

教育领域中的脑-机接口应用: 动向与挑战

陈菁菁^{1,2}, 王非^{1,2}, 高小榕³, 张羽⁴, 李卓然^{1,2}, 张丹^{1,2*}

1. 清华大学社会科学学院心理学系, 北京 100084

2. 清华大学脑与智能实验室, 北京 100084

3. 清华大学医学院生物医学工程系, 北京 100084

4. 清华大学教育研究院, 北京 100084

摘要 概述了脑-机接口技术与理念,总结了脑-机接口个体化、实时化和场景化3个重要技术特点;从学习状态识别、学习者个体特质测评和学习障碍干预3方面梳理了脑-机接口在教育领域的研究成果;探讨当前研究存在的问题,从理解、优化现有教育场景和开创新型教育场景等方面展望了脑-机接口未来的应用方向。

关键词 脑-机接口;个性化教学;认知状态识别;个体测评;认知干预

教育对个体的积极改变不仅体现在外显的行为层面,还体现在内隐的、深层次的神经生理层面^[1]。近年来,大脑成像技术的发展为探究教育与学习背后的神经生理机制提供了基础。信息科学、神经科学和心理学等基础学科与教育领域的积极碰撞也催生出了心智、脑与教育这一新兴交叉领域^[2-3]。多学科交叉融合是促进教育现代化的知识创新源泉。与传统的学习科学不同,心智、脑与教育侧重关注教与学背后的脑神经认知机制,以期为制定更符合人脑学习规律的教学策略提供科学依

据^[4]。其中,脑-机接口技术从神经信号的角度对个体专注度、情绪等状态进行解码^[5-6],是探究复杂行为背后内隐认知状态的有效方法之一。情绪状态、专注程度、认知负荷等认知状态对学习过程和效果存在重要影响。面向个体认知活动定量识别的脑-机接口技术也日益受到教育领域研究者的广泛关注^[7]。鉴于此,有必要从学习状态识别、学习者个体特质测评和学习障碍干预3个代表性应用场景对脑-机接口在教育领域的研究成果进行梳理。

收稿日期:2022-02-28;修回日期:2022-04-14

基金项目:国家自然科学基金项目(61977041,6210020370)

作者简介:陈菁菁,博士后,研究方向为脑-机接口与教育神经科学,电子信箱:chen-jj15@tsinghua.org.cn;张丹(通信作者),副教授,研究方向为脑-机接口与社会神经科学,电子信箱:dzhang@tsinghua.edu.cn

引用格式:陈菁菁,王非,高小榕,等.教育领域中的脑-机接口应用:动向与挑战[J].科技导报,2022,40(12):90-101;doi:10.3981/j.issn.1000-7857.2022.12.008

1 脑-机接口及其在教育领域的应用前景

1973年,加州大学洛杉矶分校的Vidal首次在学术期刊《Annual review of Biophysics and Bioengineering》中提出了“脑-机接口”(brain-computer interface, BCI)这一专业术语^[8]。在该文章中,Vidal问道:“能否将这些可观察的脑电信号用作人机通信中的信息载体,控制诸如假肢或宇宙飞船之类的外部设备?”可以看出,Vidal将脑活动视为个人意图的载体;脑-机接口技术的使命则是解析和翻译脑活动中携带的意图,形成外部设备可理解的控制指令。因此,完整的脑-机接口系统一般包括硬件形态的脑信号采集模块、软件形态的脑信号“解析翻译”模块、以及软件或硬件形态的控制反馈模块。

基于应用场景和目标的差异,脑-机接口系统可分为主动式脑-机接口(active BCI)和被动式脑-机接口(passive BCI)两大类^[9]。主动式脑-机接口系统面向用户的意图识别。在应用该系统时,人需要有意识地、主动地发起某个指令,例如控制假肢,或者输出某个字符等;与此同时,脑-机接口系统将基于大脑神经活动对该意图或指令进行识别,从而控制外部设备执行指令。主动式脑-机接口是最经典的脑-机接口研究阵地^[9-10],近年来正在逐步走向实际应用。2014年巴西世界杯开幕式上,一位瘫痪的年轻人利用脑-机接口控制的机器外骨骼开出了比赛第一球;在2019年中央电视台《挑战不可能》节目中,一位全身仅有嘴角、眉毛和眼球可以活动的“渐冻症”人士利用脑-机接口打字系统,实现了诗歌朗诵。

被动式脑-机接口侧重于对用户的认知活动状态进行解码^[9, 11]。与主动式脑-机接口不同,用户在使用被动式脑-机接口系统时不需要主动参与或控制。由于被动式脑-机接口可以在几乎不对用户当前任务产生干扰的同时,实现对个体任务中认知状态的实时、定量识别,在人机交互、工效学等领域引起了广泛的关注^[12-13]。学习过程中的情绪状态、专注程度、认知负荷等内隐认知活动的变化情况对学习效果存在重要影响,而被动脑-机接口

则为研究者观察内隐认知活动提供了契机,因此在教育领域中也逐渐受到关注。

脑-机接口技术自诞生伊始就以解决实际问题、服务应用需求为目标。脑-机接口技术的个体化、实时化和场景化属性将为其在教育领域发挥作用提供独特优势。首先,传统的心理学、神经科学研究大多以揭示群体规律为目标,研究成果并不一定适用于单个个体。而脑-机接口技术则始终致力于个体层面的意图和状态精确识别,与近年来教育领域中关注的个性化学习思潮相契合。与此同时,传统心理学和神经科学研究大多采用“离线”的回溯式研究路线,即在任务中采集数据,任务结束后再开展数据分析、形成结论。然而,回溯式研究难以满足对学生学习状态的实时、动态监测需求,也制约了反馈、干预的时效性。脑-机接口技术则以“在线”为特色,即在任务执行的同时对个体认知状态进行实时分析、实时输出,从而为面向教学实践需求的及时反馈、干预提供了可能。此外,传统心理学与神经科学研究大多在实验室开展。研究者通过精细实验控制来排除可能的干扰因素,以实现认知规律的解析^[14],脑-机接口技术则以走出实验室、在日常生活中得到实际应用为目标。目前,脑-机接口技术已经在足球场、舞台、教室和住宅等场所发挥作用。而上述场景应用过程中形成的技术积累将有望为脑-机接口技术在教学实践中发挥作用提供重要支撑。脑-机接口所具备的个体化、实时化和场景化等技术特点为在个体层面研究和应用教学认知规律提供了切实可操作的技术路径,因此在教育领域颇具应用潜力。

