

# 基于可穿戴多模态神经接口的机械臂运动控制方法

**摘要:** 神经接口应用于机械臂等辅助设备中,能够改善上肢运动障碍人群的生活质量。然而,现有的相关神经接口系统存在指令较少、操作困难、任务简单等问题,无法有效拓展到机械臂的多维运动控制。本研究提出了一种基于可穿戴多模态神经接口的机械臂运动控制方法。该方法融合了用户的眼电、头部姿态和语音等多模态信号,将其转换成控制指令,从而实现对机械臂在二维和三维任意角度的连续运动控制。十名被试完成了指令输出、二维目标跟踪、字母书写和三维物体抓取等测试。结果显示系统指令输出的平均准确率为96.67%,平均响应时间为1.51秒,平均误报率为0.05次/分钟。此外,机械臂在二维平面沿两条不同路线跟踪目标的均方根偏差分别为0.12和0.14(归一化),三维物体抓取的平均轨迹效率为92.65%,控制效果与手动控制效果相当。实验结果验证了使用多模态神经接口实现机械臂高效运动控制的可行性,及其在上肢运动功能辅助康复方面的应用潜力。

**关键词:** 多模态神经接口; 可穿戴设备; 机械臂; 运动控制

中图分类号: TP242.3

文献标识码: A

## A Motion Control Method for Robotic Arm Based on a Wearable Hybrid Neural Interface

**Abstract:** The application of neural interfaces to auxiliary devices like robotic arms had the potential to improve the quality of life for individuals with upper limb movement disorders. However, existing neural interface systems suffered from limitations such as limited commands, operational complexity, and suitability only for simple tasks, preventing effective expansion into multidimensional motion control for robotic arms. This study proposed a method for controlling robotic arm motion based on a wearable hybrid neural interface. This approach integrated multimodal signals from users, including electrooculography (EOG), head posture, and speech, converting them into control commands to enable continuous two-dimensional (2D) and three-dimensional (3D) movement control of the robotic arm at arbitrary angles. Ten participants completed tests involving command output, 2D target tracking, letter writing, and 3D object grasping. The results revealed that the system achieved an average command accuracy of 96.67%, an average response time of 1.51 s, and an average false positive rate of 0.05 events/min. Furthermore, the root mean square deviations for tracking targets along two different paths in a 2D plane were 0.12 and 0.14 (normalized), and the average trajectory efficiency for 3D object grasping was 92.65%. The control performance was comparable to manual control. These experimental results validated the feasibility of using a hybrid neural interface to achieve efficient motion control of robotic arms and demonstrated its potential application in assisting upper limb motor function rehabilitation.

**Keywords:** hybrid neural interface; wearable devices; robotic arm; motion control

### 1 引言 (Introduction)

上肢运动障碍是一种常见的神经系统疾病,通常由中枢神经系统的损伤或其他疾病引起<sup>[1]</sup>。它会损伤患者肩膀、手臂、手腕和手指的运动能力,影响他们的日常生活。为了提供有效的辅助与康复手段,机械臂作为一种常见的上肢辅助设备已被广泛使用<sup>[2,3]</sup>。操纵杆或键盘是目前在机械臂控制中常用的信息交互设备,但是它们都要求使用者具备一定上肢运动能力,因此并不适用于上肢运动功能严重损伤的患者。由于此类患者尽管肢体功能受损,但是他们多数仍然保留了大脑和头部的正常活动<sup>[4-7]</sup>,因此,使用基于头部电生理信号的神经接口控制机械

臂成为了一个重要的研究方向<sup>[8]</sup>。当运动通路损伤时,神经接口通过检测反映期望动作的神经信号并将其转化为行动命令,绕过肌肉和受损的神经结构,为运动意图到达外部世界提供物理桥梁<sup>[9]</sup>。通过使用脑电 (Electroencephalogram, EEG)<sup>[10]</sup>、眼电 (Electrooculogram, EOG)<sup>[11]</sup>或其他生理信号,对应的脑机接口 (Brain Computer Interface, BCI)、眼电神经接口等可以实现对机械臂的非手动控制,从而克服了传统交互设备的局限性。本文针对严重上肢运动障碍人群的需求,对基于多模态信号的神经接口控制机械臂问题展开研究。

基于 EEG 的脑机接口能够让严重上肢运动功能

障碍患者直接使用大脑活动控制机械臂<sup>[5,12]</sup>。常用的 EEG 范式有以下三种：事件相关电位（ERP）、稳态视觉诱发电位（SSVEP）和运动想象（MI）<sup>[13]</sup>。Johnson 等人将 P300 拼写器的离散选择功能拓展应用到机械臂控制中，实现了对 6 自由度机械臂抓取和放置物体的控制<sup>[14]</sup>。Xu 等人采用基于 MI 的脑机接口控制机械臂在二维平面上沿预先设定的角度连续运动，并结合计算机视觉实现机械臂的抓取<sup>[15]</sup>。Chen 等人使用基于 SSVEP 的脑机接口控制机械臂在三维空间中步进式运动<sup>[16]</sup>。

在使用眼电的神经接口方面，Sharma 等人根据眼电信号检测被试的睁眼或闭眼动作，被试通过闭眼和睁眼选择听到的运动指令，通过双眨眼确定指令，从而实现机械臂在二维平面上的步进运动或抓取<sup>[17]</sup>。Ubeda 等人通过在被试眼睛周围粘贴五个电极检测眼球运动，进而控制机械臂在二维平面上连续运动<sup>[18]</sup>。

虽然上述工作实现了对机械臂的简单控制，但是其使用的神经接口都是基于单一的信号模态，能提供的控制指令数量少，系统的误报率（False Positive Rate, FPR）较高，难以高精度地完成复杂的控制任务。研究表明通过融合多种信号模态构造多模态神经接口能够解决传统单一神经接口系统的局限性<sup>[19]</sup>。例如，Zhu 等人提出了一种异步混合脑机接口用于机械臂控制。15 个目标类的 SSVEP 控制机械臂在三维空间中步进运动和抓取，EOG 作为开关用来启动和关闭 SSVEP 的闪烁<sup>[20]</sup>。Xu 等人提出了一种混合控制系统，用于机械臂在三维且有障碍物的环境中到达和抓取目标。整个抓握过程通过 MI 生成二维连续信号控制末端执行器接近目标，利用计算机视觉和 EOG 检测并选择目标，机械臂自动完成后续的运动和抓取工作<sup>[21]</sup>。Gao 等人提出了一种基于 MI、肌电（Electromyogram, EMG）和 SSVEP 的混合脑机接口控制的机械臂系统。该系统将想象左手或右手的 MI 信号作为进入不同维度下 SSVEP 控制界面的开关，通过检测咬牙时的 EMG 来关闭 SSVEP，实现了机械臂在三维空间的运动控制，并操纵机械臂写出了一些英文字母<sup>[22]</sup>。

