

人工智能赋能教育和心理学研究中的数据处理

刘冬予¹ 骆方²

(1. 香港大学, 香港 999077; 2. 北京师范大学, 北京 100091)

摘要: 开展日益复杂的教育和心理学研究亟须创新数据收集和处理手段。人工智能可以帮助研究者收集具有高生态效度、动态、精准的数据,还有助于分析处理海量、多模态的数据,从而弥补传统研究手段的诸多不足。因此,教育和心理学研究与人工智能的结合是未来发展的一大方向。然而在智能化进程中也不能过度依赖数据驱动的研究方法,融合自上而下的理论驱动和自下而上的数据驱动手段至关重要。

关键词: 人工智能;大数据;多模态数据;机器学习;数据处理

【中图分类号】G405

【文献标识码】A

【文章编号】1005-8427(2024)03-0018-10

DOI: 10.19360/j.cnki.11-3303/g4.2024.03.003

近年来,随着自然语言处理技术和生成式人工智能的广泛应用,人工智能技术已被广泛应用于各个领域。其中,人工智能给教育和心理学领域带来的数据价值值得特别关注。

数据获取和分析是教育和心理学理论得以发展的关键步骤,人工智能在数据收集和处理方面的优势为心理学研究和教育监测带来新发展。在数据收集方面,通过自动化和智能化的数据收集工具可以收集到更广泛多样的数据,从而提供更加全面和准确的信息。在数据分析方面,人工智能算法有助于发现海量复杂数据中的模式、趋势和关联性,从而帮助研究人员和教育监测机构深入了解心理学和教育领域的各种现象和行为。

人工智能在数据处理方面的技术发展和应用广度明显提高。在数据收集方面,通过将人工

智能与硬件和网络信息技术相结合,可以极大地丰富数据收集的类型,具体包括肢体和表情等视觉数据、语音语调等听觉数据、基于文本信息的互联网数据挖掘等;通过将人工智能技术与现代智能设备相结合,可以便捷地获取大量现实世界及拟真情境中的数据。在数据分析方面,人工智能深度学习算法的发展极大地提高了数据分析的多种可能性,包括整合多模态数据的精确建模和大数据分析技术等。

目前,教育学、心理学与人工智能相结合的研究和实践,多从数据收集和数据分析两个角度切入,且呈现相似的发展路径。本文从数据收集和分析的角度阐述教育、心理与人工智能的关键结合点,旨在全面梳理人工智能的发展给教育和心理学研究带来的数据价值,并对目前存在的问题展开讨论,以期推动多学科融合发展。

收稿日期: 2024-01-19

基金项目: 2023年度国家自然科学基金“面向复杂系统多目标性的形式化框架、能力测评理论及方法研究”(62377003)

作者简介: 刘冬予,男,香港大学公共卫生学院在读博士生;
骆方,女,北京师范大学心理学部教授(通信作者)。

一、教育和心理学研究中的智能化数据收集

在实证科学导向的教育和心理学研究中,数据收集非常重要。传感技术的飞跃发展及其在现实场景中的有效应用,有助于研究者拓展数据收集方式,尤其是从依赖实验室或自陈量表获取数据的方式,扩展为收集人们自然环境下的日常表现数据。

(一)虚拟现实技术支撑的拟真场景数据

快速发展的虚拟现实(virtual reality, VR)技术可以构建高仿真度的现实场景,因此被试的唤醒度更高、反应更真实。例如,有研究借助VR技术在虚拟公寓和驾驶场景中进行Go/No-go和Stroop任务^[1],有研究在虚拟沙滩等场景中收集被试的认知灵活性数据^[2]。上述研究虽然模拟了真实场景,但被试完成的认知任务仍然是传统的实验室范式,因此存在内容不够生活化、生态效度不理想等问题。为解决这些问题,一些研究团队尝试使用VR技术设计更加生活化的认知任务,如温州大学的龚燕团队设计三个虚拟的城市场景,通过拟真的城市漫步过程研究被试的空间认知能力^[3];还有研究通过设计更加复杂的VR场景研究被试在同一生活场景中的多种认知能力,如2019年被美国FDA认可的虚拟现实能力评估工具(virtual reality functional capacity assessment tool, VRFCAT)可以使用生活化的任务测量12项不同的认知能力^[4]。VR技术还被应用于其他心理特质的研究中,如De-Juan-Ripoll等使用虚拟现实场景记录被试与场景交互过程中的行为指标和各项生理指标,进而预测与风险决策相关的大五人格^[5]。总之,通过与VR结合,人工智能可以极大地提高数据获取的生态效度,类真实场景的数据分析结果也有助于教育和心理学理论的进一步发展。

