

·名家论坛·

运动想象脑机接口在神经系统疾病康复中的应用

杨帮华^{1,2,3*}

1 上海大学机电工程与自动化学院,上海 200444;

2 上海大学医学院,上海 200444;

3 上海大学脑机工程研究中心,上海 200444

* 通信作者:杨帮华,E-mail:yangbanghua@shu.edu.cn

收稿日期:2023-09-21;接受日期:2023-11-20

基金项目:国家重点研发计划项目(2022YFC3602700,2022YFC3602703);国家自然科学基金项目(62376149)

DOI:10.3724/SP.J.1329.2023.06001

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



杨帮华,上海大学机电工程与自动化学院、医学院双聘教授,博士生导师,脑机工程研究中心主任,上海市五一劳动奖章获得者,上海市三八红旗手,省部级人才。从事脑机接口及其工程应用研究20年,主要研究运动想象脑机接口、神经信号智能解码技术、虚拟现实(VR)/增强现实(AR)技术、脑机接口结合VR/AR在医疗领域工程应用。主持科技部国家重点研发计划项目1项、国家自然科学基金项目和其他国家级项目10多项;担任脑机接口领域期刊《IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering》副主编,在国内外知名期刊发表学术论文130余篇,授权专利10余项。

摘要 脑机接口(BCI)技术是一种不依赖人体外周神经传输通路和肌肉组织,在人脑与外界机器之间建立联系的新型人机交互技术。BCI系统包括主动式、反应式和被动式3大类,其中运动想象脑机接口(MI-BCI)是最常见的主动式BCI系统。MI-BCI通过大脑想象运动的方式来控制外部设备,无需实际进行运动。为了带给患者更多沉浸感,引入增强现实(AR)技术可增加患者的兴趣,提高康复训练专注度。本研究从BCI技术概述、MI-BCI技术在神经系统疾病康复中的应用及其存在的不足和展望等方面进行阐述,以期对MI-BCI技术在神经系统疾病的诊断和康复中的应用提供参考。其中,BCI技术概述主要介绍了BCI技术、MI-BCI技术和AR-MI-BCI康复训练系统(AR-MI-BCI康复训练系统流程和系统整体架构)。MI-BCI系统在脑卒中、毒品成瘾戒毒和抑郁症等神经系统疾病方面有诸多应用,既能有效辅助神经系统疾病诊断,又可以激活特定脑区,促进脑功能康复。MI-BCI系统通过识别脑卒中患者的运动想象意图,指导患者主动想象肢体动作,有助于实现患者主动康复。为解决传统机器学习算法对脑卒中患者通用性差的问题,将迁移学习技术作为基础搭建MI-BCI康复训练系统。基于AR-MI-BCI的康复训练系统可以辅助吸毒人员减轻毒品成瘾性,减少因吸食毒品导致的难以戒断的精神依赖和身体依赖问题,使吸毒人员在毒品与抵抗情绪之间产生联系。基于MI-BCI技术多频脑网络的脑电识别方案可以辅助诊断抑郁症,但MI-BCI技术在技术成熟度、设备成本、患者隐私和临床应用等方面还有一些不足之处。

关键词 运动想象脑机接口;神经系统疾病;脑卒中;抑郁症;毒品成瘾

引用格式:杨帮华.运动想象脑机接口在神经系统疾病康复中的应用[J].康复学报,2023,33(6):477-485.

YANG B H. Application of motor imagery brain-computer interface in rehabilitation of neurological diseases [J]. Rehabil Med, 2023, 33(6):477-485.

DOI:10.3724/SP.J.1329.2023.06001

脑机接口 (brain-computer interface, BCI) 技术是一个涉及脑科学、神经科学、认知科学、计算机科学、控制与信息技术和康复医学等多个学科的新兴交叉研究领域。目前BCI系统的常用范式包括稳态视觉诱发电位 (steady-state visual evoked potential, SSVEP)、运动想象 (motor imagery, MI) 和事件相关电位 (event related potential, ERP) 等; 在解码算法方面, 机器学习、黎曼几何、深度学习等算法常被应用于BCI研究; 在具体应用方面, 增强现实技术 (augmented reality, AR) 眼镜、机械臂、脑控轮椅和气动手等多种外接设备大大拓展了BCI应用范围。BCI系统结合不同范式、算法及外接设备可以在不同领域发挥不同作用, 但是由于相关临床研究较少, 目前BCI应用还未得到广泛推广。本课题组致力于运

动想象脑机接口 (motor imagery brain-computer interface, MI-BCI) 系统的研发及应用, 在脑卒中患者康复、毒品成瘾患者戒毒及抑郁症诊疗方面取得了一定成果。

1 BCI概述

1.1 BCI技术

BCI技术是一种不依赖人体外周神经传输通路和肌肉组织, 在人脑与外界机器之间建立联系的新型人机交互技术^[1]。其能够替代、修复、增强、补充或者改善中枢神经系统的正常输出^[2]。完整的BCI系统包括输入 (脑电采集及预处理)、信号处理 (输入转为输出)、输出 (机器能识别的指令) 3个大模块。BCI系统原理见图1。

