

【工业设计】

EEG-BCI 实验范式交互界面设计综述研究

邵将¹, 白雨鑫¹, 魏乐乐¹, 姚君¹, 田方圆², 朱兆华¹
(1.中国矿业大学, 徐州 221116; 2.西安科技大学, 西安 710054)

摘要: 随着人工智能在神经科学和人机交互等领域的深度交叉融合, 脑-机接口 (BCI) 再次引起了国内外智能交互领域学者的关注。**目的** 为了提高脑-机接口系统效率, 运用交互设计思维呈现符合被试心理预期的界面形式, 减少被试视觉疲劳, 更加高效、准确的获取实验数据。**方法** 对目前基于事件相关电位 (ERP)、视觉稳态诱发电位 (SSVEP) 和运动想象 (MI) 等 EEG-BCI 实验范式的交互界面设计进行了详细地梳理和归纳。**结论** 通过综述为脑-机接口实验范式设计研究提供参考, 改善目前 EEG-BCI 在交互控制领域的应用局限性, 提高 BCI 系统可用性、易用性。更有助于促进工效学、设计学科、认知神经科学、信息科学等多学科的交叉融合, 为基于脑-机交互的人工智能发展提供新方向和新思路。

关键词: 脑-机接口; 界面设计; 事件相关电位 ERP; 稳态视觉诱发电位; 运动想象

中图分类号: TB472; TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2021)18-0120-14

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2021.18.013

A Review Study of Interactive Interface Design for the Eeg-Bci Experimental Paradigm

SHAO Jiang¹, BAI Yu-xin¹, WEI Le-le¹, YAO Jun¹, TIAN Fang-yuan², ZHU Zhao-hua¹
(1. China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China;
2. Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China)

ABSTRACT: With the deep cross-fertilisation of artificial intelligence in the fields of neuroscience and human-computer interaction, brain-computer interface (BCI) has once again attracted the attention of scholars in the field of intelligent interaction at home and abroad. In order to improve the efficiency of the brain-computer interface system, interaction design thinking is used to present an interface format that meets the mental expectations of the subjects, reduces their visual fatigue and allows for more efficient and accurate access to experimental data. The design of current EEG-BCI experimental paradigms based on event-related potentials (ERP), visual steady-state visual evoked potentials (SSVEP) and motor imagery (MI) are reviewed and summarised in detail. The review provides a reference for research on the design of experimental paradigms for brain-machine interfaces, improves the limitations of current EEG-BCI applications in the field of interaction control, and increases the usability and ease of use of BCI systems. It also helps to promote the cross-fertilization of ergonomics, design disciplines, cognitive neuroscience, information science and other disciplines, and provides new directions and new ideas for the development of artificial intelligence based on brain-machine interaction.

KEY WORDS: brain-computer interface; interface design; event-related potentials(ERP); steady-state visual evoked potentials; motor imager

近年来, 随着人工智能技术在神经科学、控制科学、计算机学科、人机交互等相关领域的深度交叉融

合, 使脑-机接口 (Brain-Computer Interface, BCI) 的算法更迭、硬件设计、交互体验取得了一定的进展,

收稿日期: 2021-06-02

基金项目: 国家自然科学基金项目 (72001202); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目 (2020QN17); 工效学会-津发科技优秀青年学者联合研究基金项 (CES-Kingfar-2019-004)

作者简介: 邵将 (1988—), 男, 江苏人, 博士, 中国矿业大学副教授, 主要研究方向为脑-机接口、智能交互设计、产品数字化设计。

再次引起了国内外智能交互领域学者的关注。BCI 作为一种新型的人机交互技术,是基于大脑皮层或头皮表面产生的神经活动进行的,它不依赖于周围神经和人体肌肉和大脑组成的运动通路,实现人对机器的直接控制^[1]。BCI 作为一种能够提供非肌肉组织运动的输出通道,可以直接把人头皮表面上提取到的脑电信号 (Electroencephalography, EEG) 转换成对外部电子设备的控制命令,从而提供一种与外界交流以及操控外部设备的新技术。在国家“十四五”规划和 2035 年远景目标纲要中的科技前沿领域攻关分类下,“人工智能”和“脑科学与类脑研究”分别为首位与第四位,由此可见脑-机接口研究的科学意义和重要价值。目前,脑-机接口的主要研究方向包括脑神经机理揭示、实验范式设计、算法迭代和交互应用研究。其中实验范式设计需要基于具体的交互应用场景,从实验流程和用户体验 2 个角度,改善用户脑电激活程度,进而提高信号质量,更好地提高算法的分类准确度,因此是 BCI 系统中的关键环节。

1 脑-机接口实验范式研究

在神经科学领域,脑电信号的特定响应取决于被试大脑状态和相关刺激,根据大脑对不同刺激类型作出的响应,可将脑电信号分为自发脑电和诱发脑电 2 种。其中诱发脑电信号是大脑对外界刺激(频闪、声音、刺痛或阵痛等)诱发的皮层响应信号。当大脑受到外界刺激时,脑电信号会发生显著变化,如外界光线照射视网膜时,特定区域 EEG 波形在时域上会发生 0.5~2 s 的变化。此外诱发脑电信号一般会受刺激类型、被试注意力和脑部认知功能等因素的影响。被试通过视觉通道、听觉通道、触觉通道等感知外界刺激。刺激信息的呈现方式是 BCI 实验范式设计的关键,通过在实验流程中对刺激信息合理地呈现,并借助界面交互对被试进行刺激、提示或诱导想象,使其能够产生 BCI 所识别的特征脑电信号,信号数据通过优化算法分类后,输出到指定设备,实现对设备的操控。实验范式界面是被试与 BCI 系统进行脑电信号流通的载体,图形化的交互界面通过多样的控件刺激被试的感官通道,被试根据界面传递的信息激发出相应的脑电信号,以此向 BCI 系统传递命令信息,BCI 系统经过对脑电数据的处理后通过相应的控制输出将结果反馈给被试,以达到人机互动的目的。BCI 实验范式的界面设计要考虑界面信息呈现、实验流程梳理、被试体验 3 个方面。界面信息呈现和实验流程梳理都是为了便于被试完成操作,帮助被试通过一系列科学的实验范式界面和流畅的交互流程完成任务,达成实验目标。实验流程梳理首先要明确被试的需求,根据需求设计符合被试心理预期的交互方式。最后,实验范式的科学呈现可以减少被试的视觉疲劳,更加

高效、准确地获取实验数据。

目前 EEG-BCI 系统脑电特征类型主要有 3 种,分别是基于事件相关电位 (Event-related Potentials, ERP) 脑-机接口、基于稳态视觉诱发电位 (Steady-State Visual Evoked Potentials, SSVEP) 脑-机接口和基于运动想象 (Motor-Imagine, MI) 脑-机接口。本研究主要阐述上述 3 种脑电类型的实验范式界面设计和交互研究进展。通常 EEG-BCI 实验范式会根据具体研究内容对界面元素进行参数调整,如字符、符号的尺寸和数量,图形、图标的颜色,界面元素的布局,目标闪烁的速度、闪烁的持续时间以及刺激重复的次数等,以适用不同的实验需求。

2 ERP 脑-机接口

ERP 作为一种特殊的诱发电位,是响应特定刺激(目标)并在大脑中产生的电压的正偏转或负偏转。其中 P300 电位 (P3) 是此类 BCI 中使用最多的成分之一。P300 波形的振幅随着目标刺激概率的增大而减小,是判断小概率事件(刺激)的指标之一,峰值通常出现在刺激诱发后 300 ms 左右。P300-BCI 系统最适合高速和精确拼写字符器。最先提出 P300-BCI 的是 Farwell 和 Donchin^[2] (1988 年),是基于字符拼写器的视觉奇异刺激 (oddballs) 范式,也称为行/列范式 (Row/Column Paradigm, RCP)。在二维界面设计中,行列分布是一种非常经典的排布方式,层次展示形式简单明了,视觉上整齐美观,视线流动由上到下,常用于并列元素的展示,包括目录、分类、内容等具有很高的用户接受度和更快捷地浏览体验。RCP 实验范式见图 1,该范式将 36 个字符按字母表和数字从小到大的顺序排列成一个 6×6 的方形行列矩阵,范式中某一行或一列的字符随机进行闪烁。要求被试关注屏幕上预选的目标字符,屏幕上闪烁的某一行(列)中如果含有目标字符,那么位于目标行列交点处的目标字符闪烁可以清晰地将被试的脑电信号图中看到特定 P300 波形。反之,也可以通过行列交替



图 1 CP 实验范式

Fig.1 CP experimental paradigm

闪烁后检测 P300 成分是否存在, 知道被试所关注的行列, 根据行列交叉确定预选的目标字符, 以此完成字符的拼写。由于该实验范式的界面设计以及操作流程都相对简单, 所以在后续 BCI 研究中, RCP 范式不仅是使用最多的刺激范式, 而且在 RCP 范式的基础上也产生了几种变体形式。