由于机械臂的自由度较大，利用非手动神经接口连续有效地控制机械臂运动，完成跟踪目标、抓取物体等较复杂的任务，依然是一个难题<sup>[21]</sup>。现有基于电生理信号的机械臂控制系统还存在一些不足之处：

首先，设备复杂，不可穿戴。基于电生理信号的神经接口在信号采集时大都需要连接额外的放大设备，设备成本昂贵，不易于携带。同时，需要被试佩戴电极帽或在其身体上粘贴电极，并且需要注射导电胶，操作复杂，目前几乎没有控制机械臂的可穿戴神经接口。

第二，控制机械臂在三维空间中连续运动需要较多的控制指令，且方法要能够易于操作。论文<sup>[14]</sup>、<sup>[20]</sup>等基于 P300 或 SSVEP 的脑机接口虽然可以提供丰富的指令控制机械臂在三维空间运动，但是很难实现机械臂的连续运动，且需要重复刺激才能获得可靠的准确性。<sup>[15]</sup>、<sup>[21]</sup>等基于 MI 的脑机接口虽然

可以控制机械臂连续运动，但是在控制前需要较长时间的预训练，且训练模型的准确率会随时间下降。<sup>[17]</sup>、<sup>[18]</sup>等通过检测被试眼睛运动控制机械臂运动的神经接口操作不便，容易造成疲劳。探索短训练、指令丰富且操作简单的多模态神经接口有望克服上述弊端。

第三，一些复杂任务对机械臂的控制精度要求较高。实现对机械臂的多维高精度连续运动控制仍然具有挑战性。

基于以上分析，本文提出了一种新型的可穿戴多模态神经接口，该神经接口将用户的眼电、头部姿态和语音等多种信号模态融合，实现了对机械臂系统的多维连续运动控制。十名健康被试首先测试了该神经接口输出指令的性能，接着控制机械臂完成了在二维跟踪目标、书写字母和在三维抓取物体等实验，检验了机械臂系统多维连续运动的性能。所有受试者都顺利完成了实验，结果显示系统输出指令的平均准确率为 96.67%，平均响应时间为 1.51 秒，平均误报率为 0.05 次/分钟。在二维目标跟踪实验中，机械臂末端沿两条不同的设定轨迹跟踪目标，跟踪轨迹与设定目标轨迹之间的均方根偏差分别为 0.12 和 0.14。所有被试都能够很好地控制机械臂按要求书写字母。在三维抓取物体实验中，抓取的最短距离与机械臂末端实际运动距离作商所计算出的平均轨迹效率为 92.65%。系统的运动控制效果与手动控制效果相比没有显著差异。本文提出的神经接口控制设备可穿戴，操作简单，只需短暂的眨眼校准，控制精度高，有希望应用于辅助康复领域。

## 2 材料和方法（Materials and methods）

### 2.1 系统材料

拟议系统主要由信号采集设备、人机交互界面和机械臂系统组成。

信号采集设备包括一个单通道便携式智能头环（Isimple-TD03, 华南脑控（广东）智能科技有限公司）和一台平板电脑（联想 TB-J706F, Qualcomm® Snapdragon™ 730G CPU, 11 英寸, 2560×1600 分辨率）。其中智能头环外观图如图 1-(a)所示。该器件最大外形尺寸为 160×90×40 毫米，重约 60 克，松紧带式头带可自由调节大小，最大功耗 50mW，使用蓝牙 4.2 连接。该器件设计了 3 个通道（“EOG”，“REF”，“DRL”），分别安装有水凝胶干电极，使用时需贴紧皮肤，可采集用户的眼电和头部姿态等多模态信号。其中前额电极（EOG）采集用户右前额区域（靠近 FP2）的眼电信号，两侧的电极一个作为右腿驱动（DRL）另一个作为参考（REF），如图 1-(a)所示。该设备的采样频率和总体增益分别为 250Hz 和 12，皮肤和三个电极之间的平均阻抗保持在 5kΩ 左右。智能头环内部集成了由三轴加速度计、三轴陀螺仪和三轴磁力计组成的惯性测量单元

(Inertial Measurement Unit, IMU)，用于获取用户实时的头部姿态。平板电脑内置的麦克风用于采集用户的语音信号。

人机交互界面用于用户与系统交互来控制机械臂运动，设计有一些虚拟按钮。每个按钮映射到不同的控制指令，点击对应的按钮可以控制机械臂完成抓取、释放、复位等独立动作。人机交互界面显示在平板电脑上，如图 1-(b)所示。

机械臂系统是一个 7 自由度的机械臂（gen3 7DOF, Kinova Robotics Inc., Canada, 图 1-(c)）和一台计算机（11th Gen intel Corei5-1135G7@2.40GHz×8 CPU，Ubuntu 18.04.5 LTS 操作系统,16GB 内存），该计算机用于运行机械臂的程序环境，并通过 WIFI 和平板电脑通信。



图 1-(a) 脑机智能头环外观图与电极分布

Fig.1-(a) Appearance of brain-computer intelligent headband and electrode distribution

Fig.1-(b) Conceptual diagram of human-computer interaction interface



图 1-(c) 机械臂外观图

Fig.1-(c) Appearance of the robotic arm

2.2 系统框架

系统整体框架如图 2 所示。首先，用户佩戴的智能头环采集用户的 EOG 信号后传输给平板电脑。同时智能头环内的 IMU 检测用户的头部姿态，并将其映射到人机交互界面上虚拟光标的位置，用户可通过转头控制虚拟光标的位置。平板电脑里的麦克

风采集用户的语音信号。接着，在平板电脑内，不同算法分别判断用户是否存在主动眨眼、虚拟光标的位置和用户是否发出语音命令，混合结果生成对机械臂不同的控制指令。最后，机械臂根据收到的控制指令运动，执行相应的任务。（详细控制策略请见第 2.4 节：控制与执行）。

