑控机器人避障任务^[43]

在机械臂的运动控制领域, PLECHAWSKA 等^[48]初步构建了一个可用于控制机械臂运动的 BCI 系统。然而, 由于 EEG 信号的分类准确率较低, 该系统性能并不理想。BOUSSETA 等^[49]使用主成分分析(Principal component analysis, PCA)方法结合快速傅里叶变换(Fast Fourier transform, FFT)进行特征提取, 选取支持向量机(Support vector machine, SVM)作为分类器实现了机械臂的四个方向的控制。LIU 等^[50]通过识别人的左手或右手运动意图, 控制双臂机器人举起或放下物品实验场景如图 3 所示。XU 等^[51]通过运动想象解码将机械臂移动到指定位置, 而后基于计算机视觉实现抓取, 如图 4 所示。



图 3 脑控双臂机器人场景^[50]



图 4 脑控机械臂抓取场景^[51]

运动想象范式还可以用于控制飞行器的运动。AKCE 等^[52]用飞行员的脑电信号解码左右手运动意图, 遥控无人飞行器在固定高度飞行, 场景示意如图 5 所示。LAFLEUR 等^[53]设计的脑控四轴飞行器使用线性分类器实现飞行器多种动作, 并通过前视摄像头提供实时视觉反馈。VIJAYENDRA 等^[54]基于人工神经网络对 4 种运动想象(左手、右手、左手及手指肘部、右手及手指肘部)的脑电数据进行分类, 并映射到四轴无人机的平移和角速度控制指令, 现实 3D 环境测试场景如图 6 所示。



图 5 脑控飞行器示意图^[52]



图 6 脑控飞行器测试场景^[54]

运动想象作为一种关键的脑机接口技术, 在机器人控制领域展现出独特的优势与应用潜力。MI

不仅因其信号诱发无需依赖外部事件而便于实现,而且在操控机器人等外部设备时,其基于用户自身运动想象的控制方式更为直观,易于被用户接纳。此外,MI 的控制信号与机器人动作之间建立了直接的映射关系,简化了从脑电活动到机械响应的过程。然而,该技术在机器人控制方面的应用也面临着一定的限制,如能够产生的有效控制指令数量有限,通常不超过 4 个;诱发的脑电信号识别准确率较低,进而限制了精细控制的能力;并且不同使用者之间的脑电信号存在显著差异,这要求系统必须经过个性化校准才能有效运作。尽管存在上述局限性,MI 在机器人控制方面的应用依然为残疾人士提供了增强独立性和能力的可能性,展现了其 在人机协作领域的广阔前景。

2.2 反应式脑电范式

2.2.1 SSVEP 范式

当用户注视特定频率的闪烁光或动态视觉模式时,大脑的视觉皮层会产生与刺激频率(包括其基频及其谐波)相匹配的周期性电位变化,这种电生理反应即为 SSVEP。在脑电信号的分析过程中,SSVEP 会在对应于刺激频率及其谐波的频带内产生显著的功率谱峰值。通过 CSP、典型相关分析(Canonical correlation analysis, CCA)等算法可以分析这些信号特性,结合分类算法识别用户关注的刺激源,进而解码用户的意图,实现对外部设备的有效控制^[55]。

SSVEP 可用于控制机器人移动。GÜNEYSU 等^[56]利用谐波和邻近频率检测主频率成分,向人形机器人发送四个运动方向的控制信号。MANDEL 等^[57]使用 4 个不同频率振荡的 LED 刺激,分别代表前进、后退、左转和右转,将 SSVEP 方法应用于脑控轮椅移动。

与 MI 主要用于控制机器人移动外,SSVEP 的控制指令更为多元化,使用 SSVEP 控制机械臂抓取的研究更为广泛^[58-60]。MULLER-PUTZ 等^[61]使用了基于 SSVEP 的 BCI 系统控制假肢手实现抓握、放开和手腕左右旋转功能。LIN 等^[62]设计了一个环形的 12 个 LED 刺激面板,建立刺激指令与控制末端执行器运动映射关系,实现 4 自由度机械臂抓握任务的控制,如图 7 所示。CHEN 等^[63]设计了一种基于 15 个目标指令的 SSVEP 的控制 7 自由度机械臂系统,采用滤波组典型相关分析(Filter bank canonical correlation analysis, FBCCA)方法,使用户无需系统校准即可直接控制机械臂完成移动-抓取-举起任务。AI 等^[58]优化了 SSVEP 模式,即闪烁刺激附着在机械臂的抓手上并随抓手移动,提升了 BRI 系统的

控制性能和交互体验,其实验场景如图 8 所示。FU 等^[64]研究了一种分时控制策略用于机械臂的运动控制,在 6 指令任务中平均准确率为 98.21%。

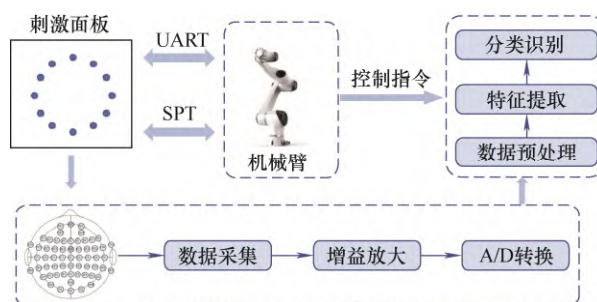


图 7 基于 SSVEP 控制机械臂抓握框架图^[62]



图 8 SSVEP 控制机械臂抓取场景^[58]

在飞行器的控制应用中,ISHIZUKA 等^[65]采用卷积神经网络和长短期记忆(Long short-term memory, LSTM)模型,对多闪烁屏幕上五种不同频率的闪烁 EEG 数据进行分类,每个闪烁对应一次无人机运动,即起飞、向前和侧向运动以及着陆。MEI 等^[66]开发了一种 BRI 系统,用于从第一人称视角连续控制四轴飞行器,控制场景如图 9 所示。在该系统中,用户通过安装在四轴飞行器上的摄像头获取视频流。系统设计中包含了 12 个嵌入视频流的 SSVEP 闪烁刺激,以此作为触发机制,用户可以发出诸如“起飞”、“着陆”、“悬停”、“继续前行”、“顺时针旋转”、“逆时针旋转”以及六个方向上的直线运动等飞行指令。

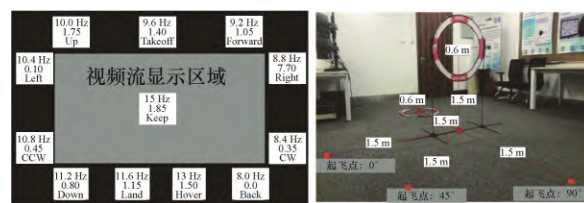


图 9 SSVEP 刺激界面及飞行器控制场景^[66]

2.2.2 P300 范式

在基于 P300 的范式中,当特定的心理事件触发或特定刺激激活大脑的感觉系统时,会产生显著的大脑电位变化^[67]。具体而言,在呈现目标刺激后的约 300 ms 内,可在中线上的 Pz、Fz、Cz 及 Oz 电极位置及其邻近区域检测到 P300 成分。P300 信号在控制机器人领域展现出显著的特征性和较低的用户训练依赖性,并且不仅限于视觉刺激,还可通过听觉或触觉刺激来诱发。然而,由于许多机器人应用需要连续的控制输入,而 P300 信号本质上更适合于从预定义的命令集中进行离散选择,难以实现精细的连续控制,因此其在需要连续控制的应用中的研究相对较少。