2 教育情景的脑-机接口应用动向

脑-机接口的发展离不开神经活动测量技术的成熟。经典的神经科学研究中常用的头皮脑电、颅内脑电、功能近红外成像和功能磁共振成像等脑成像方法都已经在脑-机接口研究中发挥了作用。头皮脑电与颅内脑电记录的是大脑活动过程中神经元发放电的状况,具有较高的时间精度,可以记录神经活动在时间上的快速变化;而功能近红外成

像和功能磁共振成像则通过测量头部的血氧变化来实现对神经活动的测量,具有较高的空间精度。它们可以从不同侧面来反映教学过程中的认知神经机制。其中,头皮脑电具有无创、成本相对低廉、可穿戴性较好和善于捕捉时间动态过程等特点,在教育情景中应用广泛。已有的教育情景中脑-机接口研究绝大多数都利用头皮脑电记录设备开展。本研究主要对头皮脑电相关研究进行介绍,将从学习状态实时识别、学习者个体特质测评和学习障碍干预3个有代表性的应用情境对脑-机接口在教育领域的研究动向进行介绍。

2.1 学习状态实时识别

学习状态实时识别是脑-机接口在教育领域中最主流的应用范式^[15]。研究者通过采集典型学习情境下学生的神经生理活动,结合机器学习与深度学习等方法,尝试对注意力水平和脑力负荷(mental load)等学生学习状态进行定量刻画,以提供个性化的学习反馈。

注意水平是脑-机接口关注最多的学习者认知状态^[15]。Hu等^[16]记录了10名学生观看学习网站时的脑电活动,对注意力高、中、低3种情况进行区分的准确率为80.8%。基于对学习者的注意水平的识别,研究者进一步设计了一套可追踪学习者注意水平的实时反馈系统:当系统检测到学生处于较低的注意水平时,系统可通过消息提醒敦促学习者集中注意力。Chen等^[17]则搭建了一套基于脑-机接口的在线学习注意检测和预警系统,为网络同步课程的授课教师和助教提供学生个体的注意水平信息,并可对注意持续低下的学生进行提醒。通过对比实验,研究者发现注意检测和预警系统的应用显著地提升了学生的学业表现。Kuo等^[18]则设计了一套基于脑-机接口的注意增强在线英语听力学习系统,当检测到学生在学习中出现走神时,系统将停止播放听力材料,向学生推送测试题,根据学生的回答情况确定是否重播材料;这一基于脑-机接口的注意监测机制也显著提高了学生的学习表现。此外,也有研究者尝试对学习过程中的困惑程度^[19]、理解程度^[20]、情绪状态^[21]、心流状态^[22]和认知负荷^[23]等指标进行追踪。

除了注意力等基础认知状态外,自我效能感和学业动机等与教学情境密切相关的指标也已经逐渐受到脑-机接口应用研究的关注。自我效能感是个体对自身采取行动处理相应情景任务效果的判断,是教育情景中最重要心理指标之一^[24]。Yu等^[25]采集了学习者完成不同难度任务时的脑电活动,利用长短时记忆网络,实现了对高、中、低3种不同学业自我效能感水平95%的识别正确率。学业动机,即个体开展学习活动背后的驱动力,被证明与学生多种行为都有密切关联^[26]。通过记录个体脑电活动,Chattopadhyay等^[27]完成了对两种学业动机水平正确率为89%的识别。

上述研究已经证明脑-机接口技术在个体化学习认知状态识别中的应用潜力,而这一特点将有望在在线学习情境中发挥重要作用。近年来,在线学习的兴起克服了时间与空间的阻隔,让更多人有机会获取优质的、标准化的教育资源。然而,上述教学模式或纯粹依靠教师单向输出(如慕课, massive open online courses, MOOCs),或难以实时获取学生当前状态(如直播课程中,教师无法直面学生),使得教学过程缺少针对性的调整和反馈,一定程度上影响了学习效果^[28]。调查显示,针对性互动与反馈的缺乏是学生选择慕课退课最主要的原因之一^[29-30]。脑-机接口的实时化技术特点为实时捕捉个体学习过程中的认知状态提供了可操作路径,也让在线教学平台实现及时反馈调整成为可能。例如,当脑-机接口检测到学生持续处于高认知负荷水平时,慕课平台将可能调整下阶段的任务难度或提供休息时间等,保持学生的学习效率。特别地,脑-机接口技术可在不依赖授课内容的前提下,直接实现对学习者个体认知状态的识别。这使得脑-机接口技术有机会构建跨学科通用的学习者个体认知状态识别框架,从而服务多学科的个性化教学需求,具有重要的实践意义。

然而,脑-机接口在学习状态实时识别中的应用尚处于起步阶段,存在诸多需要解决的问题。例如,相较于主动式脑-机接口技术,基于脑-机接口的认知状态识别准确率还有提升的空间;部分研究直接采用商业脑-机接口系统输出的认知状态指

标进行应用,并未对该指标的有效性进行验证^[31];部分研究仍然采用回溯式分析手段,未实现基于认知状态的在线识别和反馈等。这里主要针对脑-机接口在教学实践应用中可能存在的问题进行讨论。