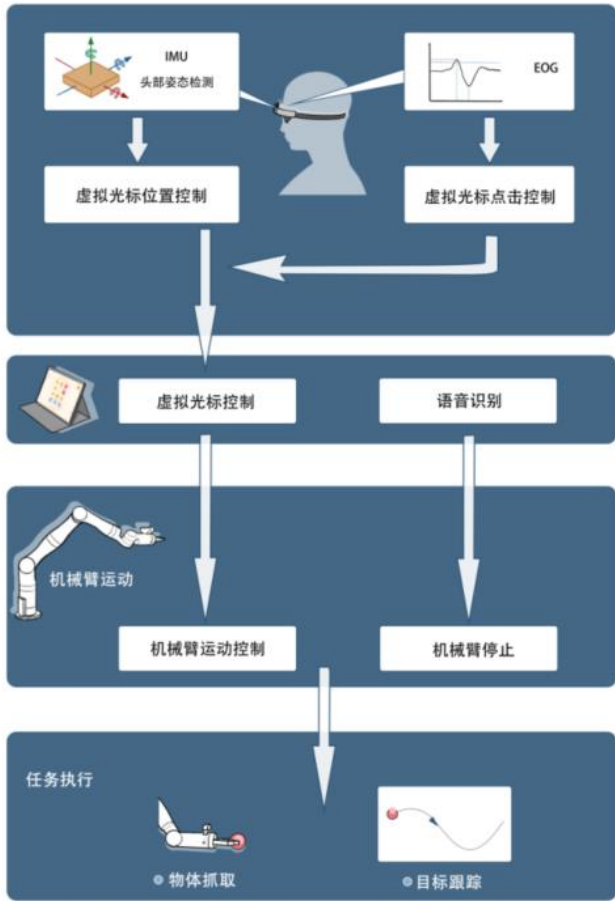


图 2 系统框架图

Fig.2 System framework diagram

2.3 信号分析

2.3.1 眨眼检测算法

系统通过眨眼检测算法判断用户是否有主动眨眼。眨眼检测算法分为校准和在线检测两部分，当某次在线检测的结果满足要求时，就判定此时用户有主动眨眼。

A. 校准算法

用户在使用前需要通过一个校准任务确定其眨眼信号的能量大小和波形阈值。校准界面如图 3 所示，用户点击“校准”按钮后进入校准页面，点击开始校准按钮后跟随动画示意每隔 1s（可设置间隔时间）眨眼一次，共眨眼十次，记录十次眨眼的 EOG 波形数据。

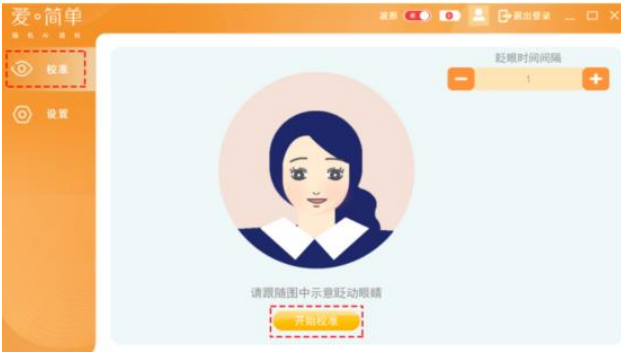


图3 系统眨眼检测校准界面

Fig.3 System blink detection calibration interface

**能量检测** 首先提取一段长度为1s的EOG信号（降采样率125Hz，共125个采样点）。然后，对所提取的EOG数据进行0.1-30Hz的带通滤波，以去除噪声干扰<sup>[23]</sup>。最后，对滤波后的数据进行一阶差分计算以得到特征向量  $\mathbf{X}$ ：

$$\begin{cases} x'_t = x_{t+1} - x_t \\ \mathbf{X} = [x'_1, x'_2, \dots, x'_{124}] \end{cases} \quad (1)$$

其中  $x'_t$  是第  $t$  个采样点差分后的值， $x_t$  是信号的采样值， $t \in [1, 124]$ ，这里对EOG信号进行一阶差分的目的是消除运动伪迹和基线漂移<sup>[24]</sup>。为每次眨眼提取一个特征向量，得到10个特征向量。再根据式(2)为每个特征向量  $\mathbf{X}$  计算出能量值  $E$ 。为避免各种干扰带来的影响，将其中能量最大的2个特征向量和最小的2个剔除，剩余6个特征向量用于继续确定波形阈值。

$$E = \sum_{t=1}^{124} (x'_t)^2 \quad (2)$$

**波形阈值** 对所有的6个特征向量求出波峰幅度均值  $\overline{A_p}$ 、波谷幅度均值  $\overline{A_v}$  以及间隔时间的均值  $\overline{\Delta T}$ ，然后给三个均值分别乘以不同的经验系数，

得到  $A_{p\_min}$ 、 $A_{p\_max}$ 、 $A_{v\_min}$ 、 $A_{v\_max}$ 、 $T_{min}$  和  $T_{max}$  6个波形阈值。

### B. 在线检测算法

在线检测算法每100ms执行一次，检测用户是否有主动眨眼。如图4所示，由于差分后的EOG波形中眨眼部分存在非常明显的峰谷特性，并且正常人在多次眨眼过程中波形特征基本是维持较为稳定的形状，因此可以通过检测波形特征来判断用户是否有眨眼动作。

波形检测时，首先在特征向量  $\mathbf{X}$  中找到波峰波谷，将波形的极值点中数值最大的点视为波峰，记录波峰的幅度  $A_p$  和位置  $T_p$ ，将数值最小的点视为波谷，记录波谷的幅度  $A_v$  和位置  $T_v$ ，然后，为每个特征向量  $\mathbf{X}$  计算出波峰到波谷的间隔时间  $\Delta T$ 。

$$\Delta T = T_v - T_p \quad (3)$$

然后，根据预先设定的6个波形阈值  $A_{p\_min}$ 、

$A_{p\_max}$ 、 $A_{v\_min}$ 、 $A_{v\_max}$ 、 $T_{min}$ 、 $T_{max}$  完成波形检测，如式(4)所示。

$$Q = \begin{cases} 1, & \text{if } A_{p\_min} \leq A_p \leq A_{p\_max} \\ & \text{and } A_{v\_min} \leq A_v \leq A_{v\_max} \\ & \text{and } T_{min} \leq \Delta T \leq T_{max} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

其中  $Q$  是特征向量  $\mathbf{X}$  的波形检测结果， $Q=1$  表示波形检测通过，用户有主动眨眼； $Q=0$  表示波形检测不通过，用户没有主动眨眼。式(4)中的阈值  $A_{p\_min}$ 、 $A_{p\_max}$ 、 $A_{v\_min}$ 、 $A_{v\_max}$ 、 $T_{min}$ 、 $T_{max}$  由校准过程确定。

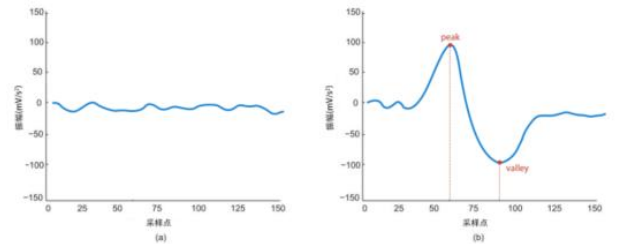


图4 差分后非眨眼(a)和单次眨眼(b)的EOG波形  
Fig.4 EOG waveforms for non-blink (a) and single blink (b) after differential processing