LI 等^[68]设计的基于 P300 控制机器人移动的流程如图 10 所示,该方法在虚拟和真实环境中均进行了测试,验证了使用视觉刺激的 P300 信号控制机器人移动的可行性。LIU 等^[69]使用人工神经网络识别四种视觉刺激的 P300 信号,能够控制人形机器人四个方向的运动,在 100 次试验中,任务成功的准确率为 87.8%。TANG 等^[70]设计了基于滑动窗口的 P300 分类器来快速识别人类意图,用于机械臂实时控制。此外,也有研究结合了基于 P300 的脑电波信号与共享自主技术,旨在使儿童能够通过心理活动来控制机器人的导航,从而实现稳定可靠的机器人操作^[71]。

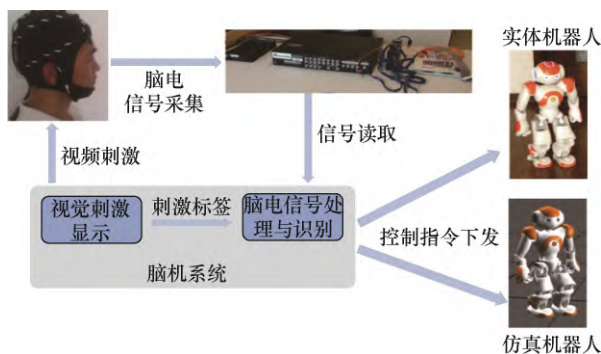


图 10 基于 P300 控制机器人移动^[68]

2.3 混合范式

针对单一的 MI 或 SSVEP 应用中的瓶颈,除通过算法优化、实验流程设计优化提升识别准确率外,通过混合控制方式增加控制指令集和识别准确率也是一个重要的研究方向^[72-74]。常见的基于脑电信号的混合范式包括 MI-SSVEP 混合范式、P300-SSVEP 混合范式、MI-P300 混合范式等,混合范式能够实现优势互补,提升整个系统的鲁棒性和可靠性,提高控制的灵活性和精确度,提升系统的用户友好性。此外,结合其他生理信号的混合控制方式,如肌电

信号 (Electromyography, EMG)^[75]、眼动信号 (Electrooculography, EOG)^[76]、皮肤电信号 (Electrodermal activity, EDA)^[77]等,也能够通过融合多模态数据,充分利用各种信息源潜在的特征表达,提高模型的分类性能^[78]。采用混合范式在提升系统整体性能的同时,也带来了信号融合操作难度增大、用户界面复杂性增加以及用户友好度降低等挑战^[79]。

MAO 等^[80]开发了一种 P300 和 SSVEP 的混合范式,如图 11 所示。P300 被用于选择感兴趣的对象,SSVEP 模式避开中间节点或障碍物,结合机器人的智能技术实现实时控制,人机智能的融合大大减轻了脑机交互系统的脑负荷,提高了机器人的执行效率。



图 11 人机智能融合的 P300-SSVEP 范式^[80]

为了克服汉字的书写障碍,HAN 等^[81]提出了一种基于像素的书写方法,将汉字每个笔画的起点和终点映射到 BCI 命令(又称像素)中,如图 12 所示。在此基础上,设计了一个 P300-SSVEP 混合 BCI 控制的机器人系统,该系统具有最大的指令集(108 个命令),可以书写任意汉字。五名被试者的平均准确率达到 87.23%,最高准确率达到了 100%。表现最佳的参与者能够通过 BCI 控制的机械臂在 5.7 s 内写出包含 16 笔画的汉字“福”,其实现流程如图 13 所示,其中也增加了咬牙的肌电信号检测用于再次确认环节。

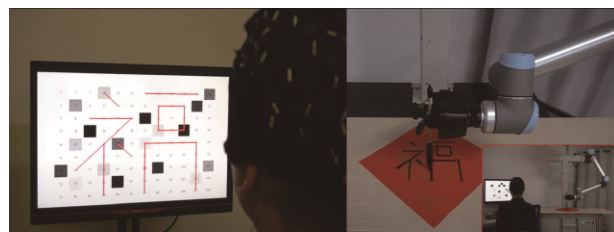
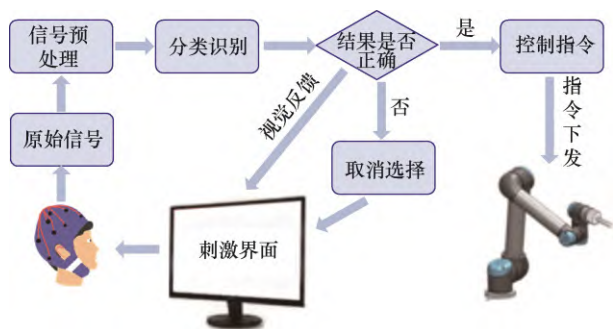


图 12 脑控机器人实现汉字书写场景^[81]

2023 年,斯坦福大学的李飞飞团队实现了脑控机器人做家务,能让用户通过非侵入式脑电图装置

图 13 脑控机器人汉字书写流程^[81]

控制机器人完成日常任务^[82]。所提出的神经信号操控的智能机器人(Neural signal operated intelligent robots, NOIR)系统依据的主要原理是分层共享自治(Hierarchical shared autonomy), 即人类定义高层级目标, 而机器人通过执行低层级运动指令来实现目标, 融合了运动想象、SSVEP 以及肌电等范式, 从要操控的物体、与该物体交互的方式、交互的位置解码人的意图, 其系统组成如图 14 所示。

图 14 NOIR 系统组成^[82]

3 脑电分析方法

BRI 系统的基本框架如图 15 所示, 由信号采集、信号处理以及控制单元三部分组成。上一节重点介绍了脑电范式和信号处理, 本节将详细介绍信号采集和信号处理流程中的信号预处理、特征提取以及模式识别方法。

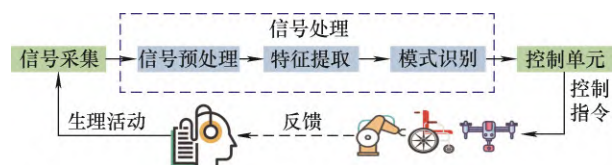
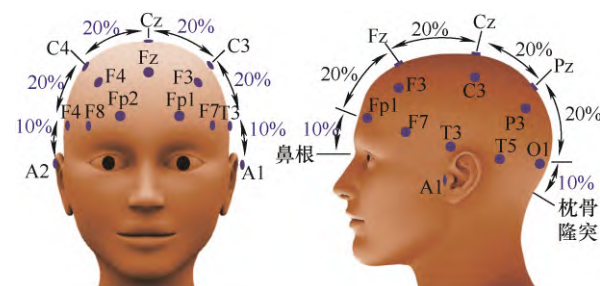


图 15 BRI 系统整体框图

3.1 信号采集

在如图 15 中展示的 BRI 系统的基本流程中, 首先需要采集 EEG 信号, 采集设备包括放大器和采集电极, 并匹配对应的脑电帽。在临床脑电记录中, 通常遵照 10/20 电极放置系统的标准放置脑电电极, 通过电极帽辅助定位^[83]。10/20 电极放置系统如图 16 所示^[84], 电极命名参考电极所在脑区的位置, 数字代表电极距离中线的距离, 数字奇偶代表电极在中线的左右侧。

图 16 10/20 电极放置系统^[84]