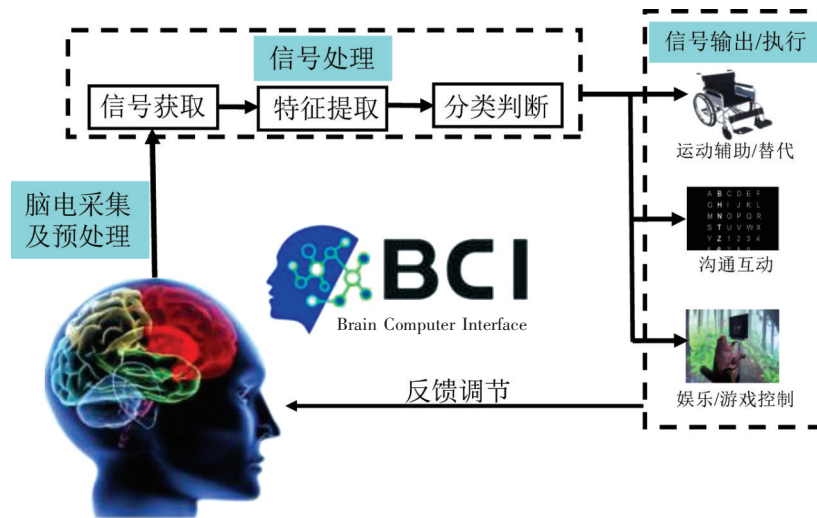


图1 BCI系统原理

Figure 1 Principle of BCI system

BCI系统包括主动式、反应式和被动式BCI系统3大类。其中主动式BCI系统不需要外部刺激, 直接由用户通过主观意识产生脑电图 (electroencephalograph, EEG) 从而控制外部设备, 目前最常见的是MI-BCI^[3]。

1924年, 德国学者BERGER^[4]用针状电极插入头皮下首次记录到人脑的电活动, 并首次记录到人

类癫痫发作时的EEG, 确立了EEG起源于脑组织的理论。研究表明, 一个成年人大脑内有 10^{11} 个神经细胞以及超过 10^{14} 个神经突触。EEG主要是由皮层内大量神经突触后电位同步总和所形成的, 是许多神经元共同活动的结果。按照EEG频率, 又可将其分为 δ 波、 θ 波、 α 波和 β 波4种节律波, 基本波形和基本特性见表1和图2^[5-6]。

表1 基本EEG节律波特性

Table 1 Characteristics of basic EEG rhythm wave

节律波	频段/Hz	幅值/ μ V	分布脑区	主导时期
δ 波	0.5~3.0	20~100	颞叶、枕叶	成人昏睡、疲劳
θ 波	4.0~8.0	20~100	额叶、中央区	成人困倦
α 波	8.0~13.0	10~100	枕叶、顶叶后部	清醒、放松且闭眼
β 波	13.0~30.0	5~20	额、中央区、前中颞	精神紧张、情绪激动

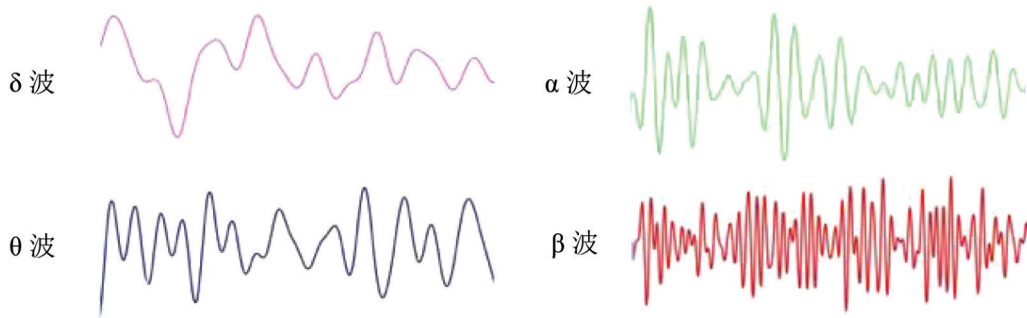


图2 基本EEG节律波波形

Figure 2 Waveforms of basic EEG rhythm

1.2 MI-BCI技术

MI是指人在大脑中不断地重复想象某个运动意图,无需真正的实际运动输出。人在MI过程中,大脑皮层会产生2种变化明显的节律信号,分别是8~13 Hz μ 节律信号和18~24 Hz β 节律,大脑皮层对应脑区会出现事件相关去同步(event related desynchronization, ERD)和事件相关同步(event related synchronization, ERS)现象^[7]。当想象左手运动时,右侧运动感觉区的2种节律信号能量降低,左侧运动感觉区的2种节律信号能量增加;当想象右手运动时,左侧运动感觉区的2种节律信号能量降低,右侧运动感觉区的2种节律信号能量增加。利用ERD/ERS现象,可以实现运动想象任务识别,并进一步转换成指令控制外部设备。

1.3 AR-MI-BCI康复训练系统

传统的康复训练系统场景比较单一,引入AR技术制作配套的3D生活场景和人物模型,可以带给患者更多的沉浸感。AR技术借助真实环境的信息,服务于现实,实现信息的叠加和相互补充。实时交互的优势主要体现在AR对真实世界事物的识别敏捷性,以真实场景叠加虚拟物体信息为基础,通过传感技术将混合信息传递给患者,可以让其有“实际操控”的体验,增加患者的兴趣,提高康复训练专注度。AR技术还可以根据不同需求搭建个性化的康复训练环境,通过佩戴AR眼镜契合患者不同康复阶段的病情特点,实现坐、立和卧位的康复训练,从而提高训练的便携性和配合度,改善康复效果。AR-MI-BCI康复训练系统能够帮助神经系统疾病患者在康复过程中化被动肢体康复为主动中枢神经康复,为临床康复领域提供了新的模式。