### 2.3.2 头部姿态检测算法

在智能头环内部，IMU检测到的数据通过姿态解算算法处理后，解算出俯仰(pitch)、翻滚(roll)和偏航(yaw)三种姿态角，并通过智能头环内的蓝牙模块将最终结果传输给平板电脑，可以在平板电脑上实时获得三种姿态角度数据。通过华南脑控(广东)智能科技有限公司提供的SDK，将用户的头部姿势角度与虚拟光标在人机交互界面上的位置



进行了映射，用户可以通过调整头部姿态来控制虚拟光标的位置，进一步对机械臂的控制将在下文描述。

### 2.3.3 语音模块

我们使用商业开放的离线命令词识别算法模块（科大讯飞股份有限公司）识别用户的语音信号，该模块提供有开源 SDK。我们为机械臂设置了停止语音命令词，当算法检测到与命令词对应的语音信号时，系统立即生成停止命令，控制机械臂停止运动。

### 2.4 控制与执行

用户使用智能头环和平板电脑组成的神经接口控制机械臂。用户通过转头和眨眼生成离散的控制指令。在正确佩戴智能头环并成功连接系统后，用户通过转头控制虚拟光标在人机交互界面上的位置。当用户移动光标到人机交互界面上不同的按钮上并稳定后，有效地主动单次眨眼，系统立即执行按钮对应的功能。机械臂控制界面如图 5-(a)所示，用户可以在人机交互界面上眨眼点击按钮，生成启动/停止、抓取/释放和喝水/复位等离散控制指令。

用户通过转头调整虚拟光标在人机交互界面上相对于屏幕几何中心的位置，控制机械臂在二维竖直平面内沿任意方向运动。如图 5-(b)所示，假设虚拟光标在相对于屏幕几何中心左上的位置，此时光标位置与屏幕几何中心的连线与屏幕竖直方向的夹角为 $\theta$ ，则机械臂对应应在当前空间中的竖直平面上，沿着与基座标原点连线偏离竖直方向 $\theta$ 角度的方向运动。

用户眨眼信号和头动信号融合，控制机械臂在三维空间中沿任意方向运动。首先，用户眨眼点击界面下方“前、中、后”三个按钮分别控制机械臂在向前、只在当前垂直平面（前后不运动）和向后三个方向上的运动，机械臂前后深度上的运动速度根据经验设定，并且在运动过程中保持，直到机械臂停止运动。机械臂上下左右方向的运动通过虚拟光标在人机交互界面上相对于屏幕几何中心的位置控制。如图 5-(c)所示，机械臂在上下左右方向上的运动与前后深度上的运动合成后，实现在三维空间中沿任意方向运动。由于虚拟光标在点击不同的按钮时需要在屏幕上移动，按上述控制策略会造成机械臂运动，在执行抓取物体等任务时会导致抓取位置偏移，因此，系统设置在按钮区域范围内设置了运动死区，光标在此区域内机械臂只能前后运动，不能上下左右运动，如图 5-(a)所示。为了让机械臂在执行跟踪目标等任务时能更好地连续运动，系统设

计了机械臂连续运动时的人机交互界面，如图 5-(d)所示，该界面不包含其他功能按钮，且不设置运动死区。

系统还加入了语音指令以更快地停止机械臂运动。当系统检测到用户对应停止命令词的语音信号后，立即生成停止指令，控制机械臂停止运动。

用户在发出控制指令后，可以根据机械臂运动效果的视觉反馈实时调整自己的头部姿态或发送其他控制指令，实现对系统的连续控制。

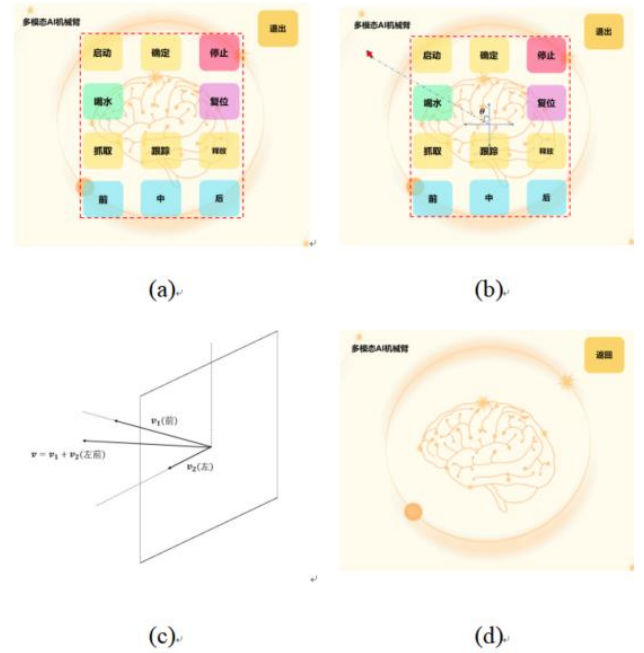


图 5 (a)机械臂自由控制界面; (b)根据虚拟光标位置控制机械臂在 YZ 轴运动的原理图; (c)机械臂实现在三维空间运动原理图; (d)机械臂跟踪目标界面

Fig.5 (a) Free control interface for the robotic arm; (b) Schematic for controlling robotic arm's YZ-axis movement based on virtual cursor position; (c) Schematic for the robotic arm's movement in 3D space; (d) Target tracking interface for the robotic arm

## 3 实验和结果 (Experiments and results)

十名头部运动和眨眼正常的健康被试（3 名女性，7 名男性，编号 S1-S10，年龄在 22-30 岁之间），参与了指令输出、二维目标跟踪、字母书写和三维物体抓取四个实验以证明系统的有效性。系统性能的评价指标如表 1 所示。所有被试均初次使用该系统，在实验开始前每名被试都收到了关于系统的简要介绍，并填写了一份伦理和对实验信息公开的知情同意书。实验方案由广东省工伤康复医院生物医学伦理委员会批准（批准号：AF/SC-07/2023.01），并符合世界医学协会的伦理准则（赫尔辛基宣言）。

在实验开始前，每名被试都佩戴脑机智能头环完成了眨眼校准以确定眨眼检测算法的阈值（如第 2.3.1 节：校准算法中所述）。具体实验内容如下。

表 1 系统评估的性能指标

Tab.1 Performance metrics for system evaluation	
性能指标	描述
准确率	被试通过单次眨眼成功点击虚拟按钮生成控制指令的概率
平均响应时间	被试从听到命令到成功点击虚拟按钮生成控制指令所用的平均时间
误报率(FPR)	又称假阳性率，本实验中指在没有主动控制意图的状态下，被试每分钟错误生成控制指令或点击按钮的次数
轨迹偏差	在二维目标跟踪实验中，机械臂末端的跟踪轨迹与目标运动轨迹之间的均方根偏差
轨迹效率	在三维物体抓取实验中，机械臂末端实际运动距离与起始点到目标位置之间的直线距离之比

