

# 非侵入式连续运动控制脑-机接口技术综述

许敏鹏<sup>①②</sup> 贾乐怡<sup>②</sup> 周晓宇<sup>②</sup> 陈恩泽<sup>②</sup> 王俊洋<sup>②</sup> 肖晓琳<sup>\*①②</sup> 明东<sup>①②</sup>

<sup>①</sup>(天津大学医学院 天津 300072)

<sup>②</sup>(天津大学医学工程与转化医学研究院 天津 300072)

**摘要:** 脑-机接口(BCI)在外部设备运动控制中的应用不断拓展,但以离散指令为主的控制方式难以满足连续控制与自然交互的需求,非侵入式连续运动控制BCI因兼具安全性与可推广性而受到广泛关注。该文系统综述了非侵入式连续运动控制BCI的研究进展,从控制范式、解码方法、应用场景及评价指标等方面进行了综合分析,重点讨论了连续控制实现机制及其对系统性能的影响。综述结果表明,非侵入式连续运动控制BCI已由早期概念验证任务逐步拓展至多类实际应用场景,但在范式优化、解码性能提升、真实场景适配和评价标准完善等方面仍有待进一步发展。基于此,该文对相关研究进行了归纳总结,并对未来发展方向进行了展望,为非侵入式连续运动控制BCI的进一步研究与应用提供参考。

**关键词:** 脑-机接口; 脑电; 连续控制脑-机接口

**中图分类号:** TP11; R318.0

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1009-5896(2026)12-0001-11

**DOI:** 10.11999/JEIT260011

**CSTR:** 32379.14.JEIT260011

## 1 引言

脑-机接口(Brain-Computer Interface, BCI)旨在建立大脑与外部设备之间直接的信息交流与控制通道,通过解析神经活动信号,实现无须外周神经和肌肉参与的设备控制<sup>[1]</sup>。根据信号采集方式的不同,BCI通常分为侵入式与非侵入式两类。侵入式BCI虽在信号质量和精细控制方面具有优势<sup>[2,3]</sup>,但其有创性及长期稳定性问题限制了大规模应用。相比之下,非侵入式BCI如脑电图(ElectroEncephalogram, EEG)、脑磁图(MagnetoEncephalogram, MEG)和功能近红外光谱(Functional Near-Infrared Spectroscopy, fNIRS)等因时间分辨率高、便携和成本、安全无创成为当前连续运动控制研究的主要方向<sup>[4,5]</sup>。

在BCI的早期交互应用中,字符拼写器是最具代表性的研究范式,其核心目标在于将用户意图映射为离散控制指令。典型工作包括基于事件相关电位(Event-Related Potential, ERP)的P300拼写器<sup>[6]</sup>以及基于稳态视觉诱发电位(Steady-State Visual Evoked Potential, SSVEP)的高速拼写系统<sup>[7]</sup>。通过刺激编码优化、频率与相位联合调制以及混合范式等策略,拼写器系统在支持大规模指令集的同时实现了较高的信息传输效率,表明离散控制范式在

BCI领域已得到充分发展并趋于成熟<sup>[8,9]</sup>。然而,这类以指令选择为核心的交互方式难以满足连续调节、轨迹控制及多自由度协同更复杂的人机交互需求。

随着BCI应用逐步从字符输入和简单交互任务拓展至外部设备的运动控制领域,如脑控轮椅与移动机器人导航、上肢康复与外骨骼辅助以及机械臂与灵巧手操作等场景<sup>[10-12]</sup>,控制输出的时间连续性逐渐成为影响系统性能和交互体验的关键因素。基于此,面向运动控制的BCI通常可分为离散控制与连续控制两类<sup>[13]</sup>。

在连续运动控制型BCI的研究中,侵入式BCI发展较早并取得了系统性进展。由于皮层内或皮层表面电极可直接记录神经元放电或局部场电位,侵入式系统具有较高的信噪比和空间分辨率,为精确解码连续运动意图提供了有利条件。早期研究多采用Center-out任务范式作为连续控制的金标准,用于评估神经信号到连续运动输出的映射能力<sup>[14]</sup>。在此基础上,侵入式BCI已实现二维和三维光标的连续控制<sup>[15]</sup>,以及5-7自由度机械臂的空间运动与抓取操作,其轨迹效率接近自然手臂水平<sup>[16]</sup>,并进一步拓展至无人系统和远程设备等动态任务场景<sup>[17]</sup>。尽管侵入式系统在控制精度、响应速度和多自由度协调方面表现突出,但其对外科手术的高度依赖在安全性、长期使用和可推广性方面构成了现实限制。这一现状也促使研究重心逐渐转向更加安全、可重复部署的非侵入式连续控制方案。

非侵入式连续运动控制BCI的研究虽起步较晚,但已逐步形成从概念验证到应用拓展的发展脉

收稿日期: 2026-01-05; 改回日期: 2026-03-16; 网络出版: 2026-04-06

\*通信作者: 肖晓琳 Email: [xiaoxiao0@tju.edu.cn](mailto:xiaoxiao0@tju.edu.cn)

基金项目: 国家自然科学基金(82330064)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (82330064)

络。早期工作主要集中于二维光标的连续控制任务,用于验证非侵入式BCI在连续运动解码中的可行性。Millán等人<sup>[18]</sup>率先利用EEG实现光标在二维平面中的连续位移调节;随后,Wolpaw与McFarland<sup>[19]</sup>于 $\mu$ 节律EEG,通过对分类输出进行时间积分,实现了光标位置的连续更新,命中率为70%~80%,明确证明了EEG可支持连续运动控制。随着系统设计的不断改进,非侵入式连续控制逐步拓展至实际设备操作场景,如Kokorin等人<sup>[20]</sup>通过共享控制策略将连续EEG调制映射至机械臂运动,Mistry等人<sup>[10]</sup>则利用SSVEP的持续注视特性实现轮椅运动状态的连续调节。这些研究表明,在保证安全性和可推广性的前提下,非侵入式BCI已能够实现基于持续意图调节的连续运动控制,并逐步向更复杂任务发展。尽管非侵入式连续运动控制BCI已取得一定进展,但其面临的关键问题仍然存在并且并不完全等同于一般BCI系统。在范式层面,连续运动控制要求大脑信号能够在较长时间内持续、稳定地表达运动意图,而非仅支持瞬时离散指令触发,因此如何兼顾意图持续性、交互自然性与长期使用舒适性仍是核心挑战。在解码层面,连续控制不仅关注“是否识别正确”,更强调轨迹平滑性、动态误差抑制与实时更新能力,而EEG信号的非平稳性使这些目标难以同时实现。在应用层面,连续控制通常涉及更高维度、更强闭环依赖的人机交互任务,因此对系统稳定性、安全性和环境适应性提出了更高要求。在评价层面,现有指标多源自一般BCI或离散控制任务,尚难充分刻画持续控制能力、控制流畅性、认知负担和长期舒适性等连续控制特有属性。并且目前缺乏完整科学的评分系统,无法进行控制能力的横向比较。

基于上述背景,本文对非侵入式连续运动控制

BCI的研究进展进行系统综述,围绕典型控制范式、常用解码算法、应用场景及评价指标展开分析,并讨论该领域在关键技术瓶颈和未来发展方向上的潜在趋势,为后续相关研究提供参考与指引。