然而,现有的VR技术在人机交互方面还不够成熟,尤其在应用领域还存在较多问题。例

如:一些VR中的动作需要使用鼠标或操纵杆完成^[6],降低了场景的真实性;多数使用VR的认知任务增加了数据收集时长,过长的任务完成时间不仅增加被试的疲惫和厌烦,还导致注意力下降和认知疲劳,从而导致数据结果失真。

(二)智能算法优化脑信号数据收集

由于脑发育的个体差异性,人工智能算法对脑成像结果的矫正为脑科学研究提供重要支撑。在获取脑信号时,采集工具的内部参数可以被持续地提供给人工智能算法,包括脉冲持续时间和振幅、刺激频率、设备的能量消耗、刺激或记录密度,以及神经组织的电特性(electrical properties of the neural tissues)^[7]。人工智能算法可用于去除混杂信号、提取与任务或行为相关的脑信号,从而提高数据的精度^[8]。此外,基于深度学习算法,分子神经成像(molecular neuroimaging)技术得到快速发展,其中卷积神经网络(convolutional neural network)作为深度学习的子集在智能化脑成像中的运用范围最广。例如,在正电子发射断层扫描(PET)和单光子发射计算机断层扫描(SPECT)的脑成像中,机器学习算法可以减少扫描时间、提高成像质量,并在神经退行性疾病的脑成像中进行不同疾病的成像分类^[9]。在PET成像之外,人工智能也为磁共振(MRI)成像提供帮助。在智能化的磁共振功能成像(fMRI)研究中,多体素模式分析(multivoxel pattern analysis, MVPA)被认为是一项很有前景的机器学习技术,目前主要用于研究包含在分布式神经活动模式中的信息,以推断大脑不同区域和网络的功能与作用^[10]。利用MVPA算法进行大脑活动模式识别和神经反馈(DecNef)解码,可以为准确地确定大脑活动模式提供基础^[11]。同时,人工智能技术可以通过提取更少的数据提高fMRI成像的速度,进而提高效率。在脑成像中使用人工智能重构技术,可以缩短被试或临床患者的成像时间,图像受被试活动干扰的可能性也因此降低。从发展

趋势来看,智能化脑成像在实际应用中的操作性越来越高,人工智能算法参与脑成像的应用研究日益成为主流。更加精准的智能化脑成像技术,为构建更准确的脑图谱、定位脑功能区及认知神经科学理论发展提供证据基础。

(三)基于物联网和可穿戴设备的全方位传感数据

物联网(internet of things)一词通常指一种情景,其中网络连接和计算能力扩展到通常不被视为计算机的物体、传感器和日常物品,使这些设备能够生成、交换和消耗数据,而人的干预被降至最低^[12]。物联网技术使不同类型的物品通过通信网络与其他设备和系统连接并交换数据,为在相同时间轴上同时收集多种数据提供方法。随着物联网技术的发展,研究人员尝试通过多种传感器收集数据。例如:Debie等使用物联网技术同时收集眼动和脑电数据^[13],以更加准确地分析被试的认知负荷;Goldberg等通过收集学生的注视、头部姿态、面部表情等数据实时监测教室中学生的专注程度^[14]。

在物联网技术发展的同时,可穿戴设备成为收集多模态数据的主要方式。目前,可穿戴式设备可以收集用户的心率变异性、皮肤电导及运动等数据,并主要应用于心理健康领域。有研究指出,心率变异性^[15]和皮肤电导水平^[16]是测量个体压力的重要指标,并被证明是测量精神障碍水平的有效指标。以Kleiman团队研发的Empatica E4智能手表^[17-18]为例,该设备被实验证明不仅可以在日常生活中使用,还可以通过收集佩戴者的皮肤电和心率数据等实时监测和预测使用者的自杀念头。通过智能可穿戴设备收集运动数据,研究人员还可以动态监测抑郁、注意缺陷多动障碍(attention deficit and hyperactivity disorder)等精神障碍的发展情况^[19-20]。总之,智能化的心理健康监测方法不仅可以实时监测个体的心理健康数据,还可以引导个体在有精神障碍风险时及时寻求专业帮助,并提供心理健康数据以提高临床

