

## 非侵入式异步脑机接口技术研究综述

许敏鹏<sup>1,2</sup> 王有良<sup>1</sup> 梅杰<sup>2</sup> 王坤<sup>1</sup> 明东<sup>1,2</sup>

(1. 天津大学医学工程与转化医学研究院, 天津 300072; 2. 天津大学精密仪器与光电子工程学院, 天津 300072)

**摘要:** 脑-机接口(brain-computer interface, BCI)为大脑提供了直接对外部设备进行控制的信息通路,根据是否存在同步触发信号可分为同步和异步系统。同步 BCI 设置了同步触发信号,迫使人脑与计算机同步通信,要求用户严格按照计算机发出的同步信号进行操作,约束用户遵循固定的节奏输出指令,从而限制了用户控制外部设备的自主性,难以满足实际应用场景下的操控需求。相比于同步 BCI 系统,异步 BCI 无须设置同步触发信号,可实时对脑电信号进行处理及响应。异步 BCI 通过对用户的控制态和空闲态的检测,使用户可自主支配输出指令的时间。因此异步 BCI 系统完全由用户控制,在人机交互方面更加自然、实用。目前,异步 BCI 控制状态检测的实现途径主要可分为两类,即状态切换开关检测和自主控制状态检测。基于状态切换开关检测的异步 BCI 系统将状态切换开关与 BCI 系统连接,构成两步混合系统。用户在对设置的独立开关进行选择时会产生相应的开关信号,异步 BCI 通过检测开关信号实现对系统的控制状态切换。基于自主控制状态检测的异步 BCI 系统没有独立的状态切换开关,而是直接对采集的脑电信号进行解码,分析是否存在控制信号对应的有效成分,以实现状态检测和切换。本文总结了两种异步 BCI 系统的基本原理和关键技术,探讨了其未来发展趋势,以期促进异步 BCI 技术的深入研究和开发应用。

**关键词:** 脑-机接口; 异步; 状态切换开关; 自主控制状态检测

**中图分类号:** R318; TH77 **文献标识码:** A **DOI:** 10.16798/j.issn.1003-0530.2023.08.005

**引用格式:** 许敏鹏,王有良,梅杰,等. 非侵入式异步脑机接口技术研究综述[J]. 信号处理,2023,39(8): 1386-1398. DOI: 10.16798/j.issn.1003-0530.2023.08.005.

**Reference format:** XU Minpeng, WANG Youliang, MEI Jie, et al. Review of non-invasive asynchronous brain-computer interface technology[J]. Journal of Signal Processing, 2023, 39(8): 1386-1398. DOI: 10.16798/j.issn.1003-0530.2023.08.005.

## Review of Non-invasive Asynchronous Brain-computer Interface Technology

XU Minpeng<sup>1,2</sup> WANG Youliang<sup>1</sup> MEI Jie<sup>2</sup> WANG Kun<sup>1</sup> MING Dong<sup>1,2</sup>

(1. Academy of Medical Engineering and Translational Medicine, Tianjin University, Tianjin 300072, China;  
2. School of Precision Instrument and Opto-electronics Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

**Abstract:** The brain-computer interface provides the brain with an information pathway to directly control external devices, and can be divided into synchronous and asynchronous systems according to whether there is a synchronous trigger signal. Synchronous BCI sets a synchronous trigger signal to force the human brain to communicate synchronously with the computer, requiring the user to operate strictly in accordance with the synchronous signal sent by the computer, and constraining the user to follow a fixed rhythm output command, thus limiting the user's autonomy in controlling external devices, which is difficult to meet Control requirements in practical application scenarios. Compared with the synchronous BCI system, the asynchronous BCI does not need to set a synchronous trigger signal, and can process and respond to EEG signals in real time.

收稿日期: 2023-02-22; 修回日期: 2023-05-04

基金项目: “科技创新 2030 2022ZD0210200”; 国家自然科学基金(62122059, 61976152, 62206198); 济南市“新高校 20 条”引进创新团队项目(2021GXRC071)

The asynchronous BCI enables the user to independently control the time for outputting instructions by detecting the user's control state and idle state. Therefore, the asynchronous BCI system is completely controlled by the user, which is more natural and practical in terms of human-computer interaction. At present, the implementation methods of asynchronous BCI control state detection can be mainly divided into two categories, namely state switching switch detection and autonomous control state detection. The asynchronous BCI system based on the detection of the state switching switch connects the state switching switch with the BCI system to form a two-step hybrid system. When the user selects the set independent switch, a corresponding switch signal will be generated, and the asynchronous BCI realizes the switching of the control state of the system by detecting the switch signal. The asynchronous BCI system based on autonomous control state detection does not have an independent state switching switch, but directly decodes the collected EEG signals, and analyzes whether there is an effective component corresponding to the control signal, so as to realize state detection and switching. This paper summarizes the basic principles and key technologies of two asynchronous BCI systems, and discusses their future development trends, in order to promote the in-depth research, development and application of asynchronous BCI technology.

**Key words:** brain-computer interface; asynchronous; state switching-switch; autonomous control state detection

## 1 引言

脑-机接口(brain-computer interface, BCI)在大脑与外界环境之间建立起一条直接的信息交流通路,能够替代、修复、改善、补充或增强中枢神经系统的正常输出<sup>[1]</sup>。根据获取大脑活动的方式,可分为侵入式BCI和非侵入式BCI<sup>[2]</sup>。侵入式BCI需要通过手术,将电极直接置入颅内。非侵入式BCI则通过放置在头皮上的传感器测量大脑活动,其中脑电(electroencephalogram, EEG)是非侵入式BCI最常用的信号类型。基于EEG的非侵入式BCI因其便携性、安全性、高时间分辨率和合理的成本,已得到广泛应用<sup>[3]</sup>。

根据是否存在同步触发信号,BCI系统可分为同步系统和异步系统<sup>[4]</sup>。同步BCI锁定了系统的时间进程,约束用户遵循固定的节奏输出指令。换言之,用户在系统发出提示信息(同步信号)后的固定窗长时间里,解码EEG信号输出控制指令,而之前的大脑活动通常不做分析。同步BCI迫使人脑与计算机同步通信,要求用户严格按照计算机发出的同步信号进行操作,极大地限制了用户对外部设备控制的自主性,并且若整个任务持续时间过长,会增强用户的疲劳程度<sup>[5]</sup>。现有以探索高效脑电编解码方法为目标的BCI系统<sup>[6-9]</sup>大多是同步的,相关技术多停留在实验室阶段<sup>[10]</sup>。相比于同步BCI系统,异步BCI系统内不设置同步触发信号,实时对EEG信号进行处理及响应,其发送指令的时间可自主支配,允许用户在控制状态和空闲状态之间随时进行切换。异步BCI完全由用户控制,是BCI实用化的

最佳形式,不仅可为用户与外界设备(例如脑控打字<sup>[4, 11-12]</sup>、轮椅<sup>[13-16]</sup>、假肢<sup>[17]</sup>、机械臂<sup>[18-19]</sup>、移动机器人<sup>[20-21]</sup>等)之间提供进行友好交互的手段,还可有助于拓宽人机交互带宽,实现多任务作业<sup>[22]</sup>。