无创电极的选择主要包括湿电极、干电极和半干电极^[85-86], 三种电极示意如图 17 所示。湿电极采集方案通过导电凝胶或盐水降低阻抗, 适合实验室精确研究, 但存在准备过程繁琐、佩戴不适等问题。干电极无需导电介质, 便于快速部署, 适合即时性和高移动性应用, 但信噪比较低, 信号质量逊于湿电极。半干电极结合两者优点, 使用少量导电介质, 安装便捷, 信号质量较好, 平衡了便利性和信号清晰度, 在现代非侵入式脑机接口系统中具有研究潜力^[87-88]。



图 17 脑电电极产品示意图

3.2 信号预处理

信号预处理是脑机接口系统设计中的关键环节, 主要任务包括滤波降噪和伪迹去除, 旨在从原始脑电信号中去除干扰信号, 保留有用的脑电成分, 从而确保后续处理步骤的有效性^[89]。

在滤波降噪阶段, 带通滤波器根据实际需求设置截止频率, 以滤除不必要的频率成分, 从而提高信号的信噪比。这些频率范围之外的信号通常包含较多的噪声而非真实的脑电活动^[90]。此外, 鉴于环境中存在的电磁干扰, 特别是 50 Hz 或 60 Hz 的工频干扰, 陷波滤波器被用来在不改变信号基本特性的情况下, 精确移除特定频率的噪声成分。对于随时间变化的噪声, 自适应滤波技术可动态调整滤波参数, 实时优化滤波策略, 确保信号质量稳定可靠。

伪迹去除是信号预处理中的另一重要步骤, 用以消除由人体生理活动(如眼球运动、肌肉活动等)及外部环境因素引入的各种干扰。独立成分分析(Independent component analysis, ICA)作为一种常用的空间滤波技术, 能将混合信号分解为多个独立成分, 有效识别并去除非脑源性活动(如肌电、心电)

引起的伪迹^[91]。在时间域处理中,通过应用移动平均或中值滤波等方法,可进一步减少信号中的随机噪声,平滑信号曲线,提高信号的连续性和稳定性。此外,当自动处理不足以完全去除所有伪迹时,人工干预可作为必要的补充手段,利用专家知识进行手动校正,以确保最终数据的准确性和可靠性^[92-95]。

3.3 特征提取

在非侵入式脑机接口系统中,基于人工特征提取和机器学习方法实现 EEG 解码的方法在已较为普遍^[96-98]。这些方法通过精心设计的特征集和先进的分类技术,将复杂的脑电活动转化为可理解和可操作的信息,从而支持各种脑机接口系统的功能实现。不同类型的特征提取方法及其在 BCI 中的应用如下所述。

(1) 时域特征。

在时域特征提取中,均值和方差是最基本的统计量,在运动想象任务中,均值可以反映出脑电信号的平均活动水平,而方差则揭示了信号强度的变化范围,这对于识别用户意图至关重要。峭度和偏度提供了关于脑电信号分布形式的信息,其中峭度反映了信号分布的尖锐程度,偏度则用来衡量信号分布的对称性。对于检测异常或特定模式的脑电信号,过零率是一个重要的指标,它记录了信号穿越零点的频率,能够有效识别脑电信号的活跃程度和变化速率^[99]。在实际应用中,这些时域特征帮助区分不同的脑电活动模式,为 BCI 系统的决策提供依据。

(2) 频域特征。

频域特征通过将时间序列信号转换为频域表示来提取。频域分析能够揭示信号中不同频率成分的贡献,这对于理解大脑的不同状态尤为重要^[17]。例如, α 波、 β 波和 θ 波等频带活动与不同的认知功能有关联。功率谱密度(Power spectral density, PSD)是一种常用的频域特征,它展示了信号能量随频率的分布情况。频带功率是指在某一特定频率范围内信号的总能量,这是识别不同脑电活动的重要工具。特别是在 SSVEP 范式中,频域特征分析可以帮助确定用户的选择意图,从而用于发布对应的机器人控制指令。

(3) 时频特征。

小波变换是一种常用的时频特征技术,具有灵活的时间-频率分辨率,适用于捕捉短暂且局部变化的脑电活动^[100]。通过将脑电信号分解为不同尺度的小波系数,小波变换能够突出信号中的瞬态成分和局部变化,这对于检测短暂的脑电活动尤其有效。

利用小波变换提取的特征,如不同尺度下的能量分布或系数的模极大值,可以增强对大脑状态的理解,并提高非侵入式 BCI 系统的分类准确性。

(4) 空间特征。

空间特征着眼于多通道信号的空间分布特性,通过分析不同电极位置之间的关系来提取信息。PCA 可以减少数据维度,同时保留主要变化特征;ICA 则能分离出独立的信号源,这对于消除脑电信号中的眼电、肌电等噪声干扰非常有效;CSP 是一种专门用于增强目标信号和背景噪声之间差异的技术。它提供了一组空间滤波器,同时使两类数据的协方差矩阵对角化,从而提取可分离的特征来代表脑电信号的大部分信息。这些空间特征提取方法共同为 BCI 系统的性能提升提供了坚实的基础,帮助更准确地识别和解释大脑活动模式^[101]。

综上所述,人工特征提取方法在 BCI 应用中发挥了重要作用。通过结合具体的脑电活动模式和应用场景,这些方法在样本数量有限的情况下提高了系统的准确性和可靠性。未来的研究应进一步探索如何优化特征提取过程,以适应更多样化的任务需求并增强系统的鲁棒性和灵活性。这将有助于推动 BCI 技术向更广泛的实际应用迈进,实现更为高效和个性化的脑机交互。

3.4 模式识别

3.4.1 机器学习方法

在传统的机器学习框架中,模式识别往往依赖于手工设计的特征提取方法,提取脑电信号的均值、频谱能量等特征,随后将这些特征输入到分类器中以预测样本的类别。常用的有监督学习算法包括线性判别分析、k 近邻算法(k-nearest neighbor, KNN)、支持向量机、随机森林(Random forests, RF)和梯度提升决策树(Gradientboosting decision tree, GBDT)等。由于脑电数据采集成本较高,而机器学习方法在处理小数据集时具有优势,因此传统机器学习方法在 BCI 系统中仍然占据重要地位,尤其是在特征工程方面提供了丰富的工具和策略。

KRISHNA 等^[102]计算了六个时域特征(均值、中位数、众数、最大值、最小值和标准差),使用 SVM 算法实现了四种运动想象意图的分类。HORKI 等^[103]设计了一套基于 MI 和 SSVEP 的混合范式用于控制机械臂,提取 MI 范式的频谱特征输入到 LDA 分类器用于控制机械臂抓取,使用 CCA 方法识别 SSVEP 控制肘部功能。XU 等^[51]在采集 EEG 信号后,通过 8~30 Hz 的带通滤波获得频段特征,而后采用 CSP 算法提取特征并用 LDA 实现分类,结合视觉信息共

享控制机械臂抓取。然而,手动设计特征依赖于领域经验,在处理易受噪声干扰、个体差异显著的高维脑电数据时特征提取效果有限,这促使研究者转向更加高效灵活的方法。

3.4.2 深度学习方法

(1) 卷积神经网络。

卷积神经网络通过卷积层捕捉 EEG 信号中的局部空间特征,并利用池化层压缩特征图的尺寸,从而有效减少计算复杂度。这种方法特别适用于处理具有固定结构的图像数据,如图像或经过预处理的频谱特征。