已有的教学情境脑-机接口研究对情景化因素考虑不够充分。这里的情景可以理解为个体当前所处的任务条件。传统研究大多采用“事件相关”的研究思路限制情景化因素,即研究者会要求受试者在特定时间段内进行特定的任务(例如上课听讲),并通过实验设计确保受试者对任务的参与度。在这一前提下,可以认为用户该时间段下的认知状态变化是与上课听讲这一任务/事件相关的^[14]。但教学实践中则可能存在更加复杂的、更不可控的情景。以注意力识别为例,当某一学生在上课过程中“开小差”时,该学生的注意力水平不一定显著低于其他学生,他可能对一个非教学目标(如手机)处于高注意状态中;又或者某一同学上课过程中出现较高的积极情绪,但这并不一定意味着该同学在学习中获得了乐趣,反之,该同学可能正在与其他人愉快地谈论与学习无关的事情。现有脑-机接口技术虽然可以对个体认知状态进行解析,但却未能对认知状态所对应的情景进行识别(例如区分学生当前正在听课或是在使用手机听讲 v.s. 使用手机)。在没有对学习者的当前情景进行标定的前提下,如果仅根据注意力水平的高低对个体的学习情况进行评价,则可能形成错误的结论。因此,研究者需要在理解教学情景复杂多变特点的前提下,对脑-机接口识别的认知状态指标进行评价和使用,以免造成错误的引导。

2.2 学习者个体特质测评

对学习者的个性化解析既要考虑个体随时间和情境动态变化的状态,也需要考虑个体相对稳定不变的特质。在心理学研究领域,研究者利用脑-机接口相关技术,实现了包括抑郁、创伤后应激症状和大五人格(尽责性、开放性、外向性、宜人性和神经质)等个体特质的预测^[32-33],证实了这一思路的可行性。近年来,也有研究利用脑-机接口技术与教学情境更为密切相关的个体特质进行测评。

学习风格(learning style),即个体偏好的学习策略和路径,是脑-机接口相关研究最多的学习者个体特质^[15]。其中,不同研究者往往采用了不同的理论框架或分类维度。例如,Rashid等^[34]基于利用学习者的脑电活动实现了Kolb所提出的调节者(accommodator)、发散者(diverger)、聚合者(converger)和同化者(assimilator)4种学习风格的有效区分。Jawed等^[35]则根据Felder与Silverman提出的学习风格模型,通过设计学习和记忆任务,从输入维度将学习者群体分为视觉型和非视觉型2种,识别正确率达到90%以上;Zhang等^[36]则同样基于Felder与Silverman提出的学习风格模型,通过采集逻辑分析任务中的脑电活动,从信息处理维度将学习者分为反思型(reflective)和主动实验型(active)2类,实现了71.2%的分类正确率。

根据学习者个体特质,从海量的学习资料中筛选内容,制定针对性的学习计划已成为在线教育中广受关注的议题。此前,已有个体特质测评研究大多采用量表和问卷等方式让受测者进行自我报告。然而,这一策略容易受到测量情境、被测者配合程度等因素的影响。与之相比,基于脑-机接口的自动化测评方法则具有客观性高、难以伪饰的优点,有利于开展个体量化测评应用。上述研究也展示出了脑-机接口技术在学习者个体特质测评中的应用潜力。

然而,同样受限于发展阶段,基于脑-机接口的学习者个体特质应用中也存在问题。笔者在这里主要讨论理论框架问题。教育领域中竞争性理论繁多。有调查研究表明,当教师都使用“学习风格”这一表述时,他们可能指代的是完全不同的理论体系^[37]。因此,在脑-机接口应用研究开展前,研究者有必要对到底选择哪种理论框架对待测量特质指标进行定义进行充分探讨。仍然以学习风格为例,虽然这一概念在实践领域受众甚广,但其在研究领域却颇具争议^[38-41]。特别是视觉型、听觉型和触觉型的学习风格分类框架由于理论依据不足和实证证据缺乏等原因备受质疑^[41-42]。例如,有研究者发现,当学习者按照自己偏好的学习风格(视觉型或听觉型等)使用不同模态(视觉或听觉)学习

材料时,并不会显著影响学习效果^[43]。Coffield等^[39]评估了13种流行的学习风格理论的实证基础,认为仅有直觉型-分析型学习风格模型在内部一致性、重测信度、构念效度和预测效度4个方面均达到了心理测量学的标准。因此,后续面向应用的脑-机接口学习风格研究建议基于该模型开展。与此同时,由于脑-机接口研究中所形成的神经生理证据有望为选择理论提供新的科学证据,后续研究也可考虑对不同的理论框架进行对比,为更新和优化学习者个体特质理论模型提供依据。

2.3 学习障碍干预

学习障碍已成为困扰教育者的重要问题之一,脑-机接口技术在学习障碍干预上也体现出应用潜力。前期研究表明,工作记忆、无关信息抑制等认知能力可以预测个体未来的学业表现,而学习障碍的学生中有相当比例存在认知能力缺陷^[44-47]。因此,利用脑-机接口技术开展认知能力提升训练,研究者将可能针对性地解决由于认知能力受损引发的学习障碍问题,帮助学习者实现学业表现的提升,具有重要的应用价值。

神经反馈训练是基于脑-机接口实现认知能力提升的一种应用形式。它通过实时采集实验参与者的大脑活动,从脑活动中提取特定指标,并将该指标实时反馈给实验参与者。此时,实验参与者可以直接观察、调节自己的脑活动,以改变认知和行为背后的神经活动,从而影响认知与行为^[48]。例如,近期研究发现,通过神经反馈训练,实验参与者可以提升或者降低某一指定侧(左侧或右侧)的空间注意能力^[49]。神经反馈训练得以发挥作用的基本假设是大脑具有可塑性。研究者认为,内在的自我调节训练可能可以改变异常大脑活动,从而实现认知能力缺陷的康复^[50]。

以注意涣散、冲动和过度活跃为主要表现的注意缺陷障碍(多动症)是脑-机接口认知干预应用关注最多的话题(拓展阅读参见文献[51-53])。Gevensleben等^[54]将多动症儿童分为神经反馈训练组和对照的注意技能训练组。在神经反馈训练过程中,研究者会将儿童当前的脑活动用柱状图的高低或小球的位置呈现给儿童,儿童被要求进行自我