诊断的准确性。此外,在认知心理学研究中,还可以利用可穿戴设备测量被试的生理数据。例如,在完成任务的过程中可以实时监测应激状态下影响认知能力的指标及心率变异性等生理指标。有研究发现较高的心率变异性与更好的认知表现有关,而较低的心率变异性与认知障碍有关^[21]。

(四)智能手机记录的真实数据

随着智能手机的普及,人们在日常生活中的数据越来越容易被记录和留存,分析和使用这些数据有望提高教育和心理学研究的生态效度。例如:有研究通过智能手机的GPS定位数据确定用户的日常空间行为模式,并预测用户的大五人格类型^[22];普林斯顿大学的研究团队使用智能手机的社交行为、音乐消费、应用程序使用、移动性、整体手机使用频率以及昼夜使用比例等六个指标,评估用户的大五人格特质,其准确性达到40%^[23]。此外,通过智能手机的留存数据监测心理健康也具有较高的准确率。目前,手机应用市场上出现越来越多的针对精神障碍的应用程序,其中一些程序被临床实验证明可以有效地监测或改善某些精神障碍症状^[24]。

二、教育和心理学领域的智能化数据分析技术

人工智能在拓宽教育和心理学研究领域的数据分析技术方面发挥越来越重要的作用,尤其是深度学习技术为研究者提供强大支持。深度学习是一种通过模拟人脑行为,从大量数据中进行学习的人工智能技术。它在许多数据分析应用中产生了深远的影响,包括语音识别、图像分类、计算机视觉和自然语言处理等领域^[25]。人工智能技术可以帮助研究人员从数据中提取人类专家无法识别的信息,为研究提供更加细致的指标变量。

(一)互联网大数据分析技术

人工智能的发展得益于数据的快速积累。大数据具有数量大、变化大、种类多、高价值和真

实性等特点^[26]。社交媒体是众所周知的大数据场景,如Facebook、Twitter、微博等,这些场景中的数据主要以文本、图像、视频及文档的形式出现,具有实时创建、数据量实时增加等特点。此外,在精神病理学研究中使用的电子健康记录也属于大数据范畴。

大数据挖掘技术被用于处理那些传统数据分析技术无法处理的海量数据。在传统的心理学研究中,研究人员经常使用理论驱动的方法解释经验数据(即事情是如何发生的),而不是仅仅描述它们(即发生了什么)。以理论为基础的方法可以增加研究者对因果关系和社会现象潜在机制的理解。随着深度学习等数据驱动方法与大数据研究的出现,研究者开始采用自下而上的数据驱动技术对人的行为或特质进行预测^[27]。

早期互联网大数据研究主要关注社交媒体积累的大量文本数据,研究者通过大量的互联网发帖内容可以发掘规律。例如,Zheng等通过收集2010—2019年共1 813 218条微博发帖内容分析人们对同性恋群体的态度变化,结果发现微博用户在十年间越来越支持和接受同性恋者的权利^[28];Xu等对108 914条微博内容进行文本分析和文本编码后,开发情绪词典测量互联网上的喜悦、期待、爱、愤怒、焦虑、厌恶、悲伤和惊讶等八种情绪^[29],为社交媒体大数据的情绪研究奠定基础。这些研究都证明大数据自下而上发现规律的实用性。基于大数据的动态记录特点,大数据挖掘技术还可以对事物的发展趋势进行机制研究。例如,在基于微博数据的研究中,Cheng等使用文本分析技术分析60万条微博发帖内容,并结合新型冠状病毒感染疫情状况的时间变化研究群体幸福感,结果发现居住环境对幸福感具有显著影响,且这种影响在疫情防控期间更强^[30]。此外,基于电子健康记录数据,深度学习算法可以揭示传统数据分析方法难以发现的病理学因素之间的关联^[31]。例如,Nemesure等使用人工神经