此外, CNN 能够自动从原始 EEG 信号中学习有效的特征表示,减少了人工设计特征的工作量。例如,EEGNet 是一种专为通用脑电识别任务设计的紧凑型卷积神经网络。如图 18 所示,该模型仅包含三个卷积模块,并引入了深度卷积和可分离卷积操作,以进一步减少参数数量,使其更适合小样本数据的分类任务。这种端到端的深度学习方法在脑机接口领域正日益受到重视。通过减少传统信号处理和特征工程的复杂性,端到端模型不仅简化了 BCI 系统的设计,还增强了其在复杂环境中的适应能力,为脑-机交互提供了更为直观和灵活的解决方案。

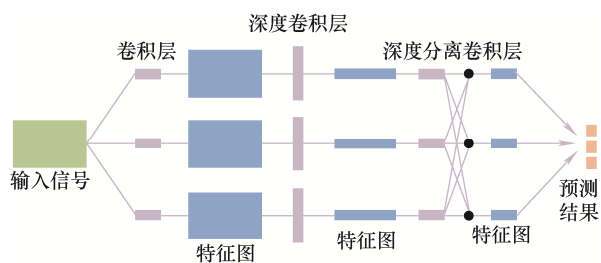


图 18 EEGNet 模型结构

(2) 循环神经网络。

循环神经网络(Recurrent neural network, RNN)具备处理序列数据的能力。其中,长短时记忆网络和门控循环单元(Gated recurrent unit, GRU)是优化的 RNN 架构,通过引入门控机制来解决梯度消失的问题,适用于处理长时间序列的 EEG 信号。

LU 等^[104]采集运动想象状态下的脑电信号,利用小波包进行去噪,然后计算提取脑电信号的频谱特征作为 RNN 的输入,通过模型训练后用于机器人的直行、停止、左转、右转等操作。JEONG 等^[105]采用双向 LSTM 解码 4 类运动想象任务,初步验证了基于脑电图的直观机械臂控制系统对于高级任务(如喝水或移动某些物体)的可行性。

(3) Transformer。

相较于基于 CNN 或 RNN 的模型,Transformer^[106]能够更有效地捕捉序列中的长距离依赖性,从而增强对大脑功能活动全局特征的理解能力。Transformer 由 Google 在 2017 年提出,其核心优势在于使用注意力机制来捕捉长距离的数据依赖关系,这使得它成为了自然语言处理领域的首选模型。Transformer 已在脑电信号的分类和回归任务中展示出了一定的性能提升^[107-109]。

然而,基于 CNN 或 Transformer 的端到端的深度学习方法通常应用在离线研究中^[110-113]。由于对数据规模的依赖性较高,且 CNN 可能因为固定的局部感受野而难以实时捕捉动态变化的脑电特征;Transformer 因其计算密集的注意力机制可能导致处理延迟,影响实时性能。因此,在实时控制机器人领域,端到端的深度学习方法仍处于起步阶段。JEONG 等^[114]提出了一种基于多向卷积神经网络-双向长短期记忆网络从脑电信号中解码了用户手臂在 3D 多方向(左、右、前、后、上、下)伸展的运动意图,并在实时环境下的在线实验证明了基于 BRI 的机械臂控制的可行性。LU 等^[115]提出了端到端的残差卷积模型,以滤波后的 EEG 信号为输入,检测左眼眨眼、右眼眨眼、连续眨眼和磨牙任务,并在线 BCI 系统来控制机器人的左转、右转、前进、停止和速度。

深度学习不仅简化了特征提取过程,还通过强大的表征学习能力提升了 BCI 系统的性能。然而,它们也面临着一些挑战,如需要大量的标注数据进行训练、模型解释性较差以及计算资源消耗较大等问题。未来的研究应继续探索如何平衡模型复杂度与性能,同时开发更加高效的训练算法和硬件加速技术,以推动非侵入式 BCI 技术在实际应用中的进一步发展。

4 未来发展趋势与挑战

(1) 信号采集技术的革新。

BRI 系统的性能依赖于 EEG 信号质量,因此研发高信噪比、用户友好型的高性能电极和便携式信号采集装置是关键挑战之一。电极需在动态环境中长时间稳定工作,同时保证电极佩戴舒适、设备轻便易携,从而提升用户体验。

未来信号采集技术将致力于开发更为轻便且舒适的干电极或柔性电极。此类新型电极设计不仅能够减轻皮肤刺激与不适感,还可保证在动态条件下

的稳定接触,进而增强了信号采集的可靠性和连续性。借助纳米技术和先进材料的应用,未来电极将展示出更高的耐用性和灵敏度,有助于降低噪声干扰,显著改善信号质量,在复杂环境下亦能捕捉清晰的脑电波信号。此外,信号传输的抗干扰和实时性能的研究将是另一重要方向,以确保数据的可靠性和传输效率,并简化硬件连接,使信号获取更为便捷和灵活,以适应更为广泛的应用场景。

(2) 脑电分析与实时解码性能优化。

在 BRI 系统中,实时解码人的意图是将 EEG 信号准确转化为机器人控制指令的关键环节,也是当前技术的主要瓶颈。这一过程对解码准确性、计算效率和跨受试者通用性提出了严格要求。现有系统的瓶颈包括信息转换速率低、抗干扰能力不足,以及模型的鲁棒性和实时性有待提高。此外,不同用户的脑电信号差异显著,当前解码模型通常跨被试识别准确率仍有待提高,导致 BRI 系统必须在使用前进行校准,影响了系统效率。因此,开发高精度、低延迟、高效计算的先进神经解码器,成为当前研究的重要挑战。

未来研究将致力于开发更智能的特征提取算法,优化模式识别技术,以提升特征的区分能力和鲁棒性。通过识别和提取与特定任务高度相关的特征,可显著提高分类准确性和系统可靠性。此外,改进模型架构和创新训练策略将进一步增强分类准确度和推理速度,加快识别过程并提高结果精确性。

此外,数据量不足仍是 BCI 领域的一个重大挑战。为克服这一问题,研究者们需探索数据增强技术、迁移学习和半监督学习方法,以提升模型在有限数据集上的泛化能力。同时,构建高质量的开放脑电数据集至关重要,这将为算法训练提供充足的数据资源,促进整个领域的快速发展与技术突破。

与此同时,多模态信息融合技术将成为 BCI 领域的另一个重要研究方向。整合脑电信号与眼动追踪、肌电信号等多源生理信号,可丰富数据来源和信息量,增强系统的鲁棒性和适应性。多模态信息的融合不仅提供更为全面的数据支持,还能够应对复杂应用场景,推动 BCI 技术向更加智能化的方向发展。

(3) 脑电信号的神经机理研究。

脑电信号的神经机理是 BRI 研究中的一个关键挑战。从单个神经元放电到区域间同步振荡,再到跨区域功能网络连接等多层次神经元交互作用的复杂活动模式不仅难以全面解析,而且在不同个体之

间表现出显著差异。同时,当前研究对于大脑具体如何编码意图信号的机制了解有限,相关理论基础的发展限制了 BRI 系统的设计和优化。因此,未来的研究需要更多地依赖于脑科学等基础学科的突破,以揭示大脑活动的本质,为解码技术提供坚实的理论支撑。这一领域的进展将极大地促进脑机接口系统的性能提升和广泛应用。