调节,寻找策略控制脑活动的变化方向。通过长达数周的训练,研究发现,神经反馈训练组的效果显著好于对照组,神经反馈训练组的效果可以持续到6个月后,展示了神经反馈训练在治疗多动症方面的应用前景^[54]。Verkijika等^[55]也报告了神经反馈技术在缓解数学焦虑方面的潜力。此外,还有研究者尝试利用神经反馈训练帮助普通人实现认知能力的提升:例如,有研究显示神经反馈技术可以让健康的成年人实现执行功能的增强^[56];也有研究报告,面向注意力增强的神经反馈训练可以提升步枪射击运动员的射击表现等^[57]。

虽然上述研究一定程度上展示了神经反馈训练在学习障碍干预方面的应用潜力,但必须指出的是,该技术的有效性在学界存在较大的争议^[58-59],即便形成了较多实证研究成果的多动症领域也同样如此^[52-53, 60-61]。缺乏强有力的实证研究结果和严格控制的实验是神经反馈领域目前最备受抨击的问题。例如,研究者认为,部分多动症的神经反馈研究依赖家长评分,而家长由于难以做到盲评(在不知晓儿童是否受过干预或受过何种干预的前提下评分),会倾向于给出偏乐观的评分,现有的积极结果可能受安慰剂效应影响^[62]。但另有研究者认为,争议的来源是因为不同神经反馈研究的实验设计和实施流程上不尽相同^[53]。研究表明,神经反馈技术应用中脑活动中提取的是什么指标,训练任务持续多长时间,神经反馈技术是单独进行使用还是与其他方式结合进行使用都会对应用效果产生影响^[52]。因此,研究者认为,在判断神经反馈技术在多动症治疗中的有效性时,不宜将采用神经反馈技术的所有研究视为一个整体进行判决,而需要进一步深入了解其操作流程,明确关键参数后开展评估^[53]。虽然争论尚在进行,但双方研究者都认为需要更多严格控制的、标准化的、多中心(在多个地区开展联合实验)的双盲随机临床实证研究来验证神经反馈技术的有效性^[53, 58-59]。而上述针对多动症治疗的考量也应当在面向其他认知能力干预的研究中得到重视,为自身的有效性提供更多的证据。

进一步地,作为面向学习障碍干预的应用,基于脑-机接口的认知能力提升研究需要进一步对

效果的教育情景可迁移性进行衡量。研究指出,并非所有训练任务所形成的能力都具备可迁移性^[63]。以数字串记忆能力训练为例:实验参与者可以通过训练从一开始可以记住7个数字到可以实现70个数字的记忆任务,但这一能力却无法迁移到记忆字母的任务中^[64]。这是因为实验参与者并未实现一般记忆能力的增强,而是通过训练习得了将数字进行组合方便记忆的策略。同样地,还需要追问:在某一特定任务(例如某种神经反馈训练游戏)下实现的认知能力提升,在脱离这一任务之后,是否可以在日常教学情境中发挥作用,帮助学习者实现日常学习效果的提升?已经有多动症相关的神经反馈研究在探讨可迁移性问题^[65],在后续研究中,面向教学情境的可迁移性应该作为评价认知能力提升效果的重要指标。

3 挑战与反思

脑-机接口技术所具备的个体化、实时化和场景化等特点使其在教育领域具有广泛的应用前景。然而,作为一个新兴的应用方向,脑-机接口在教育领域的应用也面临挑战。首先,有效的脑电信号采集是实现脑-机接口应用的第一步。日常教学情境的复杂性对脑电采集设备的运动噪声、电磁噪声抗干扰能力提出了更高的要求。高性能芯片和噪声处理算法方面还需要研究者的进一步投入,以保障脑-机接口解决方案的有效性。其次,脑-机接口的强应用属性一直强调便携式、轻量级神经生理采集设备的使用。但为了能大规模、长时程地在日常教学场景中开展研究,脑电设备的便捷性和佩戴舒适度等还需要进一步提升。此外,由于被动脑-机接口技术起步较晚,相较于传统的、面向字符输入和设备控制的主动式脑-机接口,其识别效果还需不断加强。上述问题是脑-机接口技术面向实际应用时存在的通病,在此不多做展开(更多拓展阅读请见综述^[13, 65])。下文将从应用和伦理两方面对脑-机接口在教育领域中更具体的挑战展开论述。

3.1 应用挑战

首先,现有脑-机接口在教育领域的应用研究大多都沿用了非教育领域的传统研究思路 and 手段,缺乏教育领域理论与方法的指导。例如,在提取可反映认知状态的神经指标时,研究者大多采用非教学情境下研究得到的经典认知神经特征,或直接采用单纯数据驱动的、端到端的深度学习方法。很少有研究基于认知神经理论,特别是有教学情境认知神经依据的特征来提取指标。这使得研究者很难解释特征对应的生理意义,并往往难以将现有分析框架推广至其他教学情境中。再例如,现有脑-机接口技术大多只关注学习者角色,教学情境中的多主体特点考虑不够充分。如何将现有面向学习者的研究成果拓展至教师,乃至师生互动过程尚不明晰。近年来,以师生互动研究为代表的心智、脑与教育前沿进展加深了人们对教学过程认知神经规律的认识。这些研究有望为构建基于教育场景中多主体互动的脑-机接口提供重要的理论与方法支撑。因此,脑-机接口研究者应当对教育学、心智、脑与教育领域的前沿理论和方法保持关注,以提升脑-机接口的应用性能和应用范围。

其次,现有脑-机接口在教育领域的研究大多停留在对学习状态/特质的进行识别这一层面。虽然脑-机接口的技术特点有望助力实现个体化、实时化的反馈与调整,但反馈的形式、实时程度和反馈对象如何影响教学效果的研究相对缺乏。基于脑-机接口状态/特质识别结果以提升教学实践效果的反馈方案还需要进一步形成。值得注意的是,如2.2节所述,研究者或应用者对技术原理认识的不充分甚至可能造成识别结果的错误或片面应用。因此,未来还需要更多的实证证据、更严谨的实验设计、更大规模的人群和更加长期的应用验证周期来证明脑-机接口技术在提升教学效果中独立的、增量性的价值。与此同时,研究者也需要在研究中总结经验教训,积累切实可行的、有借鉴推广价值的实践应用方案,助力脑-机接口技术解决真问题,发挥真作用。