Guan C^[3](2004 年)提出单项显示(Single Display, D)刺激范式就是其变体之一。SD 范式与 RCP 范式选取的字符一样, 同样将 36 个字符排列成 6×6 的方形行列矩阵。与之前的 RCP 相比, SD 范式改变了字符闪烁的方式, 由行列闪烁变为每个字符单独闪烁, 当前一个字符闪烁结束后, 下一个字符才开始闪烁, 这种闪烁方式降低了字符分类错误率, 同时提高了信息传输率。因为 RCP 范式所采用的行列布局方式灵活度不高, 当字符数量过多时, 被试在实验过程中容易产生视觉疲劳, 故 Fazel-Rezai R 等^[4](2009 年)提出了基于区域刺激范式(Region-based, B), 见图 2。在此范式中, 字母和数字以 7×7 的正六边形形状分布在屏幕上, 以此缓解字符拥挤和降低邻接区域的视觉干扰。7 个区域被设置在正六边形的 6 个角落和中心, 随机进行闪烁。在第二级的字符选择中, 被选中区域内的 7 个字符再次在正六边形中划分为 7 个区域, 且每个字符按上一级相同的方式随机闪烁。RB 范式改变原有的矩阵布局形式改为六边形布局、增加字符的数量、减少目标刺激物的次数的同时将 49 个字符每 7 个聚集在 7 个不同的六边形里, 这样不仅为被试提供了更大的灵活性, 还使 P300 的振幅变大、更容易

检测, 从而加快了 BCI 的速率、提高了准确性。

为了降低分类器在区分目标字符闪光和相邻非目标字符闪光的误差, Townsend G 等^[5](2010 年)提出了棋盘格范式(checkerboard paradigm, CBP)。CBP 实验范式见图 3, 该范式是由数字、字符和键盘命令组成的 8×9 矩阵, 其中落在白色格子和黑色格子的字符分别重新组合到两个 6×6 的矩阵中, 2 个矩阵分别按行列闪烁。CBP 范式巧妙地交叉混合了 2 个 6×6 的矩阵不仅避免被试因“邻接干扰”产生分心, 而且降低“双闪”试造成的视觉疲劳。

然而, 随着频率的提高, 连续出现的目标刺激增多, 邻接和拥挤问题愈发突出, 导致每个刺激平均诱发的 ERP 强度减弱。此外, 杨海波等^[6]研究发现这种闪现的外界刺激可能会影响被试的注意能力。为了更好地解决上述问题, Obeidat Q T 等^[7](2011 年)引入一个新的边缘范式(edges paradigm, EP)。与上述的 P300-BCI 不同, EP 范式是在矩阵的外边界与每列(行)相邻的正方形上闪烁, 即用闪烁边缘点替换整个行或列的每个闪光, 使 EP 范式的准确性达到了(93.3±2.0)%, 同时提高了信息传输速率。通过后期被试主观评级调查发现, EP 范式减少了被试的疲劳, 提高了被试的警觉性和舒适度。心理学研究发现用户对熟悉面孔(Familiar Faces, FF)的感知性更强, Kaufmann 等^[8]借助于这一生理特点, 设计了一个 6×6 矩阵, FF 实验范式见图 4, 每个字符都叠加了一张熟悉(著名)面孔的半透明图片。与上述的范式比较, 实验结果发现被试目标选择速度更快, 准确性也更高, 因为熟悉面孔引起了更高的 ERP 响应。Qi、Li 等^[9]又将熟悉面孔的颜色改为绿色, 开展了 FF 拼写范式在不同颜色属性下的性能研究。ZHAO Hua 等^[10]使用被试母亲的面孔(mother's familiar face, MF)与 FF 范式作对比。结果表明, FF 范式和 MF 范式在分类准确率和拼写速率方面没有显著差异。

Pires G 等^[11](2012 年)提出了一种横向单字符拼写器(Lateral Single Character Speller, LSC), 并与其他 RCP 范式进行了比较, LSC 实验范式见图 5。LSC 范式布局减少了周围刺激物的数量和被试双目移动距离, 使该范式在视觉上更具吸引力, 同时具有

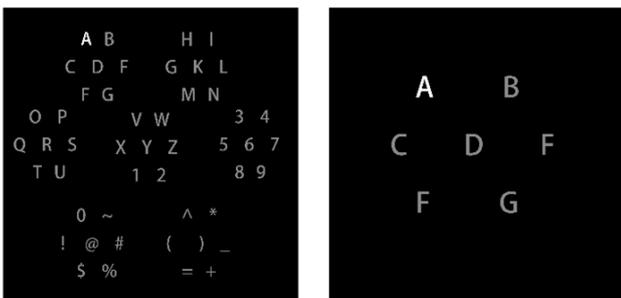


图 2 B 实验范式
Fig.2 B experimental paradigm



图 3 BP 实验范式
Fig.3 BP experimental paradigm

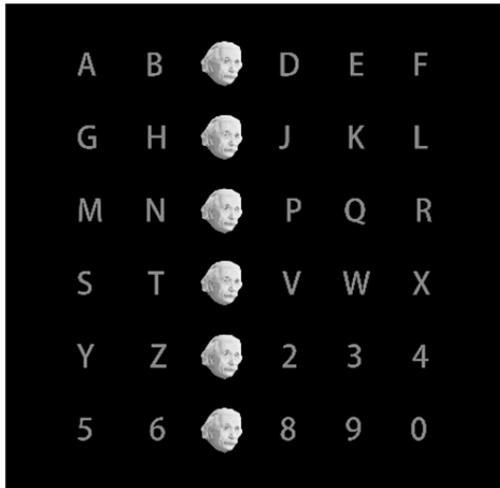


图 4 F 实验范式
Fig.4 F experimental paradigm

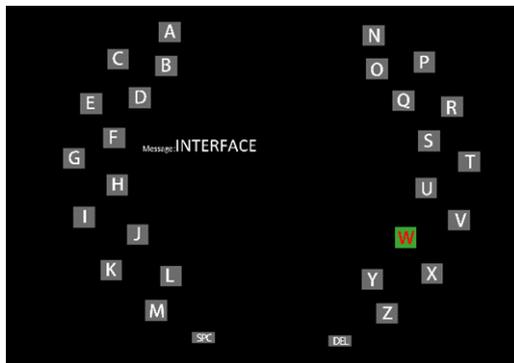


图 5 LSC 实验范式
Fig.5 LSC experimental paradigm

较好的舒适度。LSC 范式包含字母表的 26 个字母以及“spc”和“del”命令，28 个字母和命令以纵向对称方式排列在左右两边并随机交替地闪光。被试只关注屏幕的一侧，一次看一半的显示屏。最后选定的字符显示在屏幕的中间，而在 RCP 范式中，选定的字符则显示在屏幕的顶部。

Acqualagna L 等^[12] (2013 年) 设计了色度拼写器 (Chroma Speller, CS), 色度拼写器实验范式见图 6, 30 个字母和符号被分到 6 种颜色框中用于第一级选择。6 种颜色分别闪烁。被试要求关注所需的颜色, 并检测和分析 ERP 的 P300 信号。在第一级选择一组字符后, 所选组的各个字符在第二个屏幕上单独显示, 行颜色与第一个显示相同, 如果选择了白框可以选择返回到上一级显示界面。在演示过程中, 颜色的顺序是随机的, 整个序列重复 5 次。在界面设计中, 就重要程度而言, 颜色是仅次于功能布局的第二大设计要素。颜色在用户与计算机的互动中起着决定性作用, 是基于图形用户界面 (Graphical User Interface, GUI) 设计的关键。合理的界面颜色可以帮助用户查看和理解界面所展示的内容, 并与其相对应的功能模块互动, 了解功能背后所表达的含义。通常界面上颜色不会单独呈现, 多种颜色的应用可以在界面上形成对比效果或展示出层级关系。在对实验范式界面进行设计时, 合理使用颜色可以缓解被试眼睛疲劳, 并通过清晰划分屏幕上的字符聚焦被试的注意力, 增强脑-机系统可用性。

本研究对基于 ERP-BCI 的实验范式进行了梳理和总结, 阐述了每个实验范式的刺激类型/刺激呈现样式、信息传输速率和实验结果的精确度, 同时探讨了实验范式中相关参数变化的影响, 见表 1。通过改变实验范式界面设计的相关要素, 比如矩阵的大小和刺激起始异步值的快慢差异; 通过改变刺激物与背景之间的对比度, 如白色/灰色 (亮度条件) 以及绿色/蓝色 (亮度/颜色条件); 通过改变刺激物/背景颜色、刺激物的尺寸大小和其之间的距离等。除改变上述实验界面参数外, Liu Y 等^[13]提出了视觉 oddball 范式下的几类刺激类型, 并应用于 BCI 系统中。测试了不同的图形效果包括平移和旋转、放大/缩小、图案旋转和锐化类型。结果表明, 与颜色相比, 旋转和缩放可以获得更高的精确度以及信息传输速率 (Information