## 2 连续运动控制范式

非侵入式BCI在连续控制中的实现,通常依赖特定的诱导范式来产生稳定可解码的脑电信号,之后分类并将不同类别指令映射为连续运动变量,实现对外界设备的连续控制(流程如图1所示)。目前常见的连续控制范式包括运动想象(Motor Imagery, MI)、稳态视觉诱发电位(Steady-State Visual Evoked Potential, SSVEP)、事件相关电位(Event-Related Potential, P300)以及混合范式(Hybrid Paradigm, HP)。

### 2.1 MI范式

MI范式是指个体在未实际执行动作时,通过想象身体或肢体运动激活运动皮层相关区域,从而在脑电信号中产生特征性节律变化。该过程中, $\mu$ 节律(8~13Hz)和 $\beta$ 节律(13~30Hz)的事件相关去同步化(Event-Related Desynchronization, ERD)与同步化(Event-Related Synchronization, ERS)反映了神经群体活动的动态调节,为基于意图的连续控制提供了可识别特征。与依赖外部刺激的范式不同,MI能够直接映射内源性运动意图,适用于构建自然、连续的人机交互通道。MI常用于离散意图分类,如区分左右手或足部想象任务,为了实现连续运动控制目的,MI的解码目标需要转化为运动参数重建,实现从动作意图到连续轨迹的映射。例如,Zhang等人<sup>[21]</sup>传统二分类拓展为右上肢多通道想象,通过线性映射实现了二维平面的连续光标控制。Willsey等人<sup>[22]</sup>进一步基于手指动作想象构

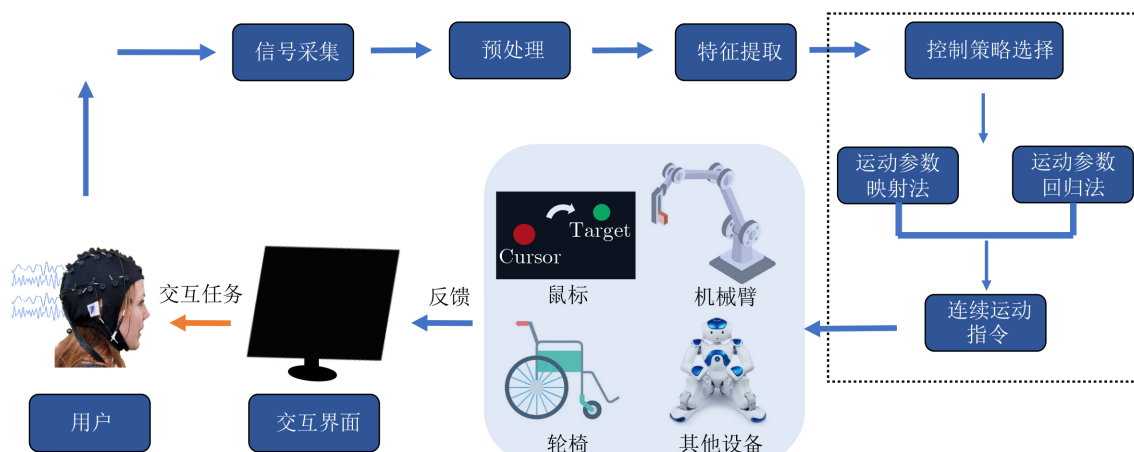


图1 非侵入式连续控制流程图

建4自由度控制模型, 使用户能够在虚拟环境中实现无人机的空间飞行操控。近期, Ding等人<sup>[11]</sup>通过解码单个手指的MI信号, 实现了精细化的实时手部控制, 该研究在21名受试者中验证了多手指组合的连续控制能力, 进一步表明MI-BCI已具备支撑高自由度连续运动控制任务的潜力。

## 2.2 SSVEP 范式

SSVEP是由视觉刺激以固定频率闪烁所诱发的周期性脑电信号, 当用户注视该频率重复调制的视觉刺激时, 大脑视觉皮层(尤其是枕叶/初级视觉皮层)会产生与刺激频率同频及其谐波分量的振荡响应<sup>[11]</sup>。传统上, SSVEP多用于拼写器系统, 通过将不同字符与不同刺激频率相对应, 实现高效的离散字符选择, 因其信息传输率高、训练需求低而被广泛采用<sup>[23]</sup>。

在连续控制研究中, 静态频闪SSVEP范式亦可通过连续参数映射实现连续调节。已有研究将SSVEP的强度、相关系数或相位等连续特征映射为光标位置、速度幅值或控制增益, 实现基于静态刺激的连续控制。Friman等人<sup>[24]</sup>实现了连续光标和设备调节; Xu等人<sup>[25]</sup>进一步证明了在不引入刺激运动的条件下, 静态SSVEP通过连续映射策略亦可实现稳定连续交互。然而, 该类方法通常受限于可区分频率数量有限、视觉疲劳以及连续调节精度不足, 在复杂轨迹和高自由度任务中表现受限。

为提升连续控制的自然性与自由度, 研究者进一步探索动态SSVEP编码策略。Gu等人<sup>[26]</sup>发布了覆盖1~60 Hz的大规模公开数据集, 为连续频率编码与解码模型训练提供了数据基础。随后, Ai等人<sup>[27]</sup>出将闪烁刺激附着于机械臂末端并随其同步运动, 用户通过注视动态光源即可完成抓取与移动任务, 在成功率、效率及NASA-TLX负担评分方面均优于静态范式。Huang等人<sup>[28]</sup>基于动态空间编码实现轨迹追踪, 在固定与随机轨迹任务中均显著优于静态频闪范式。

## 2.3 P300范式

P300是一种由目标刺激诱发的事件相关电位, 通常在刺激出现后约300ms于中线区域(如Pz、Cz等电极)产生显著正向电位响应<sup>[29]</sup>。由于其特征稳定、用户训练需求较低, P300范式传统上被广泛用于拼写器等离散指令选择任务。然而, 在连续运动控制框架中, P300并不直接输出连续控制量, 其连续性主要通过时间维度上的策略设计得以构建, 即将连续产生的P300判别结果作为高层调制信号, 用于对运动状态进行持续更新。

在相关研究中, P300的判别输出通常通过时

序积分、状态机或共享自主控制策略映射为连续运动行为。Li等人<sup>[30]</sup>利用P300识别用户的高层运动意图, 并结合系统执行模块, 实现机器人在虚拟与真实环境中的连续移动过程。随后, Liu等人<sup>[31]</sup>通过引入滑动窗口与快速分类方法, 提高了P300决策的更新频率, 使其能够参与机械臂等设备的准连续控制。此外, 在共享控制框架下, P300常用于提供连续任务中的目标选择或方向调制, 而具体的速度规划与轨迹生成由自主模块完成, 从而在保证安全性的同时实现平滑、稳定的连续运动控制<sup>[32]</sup>。

## 2.4 混合范式(HP)

HP通常通过融合多种范式, 利用其在神经响应与认知过程上的互补性, 将不同脑信号映射到不同连续控制维度, 从而实现多参数的协同调节, 是非侵入式连续控制的重要实现方式。其核心优势在于多源信息整合, 使系统能够同时对方向、速度或状态变量进行连续调控, 突破单一范式在连续控制自由度和稳定性上的限制。在连续运动控制中, Long等人<sup>[33]</sup>提出的MI+SSVEP混合范式是早期典型工作, 其中SSVEP用于提供连续方向指引, MI用于调节运动速度, 实现了符合驾驶逻辑的轮椅连续导航。该研究通过将不同范式分别映射至不同连续运动参数, 显著提升了控制的自然性与可用性, 标志着HP从概念验证向实际连续应用迈进。近期, Li等人<sup>[34]</sup>在MI+SSVEP框架中进一步引入经颅交流电刺激(Transcranial Alternating Current Stimulation, tACS), 增强了信号可分性与调节稳定性, 使系统在连续控制任务中的分类准确率超过90%。