3.1 实验一：指令输出

为测试系统生成离散控制指令的性能，在人机交互界面上展示了 12 个控制按钮,用户正确佩戴智能头环并成功与平板电脑连接后，虚拟光标自动置于屏幕几何中心位置。测试人员随机发出命令，被试在听到命令后，立即控制虚拟光标移动到对应的按钮上并眨眼点击按钮。系统会记录指令的准确性与响应时间。在实验过程中，被试任何错误或者无意识地触发按钮都将被记录，以计算系统的 FPR。共进行两轮实验以消除偶然因素造成的误差，取平均值作为每名被试的最终结果。

实验的结果如表 2 所示。系统平均准确率为 96.67%，其中有 7 名被试的准确率为 100%，平均响应时间为 1.51 秒，平均误报率为 0.05 次/分钟。

表 2 系统生成离散控制指令的测试结果

Tab.2 Test results for system-generated discrete control

commands				
被试编号	指令数	准确率(%)	平均响应时间(秒)	FPR(次/分钟)
S1	12	91.67%	2.08	0.00
S2	12	100.00%	1.65	0.20
S3	12	83.33%	2.21	0.00
S4	12	100.00%	1.77	0.00
S5	12	100.00%	1.11	0.00
S6	12	100.00%	1.38	0.10
S7	12	100.00%	1.30	0.20
S8	12	100.00%	1.05	0.00
S9	12	100.00%	1.29	0.00
S10	12	91.67%	1.24	0.00
平均值±标准差	-	96.67%±6%	1.51±0.38	0.05±0.08

3.2 实验二：机械臂二维目标跟踪

为测试系统在二维平面上的控制性能，在一块固定在桌面的显示屏（23 英寸，1920×1080 像素）上，设计了一个大小为 100×100 像素的圆形目标，该目标分别沿两条预先设定的轨迹做匀速运动，两条运动轨迹如图 6 所示。目标沿轨迹一的运动时间为 30 秒，沿轨迹二的运动时间为 55 秒。机械臂被固定在同一桌面上，运动范围可触及显示屏的全部范围。机械臂的末端被设定为始终距离显示屏 2 厘米，且与目标在同一初始位置以相同速度同时开始匀速运动。受试者被要求在跟随目标模式的人机交互界面下，通过改变自己的头部姿态控制机械臂的运动方向，使机械臂的末端尽可能地跟踪目标运动，实验示意图如图 7 所示。当目标运动到终点时，被试立即语音控制机械臂停止运动，每名被试进行两次实验。

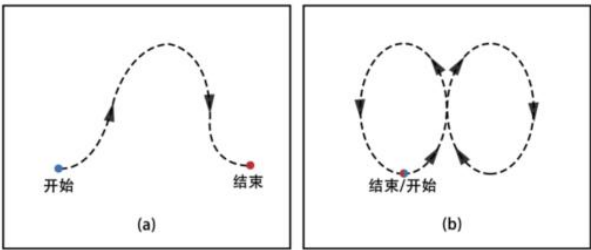


图 6 (a)目标运动轨迹一示意图; (b)目标运动轨迹二示意图

Fig.6 (a) Illustration of target's movement trajectory 1; (b) Illustration of target's movement trajectory 2

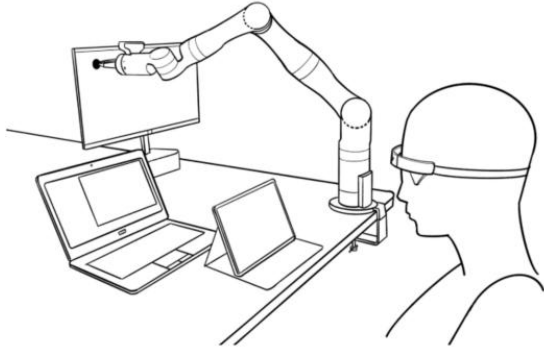


图7 机械臂在二维平面跟踪目标实验场景示意图

Fig.7 Schematic of the robotic arm tracking a target in a 2D plane experimental setup

在每次实验过程中，机械臂末端在空间中的位

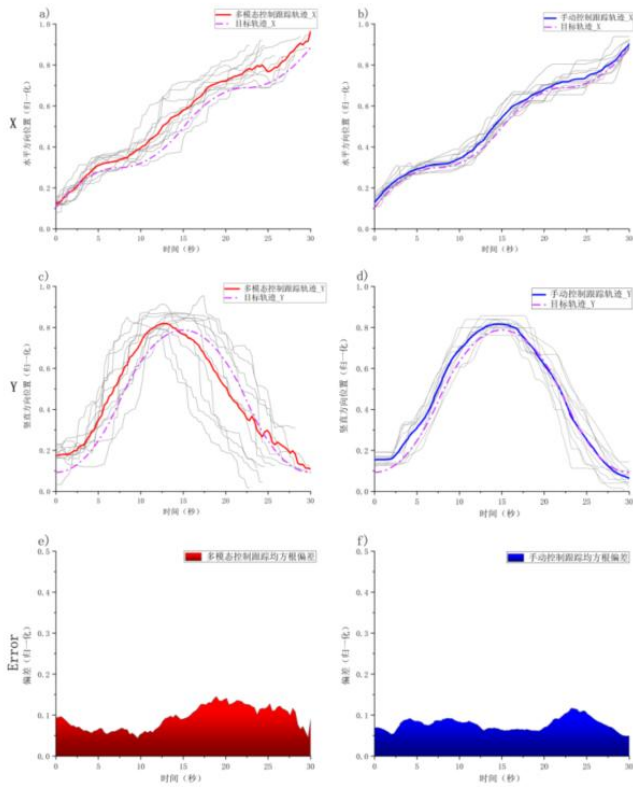
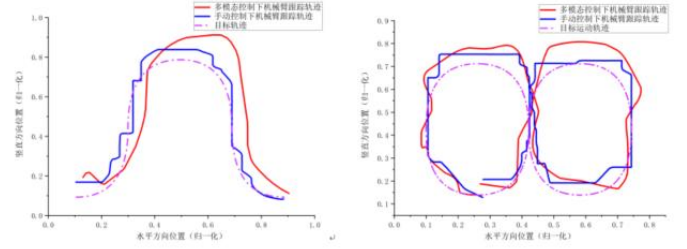


图8 目标轨迹一对应的机械臂跟踪轨迹与均方根偏差。红色曲线：多模态控制下的平均跟踪轨迹；蓝色曲线：手动控制下的平均跟踪轨迹；紫色曲线：设定的目标轨迹；黑色曲线：所有被试的跟踪轨迹。所有跟踪轨迹均按水平（X）和竖直（Y）两个方向分别绘出