异步BCI的关键在于识别用户的控制态和空闲态,目前多采用状态切换开关和自主控制状态检测的方法实现对两种状态的区分。基于状态切换开关检测的异步BCI系统将状态切换开关与其他BCI系统连接,构成两步混合系统<sup>[23]</sup>。状态切换开关可以是基于EEG控制信号作为开关信号的脑开关(brain-switch)或者基于其他模态信息(例如眼电(electro-oculogram, EOG)、眼动、肌电(electromyography, EMG))作为开关信号的独立开关。用户在对设置的独立开关进行选择时会产生相应的开关信号,异步BCI通过检测开关信号实现对系统的控制状态切换。基于自主控制状态检测的异步BCI系统没有独立的状态切换开关(即不设置开关信号),而是直接对采集的脑电进行解码,分析是否存在控制信号对应的有效成分<sup>[24]</sup>。如果存在,则认为当前信号为控制态,然后对有效成分进行解码并输出控制命令,否则认为该信号属于空闲态。即自主控制状态检测的异步BCI系统是直接根据空闲态和控制态的EEG信号在时-频-空域特征上的差异,通过特征提取和分类算法进行控制状态检测和控制命令识别,摆脱了状态切换开关,从而实现真正意义上的异步控制。自主控制状态检测可分为两种方式,一种为基于EEG的两步自主检测,即先通过EEG信号在控制态和空闲态上的特征差异实现状态检测,再

对控制态信号进行特征提取和分类;另一种为基于 EEG 的单步自主检测,即对 EEG 信号通过特征提取和分类直接实现控制状态检测以及控制信号识别。

基于状态切换开关和基于自主控制状态检测的方法对异步 BCI 的实现及其应用具有重要的科学意义和研究价值。本文总结了两种异步 BCI 系统的基本原理和关键技术,探讨了其未来发展趋势,以期促进异步 BCI 技术的深入研究与开发应用。

## 2 基于状态切换开关检测的异步 BCI 系统

在基于状态切换开关的异步 BCI 系统中,开关的作用是开启或关闭 BCI 系统,如图 1 所示。在异步 BCI 系统的第一步中,异步 BCI 系统的开关持续监视用户是否有从空闲状态切换至控制状态的意图。如果开关系统检测到用户的控制意图,则将空闲态切换为控制态(即开启 BCI 系统),从而启动异步 BCI 系统的第二步。在第二步中,用户可以通过 BCI 系统产生控制命令以操作外部设备或从控制态返回到空闲态(即关闭 BCI 系统),如图 2 所示。

### 2.1 基于 EEG 脑开关检测的异步 BCI 系统

基于 EEG 控制信号进行状态切换的脑开关主要包括:提取和分析大脑的运动动作意图信息进行控制状态切换的脑开关(即基于运动想象(motor imagery, MI)的脑开关);利用视觉刺激引起的大脑活动进行控制状态切换的脑开关(即基于 P300 的脑开关和基于稳态视觉诱发电位(steady state visual evoked potential, SSVEP)的脑开关);同时使用两种或多种 BCI 范式(例如 SSVEP 和 MI 的组合)的混合式脑开关。脑开关本质是基于 EEG 控制信号的独立 BCI 系统,而状态的检测与切换,则是对该独立

BCI 的控制信号进行检测的过程。

#### (1) 基于 MI 的脑开关

MI 是一种只需有运动意图而无须伴随任何实际身体活动的运动认知过程<sup>[25]</sup>。基于 MI 的 BCI 是最早应用于脑开关的 BCI 类别之一。在基于 MI 的相关范式中,与运动思维相关的 EEG 特征成分主要是运动相关皮质电位(movement-related cortical potential, MRCP),常用于运动认知信息的时域分析;事件相关去同步或同步(event-related desynchronization/synchronization, ERD/ERS)成分,亦称感觉运动节律(sensorimotor rhythms, SMR)成分,通常表现为  $\alpha$  频带(8~13 Hz)和  $\beta$  频带(14~30 Hz) EEG 信号能量的减弱或增强<sup>[26]</sup>。ERD/ERS 和 MRCP 是实现 MI 脑开关的代表性特征,对运动意图的检测表现出了良好效果。Pfurtscheller 等人则通过检测快速足部运动想象所产生的 ERD 和 ERS 成分,验证了足部运动意图产生的 ERS 可实现单通道脑开关<sup>[27]</sup>。Xu 等人设计了一种实时检测 MRCP 特征的 MI 脑开关,以快速开启或关闭基于触觉电刺激分类的 BCI 系统<sup>[28]</sup>。Yu 等人将基于 MI 的状态切换开关与基于 P300-BCI 的字符拼写器连接,利用左右手的运动想象来选择开启或关闭 P300-BCI 的字符拼写功能,从而实现异步效果<sup>[11]</sup>。

#### (2) 基于 P300 的脑开关

P300 是当大脑受到小概率相关事件的刺激时,脑电信号中会出现一个潜伏期约为 300 ms 的正向波峰。基于 P300 的脑开关以此作为检测大脑活动的开关信号。例如, Lu 等人以单一视觉刺激诱发的 P300 响应作为脑开关<sup>[29]</sup>。在他们的范式中,动物的面部图像被用作为视觉刺激,并顺序呈现给用户,用户则需默数目标刺激出现的次数。通过检测在

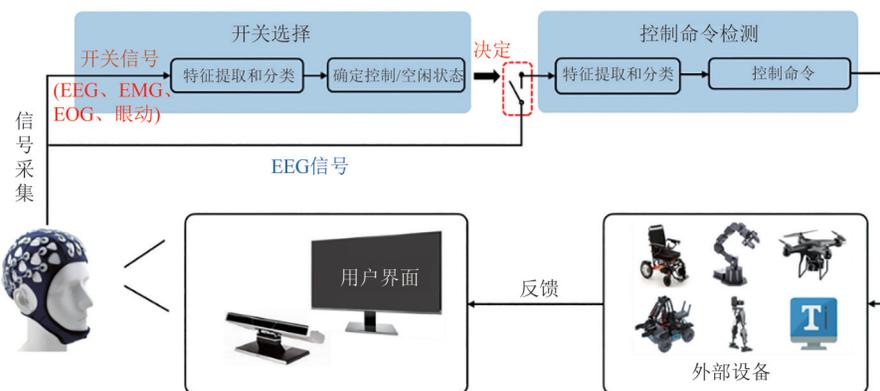


图 1 基于状态切换开关的异步 BCI 系统框图

Fig. 1 Block diagram of asynchronous BCI system based on state switch

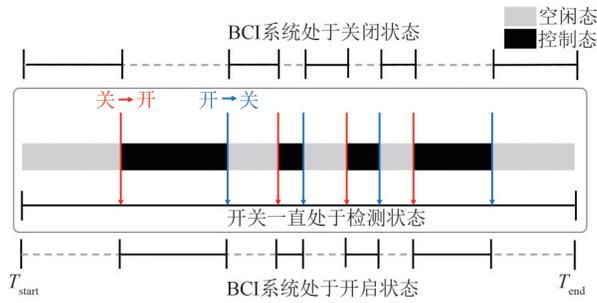


图2 基于状态切换开关检测的异步BCI操作示意图

Fig. 2 Schematic diagram of asynchronous BCI operation based on state toggle switch detection