## 2.5 小结

总体来看, 4类范式在运动意图诱发方式、连续输出特征、用户负担及适用场景等方面各具侧重。MI依托内源性神经调节机制, 具有较好的自主性和较高的自然度, 但训练周期较长、个体差异较明显, 更适合无须外部刺激、强调主动调控的连续控制场景; SSVEP凭借较高的信号稳定性, 更利于实现高精度连续输出, 但对持续视觉刺激的依赖也会增加被试视觉负担, 因此更适用于强反馈的连续交互任务; P300虽本质上属于离散事件相关电位, 但通过时序整合与状态机策略, 可在连续控制中承担高层意图选择与目标切换功能; HP则通过多源融合提升复杂任务中的鲁棒性和控制维度, 但系统设计与协同调控也相对更为复杂。总体而言, 目前尚不存在适用于所有连续控制任务的最优范式, 不同范式的选择仍需结合具体任务目标、被试状态与系统需求综合考虑。

### 3 连续运动控制解码算法

常规BCI解码多聚焦于离散意图的识别,如区分不同的运动想象或刺激状态,主要用于指令触发类任务。相较之下,连续控制BCI的解码更强调对运动参数的连续重建与动态映射,旨在实现轨迹级、速度级的平滑控制,这是其与传统离散分类任务的本质区别。在非侵入式连续控制BCI的研究中,解码算法大致可分为两类:(1)运动参数映射法,即先将EEG信号分类为离散意图,再通过积分器、速度方程或状态机等映射为运动变量,常用于二维光标移动、轮椅导航等任务,具有实现简单、鲁棒性高的特点;(2)运动参数回归法,直接将EEG特征转化为运动学参数(如速度、位置、角度),更适合轨迹绘制、虚拟手臂操作等需要高平滑度和自然性的场景。这两类解码方法主要是从连续控制输出的形成方式出发进行归纳。但从解码机制角度看,非侵入式连续控制的解码还可分为两类路径:(1)离散判别结果经映射或积分实现连续输出;(2)直接依据神经信号的连续动态特征对运动学变量进行估计,从而在解码层面实现连续行为输出。

#### 3.1 运动参数映射法

运动参数映射法是连续控制BCI中最早形成的技术路线,其连续性主要来源于分类输出在时间维度上的映射与累积。需要注意的是,该类方法的关键在于,连续性并非直接在神经信号解码阶段产生,而是基于离散分类结果或连续判别量,经映射与时间积分后形成连续指令输出。早期研究多采用CSP结合LDA或SVM等线性判别方法,对感觉运动节律( $\mu/\beta$ 波段)进行区分。Wolpaw等人<sup>[35]</sup>将分类结果引入时间积分器,实现了二维光标的连续控制,验证了EEG在连续控制任务中的可行性;McFarland等人<sup>[36]</sup>进一步提升了稳定控制时间,但仍受限于二分类结构。随后,引入频域特征与非线性分类器的方法使复杂轨迹任务中的ITR提升约25%<sup>[37]</sup>。近年来,深度学习广泛应用于EEG分类。Lawhern等人<sup>[38]</sup>提出的EEG-Net框架在多项MI中准确率超过85%。最新的黎曼几何与迁移学习方法则缓解了被试依赖。Barachant等人<sup>[39]</sup>通过流形空间分类验证了鲁棒性,为连续控制中的稳定状态判别提供了支持;Wu等人<sup>[40]</sup>和Gwon等人<sup>[41]</sup>提出的迁移学习方法在保持较高准确率的同时,将校准时间缩短30%~50%,有助于提升连续控制系统在跨时段和跨被试条件下的可用性。

在控制映射阶段,将脑电分类输出结果转化为连续运动变量。常见做法是首先将EEG特征通过线性组合表示为连续判别量

$$c(t) = \sum w_i \cdot f_i(t) \quad (1)$$

其中,  $f_i(t)$  表示时刻  $t$  提取的第  $i$  个EEG特征;  $w_i$  表示对应特征的权重系数;  $c(t)$  表示时刻  $t$  的连续判别量。

随后,该控制信号被映射为光标在二维平面中的速度或位移增量为

$$\Delta \mathbf{x}(t) = \mathbf{G} \cdot \mathbf{c}(t) \quad (2)$$

其中,  $\Delta \mathbf{x}(t)$  表示时刻  $t$  的位移向量;  $\mathbf{G}$  表示增益矩阵;  $\mathbf{c}(t)$  表示连续判别量,用于将一维或多维判别量映射到实际控制方向。最终,通过时间累加得到光标轨迹为

$$\mathbf{x}(T) = \sum \Delta \mathbf{x}(t) \quad (3)$$

其中,  $\mathbf{x}(T)$  表示截至时刻  $T$  的轨迹位置向量;  $\Delta \mathbf{x}(t)$  表示时刻  $t$  的位移向量。基于积分器的方案实现简单但易引入响应迟滞,而基于速度的直接映射在实时性与轨迹平滑性方面更具优势<sup>[37]</sup>。

#### 3.2 运动参数回归法

运动参数回归法属于神经信号层面的直接连续解码策略,其核心在于通过建立EEG特征与速度、位置等运动学参数之间的连续映射关系,跳过先离散分类再转换为控制指令的步骤,直接在解码阶段生成连续输出,使控制过程更加平滑自然。在线性回归框架下,连续控制通常表示为

$$\mathbf{v}(t) = \mathbf{W} \cdot \mathbf{f}(t) \quad (4)$$

其中,  $\mathbf{f}(t) \in \mathbb{R}^N$  为在时间  $t$  提取的EEG特征向量,  $\mathbf{W}$  为回归权重矩阵,  $\mathbf{v}(t) \in \mathbb{R}^2$  表示光标在二维平面中的瞬时速度。Padfield等人<sup>[42]</sup>的研究表明,该类模型已可实现稳定的二维轨迹控制,但对噪声较为敏感。

在状态空间模型中,连续控制过程可进一步表示为

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A} \cdot \mathbf{x}(t-1) + \mathbf{B} \cdot \mathbf{f}(t) + \boldsymbol{\varepsilon}(t) \quad (5)$$

其中,  $\mathbf{x}(t)$  表示时刻  $t$  的系统状态向量;  $\mathbf{x}(t-1)$  表示前一时刻的系统状态向量,其中  $t-1$  中的“1”表示前一个时间步;  $\mathbf{A}$  表示状态转移矩阵;  $\mathbf{B}$  表示观测映射矩阵;  $\mathbf{f}(t)$  表示时刻  $t$  的EEG特征向量;  $\boldsymbol{\varepsilon}(t)$  表示噪声向量。基于该框架的卡尔曼滤波方法已被用于平滑手部轨迹估计<sup>[43]</sup>,有助于降低连续控制中的轨迹抖动与瞬时误差;而结合相位同步等特征的模型进一步提升了连续解码精度与稳定性<sup>[44]</sup>。近年来,深度学习模型(如CNN与循环网络)被用于端到端的EEG连续预测,可通过挖掘时序依赖关系提升连续控制中的动态跟踪能力与跨时段鲁棒性<sup>[42]</sup>。