网络对电子健康记录大数据进行分析发现,医疗和生理健康指标对抑郁症和焦虑症的影响较大^[32],这为精神病理学在生理-心理因素交互影响方面的理论发展作出贡献。

(二)基于自然语言处理技术的文本数据分析

自然语言处理技术主要研究计算机和人类语言之间的交互,特别是如何通过编程处理和分析大量的人类语言数据^[33]。自然语言处理中的文本分析技术不仅能将非结构化文本数据转换为有意义的数据,还能进行后续分析。目前,已有研究对文本的分析能力较弱,仅能进行人工的主题分析,其分析结果也多受主观偏差影响^[34]。通过自然语言处理中的文本分析技术,可以在很大程度上避免主观偏差。此外,自然语言分析技术不仅关注文本中传达意义的内容,还可以通过分析被试的语言表达方式或词汇选择方式,反映传统心理测验中无法准确表现的潜在心理变量。例如,Sumner等使用自然语言处理技术分析用户在Twitter上发帖的语言特点,并以此预测用户的暗黑人格特质^[35]。

在自然语言分析中,潜在语义分析(latent semantic analysis)在教育 and 心理学研究中发挥重要作用。潜在语义分析旨在探索词语背后的潜在关系,它不是基于词典的定义,而是参考词语的使用环境进行具体分析^[36]。由于潜在语义分析有助于发掘潜在信息,因此其在挖掘相对内隐的、潜在的心理学特质中大有可为。例如,Kwantes等要求被试基于不同场景进行写作,使用潜在语义分析技术对被试的写作内容进行分析并预测被试的大五人格特点^[37]。

(三)语音数据的语音语调分析技术

在语言内容之外,语音语调也可以反映个体的心理特质。首先,人工智能语音分析技术可以把更精细的语音变化和更多元的语音特点纳入分析范围,以提供更精细、更丰富的分析结果。例如,Guidi等使用人工智能语音分析技术分析语

音的基频和音质,发现其与大五人格相关显著^[38]。其次,语音分析算法逐渐被用于监测临床精神障碍。有研究使用语音分析算法和音频识别设备在临床环境中收集被试的语音信息,再通过对被试语音的语速、音调、连贯性等特征进行建模,可以识别抑郁症和双相情感障碍,其准确率达到73.33%^[39]。此外,通过深度学习算法处理大量精神障碍患者的访谈数据,能进一步提高使用语音数据识别抑郁症的准确率^[40];但由于语音分析的一大难点在于语音容易受话语内容等因素的干扰,因而会影响人格预测的准确性^[38]。今后,相关研究应提取更精细的语音特征,提取不受话语内容影响且更稳定的指标。

(四)计算机视觉技术

计算机视觉是人工智能又一个重要领域。通过图像识别技术,人工智能可以为教育和心理研究提供人工无法分辨的视觉信息。目前,被广泛应用的视觉分析技术包括面部识别、步态识别、眼动分析等。

面部特征与心理学特质的映射关系已经被传统的心理学研究证实^[41],但视觉分析技术可以让面部特征分析更加细致。例如,Kachur等通过人工神经网络分析来自12 447名被试的31 367张照片,并对被试的大五人格进行评估。其中,对责任心这一人格特质的评估结果与被试自我报告结果的相关性超过0.30^[42]。

步态识别的视觉分析技术主要用于测量和识别精神障碍。例如,通过人工智能算法分析精神障碍患者的步态数据,Zhao等能够区分焦虑和抑郁患者,其准确率达64%~74%^[43];Wang等通过步态数据区分抑郁症患者和普通被试,准确率高达93.75%^[44]。

眼动分析也是教育和心理学研究中常用的分析方法。眼动数据被视为工作记忆^[45]、注意力^[46]等基础认知功能的有效特征指标,同时也被

用来评估一些复合或高阶的认知功能^[47]。在教育质量监测中,有研究使用深度学习算法分析学生的眼动注视情况,从而实现对教学过程中学习者注意力的实时监测^[48]。此外,视觉分析算法也被用于处理人类交互视频,并对人类社交行为进行研究。以视觉预训练实验研究为例,在学习超过600小时的YouTube视频后,深度学习系统能够预测43%的人类交互行为,包括拥抱、亲吻、握手或击掌等^[49]。