这个过程中的P300响应,实现对开关状态的控制。

### (3) 基于SSVEP的脑开关

SSVEP由周期性呈现的视觉刺激诱发,是用户脑中将出现趋于稳定的且与刺激频率或其高次谐波一致的成分。基于SSVEP的脑开关使用SSVEP作为区分大脑活动的开关信号。SSVEP-BCI表现出较强的鲁棒性和更高的信息传输率(information transfer rate, ITR),从而提高了脑开关的稳定性并缩短了状态切换的响应时间。例如,Chen等人设置了基于高频SSVEP的状态切换界面,上面有4个标记为“open”的闪烁刺激块,用户可通过注视其中一个刺激块切换控制状态<sup>[18]</sup>。

### (4) 基于混合范式的脑开关

基于EEG的混合式脑开关则结合了不同范式的特点,将两个相互独立或者相关性不大的特征联合,以获得更好的效果<sup>[30]</sup>。目前的一些研究提出了两种或多种范式相结合的混合式脑开关实现方法,并验证了其性能要优于基于单一范式的脑开关。Cao等人开发了一种基于MI和SSVEP的混合式脑开关,须同时检测到左右手的运动想象和选择特定的SSVEP信号才可启动或关闭轮椅控制<sup>[15]</sup>。Li等人利用P300和SSVEP混合编码范式实现的脑开关,需同时检测到诱发的P300电位和SSVEP信号方可开启轮椅<sup>[16]</sup>。因此相比于单一范式脑开关,混合式脑开关的触发条件更加苛刻,不易误触发,从而实现了更低的假阳率(false positive rate, FPR)。另外,Li等人设计的基于P300和SSVEP的混合式脑开关相比于单一范式脑开关,在相同数据长度下提取的特征更具特异性,故缩短了异步控制的响应时间并提高了控制精度。

## 2.2 基于其他模态开关检测的异步BCI系统

基于其他模态开关检测的异步BCI系统利用眼动、EOG、EMG等其他模态信息作为开关信号。Yu等人开发了基于EOG的状态切换开关,通过双眨眼任务来开启或激活基于P300的BCI系统<sup>[31]</sup>。Gao等人则在BCI系统中引入咬牙任务,通过检测咬牙产生的EMG来实现状态切换<sup>[32]</sup>。一些研究则是利用眼动追踪系统与BCI系统相结合,通过判断和比较眼睛注视位置或瞳孔转换速度来切换空闲态和控制态。Zhang等人将眼动追踪技术与SSVEP-BCI相结合,即眼动追踪技术作为混合BCI系统的上层开关,通过判断用户的注视位置来切换控制状态,SSVEP-BCI则用来在控制态时解码控制指令<sup>[33]</sup>。Lee等人通过眼动追踪信息计算瞳孔的调节速度切换空闲态与控制态,并配合MI-BCI对机械臂进行二维导航和目标选择<sup>[34]</sup>。

上述研究都是对异步BCI系统的单模态信号进行分析,没有很好的利用混合系统的多模态信息。Tan等人则在异步眼动开关的基础上,充分利用双模态信息,将眼睛注视特征和脑电信号特征相融合,使得整个系统具有了较好的准确性、稳定性和鲁棒性<sup>[35]</sup>。

## 2.3 基于状态切换开关的异步BCI解码方法

基于状态切换开关的异步BCI系统是由状态切换开关与BCI系统连接构成的两步混合系统。对其进行解码的关键技术在于状态切换开关的检测方法和控制命令的解析算法。表1列举了对异步BCI性能进行评价的常用指标。表2中对该类异步BCI的研究成果和性能进行了简单分析和总结。

### 2.3.1 异步开关的状态检测方法

基于其他模态开关检测的异步BCI系统其开关信号的特征更加明显、稳定,并且属于EEG的异质性信号,通常采用阈值法进行检测。例如眼动开关的检测可以采用注视点位置的方差<sup>[33]</sup>和注视时间<sup>[36]</sup>等作为阈值。而当EEG信号作为系统的状态切换开关,其与BCI系统的控制信号属于同质性信号,检测较为困难。因此主要介绍基于EEG脑开关的状态检测方法。

#### (1) 阈值法

大多数脑开关会在空闲态和控制态之间设置一个阈值,以区分这两种状态。在脑开关系统中,阈值通常是系统的输出作为量化分数,如距离<sup>[37]</sup>,功

表1 异步BCI的性能评价指标

Tab. 1 Performance evaluation metrics for asynchronous BCI

性能指标	描述
假阳率 (false positive rate, FPR)	FPR是指错误检测为控制态的试验数量(FRs)与所有空闲态试验数量的比率。在FPR中,错误试验意味着将空闲态识别成控制态。可使用两个指标来量化FPR,即百分比(%)和FPs/min。百分比没有任何时间信息,只显示错误试验的比率,而FPs/min有时间信息,即平均每分钟内出现的假阳性指令数
真阳率 (true positive rate, TPR)	TPR是指正确检测为控制态的试验数量(TPs)与所有控制态试验数量的比率。在TPR中,错误试验意味着将控制态识别成空闲态。也可使用两个指标来量化TPR,即百分比(%)和TPs/min
信息传输率 (information transfer rate, ITR)	ITR是指单位时间内传送的信息量,通常用比特/分钟(bits/min)单位表示
正确率 (accuracy, ACC)	分类结果的平均正确率

表2 基于状态切换开关的异步BCI研究方法和性能分析

Tab. 2 Research method and performance analysis of asynchronous BCI based on state toggle switch

文献	年份	开关信号	开关检测算法	控制信号解码算法	FPR	TPR	ITR/(bits/min)	ACC/%
[28]	2016	MI	模板匹配	局部保持投影法+LDA	2.0▲	74	7.0	-
[24]	2019	MI	阈值法	CSP	32	90	-	83
[13]	2017	P300	伪模式法	SVM	0.94	86.3	-	92.7
[50]	2011	SSVEP	阈值法	PSDA	0.21	96.6	19.05	88
[44]	2013	SSVEP	伪模式法	MEC	4.17	78.75	-	86.67
[51]	2017	SSVEP	模板匹配	PSDA+SVM	0.31▲	6.06▲	-	-
[16]	2013	SSVEP+P300	阈值法	SVM+MEC	0.49▲	14.18▲	22.11	-
[15]	2014	SSVEP+MI	阈值法	CCA+CSP+SVM	0.40*▲	0.96*▲	-	90.6*
[52]	2022	眼动+SSVEP	阈值法	CCA	-	-	67.5	95.83