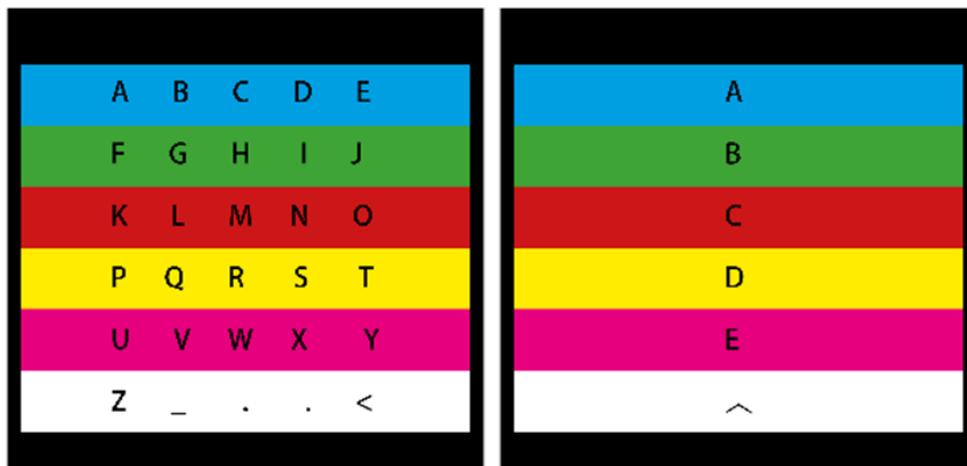


图 6 色度拼写器实验范式
Fig.6 Chroma Speller experimental paradigm

表1 基于P300的脑-机接口实验范式的性能比较

Tab.1 Performance comparison of P300-based experimental brain-computer interface paradigms based on the ERP P300

| BCI 实验范式名称 | 刺激类型/刺激呈现样式 | 被试人数 | 平均-信息传输速率(ITR) | 平均精确度/% |
|--------------------------------|--|------|----------------|---------|
| RCP ^[2] | 6×6 矩阵单行/列字符闪烁 | 4 | 12 bits/min | 95 |
| SD ^[3] | 6×6 单个字符闪烁 | 6 | 24 bits/min | 96 |
| RB ^[4] | 分布在六边形的 7 个字符依次闪烁 | 10 | / | 93.49 |
| CBP ^[5] | 字符分配到一个 8×9 矩阵, 其中落在白色格子和黑色格子的字符分别重新组合到两个 6×6 的矩阵中, 2 个矩阵分别按行列闪烁 | 18 | 31.51bits/min | 92.0 |
| EP ^[7] | 每列/行相邻的边缘正方形闪烁 | 14 | 13.7 bits/min | 93.3 |
| FF ^[8] | 6×6 矩阵的每个字符都叠加了一张熟悉(著名)面孔的半透明图片 | 20 | 39.6 bits/min | 99.4 |
| LSC ^[11] | 28 个字符以纵向对称排列的方式分布在屏幕左右两边并随机交替地闪光 | 24 | 29.49 bits/min | 91.68 |
| Chroma Speller ^[12] | 30 个字符被分到 6 种不同的颜色框, 颜色框依次闪烁 | 9 | 1.4 char/min | 88.4 |

注: *信息传输速率 (Information Transfer Rate, ITR); 其中 Chroma Speller 为打字速度 (Typing Speed)

Translate Rate, ITR)。另外, 从表 1 中也可以明显看出, 各个 P300-BCI 字符拼写器存在性能差异。主要原因可能是被试数量及个体差异, 对于不同的实验范式界面的信息传输速率和平均精确度计算方式也不同, 这意味着无法对系统进行较为客观的评估或比较。但在某些情况下, 脑-机字符拼写器的平均信息传输速率提高可能会对平均精确度产生了负面影响, 反之亦然。例如, LSC 范式较 RCP 范式相比, 虽然提高了平均信息传输速率, 但打字的精确度受到显著影响。

3 SSVEP 脑-机接口

SSVEP 是大脑皮层受到外界的固定视觉刺激所诱发的特征电信号, 该诱发响应通常包含与刺激频率相同的频率成分并产生有节律的周期性变化。通常大脑对空间位置的布局和颜色分布较为敏感, 其中亮度变化的影响较为明显。在传统的 BCI 实验范式中, 基于稳态下的视觉注意, 通过改变刺激物的亮度或模式使脑电信号产生正向和负波动, 最为常见的方式有闪烁刺激、颜色交替、图形翻转等。利用图形、图片与字符的信息差, 促进了被试对信息的探索、分析和表达, 同时利用大脑的“共振”, 激发了由特定闪烁频率的目标刺激到诱发特征电位产生, 整个过程有利于被试对信息的获取、理解, 并进而作出有效的决策。此外范式界面中的刺激目标元素设计越准确、合理, 被试便能够通过视觉思维更快速、敏捷地对信息作出反馈, 因此科学的视觉诱发实验范式界面设计、交互规范和视觉呈现至关重要。目前的 BCI 控制系统中,

SSVEP 由于其易于诱发, 响应迅速等优点, 被认为是现阶段实现脑-机接口高信息传输速率的有效方法。同时因响应稳定, 被试无需长时间培训等特点, 其 BCI 控制系统应用领域也较为广泛。St. M 等^[14] (1996 年) 开展的采集 SSVEP 实验中, 提示被试注意视野界面中的一半字符序列, 忽略对侧视野, 同时 2 个字符序列分别叠加在一个小正方形背景上, 一个以 8.6 Hz 的频率闪烁, 另一个以 12 Hz 的频率闪烁。当注意力集中在一边时, 闪烁引起的特征脑电频率显著增大, 其中注意力增强的频幅在右脑半球的枕叶视觉区域最为突出。所以 SSVEP 为范式界面中多元素选择性注意的神经机制和功能特性研究提供了一种新方法。虽然现阶段这种范式形式过于单一, 同时容易造成被试感厌烦、注意力分散, 在长时脑-机接口领域有所欠缺, 但针对范式界面的字符、符号、图标、布局、交互形式、呈现手段等可视化设计可以有效的改善、提高系统效率。

不同于上述的双边刺激范式, Volosyak I 等^[15] (2009 年) 提出了 Bremen Speller 界面形式。Bremen Speller 实验范式见图 7, 采用 32 个字符的虚拟菱形键盘、屏幕外缘和左上角的 5 个白色框以不同的频率闪烁, 分别对应于“左”“右”“上”“下”和“选择”命令, 主要用于控制光标的移动来选择所需的目标。这种设置更为方便, 实验中被试不必过多移动视线。在后来的改进中, 给第一阶段增加了第六个框, 命令为“Go”, 当选择至少 2 个字母后, 在“Go”命令旁边会出现一个下拉菜单来预测所需的单词。如果包含所需的单词, 则用户可以选择“Go”。选择后, 菜单中每个单词都显示在不同频率的闪烁框中, 由被试

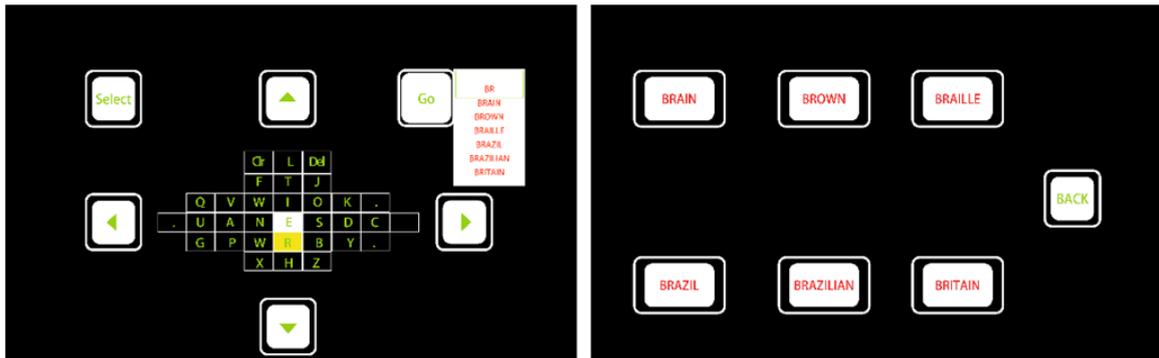


图 7 Bremen Speller 实验范式
Fig.7 Bremen Speller experimental paradigm

选择目标单词。下拉菜单的方式可以减少被试拼字的时间。下拉菜单的形式在传统的界面交互设计中通常是用户选择的“最后一步”，做出选择后用户如需更改，要重新若干步操作，较为不便。Bremen Speller 范式的界面设计类似于界面设计中选项卡式布局，这类界面布局最突出的特点就是工具栏，范式中每个工具框直观展示了自己的功能，便于被试对目标字符进行选择，但切记此工具框不宜设置过多。在字符拼写范式中，经常会因为被试打字错误需要时间进行校正，从而影响拼写速度。为了消除这种负面影响，在上述研究的基础上 Volosyak I 等又提出了基于 SSVEP 的三步拼写范式，范式由 4 个闪烁的白色框组成，内部带有绿色字符或命令，黑色背景。这种范式的主要优点是对被试的选择步骤进行了分解，每级界面中都包含返回/删除的选择项，可见在界面交互方式上，I Volosyak 等在考虑到被试会有出现选择错误等操作等行为，增添了删除命令，减少被试因失误而有可能产生的情绪变化，提高实验的科学性和准确性。

徐光华等^[16]（2015 年）提出了基于牛顿环的 SSVEP 的 BCI 实验范式，见图 8，这种范式可以增强特征脑电的激活程度，有利于被试注意力集中同时还可以降低辨识困难。在实际应用方面，将牛顿环刺激范式与周边环境信息整合并共同应用于导航技术，使导航效率显著提升，同时该范式在残疾人轮椅的脑电导航控制中也取得了很好的效果。