(五)多模态数据联合建模分析技术

人工智能技术具有对不同类型数据进行联合分析的能力,这使得合并多种类型数据进行协同建模成为可能。在多模态数据协同建模分析中,使用卷积神经网络可以实现不同类型数据的特征对齐,建立多模态特征的映射关系,对多模态数据进行特征融合。在实际应用中,结合物联网可穿戴设备采集的数据,人工智能算法可以同时处理可穿戴设备采集的语音、文本、生理指标等多模态数据并进行建模分析,从而实现对心理特质更精准的预测^[50]。多模态数据综合建模可以更准确地预测认知功能。例如,Niemann等使用深度学习算法综合皮肤电和传统认知能力测量范式的任务完成情况建模,可以对被试的认知受损程度进行更精确的评估^[51]。相较于传统的自我报告式评价,使用卷积神经网络进行多模态数据建模能够最大限度地减少自我报告带来的偏差,从而提高人格测评的效率和精度。有研究使用卷积神经网络对虚拟现实任务中的眼动数据、皮肤电数据和行为数据进行综合建模,其对人格预测的准确率达到75.4%^[5]。在精神障碍预测中,结合语音和面部特征的预测模型对创伤后应激障碍的诊断准确率达到90%^[52]。在心理治疗药物反应率预测领域,基于人工智能的多模态数据建模具有广阔的应用前景。Fleck等合并fMRI和H-MRS数据建模,预测双向情感障碍对锂元素药物

的短期反应率,其准确率达到80%^[53]。Simon等合并抑郁水平、人口学指标、创伤后应激障碍并发病、神经症的症状数据等进行建模,预测抑郁症患者对抗抑郁药物的反应率,其准确率达到71%^[54]。对比研究也证明,通过结合多种神经成像、遗传和临床指标进行多模态数据建模,其预测不同治疗手段对特定患者的治疗效果的准确率更高^[55]。总之,人工智能技术带来的多模态数据处理技术,为进一步理解生理、心理、行为等多重因素之间的关系提供了可能路径,也为今后更加整体化的教育和心理学理论发展提供了证据支持。

三、人工智能时代数据驱动方法面临的挑战与应对策略

(一)数据驱动方法缺乏理论指导

人工智能技术带来丰富的数据收集和数据分析手段,为教育和心理学研究提供丰富的证据资料,从而推动教育和心理学的理论和应用发展。然而,目前的智能化教育和心理学研究存在一个较为明显的问题,即研究者经常采用自下而上的数据驱动方法进行研究,这种缺乏上层理论指导的结果是有风险的。因此,在运用人工智能带来的丰富的数据来源和数据分析方法时,结合理论驱动的实验设计应逐渐成为研究重点。

目前,在教育和心理学研究中应用的大部分人工智能技术,是由人工智能工程师团队研发和带领的,缺乏从教育和心理学理论、方法论角度出发的研究假设和实验设计。在缺乏理论指导的情况下使用机器学习模型可能导致投入训练的数据不完备,进而无法充分控制相关变量,并最终导致信效度下降。以Ginsberg等通过机器学习研发的病毒传播预测模型为例^[56],因没有控制季节性流感这一关键变量而被证明无法预测实际流感趋势^[57]。由此可见,机器学习模型的训练需要理论指导,不能单纯地依靠数据驱动。

如果缺乏理论指导,研究人员可能主要基于工具可用性、研究人员自身的经验、对利益相关者的友好度等因素选择分析技术,并导致研究结论失真。同时,与传统的实验室研究相比,大数据的异质性可以使研究人员控制更多的理论相关变量,如时间、地点、人口密度等。因此,在智能化的教育和心理学研究进程中,融合理论驱动与数据驱动的实验设计是未来发展的重要方向。

(二)数据分析过程面临的挑战与应对策略

在智能化教育和心理学研究中应注重理论指导的另一个主要原因是,人们对人工智能分析数据的具体过程并不了解。在人工神经网络处理数据的过程中,所有“神经元”会合作处理数据从而形成最终预测,但人们并不清楚人工神经网络处理数据的具体过程。因此,人工神经网络被一些研究者称为“黑箱”^[58]。De-Juan-Ripoll等通过使用卷积神经网络分析多模态数据,提高对人格的预测能力^[59]。然而,由于缺乏具体的分析过程,还无法了解不同模态数据在预测中的具体作用。人工智能在数据分析方面也受到批评,因为它只能通过推测可能性预测结果。这种情况带来一个问题,即人工智能的数据分析只能帮助研究者发现海量数据中的变化规律及变量之间的联系,但无法确定这些关联是否具有因果关系。因此,在智能化教育和心理学研究中,需要谨慎处理人工智能算法得出的结果。