注:符号\*表示估计值,文献中并未给出明确结果;符号▲代表FPR和TPR的单位分别为FPs/min、TPs/min,未标注的单位为%。

率谱密度<sup>[38-39]</sup>,分类器生成的特征值<sup>[40-41]</sup>或由接受者操作特征曲线(receiver operating characteristic curve, ROC)寻找的最优阈值<sup>[24]</sup>等。例如,当预定义特征和分类器输出超过基于训练数据预定义的特定阈值时,脑开关开启控制状态。除此之外,由于脑电信号的可变性,阈值需要频繁更新,耗时较长,所以一些研究使用了更复杂的特征,如样本熵<sup>[42-43]</sup>定义阈值来解决这一问题。阈值法相对简单且易于实现,但是阈值的选择,将直接影响到整个系统的效果。

### (2)模板匹配法

在脑开关系统中,模板匹配法主要是根据一系列输出结果来检测大脑状态。Xu等人使用基于MI的脑开关,利用MRCP检测用户的运动意图以进行控制状态切换。当从三个连续时间间隔的数据窗口中检测到的MRCP特征被线性分类器分类为“signal”

时,该脑开关将被打开<sup>[28]</sup>。由于在空闲态下的连续输出结果与模板成功匹配的概率很低,模板匹配法故可降低系统的FPR。但是,如果模板设置的很长,该方法就会增加系统的响应时间,影响系统的效率。

### (3)伪模式法

伪模式法是将二元分类问题转化为多元分类问题。一般用脑开关系统来检测大脑活动的控制态和空闲态,这是一种二元分类。一些研究则利用伪模式法通过添加“伪键”来检测一个控制状态和“多个”空闲状态,将控制状态检测变成多元分类问题。伪模式法通常适用于基于外源性信号的BCI系统,如基于P300和SSVEP的BCI系统。与Pan等人<sup>[44]</sup>的方法相似,He等人开发了一种基于P300的脑开关,设置有一个目标键和三个“伪键”,四个键随机交替呈现,用户可通过注视目标键来发出控制

状态的切换命令<sup>[13]</sup>。该方法使控制状态的检测任务变得更加复杂,将会影响系统的输出效率,但是系统的 FPR 可以得到显著降低。

### 2.3.2 控制信号的解码

#### (1)MI-BCI的解码算法

MI-BCI的脑电特征是由诱发的大脑节律产生的能量变化,例如 ERD/ERS 和 MRCP。常用的解码算法有带能量法和共空间模式(common spatial pattern, CSP)。带能量法<sup>[45]</sup>可将 EEG 信号某个频带内的能量信息作为特征。其常用的处理方法有如下两种:一是先将信号分成较短的时间片段,计算各段的功率谱,然后根据功率谱估算带信号的能量;二是先对信号进行带通滤波,挑选出感兴趣频段的信号,再将该信号分为多个较短的片段,对各段信号计算其带能量。CSP 可以找到两个矩阵的共同投影子空间,在对两类 MI 进行特征提取时使得多导联脑电信号之间的能量差异最大<sup>[46]</sup>。

#### (2)SSVEP-BCI的解码算法

SSVEP是由一定频率和相位的闪烁刺激诱发生产生的脑电信号,其解码算法通常是基于频率分析。常用的分类算法有功率谱密度分析(power spectral density analysis, PSDA)、最小能量组合(minimum energy combination, MEC)和典型相关分析(canonical correlation analysis, CCA)等<sup>[47]</sup>。由于 SSVEP 是一种时间锁定和相位锁定的事件相关电位。相比于 CCA,任务相关成分分析(task-related component analysis, TRCA)可有效的利用相位信息,实现正确率的进一步提升,因此也成为了目前 SSVEP-BCI 的常用解码算法<sup>[18]</sup>。

#### (3)P300-BCI的解码算法

P300是当大脑受到小概率相关事件的刺激时,

脑电信号中出现一个潜伏期约为 300 ms 的正向波峰。P300-BCI 常用的解码算法如下:一是可利用线性判别分析(linear discriminant analysis, LDA),逐步线性判别分析(stepwise linear discriminant analysis, SWLDA)对 P300 峰和非 P300 峰进行分类<sup>[48]</sup>;二是可将 P300 信号处理为时序特征,并使用支持向量机<sup>[13]</sup>(support vector machine, SVM)进行分类;三是可基于矩阵分解的方法,将 P300 信号分解成多个子空间,并用矩阵分解算法(例如判别典型模式匹配<sup>[49]</sup>(discriminative canonical pattern matching, DCPM))对这些子空间进行分类。

## 3 基于自主控制状态检测的异步 BCI 系统

基于自主控制状态检测的异步 BCI 系统在某一时刻检测到用户的控制意图时,即可实现从空闲态切换到控制态,同时识别出当前的控制指令并进行输出。如果没有检测到控制意图,则保持空闲态。基于自主控制状态检测的异步 BCI 系统可分为“两步系统”和“单步系统”,其中,“两步系统”先进行状态检测,再对属于控制态的信号进行分类识别;“单步系统”直接通过对 EEG 信号进行特征提取和分类同时实现对 EEG 信号的控制状态和控制命令的识别,分别如图 3、图 4 所示。

### 3.1 基于两步自主检测的异步 BCI 系统

基于两步自主检测的异步 BCI 系统的控制状态检测和目标是独立分开的。该系统利用特征提取算法从空闲态和控制态对应的训练数据中进行特征提取,以训练可区分这两种控制状态的二分类器。若待测 EEG 信号通过分类器分类确定为控制态,则利用解码算法对控制信号进行识别,从而输出控制指令,如图 5(a)所示。

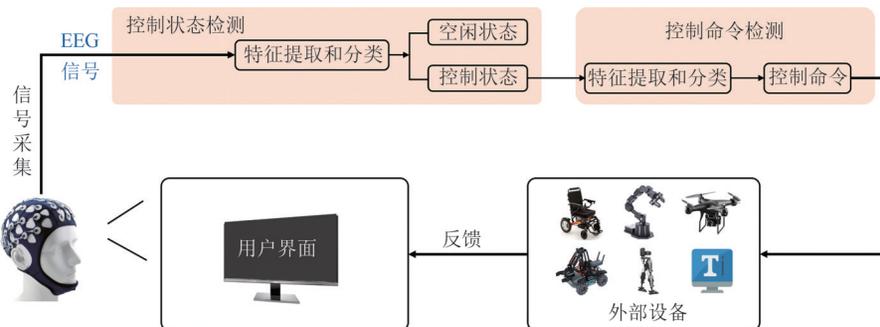


图 3 基于 EEG 两步自主检测的异步 BCI 系统框图

Fig. 3 Block diagram of asynchronous BCI system based on EEG two-step autonomous detection