了解过去教育技术创新的发展脉络,将可能为

解决脑-机接口投入教育应用时遇到的问题提供启发^[7]。例如,美国某市政府在未与教育系统进行充分论证的情况下,拨款采购了1.5万台笔记本电脑分发给小学生,希望通过“每个孩子一台笔记本电脑”(One Laptop Per Child)项目促使学生自主学习^[66]。然而,由于市政府未匹配相应的师生培训,课程设计和技术支持体系,这一项目最终以失败告终。相对应地,计算机的教育应用也存在积极案例:通过对教师进行培训,对课程内容等进行相应调整后,“每个孩子一台笔记本电脑”项目在提升学生写作能力方面收到了好评^[67]。上述案例提示,将脑-机接口技术和教学内容进行有机结合,实现教学过程优化将可能成为助力脑-机接口服务教育实践的可行应用路径。与此同时,应用落地前也需要充分收集学生、教师、家长和教育管理者群体等一线实践者的意见和反馈,以匹配必要的支撑条件和运行机制,保障新兴技术发挥作用。

3.3 伦理挑战

随着脑-机接口开始逐渐走近应用,研究者也有必要对可能存在的伦理问题进行前瞻性的思考和准备。

近年来,大众对个人隐私保护的关注日益增加。2021年11月1日,中国第一部《个人信息保护法》也正式执行,文件中将“生物识别”与不满十四周岁未成年人的个人信息列为敏感个人信息。可以反映个体意图和状态的神经生理数据被认为是最为隐私的个人数据之一,而教育情景应用中可能涉及大量未成年用户,更需要关注个人隐私保护问题。对脑-机接口数据隐私性的担忧并非杞人忧天。2019年,研究者通过破解某知名民用脑-机接口系统框架中存在的漏洞,开发攻击策略,成功地实现了对用户脑电数据的盗取^[68]。研究者还进一步对所盗取的用户脑电数据进行恢复,恢复准确率达到70.6%。这一研究结果证实了民用脑-机接口应用在数据安全和隐私保护方面的局限。值得注意的是,本文中综述的研究有相当一部分都采用了该类型设备。因此,研究者在开展研究前就有必要对数据安全问题给予高度重视,在面向实际应用时更加需要保持警惕。随着移动互联网、云计算和

大数据技术在日常生活中的普及,个人隐私如何得到保护成为信息技术领域重要研究话题,也在隐私计算等方向上形成了积极的研究成果^[69]。脑-机接口领域研究者也应当对隐私保护相关成果保持关注,有意识地将其引入脑-机接口应用过程中,并针对教育领域的特殊性进行优化。

除个人隐私之外,公平问题也是脑-机接口在教育应用中需要关注的重要议题。前期研究发现,相对富裕的群体由于可以更早地接触到前沿技术,拥有更多的资源和受到更好的支持,因此能够从教育技术创新中更大的收益^[70]。研究者提出,技术在教育领域开展应用时,应该注意以促进平等、降低壁垒为出发点,在开发体现技术前沿的“重器”时,也要研制足够支撑普通民众使用的“众器”^[71]。脑-机接口是一个面向实际需求诞生的技术领域,如何在使用成本和应用效果之间寻找平衡点是研究者持续关注的重要议题。不过这些研究主要以提升技术本身的可推广性和易用性为目标,未来在面向教育领域开展应用时,对于技术公平层面的思考还有待进一步增加。

期待信息技术、材料技术和芯片技术等脑-机接口支撑领域不断涌现创新成果,为进一步打造“众器”提供保障。同时也期待学术共同体积极讨论,为脑-机接口的教育应用形成伦理规范。

4 未来展望

脑-机接口技术自诞生至今已接近50年,其在医疗、军事等领域都取得了丰富的成果,并因为个体化、实时化和场景化等技术特点而受到教育领域的日益关注。2021年,高小榕等^[10]在《Trends in Cognitive Science》上提出了广义脑-机接口技术的3I模型:interface(接口)、interaction(交互)、intelligence(智能),丰富了经典脑-机接口的内涵。其中,经典脑-机接口(classical brain-computer interface)是一种大脑到外部设备的单向前馈通路,完成状态的解析或对外部设备的控制。而脑-机交互(brain-computer interaction)则可在大脑与计算机之间形成双向闭环的反馈环路。计算机可根据

脑意图/状态的解析结果通过神经刺激或神经反馈等方法对大脑进行干预,实现神经康复和认知增强,脑意图/状态的改变也将对计算机进行改变,实现闭环协调(co-adaptation)。脑-机智能(brain-computer intelligence)则希望实现人工智能与人类智能(大脑)相融合的协同智能。基于人机共进(Human-AI co-adaptive learning)技术,该协同智能系统的性能将优于单一模式下的人类智能或人工智能。上述3I模型从进化发展的角度对脑-机接口的理论框架进行了梳理,也为脑-机接口的发展指明了方向。下面将基于这一框架对脑-机接口技术在教育领域的应用进行进一步的梳理和展望。

目前,包括个体认知状态识别和特质测评的大多数脑-机接口教育应用研究均属于“接口”阶段。接口阶段的脑-机接口可以视作是描述学习者的一种方式。但相较于文本、语音和手势动作识别等在学习分析领域广泛发挥作用的技术,脑-机接口具有其特殊性:它不是对传统教学实践中,教师对学生外显行为观察解读过程自动化的、量化的替代手段,它的信息来源——教学过程中的学生脑活动,是全新的且传统教学实践观察无法覆盖的。正如天文望远镜的发展让人类突破肉眼的限制,挑战、验证和拓展了人类对宇宙的认识,对学习的器官——大脑的直接观察也将有可能帮助研究者揭示教学实践经验背后深藏的客观规律,最终解释、预测和改变学习行为。特别地,脑-机接口技术对个体化信息的动态识别将可能帮助研究者在基于群体数据所凝练的客观规律上,增进对个体层面教学过程的理解,从而更好地服务于个性化的教育需求,为反馈、干预和优化提供更有个体针对性的证据。