1.3.1 AR-MI-BCI 康复训练系统流程 AR-MI-BCI系统基于MI-BCI的康复原理结合AR在康复应用中的优势,将AR通过传输控制协议(transmission

control protocol, TCP)与MI-BCI系统连接,接收该系统发出的AR控制命令,并根据指令做出相应的反馈。依据生活场景搭建的AR康复训练系统,能根据接收的控制命令提供视觉、听觉和触觉3种感官反馈。其中AR场景为用户提供不同的视觉和听觉反馈,并配以生物电刺激、康复气动手等康复外设备提供触觉反馈。由此,AR提供的引导和反馈、EEG采集设备和EEG处理软件形成一个完整的闭环AR-MI-BCI康复训练系统。AR-MI-BCI系统康复流程见图3。

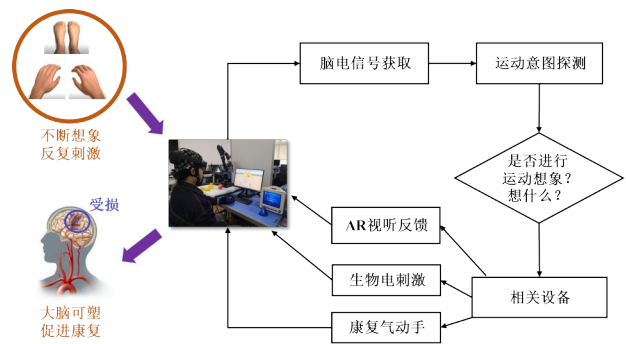


图3 AR-MI-BCI系统康复流程

Figure 3 Rehabilitation flowchart of AR-MI-BCI system

1.3.2 AR-MI-BCI 康复训练系统整体架构 AR-MI-BCI康复训练系统分为2个阶段。① 离线训练阶段:该阶段通过AR引导患者进行不同任务的运动想象,采集其对应任务的MI-EEG,通过算法解码建立患者的个性化脑电模型。② 在线康复阶段:该阶段根据脑电模型,通过算法实时解码MI-EEG判断患者运动意图,并转换成控制指令通过外设备给患者反馈。

AR-MI-BCI康复训练系统整体架构主要包括QT主系统和AR子系统。见图4。

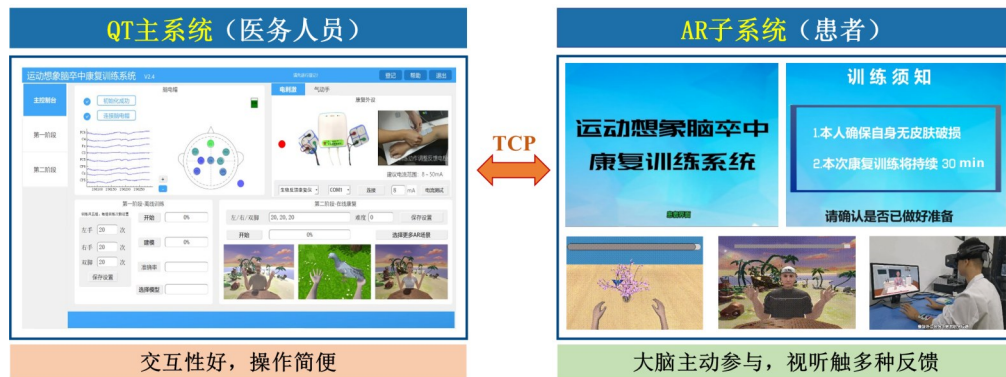


图4 AR-MI-BCI系统整体架构

Figure 4 Architecture of AR-MI-BCI system

1.3.2.1 QT主系统 QT主系统是**整个BCI系统的控制核心**,主要面向**康复师等医务人员**,能实现**EEG存储及可视化、AR场景及康复设备选择、任务量设定等功能**,在整个**康复训练过程中**,通过**AR子系统(患者)**的**引导和反馈画面进行同步**,能够让**医务人员及时了解患者的康复训练情况**。

1.3.2.2 AR子系统 AR子系统**主要面向患者等特定人群**,通过**TCP协议与QT主系统建立连接**,根据接收到的指令进行**运动想象任务的引导和反馈**,同时还能实现**康复注意事项、倒计时、康复得分等提示**。

2 MI-BCI在神经系统疾病康复中的应用

MI-BCI的应用领域包括**医疗、教育、军事、智能家居和大众消费娱乐等**。最为典型的应用是**医疗领域**,MI-BCI在**神经系统疾病方面的应用**有助于了解**大脑活动模式,探究其发病机制**。根据每个患者的大脑活动模型设计**个性化治疗方案,激发特定脑区的再生潜力,重塑相应脑区的控制功能**,通过**大脑“自主式”的训练,从而促进脑功能的改善和恢复**。

神经系统疾病是**大脑中枢神经系统或外周神经系统异常的严重疾病**,其表现包括**运动障碍、感觉障碍、认知障碍、疼痛等**。上海大学脑机工程研究中心有关MI-BCI在**神经系统疾病诊疗方面的应用**(如**脑卒中、毒品成瘾、抑郁症和慢性原发性疼痛等**)进行了一些探索,MI-BCI技术为**神经系统疾病诊疗带来了新的可能性**。

2.1 MI-BCI在脑卒中康复中的应用

脑卒中是一种**危及生命、发病率高的急性脑血管疾病**,患者往往伴随**偏瘫、运动功能障碍、认知功能障碍等后遗症**,因此对**脑卒中后康复的需求日益迫切**。传统的**被动式康复训练方法**主要帮助患者**活动肢体,其作用是防止患肢肌肉萎缩,无法对受**