Dechwechprasit P 等^[17]（2016 年）开展了 SSVEP

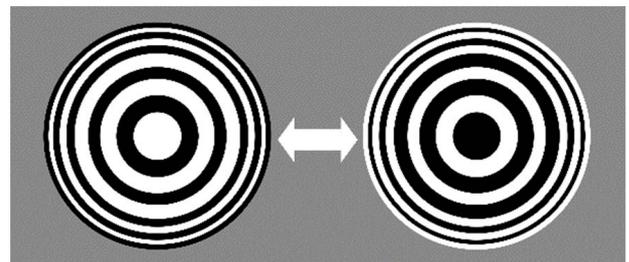


图 8 牛顿环实验范式
Fig.8 Newton's Ring experimental paradigm

红绿闪烁刺激范式的时频相干响应对脑电信号分析研究。发现在单色对比实验中，绿光比红光具有更高的精度，平均准确率分别为 59%和 41%。而在交替闪烁实验中，在两盏灯的刺激下，红灯的精度高于绿灯，红色和绿色的平均准确率分别为 62%和 38%。从中可以看出，彩色光交替闪烁刺激范式可以提供与单色光闪烁刺激范式相似的准确率。心理学研究中揭示绿色的视觉感知舒适度更高，所以单一的绿灯闪烁刺激范式更优。

应用心理学实验中，运用通道数较多（64 导、128 导等）的 EEG 系统研究稳态视觉诱发电位（SSVEP），不仅实验前对脑电帽配置时间过长，还极大地限制了用户的移动性。Lim A 等^[18]（2018 年）开展了利用两个图形交替翻转的形式呈现视觉刺激实验，发现无线单通道 SSVEP-BCI 系统同样具有较高的可行性。SSVEP 的主要实验范式见图 9，目前常用的图形模式

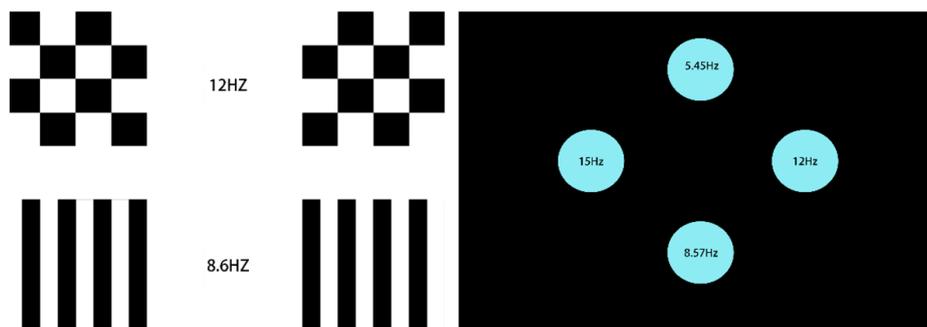


图 9 SSVEP 的主要实验范式
Fig.9 SSVEP main experimental paradigm

有黑白棋盘格和栅格。同时另一种范式主要是利用显示界面屏幕闪烁刺激,即以固定的频率闪烁单个/多个简单图形、或不同颜色的复杂图组。稳态视觉诱发电位的闪烁刺激形式除图形之外,还有光刺激,如以特定频率闪烁的发光二极管、LED、荧光灯和氙灯等,可以设置进行多个频率组的闪烁。

本研究对基于 SSVEP 的脑-机接口实验范式进行了梳理,见表 2。从表中可以看出被试受到有规律变化的视觉刺激,大脑皮层会激活具有特征规律的视觉诱发电位。SSVEP 的研究关键就是视觉刺激的注意状态。视觉注意是指被试会从进入视觉系统的大量瞬时刺激信息中选择部分进行加工并进入意识。视觉注意过程一般会受到自上而下的认知结构和自下而上的刺激因素影响。一般来说,被试的认知结构包括已有经验知识、动机、文化背景等。刺激因素类型多变,例如刺激的凸显程度、颜色、平移旋转、缩放和锐化等(目标的位置、角度、大小、清晰度等属性)。在 SSVEP 的实验范式设计时,尤其要关注视觉注意状态的问题,是需要自上而下还是自下而上的注意类型,又或是需要同时参与。在选择性注意研究中,只有选择准确的刺激模式,才能更好地衡量被试视觉注意的分配情况,所以需要测试不同刺激类型的实验效果并比较变化方式的不同。目的在于为实验范式的界面设计提供理论依据。多项研究表明,旋转和缩放类型可以诱发更强的 ERP 成分。同时针对被试选择合适的视觉诱发刺激类型对提高脑-机交互系统的性能有较大的帮助。

4 MI 脑-机接口

由于人的运动想象(Motor Imagery, MI)与真实的运动行为有着相似的大脑活动,运动想象可以被看作是没有任何明显运动动作的想象心理活动。自从 Jasper 和 Penfield^[19]发现运动想象激活的特征脑电以来,越来越多的学者开始关注基于 MI-BCI 的控制系统。相较于基于外源视觉刺激诱发的 SSVEP-BCI 和 ERP-BCI,MI-BCI 取决于被试肢体运动、全身活动、执行特定认知任务、放松等想象运动,不需要外部刺激(例如视觉刺激)。想象运动的自发脑电信号也可以被分类输出控制信号,即事件相关去同步(Event Related Desynchronization, ERD)/同步(Event Related Synchronization, ERS),其直接反映与被试主观运动的相关精神状态而且没有任何外部诱发因素。基于这种关系,通过被试大脑主动控制左、右脑 μ 和 β 节律幅度的高低就可以产生多种控制指令,达到与外部设备交互的需求。

Graz^[20](1996年)开展的 BCI 系统研究最早是基于区分 3 个简单的肢体运动图像任务(左手、右手、右脚)。关于简单肢体运动的运动想象,同时手(前臂、后臂)和脚(小腿、大腿)等肢体的几个部分共同组成了复合肢体运动想象,也可以激活大脑皮层多个功能区域的神经元振荡。相较于基于 SSVEP 和 ERP 的脑-机交互系统,MI-BCI 在行为主标上体现为反应时更短、正确率更高,但被试间个体差异非常明显。被试进行 MI-BCI 实验时,出于本能反应,可能

表 2 基于 SSVEP 的脑-机接口实验范式的性能比较
Tab.2 Performance comparison of SSVEP-based experimental brain-computer interface paradigms based on the SSVEP

| BCI 实验范式名称 | 刺激呈现样式 | 被试人数 | 平均信息传输速率 | 平均精确度/% |
|--------------------------------|---|------|----------------------|---------|
| 双边刺激范式 ^[14] | 2 个字符序列分别叠加在两个以 8.6 Hz 和 12 Hz 的频率闪烁的小正方形背景上 | 16 | / | 63 |
| Bremen Speller ^[15] | 32 个字符的虚拟菱形键盘和屏幕外缘和左上角的 6 个白色框以不同的频率闪烁,分别对应于“左”“右”“上”“下”和“选择”,“GO”命令 | 7 | (32.71±9.18) bit/min | / |
| 牛顿环刺激范式 ^[16] | 采用光学中常见的牛顿环作为刺激范式,范式由黑白相间同心圆环组成,同心圆的白色区域和黑色区域面积相等,整个实验中同心圆以 10.2 ms/帧的速度进行收缩和扩张运动 | 6 | 16.0 bits/min | 86 |
| 红绿闪烁刺激范式 ^[17] | 单色光闪烁刺激对比实验中,绿光比红光具有更高的精确度,分别为 59%和 41%;双色刺激交替闪烁实验中,红灯的精确度高于绿灯,分别为 62%和 38% | 10 | / | / |
| 黑白棋盘格翻转范式 ^[18] | 黑白棋盘格图形分别以 8.6 Hz 和 12 Hz 的频率翻转 | 12 | / | 74.58 |

会进行手指、手臂的指向动作，运动想象可以迎合被试的下意识反应，简单方便，为被试提供高度自由的控制，尤其是针对运动障碍和运动康复人群，MI-BCI 系统具有不可估量的研究价值。目前许多研究人员致力于脑-机接口的范式设计，其中应用最广泛的运动想象范式是通过箭头提示被试进行相对应的肢体运动想象。

Krausz, G 等^[21] (2003 年) 通过处理 2 个双极 EEG 通道(左中央 C3、右中央 C4)，对 2 种不同类型的运动想象(右手，左手或双脚的运动)进行分类。MI 响应通过“篮子范式”来完成，见图 10，被试观察一个竖向一分为二的黑色界面，底部有一个红色和一个绿色的“篮子”。在固定时间 1 s 的停顿之后，屏幕顶部出现了一个红色的小球，并开始以恒定的速度向下坠落。被试被要求通过想象运动方式来控制红色小球的运动方向，并尽可能地击中红色的“篮子”。D Zapaa 等^[22]借助于上述范式，提出根据界面上小球位置的提示来想象左手或右手挤压球等动作。

Hex-O-Spell^[23] (2006 年) 是基于最初 MI-BCI 范式改进的拼写器，优化了界面设计，避免了外围视觉干扰的影响。Hex-O-Spell 实验范式见图 11，范式由 6 个六边形组成以及分布在中心含有箭头指示的圆圈，30 个字符平均分配在 6 个六边形内，每六边形中 5 个字符。被试通过想象右手运动或脚部运动，来控制箭头的旋转和移动。