如果说接口阶段的脑-机接口聚焦于已有教学情境的理解和优化,面向个体认知能力提升和认知障碍干预的脑-机“交互”则一定程度上脱离了传统的教学模式。Neuralink创始人马斯克曾经进行过面向未来的畅想;他认为通过向大脑植入芯片,人群将可以不再依赖言语,而是通过脑-机交互技术刺激大脑来实现信息交流和获取^[72]。如果

这一技术愿景得以实现,脑-机交互技术将可能带来前所未有的教育形式:当知识获取变得更容易时,人们可能会更多反思教育的内涵,专注于更具人文关怀、回归教育本质的实践。例如,在进行外语学习时,学习者将可能节省出大量用于单词、语法记忆的时间,来完成跨文化意识和审美能力的培养。值得注意的是,这一阶段的技术可行性还需要验证。而进一步地,脑-机智能所描绘的人机融合愿景将可能重构教育的定义,从对人的塑造与培养走向人机协同智能的塑造与培养。当然,目前距离脑-机智能的实现还仍然有很远的距离。上述技术愿景的实现需要人类对大脑认知原理的深入理解、人工智能与脑-机接口技术的不断发展、人机互学习互启发机制的构建和实现等。

近年来,脑-机接口领域持续受到关注。2021年9月,被称为“中国脑计划”的科技创新2030“脑科学与类脑研究”重大项目正式启动,对多个脑-机接口相关方向进行了规划布局;国内多家脑-机接口相关企业在近2年来也获得超亿元的投资。伴随着持续增加的人力和经费投入,脑-机接口技术将有望进一步取得突破性的发展。在这一过程中,期待研究者深入教育这一国民生产生活密切相关的重要情境,以实际问题为牵引,带动脑-机接口技术发展的同时,从现有对学习者的研究出发,在教育领域形成更有影响力、更有实际应用价值的研究成果。

此外,由于脑-机接口领域和教育领域的研究者背景差异较大,难以避免地出现双方学者缺乏对方学科的知识储备,概念体系不互通等问题。特别是近年来,文艺界和商业界对脑-机接口颇为关注。这种关注固然助力了脑-机接口在大众中的传播;却也不可避免地为现有研究成果的解读增加了一定的科幻色彩。对未来发展保持积极态度是必要的。但要面向实际应用,解决现实问题时,研究者应该更多地立足现有的研究技术水平进行思考,了解技术的边界,避免对研究成果的夸大和片面化应用。因此,在未来,尤其需要脑-机接口领域和教育领域研究者更加充分的交流、碰撞,增进对彼此的理解和认识,以共同探索脑-机接口在教

育领域的应用前景。

参考文献(References)

- [1] Cozolino L. The social neuroscience of education: Optimizing attachment and learning in the classroom (the norton series on the social neuroscience of education)[M]. New York: W. W. Norton & Company Ltd., 2013.
- [2] Fischer K W, Goswami U, Geake J, et al. The future of educational neuroscience[J]. *Mind, Brain, and Education*, 2010, 4(2): 68–80.
- [3] Lieberman M D. Education and the social brain[J]. *Trends in Neuroscience and Education*, 2012, 1(1): 3–9.
- [4] Mayer R E. How can brain research inform academic learning and instruction?[J]. *Educational Psychology Review*, 2017, 29(4): 835–846.
- [5] 张丹, 李佳蔚. 探索思维的力量: 脑机接口研究现状与展望[J]. *科技导报*, 2017, 35(9): 62–67.
- [6] 陈小刚, 杨晨, 陈菁菁, 等. 脑机接口技术发展新趋势——基于 2019—2020 年研究进展[J]. *科技导报*, 2021, 39(19): 56–65.
- [7] Wegemer C. Brain-computer interfaces and education: The state of technology and imperatives for the future[J]. *International Journal of Learning Technology*, 2019, 14(2): 141–161.
- [8] Vidal J J. Toward direct brain-computer communication [J]. *Annual review of Biophysics and Bioengineering*, 1973, 2(1): 157–180.
- [9] Wolpaw J R, Wolpaw E W. Brain-computer interfaces: Something new under the sun[J]. *Brain-computer interfaces: principles and practice*, 2012, 14.
- [10] Gao X, Wang Y, Chen X, et al. Interface, interaction, and intelligence in generalized brain-computer interfaces [J]. *Trends in Cognitive Sciences*, 2021, 25(8): 671–684.
- [11] Zander T O, Kothe C. Towards passive brain-computer interfaces: applying brain-computer interface technology to human-machine systems in general[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2011, 8(2): 025005.
- [12] Mühl C, Allison B, Nijholt A, et al. A survey of affective brain computer interfaces: Principles, state-of-the-art, and challenges[J]. *Brain-Computer Interfaces*, 2014, 1(2): 66–84.
- [13] Aricò P, Borghini G, Di Flumeri G, et al. Passive BCI beyond the lab: Current trends and future directions[J]. *Physiological Measurement*, 2018, 39(8): 08TR02.
- [14] Sonkusare S, Breakspear M, Guo C. Naturalistic stimuli in neuroscience: Critically acclaimed[J]. *Trends in Cognitive Sciences*, 2019, 23(8): 699–714.
- [15] Jamil N, Belkacem A N, Ouhbi S, et al. Cognitive and affective brain-computer interfaces for improving learning strategies and enhancing student capabilities: A systematic literature review[J]. *Ieee Access*, 2021, 9: 134122–134147.
- [16] Hu B, Li X, Sun S, et al. Attention recognition in EEG-based affective learning research using CFS+KNN algorithm[J]. *IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics*, 2018, 15(1): 38–45.
- [17] Chen C M, Wang J Y. Effects of online synchronous instruction with an attention monitoring and alarm mechanism on sustained attention and learning performance[J]. *Interactive Learning Environments*, 2018, 26(4): 427–443.
- [18] Kuo Y C, Chu H C, Tsai M C. Effects of an integrated physiological signal-based attention-promoting and English listening system on students' learning performance and behavioral patterns[J]. *Computers in Human Behavior*, 2017, 75: 218–227.
- [19] Wang H, Li Y, Hu X, et al. Using EEG to improve massive open online courses feedback interaction[C/OL]. [2022-4-30]. <http://ceur-ws.org/Vol-1009/0113.pdf>.
- [20] Lin F R, Kao C M. Mental effort detection using EEG data in E-learning contexts[J]. *Computers & Education*, 2018, 122: 63–79.
- [21] Nandi A, Xhafa F, Subirats L, et al. Real-time emotion classification using EEG data stream in e-learning contexts[J]. *Sensors*, 2021, 21(5): 1589.
- [22] Wu S F, Lu Y L, Lien C J. Detecting students' flow states and their construct through electroencephalogram: Reflective flow experiences, balance of challenge and skill, and sense of control[J]. *Journal of Educational Computing Research*, 2021, 58(8): 1515–1540.
- [23] Spüler M, Krumpe T, Walter C, et al. Brain-computer interfaces for educational applications[M]//*Informational Environments*. Berlin: Springer, 2017: 177–201.
- [24] Zimmerman B J. Self-efficacy and educational development[J]. *Self-efficacy in Changing Societies*, 1995, 1(1): 202–231.
- [25] Yu Z, Zhao H, Guo C, et al. A LSTM network-based learners' monitoring model for academic self-efficacy evaluation using EEG signal analysis[C]//2020 5th IEEE International Conference on Big Data Analytics (ICB-