(4) 智能机器人控制前沿技术。

随着人工智能和机器学习的进步,智能机器人正朝着更加智能化、自主化和人性化的方向快速发展,不仅能够执行复杂任务,还能通过自我学习不断优化性能,适应不同环境和用户需求。通过集成先进的感知技术和算法,智能机器人可实现高精度环境感知和快速响应,并通过深度学习做出更精准的决策。人机协作变得更加紧密,机器人通过自然语言处理和情感识别技术更好地理解和回应人类意图。同时,自适应学习和模块化设计使机器人能够在动态环境中自主学习并持续进化。在 BRI 系统中,智能机器人可以根据用户的脑电活动提供个性化服务,建立高效的实时反馈机制以形成紧密的人机协同工作模式,并通过多模态信号融合提升解码精度和响应速度。

(5) 多领域技术的协同发展。

为推进 BRI 技术的应用与发展,未来的研究将注重 BRI 技术与多个前沿领域的协同创新。首先,关注人的意图与机器人控制指令之间的精准映射,通过深度学习与强化学习等先进技术,引入人类行为意图模式的先验知识,实现从人类大脑信号到具体动作命令的智能转换。其次,优化通讯技术,利用第五代移动通信(5G)乃至未来的第六代移动通信(6G)技术,减少数据传输的时延,确保实时性和可靠性,促进远程控制及即时响应机制的发展。此外,通过增强现实(Augmented reality, AR)技术创建沉浸式交互环境,允许用户在虚拟与现实融合的空间中利用 BRI 技术进行自然互动,拓展用户体验维度及应用场景^[116]。最后,引入具身智能理念,提升机器人的感知与操作能力,使其在执行任务时更加灵活、智能,从而在日常生活中更容易与人类进行无感交互。

(6) 安全性和伦理问题。

由于 BRI 系统人与机器人之间的交互,因此安全问题至关重要,首先,必须确保机器人在接收和执行来自 BRI 系统的控制指令时不会对用户或其他人造成伤害,同时也要防止数据在传输过程被污染和篡改。其次,隐私保护也是一个不容忽视的伦理

问题。BCI 系统通常需要收集大量的个人脑电数据, 这些数据可能包含敏感信息, 如用户的健康状况、情绪状态甚至是思维活动。因此, 必须采取有效的措施来防止数据泄露, 确保用户的个人信息安全。这包括但不限于加密存储、匿名化处理以及建立严格的数据访问权限控制机制。

此外, 随着技术的进步, BCI 系统可能会被应用于更多的社会场景, 如教育、娱乐甚至军事领域, 存在技术滥用的风险。因此, 制定相应的法律法规和伦理准则显得尤为迫切, 以确保 BCI 技术的发展和应用既促进社会进步又符合道德标准。这不仅涉及技术本身的规范使用, 还包括对潜在社会影响的评估和管理, 确保技术服务于人类福祉而不引发负面后果。

5 结论

本文系统地阐述了非侵入式脑机接口在机器人控制领域的研究现状和发展趋势。通过探讨脑控机器人的 BRI 系统及其生理基础, 分析了运动想象、稳态视觉诱发电位、P300 事件相关电位等多种脑电范式在移动机器人、机械臂及飞行器控制中的应用, 并深入研究了 EEG 信号处理流程。面对数据噪声和个体差异等问题, 本文强调了提高信号检测精度、增强用户适应性和实现自然人机交互体验的重要性。未来的研究需持续探索新的算法和技术解决方案, 以克服现有限制并推动 BCI 技术的实用化和商业化。总之, 非侵入式 BCI 有望成为一种高效且直观的机器人控制系统, 不仅丰富了人机交互方式, 还为残疾人提供了更好的辅助手段, 从而显著提升其独立性和生活质量。

参 考 文 献

- [1] 中华人民共和国国家统计局. 中华人民共和国 2023 年国民经济和社会发展统计公报[EB/OL]. (2024-02-29) https://www.stats.gov.cn/sj/zxfb/202402/t20240228_1947915.html.
National Bureau of Statistics of China. Statistical communiqué of the People's Republic of China on the 2023 national economic and social development [EB/OL]. (2024-02-29) https://www.stats.gov.cn/sj/zxfb/202402/t20240228_1947915.html.
- [2] 何畅, 熊蔡华, 陈文斌. 脑损伤上肢康复机器人及其临床应用研究[J]. 机械工程学报, 2023, 59(19): 65-80.
HE Chang, XIONG Caihua, CHEN Wenbin. Review on upper-limb rehabilitation robots for patients with brain injury and clinical applications[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(19): 65-80.
- [3] HRAMOV A E, MAKSIMENKO V A, PISARCHIK A N. Physical principles of brain-computer interfaces and their applications for rehabilitation, robotics and control of human brain states[J]. Physics Reports, 2021, 918: 1-133.
- [4] ZHOU YAJUN, YU T Y, GAO W, et al. Shared three-dimensional robotic arm control based on asynchronous BCI and computer vision[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2023, 31: 3163-3175.
- [5] ALTAHERI H, MUHAMMAD G, ALSULAIMAN M, et al. Deep learning techniques for classification of electroencephalogram (EEG) motor imagery (MI) signals: A review[J]. Neural Computing and Applications, 2023, 35(20): 14681-14722.
- [6] 张德雨, 刘思宇, 张健, 等. 基于动态视觉范式与实时反馈校验的脑控机械臂[J]. 机械工程学报, 2023, 59(21): 157-166.
ZHANG Deyu, LIU Siyu, ZHANG Jian, et al. Brain controlled manipulator based on dynamic visual paradigm and real-time feedback[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(21): 157-166.
- [7] 姚玉峰, 裴硕, 郭军龙, 等. 上肢康复机器人研究综述[J]. 机械工程学报, 2024, 60(11): 115-134.
YAO Yufeng, PEI Shuo, GUO Junlong, et al. Review of research on upper-limb rehabilitation training robots[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2024, 60(11): 115-134.
- [8] MAO Xiaoqian, LI Mengfan, LI Wei, et al. Progress in EEG-based brain robot interaction systems[J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2017, 2017: 1742862.
- [9] ZHANG J C, WANG M. A survey on robots controlled by motor imagery brain-computer interfaces[J]. Cognitive Robotics, 2021, 1: 12-24.
- [10] LIU S C, WANG L H, GAO R X. Cognitive neuroscience and robotics : Advancements and future research directions[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2024, 85: 102610.
- [11] BALL T, KERN M, MUTSCHLER I, et al. Signal quality of simultaneously recorded invasive and non-invasive EEG[J]. NeuroImage, 2009, 46(3): 708-716.
- [12] BINNIE C D, PRIOR P F. Electroencephalography[J]. Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry, 1994, 57(11): 1308-1319.
- [13] STAM C J. Use of magnetoencephalography (MEG) to