### 3.3 小结

总体而言，以上两类算法在非侵入式连续控制BCI中各具优势。前者清晰、鲁棒性较高，适合低维度任务如二维光标和轮椅导航，但受限于分类的离散性，轨迹往往不够平滑；后者则通过跳过分类环节直接预测运动学参数，在轨迹绘制和多自由度操作中展现出更高的自然性与实时性，但对训练数据和计算资源依赖更大，跨被试泛化仍是挑战。两类方法共同推动了非侵入式BCI从早期概念验证走向复杂交互应用，也为未来融合多算法优势、实现高精度与高自然性的连续控制奠定了基础。

## 4 典型应用场景

### 4.1 人机界面操控与信息交互

非侵入式BCI连续控制应用最早起步于人机界面操控场景，主要以二维光标任务为代表，用于验证EEG信号在连续运动解码中的可行性。2000年前后，研究表明EEG信号可用于驱动二维光标的连续运动，成功率为70%~80%，首次验证了非侵入式连续控制的可行性<sup>[19]</sup>。随后，光标控制任务由点到点目标获取扩展为连续轨迹追踪，从而更直接评估并提升轨迹级控制的稳定性与平滑性<sup>[45]</sup>。进入2010年后，连续光标控制被进一步应用于虚拟键盘和界面交互，准确率超过90%，信息传输率达到3 bit/s<sup>[46,47]</sup>。近年研究在多类运动想象光标控制<sup>[21]</sup>以及手指运动想象驱动的多自由度连续控制方面取得进展<sup>[22]</sup>。

### 4.2 医疗康复与辅助运动控制

在界面操控场景验证连续控制能力后，研究逐步转向更贴近实际需求的医疗康复与辅助运动应用，尤其是轮椅导航与上肢辅助。早期EEG轮椅系统多依赖离散方向指令，控制效率有限<sup>[48]</sup>。随后，研究者引入方向与速度分解策略<sup>[33]</sup>以及共享控制机制<sup>[49]</sup>，实现了更符合驾驶逻辑的连续导航，并提升了避障与路径规划的安全性。近年的工作进一步融合运动想象、眼动与增强现实技术，在复杂环境中实现自然连续导航，并系统评估了用户的可用性与舒适性需求<sup>[50]</sup>。

机械臂与假肢操作是非侵入式连续控制BCI的另一重要医疗应用方向。早期研究主要集中于二维或低维连续控制及虚拟环境验证，随后逐步拓展至三维空间中的到达与抓取任务<sup>[47]</sup>。通过引入视觉反馈与共享控制策略，研究者在降低纯EEG连续控制负担的同时提升了操作精度与成功率<sup>[51]</sup>。近期研究进一步实现了手指运动想象信号的实时解码，并将其连续映射至机器人手指动作，显示出非侵入式连续控制由肢体级向手指级精细操控发展的趋势<sup>[11]</sup>。

### 4.3 沉浸式交互与娱乐应用

除医疗与康复场景外，非侵入式连续控制BCI也逐步拓展至沉浸式交互与娱乐等新兴应用领域。这类研究通常利用虚拟或半虚拟环境，探索连续控制在复杂动态任务中的潜力。相关工作已实现基于EEG的无人机三维飞行控制<sup>[52]</sup>以及虚拟车辆的连续操控，用于验证方向、速度等连续控制策略<sup>[53]</sup>。此外，脑控游戏被用于评估连续控制在沉浸式环境中的可用性与认知负荷<sup>[54]</sup>。近年来，BCI与虚拟现实(VR)和增强现实(AR)技术的结合为连续控制提供了更真实的交互环境，从早期框架性讨论<sup>[55]</sup>，到基于EEG的康复训练与交互应用逐步展开<sup>[56]</sup>，展示了连续控制在沉浸式人机交互中的应用潜力。

### 4.4 小结

总体来看，非侵入式连续控制BCI的应用研究已从以光标为代表的界面操控起步，逐步拓展至医疗康复与沉浸式交互等多类场景，呈现出从低维连续控制向高自由度复杂交互演进的发展趋势，为其在康复辅助、生活辅助及智能人机交互中的进一步应用奠定了基础。

## 5 系统评价指标

在非侵入式连续控制BCI的研究中，科学合理的评价体系是衡量系统性能与用户体验的关键。目前常用的指标主要分为客观指标和主观指标两类：前者用于量化系统性能，后者则反映用户体验与接受度(常见指标如表1所示)。与离散控制BCI不同，连续运动控制不仅关注任务是否完成，还强调控制过程中的轨迹平滑度、动态误差、持续调控能力及长时间交互体验，因此其评价体系需要同时覆盖客观性能与主观体验两个层面。

### 5.1 客观评价指标

客观指标最早由侵入式研究建立，并在后续逐渐推广至非侵入式场景。由于侵入式BCI可直接记录皮层信号，其在光标和机械臂任务中往往表现出较高的成功率和效率。例如，已有研究表明侵入式BCI在二维光标任务中的成功率可超过90%，平均完成时间仅数秒，ITR水平在1 bit/s以上<sup>[57]</sup>。在此基础上，目标成功率、完成时间、轨迹偏差和信息传输率逐渐成为连续控制的核心指标。

非侵入式BCI借鉴了这些评价方法，但由于EEG信号噪声高、空间分辨率有限，需要进行适配和改动。研究者通常采用成功率、平均完成时间、路径效率以及基于费茨定律的Fitts'ITR等指标进行评估。Kayagil等人<sup>[58]</sup>提出的二分类方法在二维光标控制中平均成功率约80%；近年来，Huang等人<sup>[28]</sup>利用动态空间编码范式，在视觉追踪任务中实现了

固定轨迹下0.55 bps、随机轨迹下0.37 bps的Fitts' ITR, 代表了当前非侵入式连续控制的最高水平。在机械臂控制任务中, 非侵入式系统的抓取成功率多在70%~80%<sup>[59]</sup>, 提示其在高自由度连续控制任务中的稳定性和精细操作能力仍有进一步提升空间。总体而言, 成功率和完成时间用于衡量任务完成效率; 路径效率、轨迹相关性及位置误差等指标用于反映连续控制的轨迹平滑性与动态误差; Fitts' ITR衡量连续目标指向任务中系统的综合交互性能与执行效率。相较于仅依赖分类准确率的传统BCI评价方式, 连续运动控制需要多维客观指标综合衡量控制过程本身的质量。

### 5.2 主观评价指标

主观指标则从用户角度评估系统使用体验。常见方法包括NASA任务负荷指数量表(National Aeronautics and Space Administration Task Load Index, NASA-TLX)、动机质量问卷(Questionnaire of Current Motivation, QCM)和自定义问卷。NASA-TLX涵盖脑力负担、时间需求、努力程度和挫败感等6个维度, 常用于比较不同BCI范式下的认知负荷<sup>[60]</sup>。相关研究表明, 基于视觉闪烁的SSVEP控制在长时间使用下的NASA-TLX评分显著高于运动想象, 提示过度依赖视觉刺激可能增加疲劳。QCM用于评估兴趣、自信和挑战感, Spataro等人<sup>[59]</sup>在锁定综合征患者的机械臂实验中发现, 即便客观成功率仅70%左右, 患者依然在动机问卷中表现出积极态度和较高满意度。还有研究使用自定义的问卷测试用户负担, 问题包括评分问题和是否问题<sup>[61]</sup>。但需要注意的是, 现有主观量表多来自通用脑机接口任务负荷评估、心理学研究或一般BCI范式评价, 对于连续运动控制中的独特关注点如操作流畅性、控制一致性、长期视觉疲劳及自然交互度等方面覆盖不足。因此, 目前缺乏面向非侵入式连续运动控制BCI的专属主观评价量表, 此为连续控制系统评价指标方面亟待解决的重要挑战之一。