损的大脑神经中枢进行康复训练。面向**脑卒中疾病**的MI-BCI技术可以**识别患者的运动想象意图,指导患者主动想象肢体动作,实现患者主动康复**^[8]。CERVERA等^[9]通过多种**康复方法比较,证明了基于MI-BCI的康复治疗方法效果最明显**。患者在进行MI任务时,通过**大脑的主动想象激活大脑的运动区促进大脑神经重塑,使受损的大脑区域周围形成新的神经回路,达到恢复患者运动功能,实现康复治疗的目的**。

2.1.1 基于迁移学习的MI-BCI MI-BCI作为3种BCI重要范式之一,其核心环节是通过**机器学习方法识别用户进行MI时产生的脑电信号,进而实现人脑与外部设备之间的直接通信与控制**。传统机器学习方法在进行MI-EEG识别之前,通常**需要大量采集用户的脑电信号,这大大增加了用户的校准时间,在一定程度上降低了系统的用户体验**。此外,EEG具有**个体差异性,是一种低信噪比的非平稳性信号,容易受外界环境、用户其他生理信号(眼电、心电和肌电等)和精神状态的影响,不同用户在不同时刻采集并训练得到的分类模型一般不具有通用性**。

针对上述问题,在**传统机器学习方法的基础上引入了迁移学习方法**^[10]。迁移学习能够从**不同但相关的领域中学习知识并应用于新领域,可解决大数据与少标注间、大数据与弱计算间以及普适化模型与个性化需求间的矛盾**。①为**解决传统机器学习算法通用性差的问题,提出模型共享特征自适应的跨时间及跨个体MI-BCI迁移学习**^[11]。②为**解决脑电信号非平稳及高时间成本的问题,提出空时频联合稀疏优化的跨个体MI-BCI迁移学习**^[12]。③为**解决域内不同类之间及域间没有区分的问题,提出**

子域自适应深度卷积网络的跨时间MI-BCI迁移学习^[13]。MI-BCI脑卒中康复系统和结合AR的MI-BCI脑卒中康复系统的离线数据分析与在线数据分类均基于上述迁移学习模型开发。

上海大学脑机工程研究中心研究团队早期开发了针对脑卒中患者的肢体康复脑机接口系统,通过主动想象肢体动作帮助患者恢复运动功能。随后,在此基础上融合了虚拟现实(virtual reality, VR)和AR等技术,以提升患者康复过程中的主动性。这些技术的引入增加了康复训练的乐趣和动力,促进患者更积极地参与康复训练。为了解决不同患

者之间的个体差异问题,该团队还进一步拓展传统机器学习方法,引入迁移学习方法以更好地适应每个患者的特定情况,从而提高系统的个性化程度和诊疗效果。

2.1.2 单侧上肢MI-BCI脑卒中康复训练系统 目前MI-BCI任务以左右手等不同侧肢体的分类为主,不能很好地满足大量单侧肢体偏瘫脑卒中患者的康复需求。本研究面向脑卒中患者的康复应用,设计了新型单侧上肢MI-BCI脑卒中康复训练系统^[14]。康复训练系统由患者、康复范式系统、脑电采集和识别系统3个部分构成。见图5。

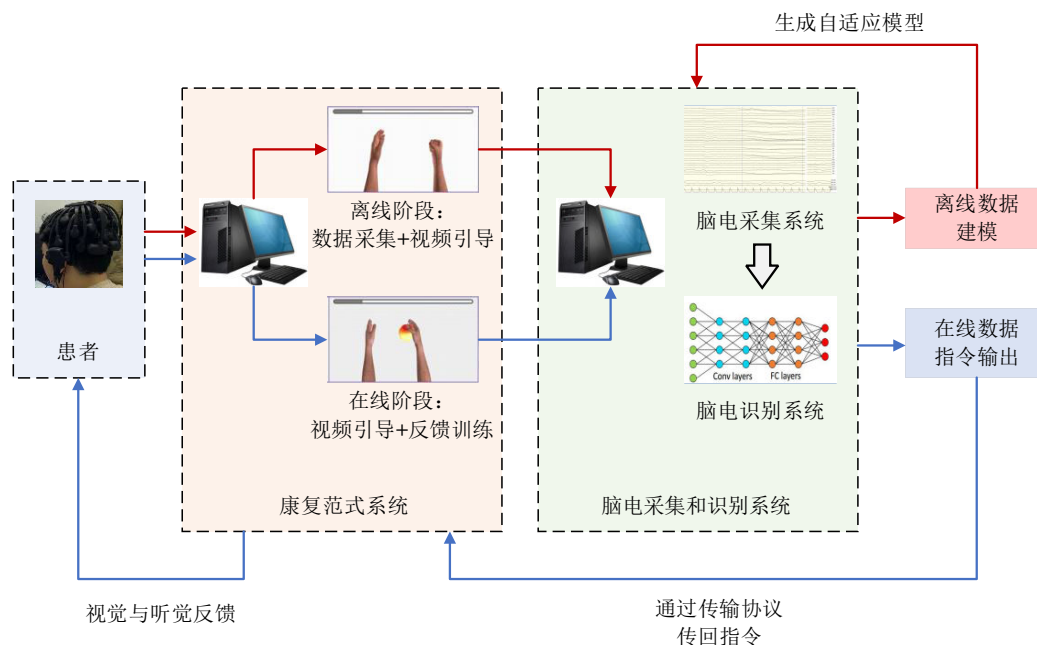


图5 单侧上肢MI-BCI脑卒中康复训练系统结构图

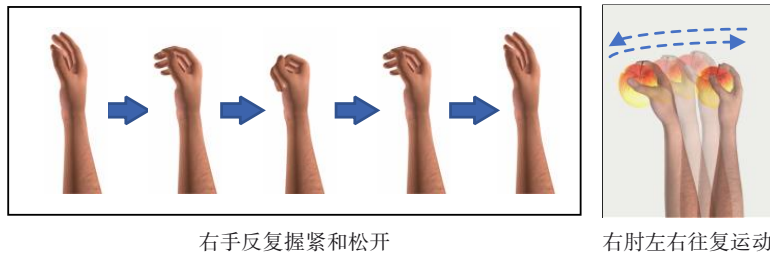
Figure 5 Structural diagram of MI-BCI rehabilitation training system for unilateral upper limb after stroke