Fig.8 Corresponding robotic arm tracking trajectories and root mean square deviation for target trajectory 1. Red curve: average tracking trajectory under multimodal control; blue curve: average tracking trajectory under manual control; purple curve: set target trajectory; black curve: tracking trajectories for all participants. All tracking trajectories are plotted separately in both horizontal (X) and vertical (Y) directions



(a)

(b)

图10 (a)被试 s10 沿轨迹一控制机械臂的跟踪轨迹；(b)被试 s10 沿轨迹二控制机械臂的跟踪轨迹。红色曲线：多模态控制下的跟踪轨迹；蓝色曲线：手动控制下的跟踪轨迹；紫色曲线：设定的目标轨迹

Fig.10 (a) Tracking trajectory of participant s10 controlling the robotic arm along trajectory 1; (b) Tracking trajectory of participant s10 controlling the robotic arm along trajectory 2. Red curve: tracking trajectory under multimodal control; blue curve: tracking trajectory under manual control; purple curve: set target trajectory

曲线：多模态控制下的平均跟踪轨迹；蓝色曲线：手动控制下的平均跟踪轨迹；紫色曲线：设定的目标轨迹；黑色曲线：所有被试的跟踪轨迹。所有跟踪轨迹均按水平（X）和竖直（Y）两个方向分别绘出

Fig.9 Corresponding robotic arm tracking trajectories and root mean square deviation for target trajectory 2. Red curve: average tracking trajectory under multimodal control; blue curve: average tracking trajectory under manual control; purple curve: set target trajectory; black curve: tracking trajectories for all participants. All tracking trajectories are plotted separately in both horizontal (X) and vertical (Y) directions.

置会被记录。实验结束后选取机械臂在空间中水平和竖直两个维度上的坐标数据，映射到目标运动的二维平面，归一化处理后绘制机械臂末端的运动轨迹，并与目标运动轨迹按式(5)计算均方根偏差<sup>[25]</sup>。

$$error = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n [(x_{li} - x_{2i})^2 + (y_{li} - y_{2i})^2]}{n}} \quad (5)$$

其中 n 表示观测点个数， $(x_{li}, y_{li})$  表示映射后机械臂末端跟踪轨迹上第 i 个点的坐标， $(x_{2i}, y_{2i})$  表示目标轨迹上第 i 个点的坐标。取两次实验结果的平均值作为每名被试的最终实验结果。由于手动控制方式在辅助康复领域仍然被广泛使用，因此作为对



照，我们要求每名被试还需要用操纵杆来控制机械臂完成两次相同的实验任务，同样计算机机械臂跟踪轨迹与目标轨迹之间的均方根偏差。

分别绘制出两种控制方式下机械臂沿不同路线跟踪目标的轨迹和对应的平均偏差，图 8 和图 9 所示。选择被试 S10 的数据结果，绘制出机械臂的跟踪轨迹，如图 10 所示。具体来说，对于轨迹一，多模态控制下系统跟踪的平均均方根偏差为 0.12，操纵杆控制下系统跟踪的平均均方根偏差为 0.10；对于轨迹二，多模态控制下系统跟踪的均方根偏差为 0.14，操纵杆控制下系统跟踪的均方根偏差为 0.13。相关结果在表 3 中展示。

表 3 两种目标运动轨迹下不同控制方式的跟踪偏差结果  
Tab.3 Tracking deviation results for different control modes under two target movement trajectories

被试编号	轨迹一（归一化偏差）		轨迹二（归一化偏差）	
	多模态控制	手动控制	多模态控制	手动控制
S1	0.19	0.15	0.16	0.10
S2	0.08	0.10	0.14	0.11
S3	0.07	0.11	0.15	0.22
S4	0.13	0.09	0.13	0.07
S5	0.14	0.08	0.15	0.10
S6	0.12	0.08	0.13	0.13
S7	0.13	0.13	0.16	0.12
S8	0.13	0.09	0.12	0.20
S9	0.09	0.08	0.12	0.19
S10	0.12	0.09	0.09	0.08
平均值±标准差	0.12±0.03	0.10±0.02	0.14±0.02	0.13±0.05

3.3 实验三：字母书写

除了实现在二维平面跟踪目标，我们还尝试让机械臂在二维平面辅助用户写字。对于上肢运动障碍患者，上肢的损伤使他们丧失了书写的的能力，能控制机械臂辅助他们书写，对他们更好地与外界交流，提高生活乐趣无疑有很大帮助。在二维跟踪目标实验完成后，我们邀请每位被试再完成一个二维平面上的书写任务。机械臂的前方放置有一块写字板，机械臂的末端握紧一支马克笔，被试需要佩戴脑机智能头环，使用我们的神经接口控制机械臂在写字板上写出“BCI”三个字母，任务场景如图 11-(a) 所示。测试人员会协助被试预先把机械臂调整到方便书写的位置，每当被试写完一个字母后，测试人员帮助被试把机械臂调整到下一个书写位置，部分被试完成的结果如图 11-(b) 所示。结果表明，我们的系统有望帮助上肢运动障碍患者书写，在能准确控制机械臂起笔和落笔过程中笔与写字板之间的距离，进一步提高机械臂运动的灵活程度后，将可能

实现用户在不依靠他人帮助的情况下，完全自主地书写。

3.4 实验四：机械臂三维物体抓取

下面将机械臂的运动从二维平面拓展到三维空间，进一步测试系统的性能。如图 12 所示，在桌面上随机摆放一个直径 4 厘米，固定在高 30 厘米支架上的小球（机械臂可达范围内），被试需要控制机械臂从规定的起始位置开始向小球位置连续运动，当机械臂末端触碰到球后立即语音停止机械臂然后抓取小球。在机械臂运动过程中，被试根据机械臂的运动情况实时调整头部姿态，尽可能使机械臂的末端以最短距离触碰到目标。记录机械臂末端运动的距离，与机械臂起始位置到小球位置间的直线最短距离按式(6)计算机机械臂运动的轨迹效率<sup>[26]</sup>，其中  $r_e$  表示机械臂末端的运动轨迹， $r_b$  表示起始点与目标球之间的直线距离， $\eta$  表示机械臂运动的轨迹效率。同样，作为与多模态神经接口控制方式的对照，每名被试还需要使用操纵杆手动控制机械臂完成相同的实验任务，计算手动控制模式下机械臂运动的