### 5.3 小结

综合来看, 客观与主观指标在连续控制BCI的评价中各有侧重。客观指标能够量化任务完成的成

功率、效率与轨迹精度, 是衡量解码性能和比较不同算法的重要工具, 但其多依赖特定任务范式, 跨研究之间的可比性有限。主观指标则关注用户体验, 能够揭示客观数据难以体现的心理负担与接受度, 但目前缺乏统一的量化标准, 结果易受实验环境影响。

## 6 关键挑战与未来发展方向

随着非侵入式BCI连续控制研究的不断深入, 其发展正从实验室验证迈向多场景应用。然而, 要实现临床化与日常化仍面临诸多挑战。未来的研究趋势可从范式、算法、应用及评价体系4个方面进行展望。

(1)在范式层面, 当前的核心难点在于信号稳定性、交互自然性与长期使用舒适性之间仍难以兼顾。传统MI范式具有较强的内源性和自然度, 但训练周期长、个体差异大, 连续控制中稳定输出的能力有限; SSVEP范式虽然信号稳健、识别效率较高, 但依赖持续视觉刺激, 易增加视觉负担和被试疲劳感, 不利于长时间连续控制交互。未来的关键在于平衡信号稳定性与用户舒适性。可能的创新方向包括: 低负担动态视觉刺激的SSVEP、结合肌电或眼动信号的共享范式, 以及无外部刺激的自然交互模式, 以进一步提升连续控制的可用性与体验。

(2)在算法层面, 除了提高解码精度, 非侵入式连续运动控制的难点更在于同时满足实时性、连续性、平滑性和泛化能力。由于EEG信号的低信噪比, 连续控制过程中容易出现轨迹抖动、动态误差累积和长时间使用性能下降等问题。未来的重点将从追求高精度转向增强模型的适应性与泛化能力。通过迁移学习、联邦学习及个性化自适应模型, 可降低校准成本, 实现跨被试即插即用。同时, 非线性映射、层级化状态机和自适应增益机制的引入有望提高连续性与灵敏度; 多模态融合则可实现更自然的运动轨迹映射与更稳健的控制效果。

(3)在应用层面, 与离散控制BCI相比, 连续运动控制在真实场景中需要处理更高维度、更长时间和更强闭环依赖的任务, 因此对环境稳定性、系统安全性和人机协同能力提出了更高要求。未来研究

表 1 连续控制任务中常用的评价指标

指标类型	具体指标
客观指标	成功率 <sup>[42,62-67]</sup> 、完成时间 <sup>[28,62,65,66]</sup> 、轨迹有效率 <sup>[28,62-65]</sup> 、Fitts'ITR <sup>[28]</sup> 、位置误差 <sup>[28,62,66,68]</sup> NASA量表: 心理需求、身体需求、时间需求、绩效水平、努力程度、挫败感 <sup>[60,62]</sup>
主观指标	QCM量表: 注意力水平、认知困难、精神负担、心理努力、疲惫感、不轻松感、负担感 <sup>[59]</sup> 自定义问卷: 厌烦感、疲劳感、困难程度、喜好、不舒服感、头晕感 <sup>[28,59,65,69,70]</sup>

将聚焦高自由度、多任务与自然控制，如机械臂精细操作、无人系统远程操控及VR/AR环境下的智能康复等方向。BCI不应仅被视为辅助工具，而将成为构建“人机共融”智能体系的重要支撑。

(4)在评价层面，当前的重要不足是：第一，缺乏专属于非侵入式连续运动控制BCI的评价指标体系，难以评价连续控制中的独特关注点如轨迹平滑性、动态误差、长时间控制能力、用户认知负担与长期使用舒适性等；第二，客观指标与主观指标之间缺乏有效整合，缺乏完整科学的评分体系，这限制了不同范式、算法和应用场景之间的横向比较。未来应建立专属连续运动控制的标准评价量表，并构建科学的评分系统，为算法优化、范式比较与临床转化提供科学依据。

## 7 结束语

综上所述，非侵入式连续运动控制脑-机接口围绕运动意图的持续表达与实时映射，在控制范式设计、解码方法和应用形式等方面已形成较为系统的发展脉络。现有研究表明，通过对脑电信号进行连续解码与参数化映射，非侵入式BCI已能够支持从二维光标到实际设备操作的连续运动控制，并逐步拓展至轮椅导航、机械臂与假肢操作以及沉浸式交互等应用场景。与此同时，不同研究在控制策略选择和性能评价方式等方面呈现出多样化特征，连续控制方法在复杂任务中的稳定性、可迁移性和可比性仍有待进一步提升。未来，有必要在统一评价指标体系的基础上，加强对连续控制策略与解码方法协同优化机制的研究，并结合具体应用场景推动系统级整合与验证，以促进非侵入式连续运动控制BCI向实用化和规模化应用方向发展。