2.1.2.1 患者 患者作为MI-BCI脑卒中康复训练系统的用户,作为人机交互的一端发挥主观能动作用,康复训练效果将直接取决于患者参与MI-BCI康复疗法的专注程度。患者通过佩戴脑电帽完成MI任务,使康复训练系统获取实时的EEG数据。这些数据首先在离线阶段用来生成该患者的自适应模型,然后在在线阶段作为模型的输入,预测患者是否想象正确。

2.1.2.2 康复范式系统 康复范式系统作为MI-BCI脑卒中康复训练系统的前台客户端,承担着与患者直接进行人机交互的职责。MI-BCI试验范式主要包括单侧手部反复握紧松开的抓握动作和单侧肘部左右往复的搬运动作两类任务。见图6。1次试验包括200个试次,每个试次包括3 s动作提示、4 s

运动想象和2 s休息。

2.1.2.3 脑电采集和识别系统 脑电采集和识别系统作为MI-BCI脑卒中康复训练系统的后台服务器端,负责EEG数据的处理和解码,是康复训练系统的核心部分。脑电采集系统在训练开始后,将患者的EEG信号与对应事件标签保存下来。脑电识别系统在离线阶段结束后,将保存的EEG数据以此作为自适应卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)算法的训练子程序的输入,经过原始信号预处理、预训练模型参数调整、选取最优模型的步骤,得到适合该患者的自适应模型,并保存下来供后续在线阶段使用。在在线阶段开始后,获取本次的无标签MI-EEG信号,作为自适应CNN算法的测试子程序的输入,得到分类结果,之后将这一分类结果作为指令向康复范式系统传输。



右手反复握紧和松开

右肘左右往复运动

图6 MI任务的详细动作

Figure 6 Detailed actions of MI tasks

2.2 MI-BCI在毒品成瘾康复中的应用

吸毒人员脱毒困难的重要原因是毒品严重损伤大脑神经功能造成难以戒断的精神依赖和身体依赖。根据上海青东强制隔离戒毒所提供的数据显示,吸毒人员治疗时需先进行生理脱毒治疗,该阶段治疗周期大约15 d。生理强制隔离戒毒阶段完成后,吸毒人员将被转到心理康复区通过不同的心理脱毒疗法进行康复训练。常用的心理脱毒康复疗法有劳动管理、运动干预以及心理辅导等。这些方法虽对身体素质和大脑功能改善有一定的治疗

效果,但长期的劳动管理以及运动干预方法容易让吸毒人员产生疲惫、无聊之感,且无法提供客观、有效的自控力训练。EEG在BCI技术支持下能够反映吸毒人员大脑活动最真实的情况,与传统的心理疗法以及评估手段比较更具客观真实性。因此,本研究基于BCI与VR技术设计了基于BCI+VR技术的毒品康复训练系统(见图7),旨在辅助吸毒人员减轻心理成瘾,提高集中注意力和自我控制能力;还引入适用于吸毒人员的厌恶疗法,结合VR技术使吸毒人员在毒品与抵抗情绪之间产生联系^[15]。

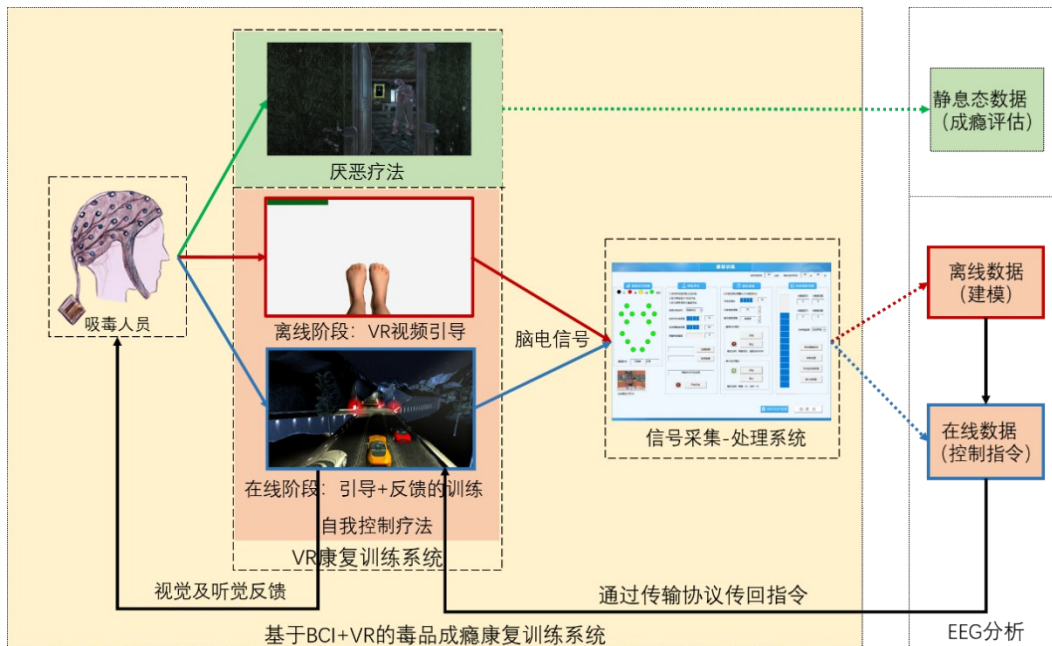


图7 基于BCI+VR技术的毒品成瘾康复训练系统结构示意图

Figure 7 Schematic diagram of system structure of drug addiction rehabilitation training based BCI+VR technology