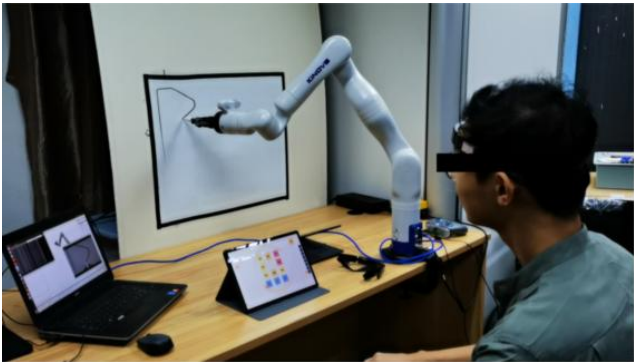


图 11 (a) 控制机械臂写字实验场景图。(b)部分被试的书写结果展示

Fig.11 (a) Scene of controlling the robotic arm for writing experiment; (b) Display of writing results from some participants



轨迹效率。每种方式各进行两次实验,取结果的平均值作为最终的实验结果,展示在表 4 中。

$$\eta = \frac{r_b}{r_a} \times 100\%$$

(6)

具体来说，多模态控制下机械臂的平均轨迹效率为 92.65%，操纵杆控制下机械臂的平均轨迹效率为 93.39%。

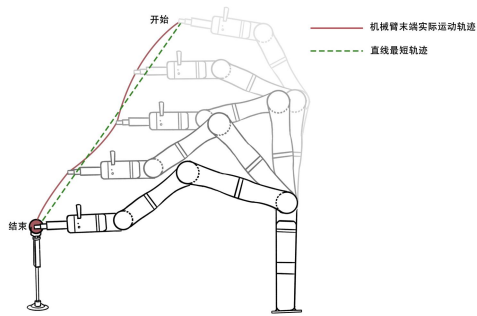


图 12 机械臂三维空间抓取实验示意图

Fig.12 Schematic representation of the robotic arm's 3D space grasping experiment

表 4 不同控制方式下机械臂三维空间抓取目标的轨迹效率  
Tab.4 Efficiency of robotic arm's 3D space grasping trajectories under different control modes

被试编号	多模态控制机械臂 的轨迹效率（%）	手动控制机械臂 的轨迹效率（%）
S1	88. 22%	89. 06%
S2	84. 90%	87. 67%
S3	94. 16%	95. 52%
S4	96. 31%	98. 40%
S5	97. 50%	96. 21%
S6	90. 70%	92. 44%
S7	88. 21%	86. 55%
S8	93. 79%	94. 13%
S9	97. 66%	97. 80%
S10	95. 02%	96. 16%
平均值±标准差	92.65%±4%	93.39%±4%

4. 讨论（Discussion）

在本文中，我们提出了一种新颖的多模态神经接口用于机械臂系统控制。该神经接口融合了眼电、头部姿态、语音等信号模态。用户佩戴智能头环后

通过改变头部姿态控制虚拟光标在人机交互界面上的位置，进而控制机械臂在二维平面上连续运动，结合眨眼点击按钮控制机械臂在三维空间中沿任意方向连续运动，并生成其他功能指令。

近年来，人们对于用于机械臂控制系统的多模态神经接口进行了大量的研究。然而，这些神经接口的开发和控制策略仍然处于探索过程中，面临许多挑战<sup>[27]</sup>。例如，目前基于电生理信号的神经接口大多采用步进式方式控制机械臂运动，对于连续控制机械臂仍然缺乏有效策略。步进式控制方式在简单的移动任务中具有可行性，但在复杂高精度任务下就必须在控制时长与控制精度之间做出取舍。此外，基于 P300 和 SSVEP 的脑机接口需要使用者注意视觉刺激来生成指令，只能生成离散指令，容易导致视觉疲劳，不利于使用者实时观察周边环境以根据环境变化进行调整（如避障）。基于 MI 的脑机接口尽管可以提供连续控制且无需视觉注意，但目前运动想象识别准确率不高，分类数量较少（通常 2 或 3 分类）。

同时，便携性和易用性不足是制约神经接口在机械臂控制任务中广泛应用的关键因素。传统脑电帽需要注射导电胶以提高信号的导通性，用户佩戴可能产生不适，使用完需要洗头，操作复杂，且信号采集与处理设备不便于携带。更为重要的是，当前绝大部分基于电生理信号控制机械臂的神经接口在使用前都需要较长时间的模型训练，以适应信号个体差异，且训练模型的准确率会随着使用时间的推移下降。因此，在较复杂的控制任务中迫切需要能够实现高精度连续运动控制、运动指令无需视觉注意、控制指令丰富、训练时间短、控制效果稳定

表 5 机械臂二维目标跟踪偏差的相关性检验结果

Tab.5 Correlation test results for robotic arm's 2D target tracking deviation

轨迹编号	控制方法	平均值	标准差	平均值差值	t	p
轨迹一	多模态控制	0.12	0.03	0.02	2.00	0.08
	手动控制	0.10	0.02			
轨迹二	多模态控制	0.14	0.02	0.01	0.17	0.87
	手动控制	0.13	0.05			

表 6 机械臂三维物体抓取运动轨迹效率的相关性检验结果

Tab.6 Correlation test results for efficiency of robotic arm's 3D object grasping trajectories

控制方法	平均值	标准差	平均值差值	t	p
多模态控制	0.93	0.04	-0.01	-1.68	0.13
手动控制	0.93	0.04			

的新型神经接口。

本研究提出的神经接口具有以下优点:第一,控制机械臂精度高。实验结果显示系统生成离散指令的平均准确率为 96.67%,平均响应时间为 1.51 秒,平均误报率为 0.05 次/分钟。第二,系统使用单通道可穿戴的智能头环采集被试的眼电,并融合头动、语音等其他信号,可以生成丰富的控制指令,控制机械臂在二维平面或三维空间沿任意角度连续运动。第三,系统有两种方式生成停止指令:用户可以在人机交互界面上移动虚拟光标到停止按钮上,眨眼点击按钮即可生成停止指令。为了更快速地停止机械臂,系统还可以采用语音命令词生成停止指令。第四,用户仅通过眨眼、转头和语音等即可实现对系统的控制,无需视觉刺激,便于用户观察机械臂运动情况。同时系统操作简单,使用前仅需 10 秒的眨眼校准,无需长时间的模型训练。第五,系统使用的信号采集设备可穿戴,且头环采用水凝胶干电极,避免了使用传统电极帽的不便,更利于广泛使用。

我们将使用本文提出的多模态神经接口控制机械臂的效果与手动使用操纵杆控制机械臂的效果进行了比较。在二维目标跟踪实验中,我们对不同跟踪路线下两种控制模式的结果做了相关性检验。根据比较对象是每名被试在不同控制模式下控制机械臂跟踪目标运动的偏差,两种控制模式是相互独立的,因此我们采用配对 T 检验分析数据差异的显著性。检验结果如表 5 所示,从表中可以看出两条跟踪轨迹下,多模态控制和手动控制的偏差都没有呈现出差异性( $p>0.05$ )。在三维物体抓取实验中,