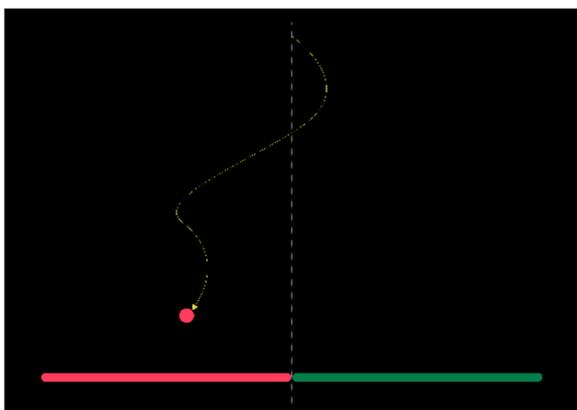


图 10 “篮子”实验范式
Fig.10 The “Basket” experimental paradigm

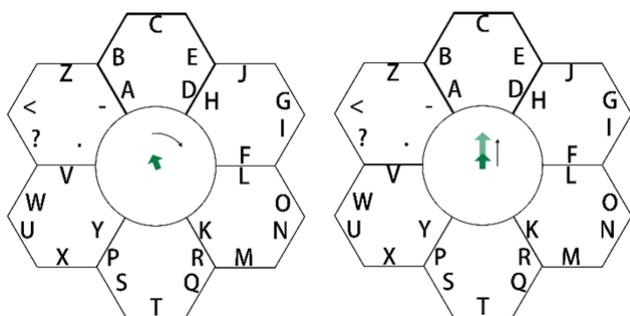


图 11 Hex-O-Spell 实验范式
Fig.11 Hex-O-Spell experimental paradigm

与 Hex-O-Spell 范式相类似的还有 Oct-O-speller 范式^[24] (2017 年)，见图 12，添加了“Back”和“Delt”命令，用于核实被试是否真的完成拼写或者选择哪个字符。这 2 个实验范式都增加了进一步确认的功能。但同时，Oct-O-speller 和 Hex-O-Spell 设计虽然可以在一定程度上降低外周视野的低锐度和拥挤效应对目标识别的不利影响，但对大视角外周视野中的目标辨识的增强还是有限的。由于人类视觉系统主要依靠中央视野区传递信息，同时中央视野区作为视网膜上视锥细胞密度最高的地方，可以识别更多的视觉信息，故具有最高的视觉敏锐度。但随着范式中字符摆放位置视角的偏移，视觉敏锐度迅速减弱。所以在进行字符拼写类的实验范式设计中要注意对中央视野区的合理利用。放置在中央视野区的字符，可以减少被试注意力的转移，降低任务难度。另外，在前期脑-机接口校准阶段，被试可以通过一定量的练习，提高字符拼写实验中的正确率。此外《Google 对话式交互规范指南》中指出使用“确认”和“反馈”可以用来构建流畅的交互形式，这是智能交互界面设计中最重要原则。可以将一系列相关的、独立的、机械化的对话融合成自然交互的整体。此外，界面设计将实验范式结合具体实验要求以及被试自身能力，把字符放置到符合被试最优视角的区域内，以此更好地调整实验的节奏感与效率，让实验交互流程更易于理解，让被试对系统互动以及整个实验对话更加信任。

根据有/无反馈指令，界面交互方式可以分为同步交互和异步交互。同步交互具体指完成一个动作，需要得到反馈，然后才能继续下一个动作；异步交互指完成一个动作后不需要得到反馈即可进行下一动作。同样根据实验操作的时间顺序将脑-机接口分为同步脑-机接口和异步脑-机接口。金荣杭等^[25] (2020 年) 将该交互方式引入到 MI-BCI 的实验范式界面设计中，范式对比分析了不同视觉方式引导下的运动想象脑电信号特征。其实验范式选用杯子作为想象线索，

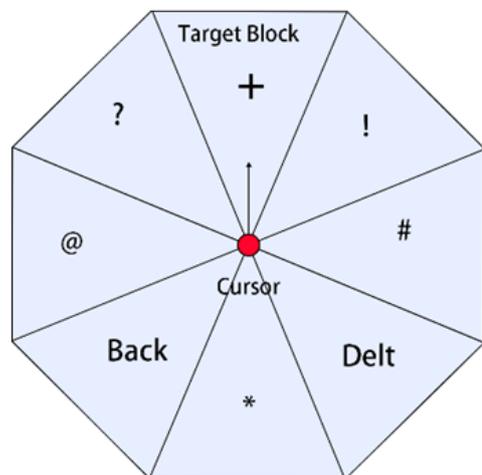


图 12 Oct-O-speller 实验范式
Fig.12 Oct-O-speller experimental paradigm

并要求被试当屏幕变为白屏时,结束运动想象进入放松状态。分别有3种对照试验:(1)同步线索观察与想象:当屏幕上出现杯子图片(同步线索),同时表示此次运动想象实验开始,被试在图片线索引导下想象右手抓握茶杯;(2)异步动作观察与想象:被试首先观察右手握茶杯动作视频,当视频结束且屏幕变为黑屏时,被试面对黑屏想象视频所展示的右手握茶杯动作;(3)同步动作观察与想象:将第一种范式的图片改为动作视频(同步动作)。由于基于MI的BCI需要被试通过想象来激活特征脑电信号,且需要一定量的认知训练才可进行,对于异步想象来说同步想象可以减少被试的脑部认知负荷,同步想象展示给被试想象的具体动作,而异步想象需要被试自主的去想象持续动作。所以在使用MI-BCI系统做实验时,引导界面设计的呈现方式非常重要,科学的范式界面设计可以更好地引导被试进行运动想象,降低持续想象带来的疲劳,提高系统绩效。目前很多学者在该领域方向做了大量工作。

基于感觉运动节律(Sensorimotor Rhythms, SMR)和基于运动想象(MI)的脑-机接口实现了用运动想象脑电直接控制信号输出的可能。Bai O等^[26](2005年)通过实验发现,左手运动时左半球的激活大于右手运动时右半球的激活。Bai O实验范式见图13,在实验中被试要完成连续按键的运动任务,按键作为一种直观的界面交互方式,在经典实验范式的界面设计中经常用到。在该范式中设定被试左手食指、中指和右手无名指分别对应键盘上的“1”“2”和“3”键,并使用以下序列:1-2-3、1-3-2、2-3-1、2-1-3、3-2-1、3-1-2。例如,序列2-3-1表示使用左手中指-右手无名指-左手食指敲击键盘。L.Botrel等^[27](2019年)通过实验验证了SMR-BCI的准确性。L.Botrel实验范式见图14,整个实验持续8s,灰色的十字出

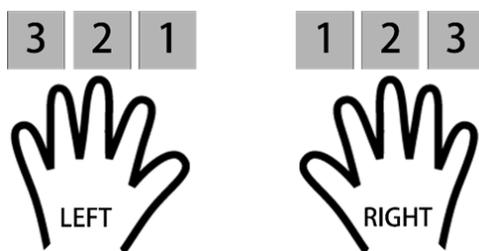


图13 Bai O实验范式

Fig.13 Bai O experimental paradigm

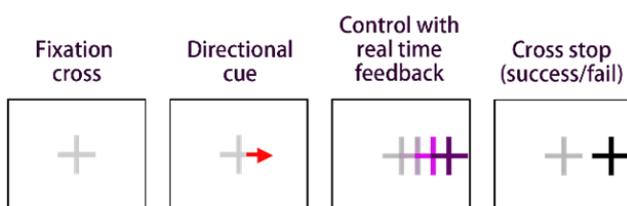


图14 L.Botrel实验范式

Fig.14 L.Botrel experimental paradigm

现在屏幕中央持续2s,在第3s时,屏幕中央出现指向左右的红色箭头用来提示被试相应的肢体方向。从第4s开始,十字的颜色变为紫色,被试根据提示向右或向左移动,该阶段持续3s后十字停止移动。随后2s内颜色又由紫色变为黑色。如果箭头朝着提示方向停止,则实验成功。屏幕顶部的箭头和计数器都呈现被试的表现情况。改变界面颜色交互设计在心理学实验范式中较为常见,通过调整颜色的色相、明度和纯度,对被试进行观察信息引导。同时呈现实验图片时加入切换模式(淡入淡出、溶解、百叶窗等颜色变化模式),能够减少被试在观察目标变化时产生的焦躁情绪。

7类MI-BCI实验范式的性能比较见表3。运动想象是BCI实验范式在交互方式的一次突破,首次脱离了由视觉诱发脑电信号,探索了基于主动激活脑电的人-机交互方式。这种仅依靠想象运动进行交互的方式,非常适合输出连续控制信号,而且相比较SSVEP降低了被试的视觉疲劳,但目前准确度一般,同时被试间个体差异性非常明显,后续研究改进的空间很大。虽然目前MI-BCI的效率一般,但可以看出BCI的人-机交互设计理念开始从以“系统为核心”转变为“以被试为核心”^[28]。此外相关实验范式也随着交互技术的更迭变得更加多元化。

5 混合脑-机接口

ERP具有高时间分辨率,通常潜伏期在数百毫秒,重复次数较多时准确率较高,并且不要求被试做长时训练。但是很难在单个事件中清楚地检测到ERP成分,同时ERP-BCI范式主要以字符闪烁的方式呈现,当文字过多且排布较为紧密时,被试容易出现观察错误。在ERP-BCI字符拼写中,由于脑电信号的特征提取主要取决于目标字符所在行列引出的“信号交叉点”,因此每个目标至少需要2次闪烁,这再次增加了脑-机系统对信号的分类时间。尽管很多学者致力于研究开发与注视无关的P300拼写器,但目前ERP-BCI字符拼写器大多需要被试的视觉关注,甚至视线移动。SSVEP-BCI可以通过闪烁刺激传达被试大脑的决策信息。然而系统必须包含视觉刺激,长时注视容易导致被试视觉疲劳。MI通过想象某个动作(如抓握和旋后)时出现的特征EEG来识别被试决策。虽然MI较为直观且不需要外界刺激,但是与其他方法(SSVEP和ERP)相较,分类精准度低,需要被试提前训练,并且被试间差异性较大。由于EEG信号的非平稳性和低信噪比,单一类型的BCI系统性能和可靠性受限。而混合BCI作为一种特殊的BCI类型,结合了多种实验范式和交互方式,具有较好的系统可靠性,稳健性和性能。甚至基于多感官体验协同的混合BCI系统^[29],可以给被试带来更真实的交互体验。