毒品成瘾康复训练系统分为自我控制疗法和厌恶疗法2个训练阶段。①自我控制疗法是由运动想象疗法演变而来,吸毒人员完成1次训练需要经过2个训练阶段,分别是离线视频引导训练阶段和基于引导/反馈的在线训练阶段。②厌恶疗法训

练包括2个不同的VR场景。在进入该疗法训练之前,吸毒人员必须要先完成毒品图的视觉刺激任务,目的是激发其对毒品最强程度的渴求。然后根据吸毒人员的意愿,选择令其不舒适感更强的场景进行观看。

与脑卒中康复训练系统不同,吸毒人员在进入该康复训练系统后,首先进行由毒品图及中立图随机交替出现的视觉刺激,以引发吸毒人员对毒品最强烈的渴求。然后吸毒人员可根据自己的意愿进入自我控制疗法或者厌恶疗法训练,吸毒人员在使用时不需要按照特定的顺序(如先进行自我控制疗法训练再进行厌恶疗法训练)进行训练。

基于BCI+VR的毒品成瘾康复训练系统不仅可以为吸毒人员在心理成瘾戒断过程中提供新的康复训练模式,还能采集使用该系统时产生的EEG数据,用于后续对毒品成瘾度的评估。

2.3 MI-BCI在抑郁症康复中的应用

随着城市化进程的加快,抑郁症发病率逐渐攀升。重度抑郁可导致自杀,应做到早诊断、早治疗。目前抑郁诊断方式主要依赖量表和医生问诊,这种方式存在耗时长、主观性高等问题。因此,寻找一个客观、简便的抑郁患者识别方式以及对其生物学指标进行量化尤为重要。大量研究表明,与健康对照组比较,抑郁症患者脑电数据存在一定的规律性^[16-23]。脑电信号会受到被试者不同的精神状态和各种脑部疾病的病因影响,研究抑郁患者和健康对照组的功能性脑网络的连接差异性具有重大意义。

针对抑郁患者与健康对照脑功能网络的差异性,本研究团队设计了抑郁患者脑电识别方案。该方案共包含以下8个步骤。

2.3.1 数据获取 使用E-prime软件设计了静息态和任务态2种试验范式。每位被试者(包括抑郁患者和健康对照者)需完成1组静息态任务和3组任务态任务,以采集静息态脑电数据和任务态行为学数据。

2.3.2 数据预处理 对获取的静息态原始脑电数据进行数据转换、数据剔除、数字滤波、独立成分分析(independent component analysis, ICA)去伪迹处理,为后续的脑电识别提供较为干净的脑电信号。

2.3.3 频带分解 将预处理后的脑电数据分解为5个特定单频带及1个多频带。

2.3.4 计算多频带功能连接矩阵 分别采用相关性、相位滞后指数(phase-lag index, PLI)和iCoh指标计算功能连接矩阵。

2.3.5 构建多频带脑网络连接图 基于PLI指标构建多频带功能连接矩阵,并转化为多频带脑网络连接图。

2.3.6 CNN识别预测标签 设计了2层CNN结构对多频带脑网络模型进行分类识别。

2.3.7 构建多频带头头模型 基于iCoh指标构建多频带功能连接矩阵,并转化为多频带头头模型。

2.3.8 上报辅助诊断结果 将最终的分类标签和多频带头头模型的可视化结果提供给医生进行辅助诊断。

其中脑电数据分析处理流程主要分为3个阶段。①预处理:采用ICA算法消除眼电和肌电等典型脑电伪迹干扰。②特征提取:提取抑郁患者和健康对照组5个特定单频带脑网络特征和1个多频带脑网络特征。③分类识别:使用CNN网络对特征提取阶段的数据进行识别,对比支持向量机(support vector machine, SVM)算法和深度置信网络(deep belief nets, DBN)分类算法。

抑郁症患者脑电识别方案见图8。

3 MI-BCI技术在神经系统疾病康复应用中存在的不足及展望

尽管MI-BCI技术在神经系统疾病康复应用中具有巨大的潜力,但目前还存在一些不足之处,需要进一步研究和发展。

3.1 技术成熟度

虽然MI-BCI基本原理已经被广泛理解,但在实际应用中,如何准确地捕捉和解析大脑的运动意图仍然是一个挑战。此外,如何将这种意图转化为有效的控制信号,也需要进一步研究。

3.2 设备成本

目前,MI-BCI设备成本相对较高,这可能会限制其在大规模应用中的推广。随着集成电路和通信技术的发展,设备成本有望进一步降低,从而使更多的患者能够受益于这项技术。

3.3 安全性和隐私保护

使用MI-BCI进行神经康复训练涉及到大量的个人健康数据,如何确保这些数据的安全和患者的隐私权益,是一个重要的问题。

3.4 临床验证

虽然有一些初步研究显示,MI-BCI技术在神经系统疾病康复中取得一定效果,但这些研究大多是在实验室环境中进行的,缺乏临床试验数据支持,还需要进一步验证其有效性。

为此,广大从事脑机接口技术研究的工作人员还需要继续提高MI-BCI的技术成熟度,解决现有问题;同时,争取多方面政策和技术的支持,以降低设备成本,保护患者隐私,推动MI-BCI技术的临床应用。