- study functional brain networks in neurodegenerative disorders[J]. *Journal of the Neurological Sciences*, 2010, 289(1-2): 128-134.
- [14] DEYOE E A, BANDETTINI P, NEITZ J, et al. Functional magnetic resonance imaging (fMRI) of the human brain[J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 1994, 54(2): 171-187.
- [15] FERRARI M, QUARESIMA V. A brief review on the history of human functional near-infrared spectroscopy (fNIRS) development and fields of application[J]. *NeuroImage*, 2012, 63(2): 921-935.
- [16] AGGARWAL S, CHUGH N. Review of machine learning techniques for EEG based brain computer interface[J]. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 2022, 29(5): 3001-3020.
- [17] POOJA, PAHUJA S K, VEER K. Recent approaches on classification and feature extraction of EEG signal: A review[J]. *Robotica*, 2022, 40(1): 77-101.
- [18] PANAGOU S, NEUMANN W P, FRUGGIERO F. A scoping review of human robot interaction research towards Industry 5.0 human-centric workplaces[J]. *International Journal of Production Research*, 2024, 62(3): 974-990.
- [19] LICARDO J T, DOMJAN M, OREHOVAČKI T. Intelligent robotics—A systematic review of emerging technologies and trends[J]. *Electronics*, 2024, 13(3): 542.
- [20] OBAIGBENA A, LOTTU O A, UGWUANYI E D, et al. AI and human-robot interaction: A review of recent advances and challenges[J]. *GSC Advanced Research and Reviews*, 2024, 18(2): 321-330.
- [21] LIU Y L, LI Z J, ZHANG T, et al. Brain-robot interface-based navigation control of a mobile robot in corridor environments[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2020, 50(8): 3047-3058.
- [22] IÁÑEZ E, AZORÍN J M, ÚBEDA A, et al. Mental tasks-based brain-robot interface[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2010, 58(12): 1238-1245.
- [23] GANDHI V, PRASAD G, COYLE D, et al. EEG-based mobile robot control through an adaptive brain-robot interface[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2014, 44(9): 1278-1285.
- [24] LOTZE M, HALSBAND U. Motor imagery[J]. *Journal of Physiology-Paris*, 2006, 99(4): 386-395.
- [25] NORCIA A M, APPELBAUM L G, ALES J M, et al. The steady-state visual evoked potential in vision research: A review[J]. *Journal of Vision*, 2015, 15(6): 4.
- [26] KALRA J, MITTAL P, MITTAL N, et al. How visual stimuli evoked P300 is transforming the brain-computer interface landscape: A PRISMA compliant systematic review[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2023, 31: 1429-1439.
- [27] ZHANG Y C, RAJABI N, TALEB F, et al. Mind meets robots: A review of EEG-based brain-robot interaction systems[J]. *International Journal of Human- Computer Interaction*, 2025, 1-32.
- [28] 尼克尔斯. 神经生物学: 从神经元到脑[M]. 5 版. 北京: 科学出版社, 2014.
- NICHOLLS J G. From neuron to brain[M]. 5th ed. Beijing: Science Press, 2014.
- [29] GREENFIELD L J, GEYER J D, CARNEY P R. Reading EEGs: A practical approach[M]. Philadelphia: Lippincott Williams & Wilkins, 2012.
- [30] SALAMON G, HUANG Y P. Radiologic anatomy of the brain[M]. Berlin: Springer Science & Business Media, 2012.
- [31] MOLENBERGHS P, CUNNINGTON R, MATTINGLEY J B. Brain regions with mirror properties: A meta-analysis of 125 human fMRI studies[J]. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 2012, 36(1): 341-349.
- [32] BAŞAR E, BAŞAR-EROĞLU C, KARAKAŞ S, et al. Are cognitive processes manifested in event-related gamma, alpha, theta and delta oscillations in the EEG?[J]. *Neuroscience Letters*, 1999, 259(3): 165-168.
- [33] 申牧. 脑电节律时空模式的特征提取与识别研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2024.
- SHEN Mu. Research on the feature extraction and identification from the spatiotemporal patterns of brain oscillations[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2024.
- [34] HENRY J C. Electroencephalography: Basic principles, clinical applications, and related fields, fifth edition[J]. *Neurology*, 2006, 67(11): 2092-2092-a.
- [35] MÜLLER-PUTZ G, LEEB R, TANGERMANN M, et al. Towards noninvasive hybrid brain-computer interfaces: Framework, practice, clinical application, and beyond[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2015, 103(6): 926-943.
- [36] QIU S Y, LI Z J, HE W, et al. Brain-machine interface and visual compressive sensing-based teleoperation control of an exoskeleton robot[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2017, 25(1): 58-69.
- [37] LU R Q, LI Z J, SU C Y, et al. Development and learning control of a human limb with a rehabilitation exoskeleton[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2014, 61(7): 3776-3785.

- [38] 伏云发, 王越超, 李洪谊, 等. 直接脑控机器人接口技术[J]. 自动化学报, 2012, 38(8): 1229-1246.
FU Yunfa, WANG Yuechao, LI Hongyi, et al. Direct brain-controlled robot interface technology[J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 38(8): 1229-1246.
- [39] 何峰, 董博文, 韩锦, 等. 基于头皮脑电的游戏型脑机接口应用研究综述[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(2): 415-423.
HE Feng, DONG Bowen, HAN Jin, et al. Advances in game-based brain-computer interface applications using scalp EEG: A review[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2022, 44(2): 415-423.
- [40] 王鹏宇. 基于快速序列视觉呈现的脑机接口技术研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2023.
WANG Pengyu. Research on brain-computer interface technology based on rapid serial visual presentation[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2023.
- [41] 徐宝国, 何小杭, 魏智唯, 等. 基于运动想象脑电的机器人连续控制系统研究[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(9): 10-19.
XU Baoguo, HE Xiaohang, WEI Zhiwei, et al. Research on continuous control system for robot based on motor imagery EEG[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(9): 10-19.
- [42] TANAKA K, MATSUNAGA K, WANG H O. Electroencephalogram-based control of an electric wheelchair[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2005, 21(4): 762-766.
- [43] CHOI K. Control of a vehicle with EEG signals in real-time and system evaluation[J]. European Journal of Applied Physiology, 2012, 112(2): 755-766.
- [44] ALJALAL M, DJEMAL R, IBRAHIM S. Robot navigation using a brain computer interface based on motor imagery[J]. Journal of Medical and Biological Engineering, 2019, 39(4): 508-522.
- [45] CHAE Y, JEONG J, JO S. Toward brain-actuated humanoid robots: Asynchronous direct control using an EEG-based BCI[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2012, 28(5): 1131-1144.
- [46] QIAO Y, SHI R, GUO F, et al. A hierarchical intelligent rehabilitation robotic system based on MI-EEG[C]//2024 43rd Chinese Control Conference (CCC). 2024 : 3389-3394.
- [47] 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.
- [48] PLECHAWSKA-WOJCIK M, WOLSZCZAK P, CECHOWICZ R, et al. Construction of neural nets in brain-computer interface for robot arm steering[C]//2016 9th International Conference on Human System Interactions (HSI). 2016: 1-8.
- [49] BOUSSETA R, EL OUAOUAK I, GHARBI M, et al. EEG based brain computer interface for controlling a robot arm movement through thought[J]. IRBM, 2018, 39(2): 129-135.
- [50] LIU Yiliang, SU Wenbin, LI Zhijun, et al. Motor-imagery-based teleoperation of a dual-arm robot performing manipulation tasks[J]. IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems, 2019, 11(3): 414-424.
- [51] XU Y, DING C, SHU X K, et al. Shared control of a robotic arm using non-invasive brain-computer interface and computer vision guidance[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2019, 115: 121-129.
- [52] AKCE A, JOHNSON M, BRETEL T. Remote teleoperation of an unmanned aircraft with a brain-machine interface: Theory and preliminary results[C]//2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). 2010: 5322-5327.
- [53] LAFLEUR K, CASSADY K, DOUD A, et al. Quadcopter control in three-dimensional space using a noninvasive motor imagery-based brain-computer interface[J]. Journal of Neural Engineering, 2013, 10(4): 046003.
- [54] VIJAYENDRA A, SAKSENA S K, VISHWANATH R M, et al. A performance study of 14-channel and 5-channel EEG systems for real-time control of unmanned aerial vehicles (UAVs)[C]// 2018 Second IEEE International Conference on Robotic Computing (IRC). Laguna Hills, CA, USA, 2018: 183-188.
- [55] 邓志东, 李修全, 郑宽浩, 等. 一种基于 SSVEP 的仿人机器人异步脑机接口控制系统[J]. 机器人, 2011, 33(2): 129-135.
DENG Zhidong, LI Xiuquan, ZHENG Kuanhao, et al. A humanoid robot control system with SSVEP-based asynchronous brain-computer interface[J]. Robot, 2011, 33(2): 129-135.
- [56] GÜNEYSU A, AKIN H L. An SSVEP based BCI to control a humanoid robot by using portable EEG device[C]//2013 35th annual international conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). 2013: 6905-6908.
- [57] MANDEL C, LÜTH T, LAUE T, et al. Navigating a smart wheelchair with a brain-computer interface