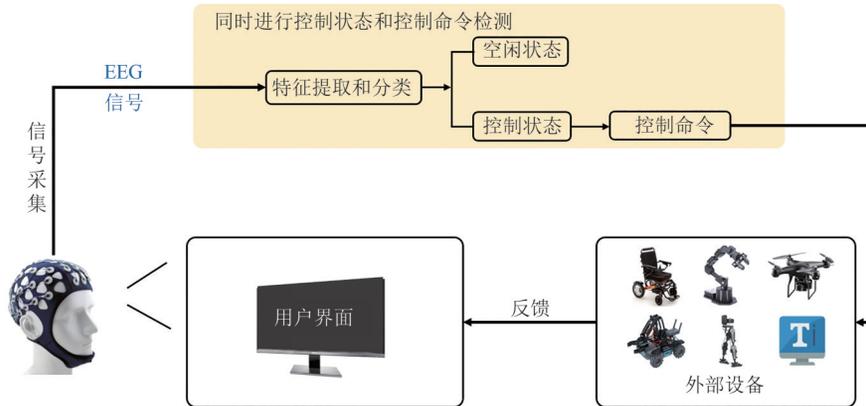


图4 基于EEG单步自主检测的异步BCI系统框图

Fig. 4 Block diagram of asynchronous BCI system based on EEG single-step autonomous detection

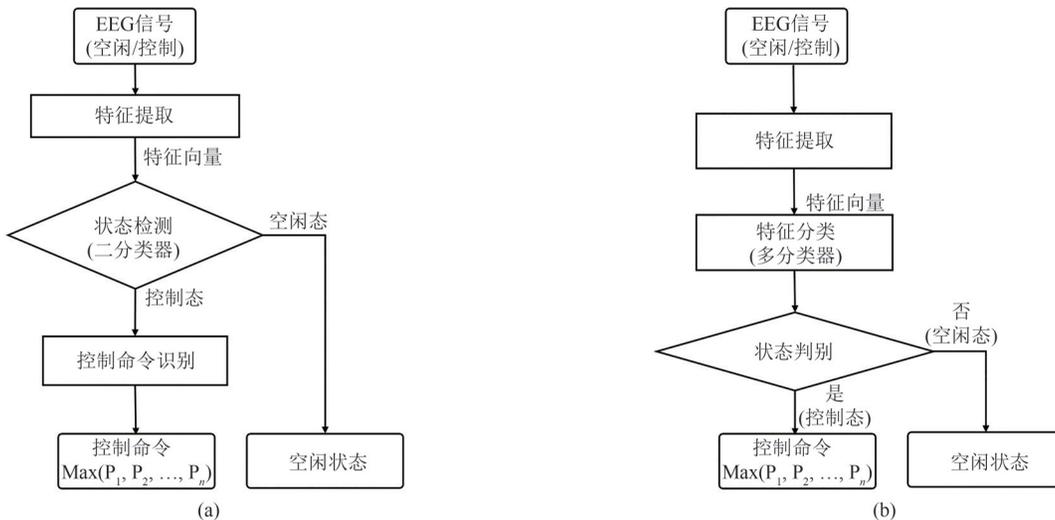


图5 (a)基于两步自主检测的异步算法;(b)基于单步自主检测的异步算法

Fig. 5 (a)Asynchronous algorithm based on two-step autonomous detection; (b)Asynchronous algorithm based on single-step autonomous detection

对于该类异步MI-BCI系统, Zhang 等人在研究中设计了运动意图检测器和运动方向分类器<sup>[19]</sup>。他们利用离线实验的控制态和空闲态数据训练LDA分类器,并通过ROC来调整阈值实现对EEG信号的控制状态检测,并在检测到运动意图后利用低阶线性动态系统(low-rank linear dynamical systems, LR-LDS)模型进行运动方向分类。对于该类异步SSVEP-BCI系统, Zhang 等人提出了一种两阶段识别方法,即由控制状态检测阶段和控制命令识别阶段组成<sup>[53]</sup>。他们通过盲源分离对脑电数据进行预处理,然后利用连续小波变换(continuous wavelet transform, CWT)提取SSVEP的控制状态特征,通过阈值法进行控制状态检测,最后利用SVM对集成的

控制态特征进行分类。Du 等人针对基于SSVEP的异步BCI系统也提出了相似的两步树形结构<sup>[54]</sup>。第一步利用CCA识别出SSVEP的目标频率,第二步通过SSVEP信号的锁相值作为特征训练多个二分类SVM以判别对应目标频率的控制状态。对于该类异步P300-BCI系统, Zhang 等人则通过支持向量裕度空间中的高斯分布模型对P300信号进行控制状态检测,然后设计了一种递归算法对控制态信号进行控制命令识别<sup>[55]</sup>。

### 3.2 基于单步自主检测的异步BCI系统

基于单步自主检测的异步BCI系统不需要单独训练仅用于控制状态检测的二分类器,而是利用异步算法直接进行特征提取,以训练可同时区分空闲

态和多种控制态信号的多分类器。待测 EEG 信号即可通过特征提取经多分类器分类同时实现控制状态检测和控制命令识别,如图 5(b)所示。

在该类异步 MI-BCI 系统中,考虑到对 MI 的多分类,An 等人通过基于滤波器组的共空间模式(filter bank CSP, FBCSP)算法对左右手、脚以及休息状态下的 MI 信号进行特征提取,利用正则化线性判别分析(regularized LDA, RLDA)对提取的特征进行分类,同时实现了控制状态检测和运动方向判别<sup>[56]</sup>。在该类异步 SSVEP-BCI 系统中, Han 等人则根据控制态和空闲态的 SSVEP 信号在不同频率下的信噪比和不同相位下锁相值的差异性,利用基于最大信噪比和最大锁相值(maximum signal-to-noise ratio and maximum phase-lock-value, MS-MP)的异步算法进行特征提取,通过训练好的 SVM 组对提取的特征直接进行控制状态检测和目标频率识别<sup>[57]</sup>。Suefusa 等人提出的多集典型相关分析(mutiset CCA, MCCA)异步算法在基于频相联合编码的 SSVEP-BCI 中可有效地同时识别控制状态和控制命令<sup>[58]</sup>。他们提出的 MCCA

算法通过提取测试数据分别与正余弦参考信号和由训练集得到的模板信号之间的相关系数作为控制状态检测和控制命令识别的特征,再利用训练好的用于多分类的 SVM(multi-class SVM, M-SVM)对提取的特征进行分类。在该类异步 P300-BCI 系统中, Krumpe 等人利用刺激开始后 350~800 ms 的目标和非目标的功率谱密度作为分类特征,以目标和非目标信号的差分电位为依据,实现同时对控制状态和控制目标的检测与识别<sup>[59]</sup>。

### 3.3 基于自主控制状态检测的异步 BCI 解码方法

基于自主控制状态检测的异步 BCI 系统可直接对脑电信号进行解码。但由于空闲态下脑电信号的复杂性和不确定性,传统的特征提取算法难以有效区分 BCI 系统的控制状态和控制命令,往往具有较高的 FPR,产生较多的非预期指令,从而降低了系统的整体性能。随着对脑电机制的探索以及脑电信号的溯源,相关研究从特征提取和分类上对脑电信号进行了针对性处理,并设计了相应的异步算法。如表 3 所示,对相关异步 BCI 研究方法和性能

表 3 基于自主控制状态检测的异步 BCI 研究方法和性能分析

Tab. 3 Asynchronous BCI research method and performance analysis based on autonomous control state detection