表 3 基于 MI 的脑机接口实验范式的性能比较
Tab.3 Performance comparison of MI-based experimental brain-computer interface paradigms

| BCI 实验范式名称 | 刺激界面类型/刺激呈现样式 | 被试人数 | 平均信息传输速率 | 平均精确度 |
|-------------------------------|--|------|------------------------------|--|
| Krausz, G BCI ^[21] | 界面底部有一个红色和一个绿色的“篮子”，要求被试将红色的小球砸落在红色“篮子”上 | 4 | 8-17 bit/min | 左手 vs.右手：79.2% 脚部 vs.右手：80% 左手 vs.脚部：76.7% |
| D Zapaa BCI ^[22] | 根据界面上小球位置的提示来想象左手或右手挤压球的重复性动作 | 40 | / | 左手：43.25% 右手：51.54% |
| Hex-O-Spell ^[23] | 30 个字符平均分配在 6 个六边形内，每六边形中 5 个字符 | 2 | max7.6 char/min | / |
| Oct-O-speller ^[24] | 26 个字母、10 位数字和 6 个符号被分成 8 个方块分布在 8 个八角形中 | 3 | 49.73 bit/min | 92.13% |
| 不同视觉方式引导 ^[25] | 同步图片线索 异步视频动作线索 同步视频动作线索 | 12 | 同步动作观察引导运动想象方式下，优于其他 2 种视觉引导 | |
| Bai O BCI ^[26] | 设定被试左手食指、中指和右手无名指分别对应按键盘上的“1”“2”和“3”键 | 9 | / | / |
| L.Botrel BCI ^[27] | 灰色的十字根据红色箭头提示向指定方向移动，颜色先由灰色变紫再变黑 | 39 | / | 大于 70% |

Li Y 等^[30] (2010 年) 设计了一种新的 BCI 混合范式，见图 15，将 MI 和 P300 结合起来实现光标在二维平面上的移动。该混合范式中，上下的垂直运动由 P300 信号控制，而左右水平运动由 MI (左手/右手) 控制。8 个闪烁按钮位于屏幕的水平和垂直边缘，当被试将注意力集中在其中一个上时，会产生 P300 电位。主要用于垂直运动控制，3 个按钮分配给“向上”功能，将底部的 3 个按钮分配给“向下”功能，将两侧的 2 个按钮分配给“停止”功能。同时，光标的水平移动由 MI 控制，当系统检测到被试想象右手/左手运动时，光标向右(左)侧移动。在实验范式界面的功能区域布局上，将界面划分为不同的功能区：四周的主要功能区、中央的效果展示区。主要的功能信息呈现根据用户行为习惯分布在四周，展示功能区则作为实验效果的直接体现放置在最中央，方便被试观察。

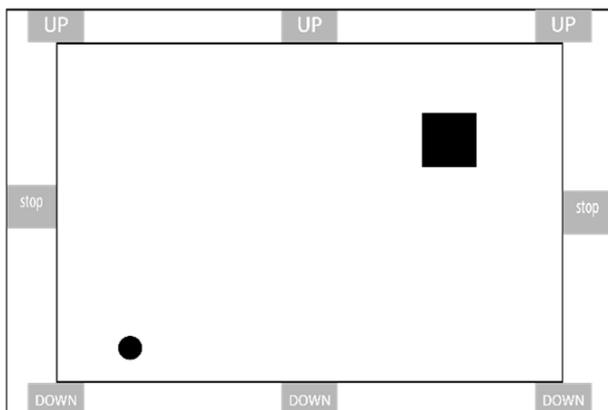


图 15 MI-P300 混合实验范式
 Fig.15 MI-P300 Hybrid experimental paradigm

Wang M 等^[31] (2015 年) 研究中引入了多种混合 BCI 范式，见图 16，使用多个 EEG 模式 (P300 和 SSVEP)，并将它们与单一类型的 BCI 性能进行比较。结果表明，使用形状变化的 SSVEP 混合范式的性能相对于传统的混合范式有了显著地提高。在实验中控制 4 个红色盒子分别以固定的频率闪烁，P300 来控制目标盒子形状的变化 (方框到箭头)。在此期间，被试需要计算形状变化的次数，同时将注意力集中在目标盒子上。结果表明，大多数被试对图像刺激代替颜色变化来唤醒 P300 的这种范式形式更有好感。

Chen Z 等^[32] (2019 年) 提出了一种基于运动想象 (MI) 和稳态体感诱发电位 ((Steady-state somatosensory evoked potential, SSSEP) 的混合范式，将体感刺激引入 MI-BCI 有助于提高空间分辨率，即 SSSEP 与 MI-BCI 的组合可以更加清晰地区分同侧肢体上手和前臂的不同运动的脑电信号。在混合条件下，被试在承受电刺激的同时执行相同的 MI 任务，同时要求被试不注意电刺激。MI 的任务包括想象握紧右手和

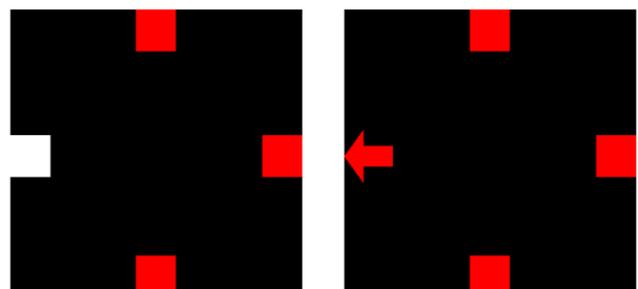


图 16 SSVEP-P300 混合实验范式
 Fig.16 SSVEP-P300 Hybrid experimental paradigm

举起右前臂。被试根据单词“手”或“前臂”执行相应的 MI 任务。SSSEP 的体感交互有利于被试更直观地感受到实验任务的各项操作,避免被试在视觉任务之间频繁切换,提高实验范式界面交互的友好性。

Kapgate D 等^[33](2020 年)研究通过面部情绪和频闪的混合 BCI 范式降低非目标物对被试的干扰,以增强被试的注意力。面部情绪和闪烁混合实验范式见图 17,实验中,面部表情变化(开心到沮丧)范式用于唤起 ERP;面部情绪所在的白色大圆圈和围绕一周的绿色小圆圈闪烁以引发 SSVEP。基于 P300-SSVEP 的混合实验范式,运用明显的图形变化激活被试 P300,符合被试的认知习惯,同时结合 SSVEP 使系统的准确度更高,观察物的情绪变化应用使原本单一的闪烁方式更具戏剧张力和个性,更容易吸引被试注意,可以减轻实验中的紧张感。

郭柳君等^[34](2020 年)充分利用多通道知觉,将视觉和听觉相结合,以此提高脑-机字符拼写系统的效率。mVEP-P300 混合实验范式见图 18,该范式由两级拼写组成,第一级是基于运动视觉诱发电位(motion-onset visual evoked potential, mVEP)对目标字符所在区域块选择,提高字符拼写系统的选择速率;第二级是基于 mVEP 和听觉 P300 对具体的目标字符进行选择,结合视听觉提高字符拼写系统的准确

率。听觉的交互对话式比图形用户界面(GUI)更加自然方便,可以降低被试的认知负荷,集中被试的注意力,做到即时响应和有效提示,目前已经成为 BCI 实验范式设计研究的热点方向。通过语言来建立人脑与机器交互的桥梁,这与仅通过视觉是迥然不同的。

6 脑-机接口实验范式的交互界面设计方法

BCI 实验范式的交互界面设计是优化实验流程、科学控制变量、提高脑-机交互效率的关键点。由于大多 BCI 实验范式的内容是以交互界面的形式进行呈现,因此需要首先确定脑-机接口系统输出的指令集数量,以及每个输出指令的具体功能是什么。输出指令数过多会直接影响系统的性能,实验范式优化设计就是基于此来展开的。其次,实验范式的交互界面设计,核心是要满足被试的感官刺激需求、情感体验需求和情感认知需求,基于此开展实验范式的交互界面呈现设计。

通常脑-机系统实验前需要被试进行定量的训练积累,对于没有脑-机接口经验的用户来说,设置和使用脑-机系统是很棘手的。因此脑-机接口的实验范式设计至关重要。Tokuda 等^[35]提出用户界面(Human-Computer Interaction, HCI)模型由 3 个部分组成:语义(指定界面外观)、语法(可执行交互方式)和行为(包含用户操作和机器反馈)。一般情况下,确定输出指令集后,BCI 实验范式的交互界面设计中通常包括以下 3 个要素:界面视觉呈现、刺激事件设计和刺激序列的时间控制。在实验范式的界面视觉呈现中要从两个方面来考虑,第一是考虑实验刺激的基本条件,如屏幕的尺寸、背景颜色等界面参数;第二是刺激类型,确定视觉刺激的改变方式,如刺激物的数量、密度、颜色、明度、对比度、形状、尺寸大小、位置、翻转方式、任务结果反馈、误操作的包容性等,以及实验过程中使用到的触觉、视觉、听觉等多通道交互方式,实验中被试在交互界面中查看、切换、选择、移动等的指令信息等。在刺激事件设计中,为便于被试理解,每个刺激事件要与相应的实验范式界面信息对应。值得注意的是,在字符拼写范式的界面设计中,刺激事件设计更为重要,因为刺激事件规定了刺激的发生序列。ERP-BCI 的基本特点是脑电信号成分和刺激在时间上是锁定的,具有相对稳定的时差关系,在后续分析中要从 ERP 中反推出刺激来源,因此不同刺激物所诱发的 ERP 在时间上不能重叠。为了减少字符过多的干扰,字符拼写范式逐渐从矩阵型变为集合型,使字符和刺激事件之间加入了一层映射关系,由最初的一个刺激事件对应一个字符变为一个刺激事件对应一个字符的集合。此外,视觉层次是在实验范式的界面设计时经常被忽视的方面。不同层面的视觉效果能够帮助被试专注于所选目标,不同尺寸的字符、不同的颜色、不同的选项框及其对应的功能