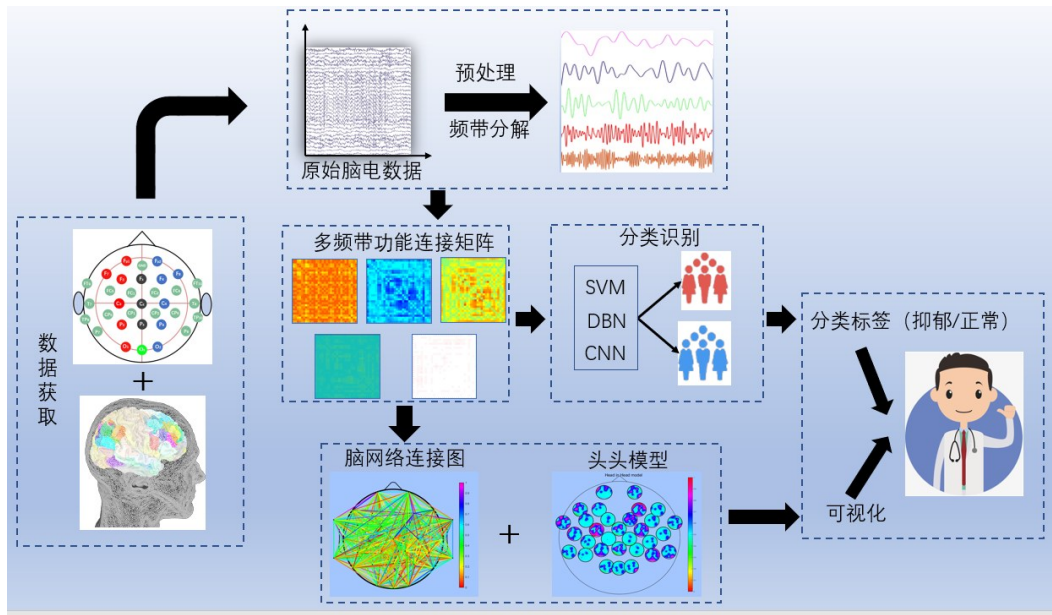


图8 抑郁患者脑电识别整体方案流程图

Figure 8 Flow chart of overall scheme for EEG recognition of depression patients

4 小结

面向神经系统疾病的运动想象脑机接口技术是一种依赖于人工智能算法的新技术,该技术为神经系统疾病诊疗提供了新思路。这种以患者主动想象为基础的脑机接口技术被证实是更有效、更先进的,在未来的疾病诊断治疗中可能被大量使用。但目前该方法仍存在一些局限性和挑战,随着脑机接口和人工智能技术的发展,未来更高效、更精准的运动想象识别方法必将在运动想象脑机接口康复训练技术上作出新的贡献。

参考文献

[1] WOLPAW J R, BIRBAUMER N, HEETDERKS W J, et al. Brain-computer interface technology: a review of the first international meeting [J]. IEEE Trans Rehabil Eng, 2000, 8(2): 164-173.

[2] 尧德中, 刘铁军, 雷旭, 等. 基于脑电的脑-机接口: 关键技术和应用前景[J]. 电子科技大学学报, 2009, 38(5): 550-554.

YAO D Z, LIU T J, LEI X, et al. Electroencephalogram based brain-computer interface: key techniques and application prospect [J]. J Univ Electr Sci Technol China, 2009, 38(5): 550-554.

[3] 郑玉甫, 许敏鹏, 明东. 脑-机接口操控效果差异及其预测研究综述[J]. 中国生物医学工程学报, 2018, 37(6): 749-755.

ZHENG Y F, XU M P, MING D. Research advancements on the variation and prediction of brain control performance for brain-computer interfaces (BCIs) [J]. Chin J Biomed Eng, 2018, 37(6): 749-755.

[4] BERGER H. Über das elektroencephalogramm des menschen [J]. Arch Psychiatr Nervenkr, 1929, 87(1): 527-570.

[5] WEBSTER J G. Medical instrumentation [M]. New York: John

Wiley and Sons, Inc., 1998: 102.

[6] EBRAHIMI T, VESIN J M, GARCIA G. Brain-computer interface in multimedia communication [J]. IEEE Sign Proc Mag, 2003, 20(1): 14-24.

[7] PFURTSCHELLER G. Event-related synchronization (ERS): an electrophysiological correlate of cortical areas at rest [J]. Electroencephalogr Clin Neurophysiol, 1992, 83(1): 62-69.

[8] 杨帮华, 马骏, 邱文政. 面向脑卒中疾病的运动想象脑机接口技术[J]. 人工智能, 2021, 8(6): 70-78.

YANG B H, MA J, QIU W Z. Brain-computer interface technology of motor imagination for stroke diseases [J]. AI-View, 2021, 8(6): 70-78.

[9] CERVERA M A, SOEKADAR S R, USHIBA J, et al. Brain-computer interfaces for post-stroke motor rehabilitation: a meta-analysis [J]. Ann Clin Transl Neurol, 2018, 5(5): 651-663.

[10] YANG B H, ZHENG M M, GUAN C T, et al. Motor imagery signal classification based on transfer learning [C]//2019 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Virtual Environments for Measurement Systems and Applications (CIVEMSA). Tianjin, China: IEEE, 2020: 1-5.