文献	年份	实验范式	特征提取方法	特征分类方法	FPR	TPR	ITR/(bits/min)	ACC/%
[60]	2016	MI	带能量法	主成分分析法	-	91.4	-	79*
[56]	2016	MI	基于滤波器组的共空间模式法	LDA	-	-	-	-
[19]	2019	MI	低阶线性动态系统模型	LDA	8.4*▲	26.4*▲	-	70.35*
[61]	2020	MI	共空间模式法	SWLDA	0.52▲	-	-	89.2
[53]	2013	SSVEP	连续小波变换	阈值法	10.9*	89.3	-	-
[54]	2015	SSVEP	典型相关分析+连续小波变换	SVM	18.3*	61.2	-	91.38
[58]	2018	SSVEP	多集典型相关法	SVM	-	-	-	91.08
[57]	2019	SSVEP	基于最大信噪比、最大锁相值的异步算法	SVM	15	-	52.3	90
[4]	2021	SSVEP	时空均衡多窗口算法	贝叶斯估计	0.61▲	-	106.3	97.2
[55]	2008	P300	基于支持向量裕度空间中的高斯分布模型	递归算法	0.71▲	-	20.0	-
[59]	2016	P300	功率密度谱分析	SVM	-	-	-	-
[62]	2022	P300	卷积神经网络	-	-	-	35.54	89.36
[63]	2022	P300	功率谱密度分析	融合朴素贝叶斯的 Fisher 线性判别分析	40*	94*	62.8	78.47
[64]	2022	P300	尺度空间分析法	双向长短时记忆神经网络	-	95*	-	96.83

注:符号\*表示估计值,文献中并未给出明确结果;符号▲代表 FPR 和 TPR 的单位分别为 FPs/min、TPs/min,未标注的单位为%。

进行了简单分析和总结。

## 4 非侵入式异步BCI的发展趋势

### 4.1 改善编解码方法

异步BCI的两种实现途径都需要连续不断的对空闲态和控制态的切换进行检测,开关在状态切换时需要较长的响应时间,而自主检测由于背景脑电的复杂性往往需要较长的数据处理时间。因此系统的实时性存在很大的问题。Zhang等人采用串级编码调制的视觉诱发电位结合模板匹配算法实现了脑开关的快速响应和长时间无误触发<sup>[65]</sup>。Yang等人则采用时空均衡策略,通过多时间窗的叠加和基于贝叶斯风险决策的统计方法来对异步SSVEP-BCI进行解码,对40目标分类实现了高精确率以及破百的信息传输率,并且无须训练<sup>[4]</sup>。因此编码方法和解码算法的改进是提高异步BCI实时性的有效途径。

### 4.2 联合多范式(模态)特征

在异步BCI系统中,相较于单一模态信息,混合范式可以联合两个或多个独立或者相关性不大的特征,为异步BCI系统的状态检测提供更多的分类信息,从而提高控制态和空闲态的识别正确率。通过混合范式编码的脑开关<sup>[15-16]</sup>以及多模态信息融合的脑-眼决策<sup>[35]</sup>性能都要明显优于单一范式或模态的系统。因此异步BCI系统可通过改进范式并融合多模态信息,以获取更多、更明显的特征来降低FPR并缩短决策时间,从而提高系统性能。

### 4.3 提升系统的自适应性

在异步BCI系统中,状态检测和分类依赖固定阈值法和简单的线性分类器,使得系统的自适应性较差。由于EEG信号的非平稳性,用户在较长时间内其状态会发生改变,为了取得更好的分类效果,可在异步BCI系统中引入自适应算法,来对系统的参数进行动态调整。Aydin等人在基于P300的异步BCI中引入了动态停止策略,使用户能够独立于固定数量的增强序列来选择控制命令,使得异步BCI的性能得到显著提升<sup>[66]</sup>。

### 4.4 应用深度学习技术

在异步BCI系统中,传统的特征提取方法难以从脑电信号中提取区分空闲态和控制态的有效特征。随着深度学习的发展,该技术因具有学习不变

特征的能力,可自动提取与任务相关的脑电特征,已经超越了部分传统的特征提取方法。Waytowich等人则利用一种紧凑型CNN(compact-CNN)对SSVEP信号进行特征提取和分类,实现的异步识别效果明显优于CCA<sup>[67]</sup>。Santamaria-vazquez等人提出了一种基于EEG-Inception新型卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)作为异步P300-BCI的状态检测器,实现了更稳健的异步控制<sup>[62]</sup>。

## 5 总结

异步BCI作为一种最具实用性的BCI形式,有着广阔的应用前景。本文将基于EEG的异步BCI系统分为基于状态切换开关的异步BCI系统和基于自主控制状态检测的异步BCI系统。基于状态切换开关检测的异步BCI系统,相较于自主控制状态检测,可以显著降低异步BCI系统的误触发率,且相对容易实现。但就使用体验而言,基于状态切换开关检测的异步BCI系统不能直接根据用户的意图实现状态切换,而是需要人为地进行开关状态选择,因此其并不具有完全意义上的异步属性。同时,用户有时需在两个或多个范式或模态间切换开关状态,灵活性较差,且会增加用户的认知负担。基于自主状态检测的异步BCI系统直接通过采集到的脑电信号分析用户的控制意图,无须额外的认知系统帮助用户切换控制状态,从而提高了整个系统的灵活性,减轻了用户的认知负担,真正做到了自主的状态切换。但是由于空闲态下脑电信号的复杂性和不确定性,基于自主控制状态检测的异步BCI系统往往具有较高的FPR,产生较多的非预期指令,从而降低了系统的整体性能。因此,如何实现低延迟,低FPR以及高编解码效率是当前异步BCI系统面临的主要挑战。未来异步BCI将从改善编解码方法、注重特征联合、增强系统自适应性以及引入深度学习方法等方面进一步改善其整体性能,以克服其面临的挑战。随着异步BCI技术的发展,未来将会有更多实用化的异步BCI研究成果步入人类的日常生活,满足更多的应用需求。

### 参考文献

- [1] DALY J J, HUGGINS J E. Brain-computer interface: Current and emerging rehabilitation applications [J]. Archives of Physical Medicine and Rehabilitation, 2015, 96 (3) :