我们同样对两种控制方式下系统的轨迹效率使用配对 T 检验进行了相关性分析,结果如表 6 所示,两种控制模式下系统的轨迹效率也没有呈现出差异性( $p>0.05$ )。说明使用该神经接口控制机械臂与手动使用操纵杆手动控制机械臂的效果相当。

在未来的工作中,我们将进一步在上肢运动障碍患者中进行实验,验证系统的有效性。对于临床应用场景,一个关键性能就是操作方法要尽可能简单。后续我们计划结合机器视觉和机器自主智能,进一步简化控制过程。例如用户只需将机械臂移动到目标物体

## 5 结论 (Conclusion)

本文提出了一种可穿戴的多模态神经接口,用于控制机械臂系统。该神经接口基于眼电、头部姿态信号和语音信号等多种信号模态,融合控制机械臂运动。十名健康被试通过指令输出、二维目标跟踪实验、字母书写实验和三维物体抓取实验,测试了系统的性能。结果显示系统输出指令的平均准确率为 96.67%,平均响应时间为 1.51 秒,平均误报率为 0.05 次/分钟,二维和三维的控制效果与手动控制效果相当。所提出神经接口可以为沿任意角度连续控制机械臂系统提供满意的控制精度,其可穿戴的设备与简单的操作方法对用户非常友好。

## 参考文献 (References)

- [1] Kumar D, Verma S, Bhattacharya S, et al. Audio-Visual Stimulation in Conjunction with Functional Electrical Stimulation to Address Upper Limb and Lower Limb Movement Disorder[J]. European journal of translational myology, 2016, 26(2): 6030.
- [2] Lee B O, Saragih I D, Batubara S O. Robotic arm use for upper limb

- 
- rehabilitation after stroke: A systematic review and meta-analysis[J]. Kaohsiung Journal of Medical Sciences, 2023, 39(5): 435-445.
- [3] Frolov A A, Kozlovskaja I B, Biryukova E V, et al. ROBOTIC DEVICES IN POSTSTROKE REHABILITATION[J]. Zhurnal Vyshei Nervnoi Deyatel'nosti Imeni I P Pavlova, 2017, 67(4): 394-413.
- [4] Bockbrader M A, Francisco G, Lee R, et al. Brain Computer Interfaces in Rehabilitation Medicine[J]. Pm&R, 2018, 10(9): S233-S243.
- [5] Chaudhary U, Birbaumer N, Ramos-Murguialday A. Brain-computer interfaces for communication and rehabilitation[J]. Nature Reviews Neurology, 2016, 12(9): 513-525.
- [6] Pan J, Chen X, Ban N, et al. Advances in P300 brain-computer interface spellers: toward paradigm design and performance evaluation[J]. Frontiers in Human Neuroscience, 2022, 16: 1077717.
- [7] Remsik A, Young B, Vermilyea R, et al. A review of the progression and future implications of brain-computer interface therapies for restoration of distal upper extremity motor function after stroke[J]. Expert Review of Medical Devices, 2016, 13(5): 445-454.
- [8] Scherberger H. Neural control of motor prostheses[J]. Current opinion in neurobiology, 2009, 19(6): 629-633.
- [9] Donoghue J P. Bridging the brain to the world: a perspective on neural interface systems[J]. Neuron, 2008, 60(3): 511-521.
- [10] Hayashi H, Tsuji T. Human-Machine Interfaces Based on Bioelectric Signals: A Narrative Review with a Novel System Proposal[J]. Ieee Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2022, 17(11): 1536-1544.
- [11] Hosni S M, Shedeed H A, Mabrouk M S, et al. EEG-EOG based Virtual Keyboard: Toward Hybrid Brain Computer Interface[J]. Neuroinformatics, 2019, 17(3): 323-341.
- [12] Orban M, Elsamanty M, Guo K, et al. A review of brain activity and EEG-based brain-computer interfaces for rehabilitation application[J]. Bioengineering, 2022, 9(12): 768.
- [13] Lee M-H, Kwon O-Y, Kim Y-J, et al. EEG dataset and OpenBMI toolbox for three BCI paradigms: An investigation into BCI illiteracy[J]. GigaScience, 2019, 8(5): giz002.
- [14] Johnson G D, Waytowich N R, Cox D J, et al. Extending the Discrete Selection Capabilities of the P300 Speller to Goal-Oriented Robotic Arm Control[C]. 3rd IEEE RAS and EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics, 2010: 572-575.
- [15] 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.
- [16] Chen X, Zhao B, Wang Y, et al. Control of a 7-DOF robotic arm system with an SSVEP-based BCI[J]. International journal of neural systems, 2018, 28(08): 1850018.
- [17] Sharma K, Jain N, Pal P K. Detection of eye closing/opening from EOG and its application in robotic arm control[J]. Biocybernetics and Biomedical Engineering, 2020, 40(1): 173-186.
- [18] Ubeda A, Ianez E, Azorin J M. Wireless and Portable EOG-Based Interface for Assisting Disabled People[J]. Ieee-Asme Transactions on Mechatronics, 2011, 16(5): 870-873.
- [19] Choi I, Rhiu I, Lee Y, et al. A systematic review of hybrid brain-computer interfaces: Taxonomy and usability perspectives[J]. PloS one, 2017, 12(4): e0176674.
- [20] Zhu Y, Li Y, Lu J, et al. A hybrid BCI based on SSVEP and EOG for robotic arm control[J]. Frontiers in neurobotics, 2020, 14: 583641.
- [21] Xu B, Li W, Liu D, et al. Continuous hybrid bci control for robotic arm using noninvasive electroencephalogram, computer vision, and eye tracking[J]. Mathematics, 2022, 10(4): 618.
- [22] Gao Q, Dou L X, Belkacem A N, et al. Noninvasive Electroencephalogram Based Control of a Robotic Arm for Writing Task Using Hybrid BCI System[J]. Biomed Research International, 2017, 2017.
- [23] Li Y, He S, Huang Q, et al. A EOG-based switch and its application for "start/stop" control of a wheelchair[J]. Neurocomputing, 2018, 275: 1350-1357.
- [24] Ma J, Zhang Y, Cichocki A, et al. A novel EOG/EEG hybrid human-machine interface adopting eye movements and ERPs: Application to robot control[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2014, 62(3): 876-889.
- [25] Chai T, Draxler R R. Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)[J]. Geoscientific model development discussions, 2014, 7(1): 1525-1534.
- [26] Zhou Y, Yu T, 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.
- [27] Aljalal M, Ibrahim S, Djemal R, et al. Comprehensive review on brain-controlled mobile robots and robotic arms based on electroencephalography signals[J]. Intelligent Service Robotics, 2020, 13: 539-563.