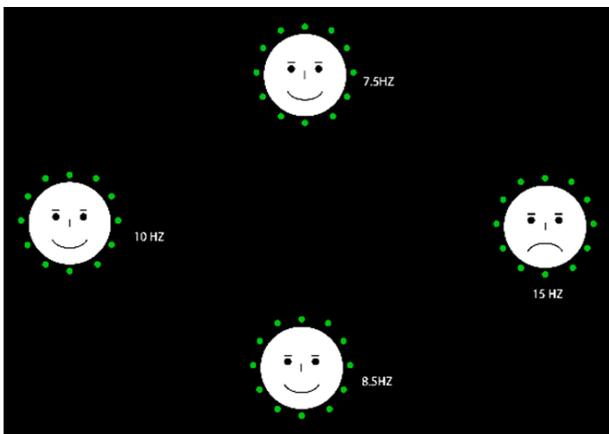


图 17 面部情绪和闪烁混合实验范式
Fig.17 Facial emotion and flicker experimental paradigm

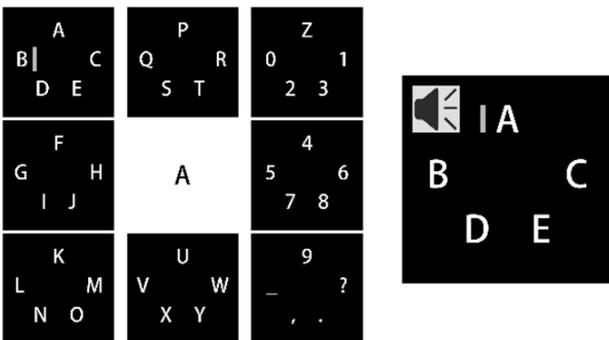


图 18 mVEP-P300 混合实验范式
Fig.18 mVEP-P300 Hybrid experimental paradigm

最终应该是相互搭配,构成相应的层次结构,将内容按重要度有轻重地呈现给被试,将复杂的实验流程简单化,有效地帮助被试完成任务。同时界面设置要与用户认知习惯相匹配,要符合情境贴切原则,不要累述无关元素。刺激序列的时序控制是规定各个刺激事件呈现的相对时间和持续时间,主要有:2个连续刺激之间发生的时间间隔(Stimulus Onset Asynchrony, SOA)、刺激持续时间、刺激间隔(Inter Stimulus Interval, ISI)以及刺激排列的顺序要考虑。在脑-机接口实验范式的界面设计时也要注意符合人机原则。要考虑到界面的安全性,使被试在使用界面时不会产生危险性结果;给予被试在实验范式中改变想法的机会以及一定程度的容错性。对于字符拼写类的实验范式界面设计要符合用户从上到下,从左到右的阅读习惯。

根据输入方式的不同,脑-机接口的实验范式界面演变出不同模式。第一类是脑-机接口实验范式最常用的字符拼写类范式,在界面设计(User interface, UI)中被称为命令行界面(Command-Line Interface, CLI)即被试通过映射在显示器上矩形字符键盘输入指令后计算机接收到指令并予以执行。第二类是SSVEP-BCI中常用的图形用户界面(GUI)。这类界面与命令行界面相比,对于被试来说在视觉上更易于接受。第三类为MI-BCI实验范式界面,借助于人们所熟悉的动作来完成指定任务,类似于界面设计中的自然用户界面(Natural User Interface, NU)即利用“手势”“姿势”“感知”等一系列更自然的方式,同外部设备进行交互。这种交互方式通过改进命令的输入方式,使得方式交互更为自然,被试操作更为便捷。另一方面,在智能人机交互系统中,可将人机交互技术可分为动作捕捉、触觉反馈、语音交互、眼球追踪、增强现实、虚拟现实、多智能模式交互等。近年来,许多国内外学者致力于将上述交互方式应用于脑-机接口的实验范式设计当中。通过优化实验范式界面的交互方式来提高脑-机接口的速度、精确度、可靠性,以及提高被试与脑-机系统之间的耦合度。

在认知神经科学研究中,反应时和正确率通常作为相关指标,用于间接分析大脑活动情况,但其中掺杂了太多大脑活动之外的因素,除此之外EEG的时频分析、分类/预测算法的运用更需要研究者关注。基于此,设计的实验范式需要尽可能地使被试注意力集中、特征脑电更易于激活;从可用性、易用性角度出发,考虑被试的心理和生理需求,短时和长时交互的影响;将科学的信息可视化技术运用到BCI实验范式界面设计呈现中。

7 结语

在EEG脑-机接口研究领域,国内外学者大多关注维数、重复次数、精度等范式参数设计,刺激呈现和刺激类型选取,语言模型等研究方向,主要是基于

P300、稳态视觉诱发(SSVEP)和运动想象(MI)的脑-机接口呈现范式设计,且研究对象多以英文拼写器为主。在脑-机接口控制领域,学者们开展了BCI控制四轴飞行器、轮椅、肢体矫形器、远程机器人等相关研究,但是缺乏脑-机接口界面控件视觉表征的设计研究,尤其是针对界面控件指令集的架构层次分析。在脑电信号处理领域,学者们针对时域、频域和空间的滤波算法优化,以及信号的特征提取和特征分类算法等开展了大量卓有成效的研究,然而信号分类后的交互控制体验研究方向鲜有学者涉及。在混合脑-机接口领域,近年国内外学者取得了一定的突破,多集中在EEG外源性脑-机接口方向,以听觉噪音、肌电等多模态为主。在整合眼动-脑电跨模态研究方向,有学者开展了基于眼动-脑电信号特征分类的协同算法研究,然而缺乏针对在控制不同阶段,基于眼动-脑电认知特性的跨模态交互机制研究。在脑-机接口性能评价领域,目前学者们主要采用精确度、信息传输速率、实际比特率等来评估脑-机接口输入效率,以系统复杂度、可实现性、特征算法精度来衡量脑-机接口性能。缺少从“人(用户)”角度对脑-机接口的评估方法研究,尤其缺乏基于交互体验的生理测评。所以针对BCI的实验范式研究需要从多角度、多维度、多阶段展开,将交互界面设计的方法与技术运用到实验范式的信息呈现设计中。通过研究改善目前EEG脑-机接口在交互控制领域的应用局限性,提高BCI系统可用性、易用性。更有助于促进工效学、设计学科、认知神经科学、信息科学等多学科的交叉融合,为基于脑-机交互的人工智能、运动障碍康复的发展提供新方向和新思路。

参考文献:

- [1] FRANKLIN A J A, Govindaraju C. Minimizing Electrodes for Effective Brain Computer Interface[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2021(63): 102201.
- [2] DONCHIN L A F. 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.
- [3] GUAN C. High Performance P300 Speller for Brain-computer Interface[J]. *Biomedical Circuits & Systems IEEE International Workshop*, 2004(S3/5): 13-16.
- [4] FAZEL R R, ABHARI K. A Region-based P300speller for Brain-computer Interface[J]. *Canadian Journal of Electrical and Computer Engineering*, 2010, 34(3): 81-85.
- [5] TOWNSEND G, LAPALLO B K, BOULAY C B, et al. A Novel P300-based Brain-computer Interface Stimulus Presentation Paradigm: Moving beyond Rows and Columns[J]. *Clinical Neurophysiology Official Journal of the International Federation of Clinical Neurophysiology*, 2010, 121(7): 1109-1120.