## 参考文献

- [1] ZHANG Jiayan, LI Junshi, HUANG Zhe, *et al.* Recent progress in wearable Brain-Computer Interface (BCI) devices based on ElectroEncephaloGram (EEG) for medical applications: A review[J]. *Health Data Science*, 2023, 3: 0096. doi: [10.34133/hds.0096](https://doi.org/10.34133/hds.0096).
- [2] PERNA A, ANGOTZI G N, BERDONDINI L, *et al.* Advancing the interfacing performances of chronically implantable neural probes in the era of CMOS neuroelectronics[J]. *Frontiers in Neuroscience*, 2023, 17: 1275908. doi: [10.3389/fnins.2023.1275908](https://doi.org/10.3389/fnins.2023.1275908).
- [3] DREYER A M, MICHALKE L, PERRY A, *et al.* Grasp-specific high-frequency broadband mirror neuron activity during reach-and-grasp movements in humans[J]. *Cerebral Cortex*, 2023, 33(10): 6291–6298. doi: [10.1093/cercor/bhac504](https://doi.org/10.1093/cercor/bhac504).
- [4] VANUTELLI M E, SALVADORE M, and LUCCHIARI C. BCI applications to creativity: Review and future directions, from little-c to C<sub>2</sub>[J]. *Brain Sciences*, 2023, 13(4): 665. doi: [10.3390/brainsci13040665](https://doi.org/10.3390/brainsci13040665).
- [5] VÄRBU K, MUHAMMAD N, and MUHAMMAD Y. Past, present, and future of EEG-based BCI applications[J]. *Sensors (Basel)*, 2022, 22(9): 3331. doi: [10.3390/s22093331](https://doi.org/10.3390/s22093331).
- [6] FARWELL L A and DONCHIN E. Talking off the top of your head: Toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials[J]. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 1988, 70(6): 510–523. doi: [10.1016/0013-4694\(88\)90149-6](https://doi.org/10.1016/0013-4694(88)90149-6).
- [7] NAKANISHI M, WANG Yijun, CHEN Xiaogang, *et al.* Enhancing detection of SSVEPs for a high-speed brain speller using task-related component analysis[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2018, 65(1): 104–112. doi: [10.1109/TBME.2017.2694818](https://doi.org/10.1109/TBME.2017.2694818).
- [8] CHEN Xiaogang, WANG Yijun, GAO Shangkai, *et al.* Filter bank canonical correlation analysis for implementing a high-speed SSVEP-based brain-computer interface[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2015, 12(4): 046008. doi: [10.1088/1741-2560/12/4/046008](https://doi.org/10.1088/1741-2560/12/4/046008).
- [9] XU Minpeng, HAN Jin, WANG Yijun, *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(11): 3073–3082. doi: [10.1109/TBME.2020.2975614](https://doi.org/10.1109/TBME.2020.2975614).
- [10] MISTRY K S, PELAYO P, ANIL D G, *et al.* An SSVEP based brain computer interface system to control electric wheelchairs[C]. The 2018 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC), Houston, USA, 2018: 1–6. doi: [10.1109/I2MTC.2018.8409632](https://doi.org/10.1109/I2MTC.2018.8409632).
- [11] DING Yidan, UDOMPANYAWIT C, ZHANG Yisha, *et al.* EEG-based brain-computer interface enables real-time robotic hand control at individual finger level[J]. *Nature Communications*, 2025, 16(1): 5401. doi: [10.1038/s41467-025-61064-x](https://doi.org/10.1038/s41467-025-61064-x).
- [12] SWARNAKAR R. Brain-computer interfaces in rehabilitation: Implementation models and future perspectives[J]. *Cureus*, 2025, 17(7): e88873. doi: [10.7759/cureus.88873](https://doi.org/10.7759/cureus.88873).
- [13] TONIN L and MILLÁN J D R. Noninvasive brain-machine interfaces for robotic devices[J]. *Annual Review of Control, Robotics, and Autonomous Systems*, 2021, 4: 191–214. doi: [10.1146/annurev-control-012720-093904](https://doi.org/10.1146/annurev-control-012720-093904).
- [14] TAYLOR D M, TILLERY S I H, and SCHWARTZ A B. Direct cortical control of 3D neuroprosthetic devices[J]. *Science*, 2002, 296(5574): 1829–1832. doi: [10.1126/science.1070291](https://doi.org/10.1126/science.1070291).

- [15] HOCHBERG L R, BACHER D, JAROSIEWICZ B, *et al.* Reach and grasp by people with tetraplegia using a neurally controlled robotic arm[J]. *Nature*, 2012, 485(7398): 372–375. doi: [10.1038/nature11076](https://doi.org/10.1038/nature11076).
- [16] COLLINGER J L, WODLINGER B, DOWNEY J E, *et al.* High-performance neuroprosthetic control by an individual with tetraplegia[J]. *The Lancet*, 2013, 381(9866): 557–564. doi: [10.1016/S0140-6736\(12\)61816-9](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(12)61816-9).
- [17] 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. doi: [10.1038/s41586-021-03506-2](https://doi.org/10.1038/s41586-021-03506-2).
- [18] DEL R MILLAN J, MOURINO J, FRANZE M, *et al.* A local neural classifier for the recognition of EEG patterns associated to mental tasks[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2002, 13(3): 678–686. doi: [10.1109/TNN.2002.1000132](https://doi.org/10.1109/TNN.2002.1000132).
- [19] WOLPAW J R and MCFARLAND D J. Control of a two-dimensional movement signal by a noninvasive brain-computer interface in humans[J]. *The National Academy of Sciences of the United States of America*, 2004, 101(51): 17849–17854. doi: [10.1073/pnas.0403504101](https://doi.org/10.1073/pnas.0403504101).
- [20] KOKORIN K, ZEHRA S R, MU Jing, *et al.* Semi-autonomous continuous robotic arm control using an augmented reality brain-computer interface[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2024, 32: 4098–4108. doi: [10.1109/TNSRE.2024.3500217](https://doi.org/10.1109/TNSRE.2024.3500217).
- [21] ZHANG Rui, CHEN Yadi, XU Zongxin, *et al.* Recognition of single upper limb motor imagery tasks from EEG using multi-branch fusion convolutional neural network[J]. *Frontiers in Neuroscience*, 2023, 17: 1129049. doi: [10.3389/fnins.2023.1129049](https://doi.org/10.3389/fnins.2023.1129049).
- [22] 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. doi: [10.1038/s41591-024-03341-8](https://doi.org/10.1038/s41591-024-03341-8).
- [23] KIM H, AHN M, and JUN S C. A brain switch for SSVEP-based BCI speller using an RNN-based detection approach[C]. Proceedings of 2025 47th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Copenhagen, Denmark, 2025: 1–5. doi: [10.1109/EMBC58623.2025.11252734](https://doi.org/10.1109/EMBC58623.2025.11252734).
- [24] FRIMAN O, VOLOSAYAK I, and GRASER A. Multiple channel detection of steady-state visual evoked potentials for brain-computer interfaces[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2007, 54(4): 742–750. doi: [10.1109/TBME.2006.889160](https://doi.org/10.1109/TBME.2006.889160).
- [25] XU Minpeng, QI Hongzhi, WAN Baikun, *et al.* A hybrid BCI speller paradigm combining P300 potential and the SSVEP blocking feature[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2013, 10(2): 026001. doi: [10.1088/1741-2560/10/2/026001](https://doi.org/10.1088/1741-2560/10/2/026001).
- [26] GU Meng, PEI Weihua, GAO Xiaorong, *et al.* An open dataset for human SSVEPs in the frequency range of 1–60 Hz[J]. *Scientific Data*, 2024, 11(1): 196. doi: [10.1038/s41597-024-03023-7](https://doi.org/10.1038/s41597-024-03023-7).
- [27] AI Jikun, MENG Jianjun, MAI Ximing, *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. doi: [10.1109/JBHI.2023.3277612](https://doi.org/10.1109/JBHI.2023.3277612).
- [28] HUANG Changxing, SHI Nanlin, MIAO Yining, *et al.* Visual tracking brain-computer interface[J]. *iScience*, 2024, 27(4): 109376. doi: [10.1016/j.isci.2024.109376](https://doi.org/10.1016/j.isci.2024.109376).
- [29] SUTTON S, BRAREN M, ZUBIN J, *et al.* Evoked-potential correlates of stimulus uncertainty[J]. *Science*, 1965, 150(3700): 1187–1188. doi: [10.1126/science.150.3700.1187](https://doi.org/10.1126/science.150.3700.1187).
- [30] LI Mengfan, LI Wei, ZHAO Jing, *et al.* A P300 model for cerebot – a mind-controlled humanoid robot[M]//KIM J H, MATSON E T, MYUNG H, *et al.* Robot Intelligence Technology and Applications 2: Results from the 2nd International Conference on Robot Intelligence Technology and Applications. Cham: Springer, 2014: 495–502.
- [31] 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(1): 3039454. doi: [10.1155/2016/3039454](https://doi.org/10.1155/2016/3039454).
- [32] BERALDO G, TORTORA S, and MENEGATTI E. Towards a brain-robot interface for children[C]. The 2019 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (SMC), Bari, Italy, 2019: 2799–2805. doi: [10.1109/SMC.2019.8914612](https://doi.org/10.1109/SMC.2019.8914612).
- [33] LONG Jinyi, LI Yuanqing, WANG Hongtao, *et al.* A hybrid brain computer interface to control the direction and speed of a simulated or real wheelchair[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2012, 20(5): 720–729. doi: [10.1109/TNSRE.2012.2197221](https://doi.org/10.1109/TNSRE.2012.2197221).
- [34] LI Zhaohui, ZHANG Ruoqing, LI Wenjing, *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. doi: [10.1109/TNSRE.2024.3451015](https://doi.org/10.1109/TNSRE.2024.3451015).
- [35] WOLPAW J R, BIRBAUMER N, MCFARLAND D J, *et al.* Brain-computer interfaces for communication and control[J]. *Clinical Neurophysiology*, 2002, 113(6): 767–791. doi: [10.1016/S1388-2457\(02\)00057-3](https://doi.org/10.1016/S1388-2457(02)00057-3).
- [36] MCFARLAND D J and WOLPAW J R. Sensorimotor