[11] ZHENG M M, YANG B H, XIE Y L. EEG classification across sessions and across subjects through transfer learning in motor imagery-based brain-machine interface system [J]. Med Biol Eng Comput, 2020, 58(7): 1515-1528.

[12] ZHENG M M, YANG B H, GAO S W, et al. Spatio-time-frequency joint sparse optimization with transfer learning in motor imagery-based brain-computer interface system [J]. Biomed Sign Process Contr, 2021, 68: 102702.

[13] ZHENG M M, YANG B H. A deep neural network with subdomain adaptation for motor imagery brain-computer interface [J]. Med Eng Phys, 2021, 96: 29-40.

- [14] QIU W, YANG B, MA J, et al. The paradigm design of a novel 2-class unilateral upper limb motor imagery tasks and its EEG signal classification [J]. *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc*, 2021, 2021: 152–155.
- [15] LI D, YANG B H, GU X L, et al. Drug addiction detection algorithm based on CNN-BN [C]//*Proceedings of the 2020 9th International Conference on Computing and Pattern Recognition*. New York: Association for Computing Machinery, 2020: 96–100.
- [16] BAEHR E, ROSENFELD J P, BAEHR R, et al. Comparison of two EEG asymmetry indices in depressed patients vs. normal controls [J]. *Int J Psychophysiol*, 1998, 31(1): 89–92.
- [17] FLOR–HENRY P. On certain aspects of the localization of the cerebral systems regulating and determining emotion [J]. *Biol Psychiatry*, 1979, 14(4): 677–698.
- [18] HENRIQUES J B, DAVIDSON R J. Left frontal hypoactivation in depression [J]. *J Abnorm Psychol*, 1991, 100(4): 535–545.
- [19] HANNESDÓTTIR D K, DOXIE J, BELL M A, et al. A longitudinal study of emotion regulation and anxiety in middle childhood: associations with frontal EEG asymmetry in early childhood [J]. *Dev Psychobiol*, 2010, 52(2): 197–204.
- [20] JACKSON D C, MUELLER C J, DOLSKI I, et al. Now you feel it, now you don't: frontal brain electrical asymmetry and individual differences in emotion regulation [J]. *Psychol Sci*, 2003, 14(6): 612–617.
- [21] KEMP A H, COOPER N J, HERMENS G, et al. Toward an integrated profile of emotional intelligence: introducing a brief measure [J]. *J Integr Neurosci*, 2005, 4(1): 41–61.
- [22] MIKOLAJCZAK M, NELIS D, HANSENNE M, et al. If you can regulate sadness, you can probably regulate shame: associations between trait emotional intelligence, emotion regulation and coping efficiency across discrete emotions [J]. *Pers Individ Differ*, 2008, 44(6): 1356–1368.
- [23] MIKOLAJCZAK M, BODARWÉ K, LALOYAUX O, et al. Association between frontal EEG asymmetries and emotional intelligence among adults [J]. *Pers Individ Differ*, 2010, 48(2): 177–181.

Application of Motor Imagery Brain–Computer Interface in Rehabilitation of Neurological Diseases

YANG Banghua*

¹ *School of Mechatronic Engineering and Automation, Shanghai University, Shanghai 200444, China;*

² *School of Medicine, Shanghai University, Shanghai 200444, China;*

³ *Research Center of Brain–Computer Engineering, Shanghai University, Shanghai 200444, China*

*Correspondence: YANG Banghua, E-mail: yangbanghua@shu.edu.cn

ABSTRACT Brain-computer interface (BCI) technology is an innovative human-computer interaction technology that does not rely on the peripheral nerve transmission pathway and muscle tissues, and establishes the connection between the human brain and the external machine. BCI system includes three categories: active, reactive and passive, with the motor imagery brain-computer interface (MI-BCI) is the most common active BCI system. MI-BCI controls external devices by imagining movements in the brain, without actually having to perform the movement. In order to bring more immersion to patients, the introduction of augmented reality (AR) technology can increase the interest of patients and improve the concentration on rehabilitation training. This study reviews the overview of BCI technology, the application of MI-BCI technology in the rehabilitation of nervous system diseases, and the limitations and prospects applications of MI-BCI technology in the rehabilitation of nervous system diseases, so as to provide reference for the application of MI-BCI technology in the diagnosis and rehabilitation of nervous system diseases. Specifically, the overview of BCI technology mainly introduces BCI technology, MI-BCI technology and AR-MI-BCI rehabilitation training system (the process and overall structure of the AR-MI-BCI rehabilitation training system). MI-BCI system has many applications in neurological diseases such as stroke, drug addiction and depression, which can not only effectively assist the diagnosis of neurological diseases, but also activate specific brain regions to promote brain function rehabilitation. MI-BCI system can identify the motor imagery intention of stroke patients and guide them to actively imagine body movements, which is helpful for active rehabilitation of patients. To address the poor generalization issues in traditional machine learning algorithms at the individual level of stroke patients, MI-BCI rehabilitation training system is built on the transfer learning technology. The rehabilitation training system based on AR-MI-BCI can assist drug users to reduce drug addiction and the difficult withdrawal of mental dependence and physical dependence caused by drug abuse, and make drug users have a connection between drugs and resistance emotion. EEG recognition scheme based on MI-BCI multi-frequency brain network can assist in the diagnosis of depression, but MI-BCI technology has some shortcomings in terms of technical development, device cost, patient privacy and clinical application.

KEY WORDS motor imagery brain-computer interface; neurological system diseases; stroke; depression; drug addiction

DOI:10.3724/SP.J.1329.2023.06001