- interpreting steady-state visual evoked potentials[C]// 2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). 2009: 1118-1125.
- [58] AI J K, MENG J J, MAI X M, et al. BCI control of a robotic arm based on SSVEP with moving stimuli for reach and grasp tasks[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2023, 27(8): 3818-3829.
- [59] WANG Y, ZHANG X, LI K, et al. Humanoid robot control system based on AR-SSVEP[C]// 2020 6th International Conference on Computing and Artificial Intelligence (ICCAI). New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2020: 529-533.
- [60] ZHANG Y X, GAO Q, SONG Y, et al. Implementation of an SSVEP-based intelligent home service robot system[J]. Technology and Health Care, 2021, 29(3): 541-556.
- [61] MULLER-PUTZ G R, PFURTSCHELLER G. Control of an electrical prosthesis with an SSVEP-based BCI[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2008, 55(1): 361-364.
- [62] LIN C G, DENG X Y, YU Z L, et al. A SSVEP-based BCI for controlling a 4-DOF robotic manipulator[C]//2019 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (SMC). 2019: 2174-2179.
- [63] CHEN X G, ZHAO B, WANG Y J, et al. Control of a 7-DOF robotic arm system with an SSVEP-based BCI[J]. International Journal of Neural Systems, 2018, 28(8): 1850018.
- [64] FU R G, FENG X L, WANG S W, et al. Control of the robotic arm system with an SSVEP-based BCI[J]. Measurement Science and Technology, 2024, 35(5): 055702.
- [65] ISHIZUKA K, KOBAYASHI N, SAITO K. High accuracy and short delay 1ch-SSVEP quadcopter-BMI using deep learning[J]. Journal of Robotics and Mechatronics, 2020, 32(4): 738-744.
- [66] MEI J, XU M P, WANG L J, 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 and Biology Society (EMBC). 2020: 4745-4748.
- [67] ERGEN M, MARBACH S, BRAND A, et al. P3 and delta band responses in visual oddball paradigm in schizophrenia[J]. Neuroscience Letters, 2008, 440(3): 304-308.
- [68] LI M F, LI W, ZHAO J, et al. A P300 model for cerebot-a mind-controlled humanoid robot[J]. Robot Intelligence Technology and Applications, 2014, 274: 495-502.
- [69] LIU J C, CHOU H C, CHEN C H, et al. Time-shift correlation algorithm for P300 event related potential brain-computer interface implementation[J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2016, 2016: 3039454.
- [70] TANG J S, ZHOU Z T, LIU Y D. A 3D visual stimuli based P300 brain-computer interface: For a robotic arm control[C]// 2017 International Conference on Artificial Intelligence, Automation and Control Technologies. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2017: 1-6.
- [71] BERALDO G, TORTORA S, MENEGATTI E. Towards a brain-robot interface for children[C]// 2019 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (SMC). 2019: 2799-2805.
- [72] 戴廷飞, 刘邈, 叶阳阳, 等. 人机共享控制机器人系统的应用与发展[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(3): 62-73.
- DAI Tingfei, LIU Miao, YE Yangyang, et al. Application and development of human-machine shared control robot system[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(3): 62-73.
- [73] LI H Q, BI L Z, LI X Y, et al. Robust predictive control for EEG-based brain-robot teleoperation[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2024, 25(8): 9130-9140.
- [74] 程杨, 潘尚峰. 一种多自由度康复外骨骼机械臂的虚拟分解控制[J]. 机械工程学报, 2022, 58(9): 21-30.
- CHENG Yang, PAN Shangfeng. Virtual decomposition control of a multi-degree-of-freedom rehabilitation exoskeleton robotic arm[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(9): 21-30.
- [75] HONG J. Multimodal brain-computer interface combining synchronously electroencephalography and electromyography[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2017, 33(6): 3355-3362.
- [76] JIANG J, ZHOU Z T, YIN E W, et al. Hybrid brain-computer interface (BCI) based on the EEG and EOG signals[J]. Bio-Medical Materials and Engineering, 2014, 24(6): 2919-2925.
- [77] BENEDEK M, KAERNBACH C. A continuous measure of phasic electrodermal activity[J]. Journal of Neuroscience Methods, 2010, 190(1): 80-91.
- [78] LI J J, WANG Q. Multi-modal bioelectrical signal fusion analysis based on different acquisition devices and scene settings: Overview, challenges, and novel orientation[J]. Information Fusion, 2022, 79: 229-247.