- DA). Piscataway: IEEE, 2020: 154–159.
- [26] Pintrich P R, Schunk D H. Motivation in education: Theory, research, and applications[M]. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 2002.
- [27] Chattopadhyay S, Zary L, Quek C, et al. Motivation detection using EEG signal analysis by residual-in-residual convolutional neural network[J]. *Expert Systems with Applications*, 2021, 184: 115548.
- [28] Sun A, Chen X. Online education and its effective practice: A research review[J]. *Journal of Information Technology Education: Research*, 2016, 15: 157–190.
- [29] Hone K S, El Said G R. Exploring the factors affecting MOOC retention: A survey study[J]. *Computers & Education*, 2016, 98: 157–168.
- [30] Dalipi F, Imran A S, Kastrati Z. MOOC dropout prediction using machine learning techniques: Review and research challenges[C]//2018 IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON). Piscataway: IEEE, 2018: 1007–1014.
- [31] Xu J, Zhong B. Review on portable EEG technology in educational research[J]. *Computers in Human Behavior*, 2018, 81: 340–349.
- [32] Li W, Wu C, Hu X, et al. Quantitative personality predictions from a brief EEG recording[J]. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 2020, doi: 10.1101/686907.
- [33] Zhang Y, Wu W, Toll R T, et al. Identification of psychiatric disorder subtypes from functional connectivity patterns in resting-state electroencephalography[J]. *Nature Biomedical Engineering*, 2021, 5(4): 309–323.
- [34] Rashid N A, Taib M N, Lias S, et al. Learners' Learning Style Classification related to IQ and Stress based on EEG[J]. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 2011, 29: 1061–1070.
- [35] Jawed S, Amin H U, Malik A S, et al. Classification of visual and non-visual learners using electroencephalographic alpha and gamma activities[J]. *Frontiers in Behavioral Neuroscience*, 2019, 13: 86.
- [36] Zhang B, Chai C, Yin Z, et al. Design and implementation of an EEG-based learning-style recognition mechanism[J]. *Brain Sciences*, 2021, 11(5): 613.
- [37] Papadatou-Pastou M, Touloumakos A K, Koutouveli C, et al. The learning styles neuromyth: When the same term means different things to different teachers[J]. *European Journal of Psychology of Education*, 2021, 36(2): 511–531.
- [38] Curry L. A critique of the research on learning styles[J]. *Educational Leadership*, 1990, 48(2): 50–56.
- [39] Coffield F J, Moseley D V, Hall E, et al. Learning styles and pedagogy in post-16 learning: A systematic and critical review[EB/OL]. [2022-03-31]. <https://www.downes.ca/cgi-bin/page.cgi?post=45819&format=html>.
- [40] Newton P M. The learning styles myth is thriving in higher education[J]. *Frontiers in Psychology*, 2015, 6: 1908.
- [41] Dekker S, Lee N C, Howard-Jones P, et al. Neuromyths in education: Prevalence and predictors of misconceptions among teachers[J]. *Frontiers in Psychology*, 2012, 3: 429.
- [42] Papadatou-Pastou M, Gritzali M, Barrable A. The learning styles educational neuromyth: Lack of agreement between teachers' judgments, self-assessment, and students' intelligence[J]. *Frontiers in Education*, 2018, 3: 105.
- [43] Rogowsky B A, Calhoun B M, Tallal P. Matching learning style to instructional method: Effects on comprehension. [J]. *Journal of Educational Psychology*, 2015, 107(1): 64–78.
- [44] Alloway T P. Working memory, but not IQ, predicts subsequent learning in children with learning difficulties[J]. *European Journal of Psychological Assessment*, 2009, 25(2): 92–98.
- [45] Titz C, Karbach J. Working memory and executive functions: effects of training on academic achievement[J]. *Psychological Research*, 2014, 78(6): 852–868.
- [46] Bergman Nutley S, Söderqvist S. How is working memory training likely to influence academic performance? Current evidence and methodological considerations[J]. *Frontiers in Psychology*, 2017, 8: 69.
- [47] Mammarella I C, Caviola S, Giofrè D, et al. The underlying structure of visuospatial working memory in children with mathematical learning disability[J]. *British Journal of Developmental Psychology*, 2018, 36(2): 220–235.
- [48] Enriquez-Geppert S, Huster R J, Herrmann C S. EEG-neurofeedback as a tool to modulate cognition and behavior: a review tutorial[J]. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2017, 11: 51.
- [49] Bagherzadeh Y, Baldauf D, Pantazis D, et al. Alpha synchrony and the neurofeedback control of spatial attention [J]. *Neuron*, 2020, 105(3): 577–587.e5.
- [50] Ros T, J Baars B, Lanius R A, et al. Tuning pathological brain oscillations with neurofeedback: A systems neuro-