- [6] 杨海波, 杜宇菲. 智能手机交互界面设计的认知基础[J]. 包装工程, 2020, 41(10): 1-6.
YANG Hai-bo, DU Yu-fei. The Cognitive Basis of Smartphone Interaction Interface Design[J]. Packaging Engineering, 2020, 41(10): 1-6.
- [7] OBEIDAT Q T, CAMPBELL T A, KONG J. Introducing the Edges Paradigm: A P300 Brain-Computer Interface for Spelling Written Words[J]. IEEE Transactions on Human-Machine Systems, 2015, 45(6): 727-738.
- [8] KAUFMANN T, SCHULZ S M, GRUENZINGER C, et al. Flashing Characters with Famous Faces Improves ERP-based Brain-computer Interface Performance[J]. Journal of Neural Engineering, 2011, 8(5): 056016.
- [9] QI, LI, SHUAI, et al. Use of a Green Familiar Faces Paradigm Improves P300-Speller Brain-Computer Interface Performance[J]. PloS One, 2015, 10(6): 1-15.
- [10] ZHAO Hua, NING, GAO, et al. The Self-Face Paradigm Improves the Performance of the P300-Speller System. [J]. Frontiers in Computational Neuroscience, 2019(13): 93.
- [11] PIRES G, NUNES U, CASTELO-BRANCO M. Comparison of a Row-column Speller vs. a Novel Lateral Single-character Speller: Assessment of BCI for Severe Motor Disabled Patients[J]. Clinical Neurophysiology Official Journal of the International Federation of Clinical Neurophysiology, 2012, 123(6): 1168-1181.
- [12] ACQUALAGNA L, TREDER M S, BLANKERTZ B. Chroma Speller: Isotropic Visual Stimuli for Truly Gaze-independent Spelling[C]. San Diego: 2013 6th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering (NER), 2013.
- [13] LIU Y, ZHOU Z, HU D. Comparison of Stimulus Types in Visual P300 Speller of Brain-computer Interfaces[C]. Beijing: 9th IEEE International Conference on Cognitive Informatics (ICCI'10), 2010.
- [14] ST M, SA H, JC H. Selective Attention to Stimulus Location Modulates the Steady-state Visual Evoked Potential[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 1996, 93(10): 4770-4774.
- [15] VOLOSYAK I, GEMBLER F, STAWICKI P. Age-related Differences in SSVEP-based BCI Performance[J]. Neurocomputing, 2017, 250(8): 57-64.
- [16] 徐光华, 张锋, 谢俊, 等. 稳态视觉诱发电位的脑机接口范式及其信号处理方法研究[J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(6): 1-7.
XU Guang-hua, ZHANG Feng, XIE Jun, et al. A Brain-computer Interface Paradigm for Steady-state Visual Evoked Potentials and Its Signal Processing Method[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(6): 1-7.
- [17] LEE C C, CHUANG C C, YENG C H, et al. Using a Novel Modular Continuous Restricted Boltzmann Machine to SSVEP-based BCIs for Amyotrophic Lateral Sclerosis[J]. Microsystem Technologies, 2019(1): 1-7.
- [18] LIM A, CHIA W C. A Wearable Wireless Brain-Computer Interface Using Steady-State Visual Evoked Potentials[C]. Penang: 2018 3rd International Conference on Control, Robotics and Cybernetics (CRC). IEEE, 2019.
- [19] JASPER H, PENFIELD W. Electrocorticograms in Man: Effect of Voluntary Movement upon the Electrical Activity of the Precentral Gyrus[J]. Archiv Für Psychiatrie Und Nervenkrankheiten, 1949, 183(1): 163-174.
- [20] KALCHER J, FLOTZINGER D, NEUPER C, et al. Graz Brain-computer Interface II: Towards Communication between Humans and Computers Based on Online Classification of Three Different EEG Patterns[J]. Medical & Biological Engineering & Computing, 1996, 34(5): 382.
- [21] KRAUSZ G, SCHERER R, KORISEK G, et al. Critical Decision-Speed and Information Transfer in the "Graz Brain-Computer Interface"[J]. Applied Psychophysiology & Biofeedback, 2003, 28(3): 233-240.
- [22] ZAPAA D, ZABIELSKAM E, AUGUSTYNOWICZ P, et al. The Effects of Handedness on Sensorimotor Rhythm Desynchronization and Motor-imagery BCI Control[J]. Scientific Reports, 2020, 10(2087): 1-11.
- [23] JUMPHOO T, UTHANSAKUL M, UTHANSAKUL P. Brainwave Classification without the Help of Limb Movement and any Stimulus for Character-writing Application[J]. Cognitive Systems Research, 2019(58): 375-386.
- [24] LEI C, BIN X, OLADAZIMI M, et al. A Synchronous Motor Imagery Based Neural Physiological Paradigm for Brain Computer Interface Speller[J]. Frontiers in Human Neuroscience, 2017(11): 274.
- [25] 金荣杭, 罗志增, 孙曜, 等. 不同视觉方式引导下的运动想象脑电信号特征对比分析[J]. 航天医学与医学工程, 2020, 33(4): 306-312.
JIN Rong-Hang, LUO Zhi-zeng, SUN Yao, et al. Comparative Analysis of EEG Signal Characteristics of Motor Imagery Guided by Different Visual Modalities[J]. Aerospace Medicine and Medical Engineering, 2020, 33(4): 306-312.
- [26] BAI O, MARI Z, VORBACH S, et al. Asymmetric Spatiotemporal Patterns of event-related Desynchronization Preceding Voluntary Sequential Finger Movements: A High-resolution EEG Study[J]. Clinical Neurophysiology, 2005, 116(5): 1213-1221.
- [27] BOTREL L, KÜBLER A. Week-long Visuomotor Coordination and Relaxation Trainings do not Increase Sensorimotor Rhythms (SMR) Based Brain-computer Interface Performance[J]. Behavioural Brain Research, 2019, 372(111993): 1-12.
- [28] 兰玉琪, 刘松洋. 人工智能技术下的产品用户体验研究综述[J]. 包装工程, 2020, 41(24): 22-29.
LAN Yu-qi, LIU Song-yang. A Review of Research on Product User Experience under Artificial Intelligence Technology[J]. Packaging Engineering, 2020, 41(24): 22-29.
- [29] 许晓云, 李风彦, 杨培. 基于心流理论的产品交互设

- 计研究综述[J]. 包装工程, 2020, 41(24): 14-21.
- XU Xiao-yun, LI Feng-yan, YANG Pei. A Review of Product Interaction Design Research Based on Mind Flow Theory[J]. Packaging Engineering, 2020, 41(24): 14-21.
- [30] LI Y, LONG J, YU T, et al. An EEG-Based BCI System for 2-D Cursor Control by Combining Mu/Beta Rhythm and P300 Potential[J]. 2010, 57(10): 2495-2505.
- [31] WANG M, DALY I, ALLISON B Z, et al. A New Hybrid BCI Paradigm Based on P300 and SSVEP[J]. J Neurosci Methods, 2015(244): 16-25.
- [32] CHEN Z, WANG Z, WANG K, et al. Recognizing Motor Imagery Between Hand and Forearm in the Same Limb in a Hybrid Brain Computer Interface Paradigm: An Online Study[J]. IEEE Access, 2019(7): 59631-59639.
- [33] KAPGATE D, KALBANDE D, SHRAWANKAR U. An Optimized Facial Stimuli Paradigm for Hybrid SSVEP+P300 Brain Computer Interface[J]. Cognitive Systems Research, 2020, 59(1): 114-122.
- [34] 郭柳君, 张雪英, 陈桂军. 深度线性判别分析用于两级脑控字符拼写解码[J]. 西安电子科技大学学报, 2020, 47(4): 109-116.
- GUO Liu-jun, ZHANG Xue-ying, CHEN Gui-jun. Deep Linear Discriminant Analysis for Two-level Brain-controlled Character Spelling Decoding[J]. Journal of Xi'an University of Electronic Science and Technology, 2020, 47(4): 109-116.
- [35] OAK R, KHARE M, GOGATE A, et al. Dynamic Forms UI: Flexible and Portable Tool for easy UI Design[C]. Coimbatore: 2018 Second International Conference on Inventive Communication and Computational Technologies (ICICCT), 2018.

(上接第 102 页)

- [70] Shreedarshan K, Selvi S. Effective Abnormal Behavior Identification in a Crowd[C]. International Conference on Circuits, Control, Communication and Computing, 2018.
- [71] Li C, H Yang, Bao B, et al. Spearman Correlation Coefficient Abnormal Behavior Monitoring Technology Based on RNN in 5G Network for Smart City[C]. 2020 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC), 2020.
- [72] 李艳荻, 徐熙平. 基于空-时域特征决策级融合的人体行为识别算法[J]. 光学学报, 2018, 38(8): 306-319.
- LI Yan-di, XU Xi-ping. Human Action Recognition by Decision-Making Level Fusion Based on Spatial-Temporal Features[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(8): 306-319.
- [73] Huang Y, Basanta H, Kuo H, et al. Sensor-based Detection of Abnormal Events for Elderly People Using Deep Belief Networks[J]. International Journal of Ad Hoc and Ubiquitous Computing, 2020, 33(1): 36-47.
- [74] Zhang Y, Tian G, Chen H. Exploring the Cognitive Process for Service Task in Smart Home: a Robot Service Mechanism[J]. Future Generation Computer Systems, 2020(102): 588-602.
- [75] Lin Z, Li X. Based on Wide Area Environment Abnormal Behavior Analysis and Anomaly Detection Research[J]. Matec Web of Conferences, 2016(68): 10006.
- [76] Li H Q. Based on the Analysis of the Behavior Anomaly Detection Method of Sensitive Area Population Research[J]. Computer Simulation, 2018, 35(8): 347-350.
- [77] Shen H, Feng Y, Shi H. Study on Human Abnormal Behavior Identification in Passenger Station Based on Multi-information Fusion[J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2009, 26(1): 58-61.
- [78] Song B, Sheng R. Crowd Counting and Abnormal Behavior Detection via Multiscale GAN Network Combined with Deep Optical Flow[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2020(1): 10.
- [79] Lentzas A, Vrakas D. Non-intrusive Human Activity Recognition and Abnormal Behavior Detection on Elderly People: a Review[J]. Artificial Intelligence Review, 2020, 53(3): 1975-2021.
- [80] Dhiman C, Vishwakarma D K. A Review of State-of-the-art Techniques for Abnormal Human Activity Recognition[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2019(77): 21-4.