- S1-S7.
- [2] NICOLAS-ALONSO L F, GOMEZ-GIL J. Brain computer interfaces, a review [J]. *Sensors*, 2012, 12(2): 1211-1279.
- [3] RAMADAN R A, VASILAKOS A V. Brain computer interface: Control signals review [J]. *Neurocomputing*, 2017, 223: 26-44.
- [4] YANG C, YAN X Y, WANG Y J, et al. Spatio-temporal equalization multi-window algorithm for asynchronous SSVEP-based BCI [J]. *Journal of Neural Engineering*, 2021, 18(4): 0460b7.
- [5] GAO X R, WANG Y J, CHEN X G, et al. Interface, interaction, and intelligence in generalized brain-computer interfaces [J]. *Trends in Cognitive Sciences*, 2021, 25(8): 671-684.
- [6] PENG F, LI M, ZHAO S N, et al. Control of a robotic arm with an optimized common template-based cca method for SSVEP-based BCI [J]. *Frontiers in Neurorobotics*, 2022, 16: 855825.
- [7] NAKANISHI M, WANG Y J, CHEN X G, 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.
- [8] JIANG J, YIN E W, WANG C H, et al. Incorporation of dynamic stopping strategy into the high-speed SSVEP-based BCIs [J]. *Journal of Neural Engineering*, 2018, 15(4): 046025.
- [9] XU M P, HAN J, WANG Y J, 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.
- [10] XU M P, HE F, JUNG P, et al. Current challenges for the practical application of electroencephalography-based brain-computer interfaces [J]. *Engineering*, 2021, 7(12): 1710-1712.
- [11] YU Y, ZHOU Z T, JIANG J, et al. Toward a hybrid BCI: Self-paced operation of a P300-based speller by merging a motor imagery-based “brain switch” into a P300 spelling approach [J]. *International Journal of Human-computer Interaction*, 2017, 33(8): 623-632.
- [12] HUANG J Y, QIU L N, LIN Q M, et al. Hybrid asynchronous brain-computer interface for yes/no communication in patients with disorders of consciousness [J]. *Journal of Neural Engineering*, 2021, 18(5): 056001.
- [13] HE S H, ZHANG R, WANG Q H, et al. A P300-based threshold-free brain switch and its application in wheelchair control [J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2017, 25(6): 715-725.
- [14] YU Y, ZHOU Z T, LIU Y D, et al. Self-paced operation of a wheelchair based on a hybrid brain-computer interface combining motor imagery and P300 potential [J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2017, 25(12): 2516-2526.
- [15] CAO L, LI J, JI H F, et al. A hybrid brain computer interface system based on the neurophysiological protocol and brain-actuated switch for wheelchair control [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2014, 229: 33-43.
- [16] LI Y Q, PAN J H, WANG F, et al. A hybrid BCI system combining P300 and SSVEP and its application to wheelchair control [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2013, 60(11): 3156-3166.
- [17] CHOI J, KIM K T, JEONG J H, et al. Developing a motor imagery-based real-time asynchronous hybrid BCI controller for a lower-limb exoskeleton [J]. *Sensors*, 2020, 20(24): 7309.
- [18] CHEN L L, CHEN P F, ZHAO S K, et al. Adaptive asynchronous control system of robotic arm based on augmented reality-assisted brain-computer interface [J]. *Journal of Neural Engineering*, 2021, 18(6): 066005.
- [19] ZHANG W C, SUN F C, WU H, et al. Asynchronous brain-computer interface shared control of robotic grasping [J]. *Tsinghua Science and Technology*, 2019, 24(3): 360-370.
- [20] 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.
- [21] TANG J S, LIU Y D, JIANG J, et al. Toward brain-actuated mobile platform [J]. *International Journal of Human-computer Interaction*, 2019, 35(10): 846-858.
- [22] PENALOZA C I, NISHIO S. BMI control of a third arm for multitasking [J]. *Science Robotics*, 2018, 3(20): eaat1228.
- [23] HAN C H, MULLER K R, HWANG H J. Brain-switches for asynchronous brain-computer interfaces: A systematic review [J]. *Electronics*, 2020, 9(3): 422.
- [24] JIANG Y, HE J Y, LI D D, et al. Signal classification al-

- gorithm in motor imagery based on asynchronous brain-computer interface[C]// 2019 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC). Auckland, New Zealand: IEEE Press, 2019: 1422-1426.
- [25] YOUNG M J, LIN D J, HOCHBERG L R. Brain-computer interfaces in neurorecovery and neurorehabilitation [J]. *Seminars in Neurology*, 2021, 41(2): 206-216.
- [26] 张力新, 张珊珊, 王坤, 等. 运动相关思维诱发脑电信息解码与应用综述[J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(1): 1-11.  
ZHANG Lixin, ZHANG Shanshan, WANG Kun, et al. Review on the decoding and application of electroencephalography information induced by motor-related mental activity [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, 40(1): 1-11. (in Chinese)
- [27] PFURTSCHELLER G, SOLIS-ESCALANTE T. Could the beta rebound in the EEG be suitable to realize a “brain switch”? [J]. *Clinical Neurophysiology*, 2009, 120(1): 24-29.
- [28] XU R, JIANG N, DOSEN S, et al. Endogenous sensory discrimination and selection by a fast brain switch for a high transfer rate brain-computer interface [J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2016, 24(8): 901-910.
- [29] LU Z F, ZHANG X D, LI H Z, et al. An asynchronous artifact-enhanced electroencephalogram based control paradigm assisted by slight facial expression [J]. *Frontiers in Neuroscience*, 2022, 16: 892794.
- [30] XU M P, QI H Z, WAN B K, et al. A hybrid BCI speller paradigm combining P300 potential and the SSVEP blocking feature [J]. *Journal of Neural Engineering*, 2013, 10(2): 026001.
- [31] YU Y, LIU Y D, YIN E W, et al. An asynchronous hybrid spelling approach based on EEG-eog signals for Chinese character input [J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2019, 27(6): 1292-1302.
- [32] 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: 8316485.
- [33] ZHANG Y B, XIE J, XU G H, et al. Asynchronous eye-tracking-actuated switch for steady-state visual evoked potential based brain-computer interface applications [C]// 2019 9TH International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering (NER). San Francisco: IEEE Press, 2019: 360-364.
- [34] LEE E C, WOO J C, KIM J H, et al. A brain-computer interface method combined with eye tracking for 3d interaction [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2010, 190(2): 289-298.
- [35] TAN Y, LIN Y F, ZANG B Y, et al. An autonomous hybrid brain-computer interface system combined with eye-tracking in virtual environment [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2022, 368: 109442.
- [36] MANNAN M M N, KAMRAN M A, KANG S, et al. A hybrid speller design using eye tracking and SSVEP brain-computer interface [J]. *Sensors*, 2020, 20(3): 891.
- [37] CHEN G H. Digital riemannian geometry and its application [C]// Proceedings of the 2ND International Conference on Advances in Computer Science and Engineering (CSE 2013). Los Angeles, CA: IEEE Press, 2013: 279-283.
- [38] MARTINEZ-CAGIGAL V, SANTAMARIA-VAZQUEZ E, GOMEZ-PILAR J, et al. Towards an accessible use of smartphone-based social networks through brain-computer interfaces [J]. *Expert Systems With Applications*, 2019, 120: 155-166.
- [39] SANTAMARIA-VAZQUEZ E, MARTINEZ-CAGIGAL V, GOMEZ-PILAR J, et al. Asynchronous control of ERP-based BCI spellers using steady-state visual evoked potentials elicited by peripheral stimuli [J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2019, 27(9): 1883-1892.
- [40] MULLER-PUTZ G R, KAISER V, SOLIS-ESCALANTE T, et al. Fast set-up asynchronous brain-switch based on detection of foot motor imagery in 1-channel EEG [J]. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 2010, 48(3): 229-233.
- [41] HAN C H, MULLER K R, HWANG H J. Enhanced performance of a brain switch by simultaneous use of EEG and NIRS data for asynchronous brain-computer interface [J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2020, 28(10): 2102-2112.
- [42] LIU Y H, HUANG S A, HUANG H C, et al. Novel motor imagery-based brain switch for patients with amyotrophic lateral sclerosis a case study using two-channel electroencephalography [J]. *IEEE Consumer Electronics Magazine*, 2019, 8(2): 72-77.
- [43] MARTINEZ-CAGIGAL V, SANTAMARIA-VAZQUEZ E, HORNERO R. Asynchronous control of P300-based brain-computer interfaces using sample entropy (vol 21, 230,