- rhythm-based Brain-Computer Interface (BCI): Feature selection by regression improves performance[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2005, 13(3): 372–379. doi: [10.1109/TNSRE.2005.848627](https://doi.org/10.1109/TNSRE.2005.848627).
- [37] PFURTSCHELLER G, BRUNNER C, SCHLÖGL A, *et al.* Mu rhythm (de)synchronization and EEG single-trial classification of different motor imagery tasks[J]. *NeuroImage*, 2006, 31(1): 153–159. doi: [10.1016/j.neuroimage.2005.12.003](https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2005.12.003).
- [38] 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. doi: [10.1088/1741-2552/aace8c](https://doi.org/10.1088/1741-2552/aace8c).
- [39] BARACHANT A, BONNET S, CONGEDO M, *et al.* Multiclass brain-computer interface classification by Riemannian geometry[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2012, 59(4): 920–928. doi: [10.1109/TBME.2011.2172210](https://doi.org/10.1109/TBME.2011.2172210).
- [40] WU Dongrui. Revisiting euclidean alignment for transfer learning in EEG-based brain-computer interfaces[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2025, 22(3): 031005. doi: [10.1088/1741-2552/addd49](https://doi.org/10.1088/1741-2552/addd49).
- [41] GWON D and AHN M. Motor task-to-task transfer learning for motor imagery brain-computer interfaces[J]. *NeuroImage*, 2024, 302: 120906. doi: [10.1016/j.neuroimage.2024.120906](https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2024.120906).
- [42] PADFIELD N, CAMILLERI K, CAMILLERI T, *et al.* A comprehensive review of endogenous EEG-based BCIs for dynamic device control[J]. *Sensors (Basel)*, 2022, 22(15): 5802. doi: [10.3390/s22155802](https://doi.org/10.3390/s22155802).
- [43] ROBINSON N, GUAN Cuntai, and VINOD A P. Adaptive estimation of hand movement trajectory in an EEG based brain - computer interface system[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2015, 12(6): 066019.
- [44] HOSSEINI S M and SHALCHYAN V. Continuous decoding of hand movement from EEG signals using phase-based connectivity features[J]. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2022, 16: 901285. doi: [10.3389/fnhum.2022.901285](https://doi.org/10.3389/fnhum.2022.901285).
- [45] FORENZO D, ZHU Hao, and HE Bin. A continuous pursuit dataset for online deep learning-based EEG brain-computer interface[J]. *Scientific Data*, 2024, 11(1): 1256. doi: [10.1038/s41597-024-04090-6](https://doi.org/10.1038/s41597-024-04090-6).
- [46] ZHANG Shaorong, ZHU Zhibin, ZHANG Benxin, *et al.* The CSP-based new features plus non-convex log sparse feature selection for motor imagery EEG classification[J]. *Sensors (Basel)*, 2020, 20(17): 4749. doi: [10.3390/s20174749](https://doi.org/10.3390/s20174749).
- [47] MENG Jianjun, ZHANG Shuying, BEKYO A, *et al.* Noninvasive electroencephalogram based control of a robotic arm for reach and grasp tasks[J]. *Scientific Reports*, 2016, 6(1): 38565. doi: [10.1038/srep38565](https://doi.org/10.1038/srep38565).
- [48] REBSAMEN B, GUAN Cuntai, ZHANG Haihong, *et al.* A brain controlled wheelchair to navigate in familiar environments[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2010, 18(6): 590–598. doi: [10.1109/TNSRE.2010.2049862](https://doi.org/10.1109/TNSRE.2010.2049862).
- [49] CARLSON T and MILLAN J D R. Brain-controlled wheelchairs: A robotic architecture[J]. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 2013, 20(1): 65–73.
- [50] DILLEN A, OMIDI M, GHAFFARI F, *et al.* A shared robot control system combining augmented reality and motor imagery brain-computer interfaces with eye tracking[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2024, 21(5): 056028. doi: [10.1088/1741-2552/ad7f8d](https://doi.org/10.1088/1741-2552/ad7f8d).
- [51] ZHOU Yajun, YU Tianyou, GAO Wei, *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. doi: [10.1109/TNSRE.2023.3299350](https://doi.org/10.1109/TNSRE.2023.3299350).
- [52] 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. doi: [10.1088/1741-2560/10/4/046003](https://doi.org/10.1088/1741-2560/10/4/046003).
- [53] LIAN Jinling, GUO Yanli, QIAO Xin, *et al.* A novel asynchronous brain signals-based driver-vehicle interface for brain-controlled vehicles[J]. *Bioengineering*, 2023, 10(9): 1105. doi: [10.3390/bioengineering10091105](https://doi.org/10.3390/bioengineering10091105).
- [54] LIU Xiuyun, WANG Wenlong, LIU Miao, *et al.* Recent applications of EEG-based brain-computer-interface in the medical field[J]. *Military Medical Research*, 2025, 12(1): 14. doi: [10.1186/s40779-025-00598-z](https://doi.org/10.1186/s40779-025-00598-z).
- [55] LECUYER A, LOTTE F, REILLY R B, *et al.* Brain-computer interfaces, virtual reality, and videogames[J]. *Computer*, 2008, 41(10): 66–72. doi: [10.1109/mc.2008.410](https://doi.org/10.1109/mc.2008.410).
- [56] DE MAURO A, CARRASCO E, OYARZUN D, *et al.* Virtual reality system in conjunction with neurorobotics and neuroprosthetics for rehabilitation of motor disorders[M]//WESTWOOD J D, WESTWOOD S W, FELLÄNDER-TSAI L, *et al.* *Medicine Meets Virtual Reality 18*. Amsterdam: IOS Press, 2011: 163–165. doi: [10.3233/978-1-60750-706-2-163](https://doi.org/10.3233/978-1-60750-706-2-163).
- [57] SINGER-CLARK T, HOU Xianda, CARD N S, *et al.* Speech motor cortex enables BCI cursor control and click[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2025, 22(3): 036015. doi: [10.1088/1741-2552/add0e5](https://doi.org/10.1088/1741-2552/add0e5).
- [58] KAYAGIL T A, BAI Ou, HENRIQUEZ C S, *et al.* A