- science framework[J]. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2014, 8: 1008.
- [51] Gevensleben H, Rothenberger A, Moll G H, et al. Neurofeedback in children with ADHD: Validation and challenges[J]. *Expert Review of Neurotherapeutics*, 2012, 12(4): 447-460.
- [52] Arns M, Heinrich H, Strehl U. Evaluation of neurofeedback in ADHD: The long and winding road[J]. *Biological Psychology*, 2014, 95: 108-115.
- [53] Enriquez-Geppert S, Smit D, Pimenta M G, et al. Neurofeedback as a treatment intervention in ADHD: Current evidence and practice[J]. *Current Psychiatry Reports*, 2019, 21(6): 46.
- [54] Gevensleben H, Holl B, Albrecht B, et al. Neurofeedback training in children with ADHD: 6-month follow-up of a randomised controlled trial[J]. *European Child & Adolescent Psychiatry*, 2010, 19(9): 715-724.
- [55] Verkijika S F, De Wet L. Using a brain-computer interface (BCI) in reducing math anxiety: Evidence from South Africa[J]. *Computers & Education*, 2015, 81: 113-122.
- [56] Viviani G, Vallesi A. EEG-neurofeedback and executive function enhancement in healthy adults: A systematic review[J]. *Psychophysiology*, 2021, 58(9): e13874.
- [57] Liu Y, Harihara Subramaniam S C, Sourina O, et al. NeuroFeedback training for enhancement of the focused attention related to athletic performance in elite rifle shooters[M]//*Transactions on Computational Science XXXII*. Berlin: Springer, 2018: 106-119.
- [58] Thibault R T, Lifshitz M, Raz A. The climate of neurofeedback: Scientific rigour and the perils of ideology[J]. *Brain*, 2017, 141(2): e11.
- [59] Thibault R T, Lifshitz M, Raz A. Neurofeedback or neuroplacebo?[J]. *Brain*, 2017, 140(4): 862-864.
- [60] Cortese S, Ferrin M, Brandeis D, et al. Neurofeedback for attention-deficit/hyperactivity disorder: Meta-analysis of clinical and neuropsychological outcomes from randomized controlled trials[J]. *Journal of the American Academy of Child & Adolescent Psychiatry*, 2016, 55(6): 444-455.
- [61] Arns M, De Ridder S, Strehl U, et al. Efficacy of neurofeedback treatment in ADHD: The effects on inattention, impulsivity and hyperactivity: A meta-analysis[J]. *Clinical EEG and Neuroscience*, 2009, 40(3): 180-189.
- [62] Bussalib A, Congedo M, Barthélemy Q, et al. Clinical and experimental factors influencing the efficacy of neurofeedback in ADHD: A meta-analysis[J]. *Frontiers in Psychiatry*, 2019, 10: 35.
- [63] Simons D J, Boot W R, Charness N, et al. Do "brain-training" programs work[J]. *Psychological Science in the Public Interest*, 2016, 17(3): 103-186.
- [64] Allaire J C, Bäckman L, Balota D A, et al. A consensus on the brain training industry from the scientific community[J]. *Max planck institute for human development and stanford center on longevity*, 2014.
- [64] Ericsson K A, Chase W G, Faloon S. Acquisition of a memory skill[J]. *Science*, 1980, 208(4448): 1181-1182.
- [65] Hu X, Chen J, Wang F, et al. Ten challenges for EEG-based affective computing[J]. *Brain Science Advances*, 2019, 5(1): 1-20.
- [66] Warschauer M, Cotten S R, Ames M G. One laptop per child Birmingham: Case study of a radical experiment [J]. *International Journal of Learning and Media*, 2011, 3(2): 61-76.
- [67] Warschauer M. *Learning in the cloud*[M]. New York: Teachers College Press, 2011.
- [68] Xiao Y, Jia Y, Cheng X, et al. I can see your brain: Investigating home-use electroencephalography system security[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(4): 6681-6691.
- [69] 李风华, 李晖, 贾焰, 等. 隐私计算研究范畴及发展趋势[J]. *通信学报*, 2016, 37(4): 1-11.
- [70] Warschauer M, Newhart V A. Broadening our concepts of universal access[J]. *Universal Access in the Information Society*, 2016, 15(2): 183-188.
- [71] 杨斌. 重器与众器:在线教育中的伦理思考[J]. *中国大学教学*, 2020(11): 9-10, 58.
- [72] Manuel R. Neuralink brain chip will end language in 5 to 10 years, Elon Musk Says[EB/OL]. (2021-10-31). <https://www.sciencetimes.com/articles/31428/20210528/neuralink-brain-chip-will-end-language-five-10-years-elon.htm#:~:text=Neuralink%20develops%20a%20chip%20that%20will%20soon%20be,the%20way%20we%20talk%20today%20will%20soon%20improve.>

Brain-computer interface applications in education: Trends and challenges

CHEN Jingjing^{1,2}, WANG Fei^{1,2}, GAO Xiaorong³, ZHANG Yu⁴, LI Zhuoran^{1,2}, ZHANG Dan^{1,2*}

1. Department of Psychology, School of Social Sciences, Tsinghua University, Beijing 100084, China
2. Tsinghua Laboratory of Brain and Intelligence, Tsinghua University, Beijing 100084, China
3. Department of Biomedical Engineering, School of Medicine, Tsinghua University, Beijing 100084, China
4. Institute of Education, Tsinghua University, Beijing 100084, China

Abstract This paper reviews the technology and the concept of the brain-computer interface, from the three important technical features: the individualization, the real-time nature and the scenario-based property, as well as the research progresses in education from the three aspects: the learning state recognition, the individual learner trait assessment and the learning disability intervention. The problems of existing researches are then analyzed. Finally, the future application directions of the brain-computer interface are discussed in terms of understanding and optimizing the existing educational scenarios and creating new educational scenarios.

Keywords brain-computer interface; personalized instruction; cognitive state detection; individual trait assessment; cognitive intervention ●



(责任编辑 刘志远)