- 2019)[J]. *Entropy*, 2020, 22(5): 505.
- [44] PAN J H, LI Y Q, ZHANG R, et al. Discrimination between control and idle states in asynchronous SSVEP-based brain switches: A pseudo-key-based approach[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2013, 21(3): 435-443.
- [45] SAGILA G K, VINOD A P. Direction decoding of imagined hand movements using subject-specific features from parietal eeg[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2022, 19(5): 056004.
- [46] WANG K, XU M P, WANG Y J, et al. Enhance decoding of pre-movement EEG patterns for brain-computer interfaces[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2020, 17(1): 016033.
- [47] 杨满, 钟子平, 韩锦, 等. 稳态视觉诱发电位解码算法研究综述[J]. *生物医学工程学杂志*, 2022, 39(2): 416-425.
- YANG Man, ZHONG Ziping, HAN Jin, et al. A review of researches on decoding algorithms of steady-state visual evoked potentials[J]. *Journal of Biomedical Engineering*, 2022, 39(2): 416-425. (in Chinese)
- [48] XIAO X L, XU M P, WANG Y J, et al. A comparison of classification methods for recognizing single-trial p300 in brain-computer interfaces[C]// 2019 41ST Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). Berlin, Germany: IEEE Press, 2019: 3032-3035.
- [49] XIAO X, XU M, JIN J, et al. Discriminative canonical pattern matching for single-trial classification of erp components[J]. *IEEE Transactions Biomedical Engineering*, 2020, 67(8): 2266-2275.
- [50] PANICKER R C, PUTHUSSERYPADY S, SUN Y. An asynchronous P300 BCI with ssvep-based control state detection[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2011, 58(6): 1781-1788.
- [51] LIM J H, KIM Y W, LEE J H, et al. An emergency call system for patients in locked-in state using an SSVEP-based brain switch[J]. *Psychophysiology*, 2017, 54(11): 1632-1643.
- [52] SUN J, LIU Y. A hybrid asynchronous brain-computer interface based on SSVEP and eye-tracking for threatening pedestrian identification in driving[J]. *Electronics*, 2022, 11(19): 3171.
- [53] ZHANG Z M, DENG Z D. A two-stage state recognition method for asynchronous SSVEP-based brain-computer interface system[J]. *Robot*, 2013, 35(1): 45-51.
- [54] DU J L, KE Y F, LIU P X, et al. A two-step idle-state detection method for SSVEP BCI[C]// 2019 41ST Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). Berlin, Germany: IEEE Press, 2019: 3095-3098.
- [55] ZHANG H H, GUAN C T, WANG C C. Asynchronous P300-based brain-computer interfaces: A computational approach with statistical models[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2008, 55(6): 1754-1763.
- [56] AN H S, KIM J W, LEE S W, et al. Design of an asynchronous brain-computer interface for control of a virtual avatar [C]// 2016 4TH International Winter Conference on Brain-computer Interface (BCI). South Korea: IEEE Press, 2016.
- [57] HAN X, LIN K, GAO S K, et al. A novel system of SSVEP-based human-robot coordination [J]. *Journal of Neural Engineering*, 2019, 16(1): 016006.
- [58] SUEFUSA K, TANAKA T. Asynchronous brain-computer interfacing based on mixed-coded visual stimuli [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2018, 65(9): 2119-2129.
- [59] KRUMPE T, WALTER C, ROSENSTIEL W, et al. Asynchronous P300 classification in a reactive brain-computer interface during an outlier detection task [J]. *Journal of Neural Engineering*, 2016, 13(4): 046015.
- [60] SUN Y G, YE N, YANG J. An asynchronous MI-BCI system based on master-slave features[C]// 2016 9TH International Congress on Image and Signal Processing, Biomedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI 2016). Datong, China: IEEE Press, 2016: 1456-1461.
- [61] LIU Y, LIU Y, TANG J, et al. A self-paced bci prototype system based on the incorporation of an intelligent environment-understanding approach for rehabilitation hospital environmental control [J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2020, 118: 103618.
- [62] SANTAMARIA-VAZQUEZ E, MARTINEZ-CAGIGAL V, PEREZ-VELASCO S, et al. Robust asynchronous control of ERP-Based brain-computer interfaces using deep learning [J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2022, 215: 106623.
- [63] LI M, ZHANG P, YANG G, et al. A fisher linear discriminant analysis classifier fused with naive bayes for simultaneous detection in an asynchronous brain-computer interface [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2022, 371: 109496.
- [64] KULKARNI V, JOSHI Y, MANTHALKAR R, et al.

Band decomposition of asynchronous electroencephalogram signal for upper limb movement classification [J]. *Physical and Engineering Sciences in Medicine*, 2022, 45(2): 643-656.

- [65] ZHENG L, PEI W H, GAO X R, et al. A high-performance brain switch based on code-modulated visual evoked potentials [J]. *Journal of Neural Engineering*, 2022, 19(1): 016002.
- [66] AYDIN E A, BAY O F, GULER I. P300-based asynchronous brain computer interface for environmental control system [J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2018, 22(3): 653-663.
- [67] WAYTOWICH N, LAWHERN V J, GARCIA J O, et al. Compact convolutional neural networks for classification of asynchronous steady-state visual evoked potentials [J]. *Journal of Neural Engineering*, 2018, 15(6): 066031.

#### 作者简介



**许敏鹏** 男,1988年生,浙江台州人。天津大学医学工程与转化医学研究院副院长,教授,博士,主要研究方向为脑-机接口、神经信号处理和神经调控。  
E-mail: xmp52637@tju.edu.cn



**王有良** 男,1998年生,山东济宁人。天津大学医学工程与转化医学研究院硕士研究生,主要研究方向为脑机接口。  
E-mail: wyl\_1895@tju.edu.cn



**梅杰** 男,1997年生,河南驻马店人。天津大学精密仪器与光电子工程学院博士研究生,主要研究方向为脑机接口。  
E-mail: chmeijie@tju.edu.cn



**王坤** 女,1991年生,河北石家庄人。天津大学医学工程与转化医学研究院讲师,主要研究方向为神经科学与工程、运动意图脑电信号特征提取及其在神经康复中的应用。  
E-mail: flora\_wk@tju.edu.cn



**明东** 男,1976年生,山东烟台人。天津大学副校长,讲席教授,主要研究方向为脑-机接口、神经再生与修复、神经仿生与智能、神经刺激与调节、神经传感与成像。  
E-mail: richardming@tju.edu.cn