- binary method for simple and accurate two-dimensional cursor control from EEG with minimal subject training[J]. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 2009, 6(1): 14. doi: [10.1186/1743-0003-6-14](https://doi.org/10.1186/1743-0003-6-14).
- [59] SPATARO R, CHELLA A, ALLISON B, *et al.* Reaching and grasping a glass of water by locked-in ALS patients through a BCI-controlled humanoid robot[J]. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2017, 11: 226067. doi: [10.3389/fnhum.2017.00068](https://doi.org/10.3389/fnhum.2017.00068).
- [60] ITURRATE I, CHAVARRIAGA R, MONTESANO L, *et al.* Teaching brain-machine interfaces as an alternative paradigm to neuroprosthetics control[J]. *Scientific Reports*, 2015, 5(1): 13893. doi: [10.1038/srep13893](https://doi.org/10.1038/srep13893).
- [61] ZEHRA S R, MU Jing, SYIEM B V, *et al.* Evaluation of optimal stimuli for SSVEP-based augmented reality brain-computer interfaces[J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 87305–87315.
- [62] CAO Linfeng, LI Guangye, XU Yang, *et al.* A brain-actuated robotic arm system using non-invasive hybrid brain-computer interface and shared control strategy[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2021, 18(4): 046045. doi: [10.1088/1741-2552/abf8cb](https://doi.org/10.1088/1741-2552/abf8cb).
- [63] XU Baoguo, LI Wenlong, HE Xiaohang, *et al.* Motor imagery based continuous teleoperation robot control with tactile feedback[J]. *Electronics*, 2020, 9(1): 174. doi: [10.3390/electronics9010174](https://doi.org/10.3390/electronics9010174).
- [64] WANG Hongtao, LI Yuanqing, LONG Jinyi, *et al.* An asynchronous wheelchair control by hybrid EEG-EOG brain-computer interface[J]. *Cognitive Neurodynamics*, 2014, 8(5): 399–409. doi: [10.1007/s11571-014-9296-y](https://doi.org/10.1007/s11571-014-9296-y).
- [65] XU Yang, ZHANG Heng, CAO Linfeng, *et al.* A shared control strategy for reach and grasp of multiple objects using robot vision and noninvasive brain-computer interface[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2022, 19(1): 360–372. doi: [10.1109/tase.2020.3034826](https://doi.org/10.1109/tase.2020.3034826).
- [66] SHANECHI M M, ORSBORN A L, and 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. doi: [10.1371/journal.pcbi.1004730](https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1004730).
- [67] 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. doi: [10.1126/scirobotics.aaw6844](https://doi.org/10.1126/scirobotics.aaw6844).
- [68] SHPIGELMAN L, LALAZAR H, and VAADIA E. Kernel-ARMA for hand tracking and Brain-Machine Interfacing during 3D motor control[C]. The 22nd International Conference on Neural Information Processing Systems, Vancouver, Canada, 2008: 1489–1496.
- [69] SUMA D, MENG Jianjun, EDELMAN B J, *et al.* Spatial-temporal aspects of continuous EEG-based neurobotic control[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2020, 17(6): 066006. doi: [10.1088/1741-2552/abc0b4](https://doi.org/10.1088/1741-2552/abc0b4).
- [70] ALLISON B Z, BRUNNER C, ALTSTÄTTER C, *et al.* A hybrid ERD/SSVEP BCI for continuous simultaneous two dimensional cursor control[J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2012, 209(2): 299–307. doi: [10.1016/j.jneumeth.2012.06.022](https://doi.org/10.1016/j.jneumeth.2012.06.022).

许敏鹏: 男, 教授, 研究方向为脑机接口。

贾乐怡: 女, 硕士生, 研究方向为脑机接口。

周晓宇: 女, 博士生, 研究方向为脑机接口。

陈恩泽: 男, 博士生, 研究方向为脑机接口。

王俊洋: 男, 博士生, 研究方向为脑机接口。

肖晓琳: 女, 副教授, 研究方向为视觉型脑机接口、高速高维脑操控系统、视觉脑控游戏、临床视功能检测。

明东: 男, 教授, 研究方向为脑机接口。

责任编辑: 马秀强

## Review of Non-invasive Brain-Computer Interfaces for Continuous Motor Control

XU Minpeng<sup>①②</sup> JIA Leyi<sup>②</sup> ZHOU Xiaoyu<sup>②</sup> CHEN Enze<sup>②</sup> WANG Junyang<sup>②</sup>  
XIAO Xiaolin<sup>①②</sup> MING Dong<sup>①②</sup>

<sup>①</sup>(Medical school, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

<sup>②</sup>(Academy of Medical Engineering and Translational Medicine, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

### Abstract:

**Significance** Continuous motor control is a core capability of Brain-Computer Interface (BCI) systems for natural and efficient interaction with external devices. Compared with discrete command-based control, continuous control supports real-time and smooth regulation of motion parameters such as position, velocity,

and trajectory. This capability is required for applications in assistive mobility, neurorehabilitation, robotic manipulation, and immersive human-machine interaction. Although invasive BCIs have achieved high-performance continuous control through high-quality neural recordings, their dependence on surgical implantation limits long-term use and large-scale deployment. A systematic review of non-invasive continuous motor control BCI technologies is therefore needed to clarify research progress, methodological features, and remaining challenges.

**Progress** Advances in non-invasive continuous motor control BCIs are reviewed from four closely related aspects: control paradigms, decoding algorithms, applications, and performance evaluation. At the paradigm level, motor imagery, steady-state visual evoked potentials, P300, and hybrid paradigms have been studied to support continuous control through sustained intention modulation, dynamic stimulus encoding, and hierarchical or shared-control strategies. For decoding algorithms, two main frameworks are identified: motion parameter mapping and motion parameter regression. Motion parameter mapping generates continuous output by temporally integrating discrete classification results or mapping them to velocity or state variables, whereas motion parameter regression directly establishes relationships between Electroencephalogram (EEG) features and continuous kinematic parameters. Recent studies increasingly incorporate nonlinear models and deep learning methods to improve robustness under the non-stationary nature of EEG signals. At the application level, non-invasive continuous control has progressed from two-dimensional cursor tasks to more practical scenarios, including wheelchair navigation, robotic arm manipulation, unmanned systems, and virtual or augmented reality environments. Existing studies also assess continuous control performance using both objective and subjective indicators, including trajectory error, task success rate, information transfer rate, workload, and user experience, reflecting varied experimental designs and control aims.

**Conclusions** Existing studies show that non-invasive BCIs can support continuous motor control. However, current research remains at a stage in which multiple methods coexist without a unified framework. At the paradigm level, available approaches differ in their ability to elicit and sustain continuous motor intention reliably. For decoding algorithms, both motion parameter mapping and motion parameter regression are limited by the non-stationary nature of EEG signals, which affects robustness, generalization, and long-term stability. At the application level, many studies remain restricted to specific tasks and controlled environments, and the transfer of continuous control strategies to complex real-world scenarios still requires further validation. Moreover, the lack of standardized evaluation protocols hinders direct comparison and systematic optimization across studies.

**Prospects** Future research should improve the stability and reliability of continuous control paradigms, enhance decoding robustness under realistic EEG conditions, and strengthen the match between control strategies and application requirements. Unified evaluation frameworks that integrate objective and subjective indicators should also be established to support methodological convergence and fair comparison. With continued progress, non-invasive continuous motor control BCIs are expected to play a growing role in assistive technologies, rehabilitation systems, and advanced human-machine interaction.

**Key words:** Brain-Computer Interface (BCI); Electroencephalogram (EEG); Continuous motor control