- [79] AN Y, WONG J, LING S H. Development of real-time brain-computer interface control system for robot[J]. *Applied Soft Computing*, 2024, 159: 111648.
- [80] MAO X Q, LI W, LEI C W, et al. A brain-robot interaction system by fusing human and machine intelligence[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2019, 27(3): 533-542.
- [81] HAN J, XU M P, WANG Y J, et al. 'Write' but not 'spell' Chinese characters with a BCI-controlled robot[C]//2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC). 2020: 4741-4744.
- [82] ZHANG R H, LEE S, HWANG M, et al. NOIR: Neural signal operated intelligent robots for everyday activities[C]// 2023 Conference on Robot Learning (CoRL). PMLR, 2023, 229: 1737-1760.
- [83] MYSLOBODSKY M S, COPPOLA R, BAR-ZIV J, et al. Adequacy of the international 10-20 electrode system for computed neurophysiologic topography[J]. *Journal of Clinical Neurophysiology*, 1990, 7(4): 507-518.
- [84] ANBARASAN R, GOMEZ CARMONA D, MAHENDRAN R. Human taste-perception: Brain computer interface (BCI) and its application as an engineering tool for taste-driven sensory studies[J]. *Food Engineering Reviews*, 2022, 14(3): 408-434.
- [85] BAMDAD M, ZARSHENAS H, AUAIS M A. Application of BCI systems in neurorehabilitation: A scoping review[J]. *Disability and Rehabilitation: Assistive Technology*, 2015, 10(5): 355-364.
- [86] 赵倩, 谭浩然, 王西岳, 等. 脑电采集电极研究进展[J]. *科学技术与工程*, 2021, 21(15): 6097-6104.
ZHAO Qian, TAN Haoran, WANG Xiyue, et al. Research progress of the electrode for EEG acquisition [J]. *Science Technology and Engineering*, 2021, 21(15): 6097-6104.
- [87] 吴晓婷, 裴为华, 王毅军, 等. 应用于脑机接口的便捷式头皮电极[J]. *人工智能*, 2021(6): 16-25.
WU Xiaoting, PEI Weihua, WANG Yijun, et al. Portable scalp electrodes applied to brain-computer interfaces [J]. *Artificial Intelligence*, 2021(6): 16-25.
- [88] USAKLI A B. Improvement of EEG signal acquisition: An electrical aspect for state of the art of front end[J]. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2010, 2010: e630649.
- [89] KUMAR J S, BHUVANESWARI P. Analysis of electroencephalography (EEG) signals and its categorization-A study[J]. *Procedia Engineering*, 2012, 38: 2525-2536.
- [90] SHOKA A, DESSOUKY M, EL-SHERBENY A, et al. Literature review on EEG preprocessing, feature extraction, and classifications techniques[J]. *Menoufia Journal of Electronic Engineering Research*, 2019, 28: 292-299.
- [91] IRIARTE J, URRESTARAZU E, VALENCIA M, et al. Independent component analysis as a tool to eliminate artifacts in EEG: A quantitative study[J]. *Journal of Clinical Neurophysiology*, 2003, 20(4): 249-257.
- [92] GUERRERO-MOSQUERA C, NAVIA-VAZQUEZ A. Automatic removal of ocular artefacts using adaptive filtering and independent component analysis for electroencephalogram data[J]. *Signal Processing, IET*, 2012, 6: 99-106.
- [93] 张锐, 刘家俊, 陈明明, 等. 基于小波变换—集合经验模态分解的单通道脑电信号眼电伪迹自动去除研究[J]. *生物医学工程学杂志*, 2021, 38(3): 473-482.
ZHANG Rui, LIU Jiajun, CHEN Mingming, et al. Research on automatic removal of ocular artifacts from single channel electroencephalogram signals based on wavelet transform and ensemble empirical mode decomposition[J]. *Journal of Biomedical Engineering*, 2021, 38(3): 473-482.
- [94] GOSHVARPOUR A, GOSHVARPOUR A. Novel high-dimensional phase space features for EEG emotion recognition[J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2023, 17(2): 417-425.
- [95] MOGNON A, JOVICICH J, BRUZZONE L, et al. ADJUST: An automatic EEG artifact detector based on the joint use of spatial and temporal features[J]. *Psychophysiology*, 2011, 48(2): 229-240.
- [96] LOTTE F, BOUGRAIN L, CICHOCKI A, et al. A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces: A 10 year update[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2018, 15(3): 031005.
- [97] 高之琳. 脑电多尺度特征分析算法研究及其应用[D]. 南京: 东南大学, 2022.
GAO Zhilin. research on algorithms of multi-scale EEG analysis and the applications[D]. Nanjing: Southeast University, 2022.
- [98] AGGARWAL S, CHUGH N. Review of machine learning techniques for EEG based brain computer interface[J]. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 2022, 29(5): 3001-3020.
- [99] BOONYAKITANONT P, LEK-UTHAI A, CHOMTHOK, et al. A review of feature extraction and performance evaluation in epileptic seizure detection using EEG[J].

- Biomedical Signal Processing and Control, 2020, 57: 101702.
- [100] LIU G Y, TIAN L, ZHOU W D. Multiscale time-frequency method for multiclass motor imagery brain computer interface[J]. Computers in Biology and Medicine, 2022, 143: 105299.
- [101] SIULY, WANG H, ZHANG Y C. Detection of motor imagery EEG signals employing Naïve Bayes based learning process[J]. Measurement, 2016, 86: 148-158.
- [102] KRISHNA D H, PASHA I A, SAVITHRI T S. Autonomuos robot control based on EEG and cross-correlation[C]//2016 10th International Conference on Intelligent Systems and Control (ISCO). 2016: 1-4.
- [103] HORKI P, SOLIS-ESCALANTE T, NEUPER C, et al. Combined motor imagery and SSVEP based BCI control of a 2 DoF artificial upper limb[J]. Medical & Biological Engineering & Computing, 2011, 49(5): 567-577.
- [104] LU W, WEI Y N, YUAN J X, et al. Tractor assistant driving control method based on EEG combined with RNN-TL deep learning algorithm[J]. IEEE Access, 2020, 8: 163269-163279.
- [105] JEONG J H, SHIM K H, KIM D J, et al. Trajectory decoding of arm reaching movement imageries for brain-controlled robot arm system[C]//2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). 2019: 5544-5547.
- [106] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C]// 30th Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS). 2017: 5998-6008.
- [107] SHI E Z, YU S G, KANG Y Q, et al. MEET: A multi-band EEG Transformer for brain states decoding[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2023: 1-12.
- [108] SUN J Y, XIE J, ZHOU H H. EEG classification with Transformer-based models[C]//2021 IEEE 3rd Global Conference on Life Sciences and Technologies (LifeTech). 2021: 92-93.
- [109] LI Z G, ZHANG R K, ZENG Y, et al. MST-net: A multi-scale swin transformer network for EEG-based cognitive load assessment[J]. Brain Research Bulletin, 2024, 206: 110834.
- [110] DOSE H, MØLLER J S, IVERSEN H K, et al. An end-to-end deep learning approach to MI-EEG signal classification for BCIs[J]. Expert Systems with Applications, 2018, 114: 532-542.
- [111] ZHANG C, KIM Y K, ESKANDARIAN A. EEG-inception: An accurate and robust end-to-end neural network for EEG-based motor imagery classification[J]. Journal of Neural Engineering, 2021, 18(4): 046014.
- [112] HAN Z C, CHANG H L, ZHOU X Y, et al. E2ENNet: An end-to-end neural network for emotional brain-computer interface[J]. Frontiers in Computational Neuroscience, 2022, 16: 942979.
- [113] SONG Y H, ZHENG Q Q, LIU B C, et al. EEG conformer: Convolutional transformer for EEG decoding and visualization[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2023, 31: 710-719.
- [114] JEONG J H, SHIM K H, KIM D J, et al. Brain-controlled robotic arm system based on multi-directional CNN-BiLSTM network using EEG signals[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2020, 28(5): 1226-1238.
- [115] LU Y Z, WANG H, FENG N S, et al. Online interaction method of mobile robot based on single-channel EEG signal and end-to-end CNN with residual block model[J]. Advanced Engineering Informatics, 2022, 52: 101595.
- [116] WANG Y, ZHANG M X, LI M, et al. Development of a humanoid robot control system based on AR-BCI and SLAM navigation[J]. Cognitive Neurodynamics, 2024, 18(5): 2857-2870.

作者简介: 高晗, 女, 1997 年出生, 博士。主要研究方向为人工智能、脑机接口及其在机器人领域的应用。

E-mail: gaohan@cmhi.chinamobile.com

蒲琪然, 女, 1989 年出生, 硕士。主要研究方向为智能机器人系统、人机交互、脑机接口及其在机器人领域的应用。

E-mail: puqiran@cmhi.chinamobile.com

赵永生, 男, 1989 年出生, 博士。主要研究方向为智能机器人环境感知、手眼协作、视觉伺服等关键技术。

E-mail: zhaoyongsheng@cmhi.chinamobile.com

张茂林, 男, 2001 年出生, 博士研究生。主要研究方向为脑机接口、人机协作。

E-mail: maolin_zhang@zju.edu.cn

吴紫润, 女, 1989 年出生, 博士。主要研究方向为智能制造、工业机器人。

E-mail: wuzijian@cmhi.chinamobile.com

程宝平(通信作者), 男, 1980 年出生, 博士。主要研究方向为多媒体通信, 智能机器人系统, 脑机接口。

E-mail: chengbaoping@cmhi.chinamobile.com

王柏村, 男, 1990 年出生, 博士。主要研究方向为智能制造, 人机协作, 脑机接口。

E-mail: baicunw@zju.edu.cn