人工智能算法带来的问题进一步凸显自上而下的理论驱动在教育和心理学研究实验设计中的重要性,如注意控制潜在混杂变量,确保实验设计包括时间等能提高对因果关系推断能力的变量。

近年来,研究人员不断尝试解密人工神经网络处理数据的过程。Petsiuk等发明“探测器随机输入采样解释技术”(detector randomized input sampling for explanation)^[59],通过逐一屏蔽人工智

能分析中的输入数据,观察哪些数据丢失会对数据处理结果产生显著影响,从而发现人工智能技术在预测结果时更加依赖的数据。Bau等研发“基于分段的神经网络解剖方法”(segmentation-based network dissection method)^[60],通过观察与某个客观概念(objective concept)密切联系的神经元,将神经网络切分为一个个基础的、可解释的单位,再通过干预不同的可解释单位观察其对人工智能输出结果的影响,从而理解人工神经网络处理数据的工作过程。上述研究方法来源于心理物理学中研究神经网络工作机制的方法,并为进一步破解人工智能数据分析过程作出贡献,这也说明传统教育和心理学研究方法与人工智能发展是相互依靠、相互影响的。同时,在目前的研究中还需要谨慎地理解人工神经网络的数据分析结果,在实验设计和结论分析的过程中注重融合相关理论,避免过度解读人工智能的分析结果,并进一步验证人工智能数据的分析结果。

四、结束语

近年来,在人工智能技术不断进步的同时,教育和心理学研究也在融合人工智能技术、发展智能化研究范式的新领域进行积极探索,人工智能技术展现了进一步拓展教育和心理学研究方法的潜力。人工智能及其协同技术极大地丰富了研究的数据类型,并为研究提供了适应海量、复杂、多模态数据的分析手段,这些对教育和心理学研究具有重要的数据价值。在今后的研究中,应进一步使用人工智能及其协同技术,融合多种数据采集方式对行为和心理状态进行更具生态效度的多模态测量,使测量结果尽可能真实地反映人在复杂现实环境中的表现。同时,还应借助人工智能技术拓展数据分析模式、提高数据分析效率、探索传统分析方法之外的数据分析新方法。此外,在智能化研究范式的探索中,应特

别注意人工智能算法存在的缺陷,如可以通过在实验设计过程中融入理论指导、合理控制变量、在解读人工智能算法的分析结果时保持谨慎等方式降低消极影响。未来,随着教育、心理学与人工智能的进一步结合,研究者对人工智能算法的了解不断升级,人工智能与教育、心理交叉学科的研究范式不断完善,人们不仅能了解人工智能的数据分析过程,还能更深入地解释心理机制,为教育和心理学的理论和应用发展作出贡献。

参考文献

- [1] HENRY M, JOYAL C C, NOLIN P. Development and initial assessment of a new paradigm for assessing cognitive and motor inhibition: the bimodal virtual-reality Stroop[J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2012, 210(2): 125-131.
- [2] SHINE J M, MATAR E, WARD P B, et al. Differential neural activation patterns in patients with Parkinson's disease and freezing of gait in response to concurrent cognitive and motor load[J]. *PloS One*, 2013, 8(1): 1-7.
- [3] 龚燕, 刘新宇, 舒玲玲, 等. 基于虚拟现实技术的儿童空间认知能力试验研究[J]. *心理学进展*, 2020, 10(11): 1719-1727.
- [4] KEEFE R S, DAVIS V G, ATKINS A S, et al. Validation of a computerized test of functional capacity[J]. *Schizophrenia Research*, 2016, 175: 90-96.
- [5] DE-JUAN-RIPOLL C, LLANES-JURADO J, GIGLIOLI I A C, et al. An immersive virtual reality game for predicting risk taking through the use of implicit measures [J]. *Applied Sciences*, 2021, 11(2): 825-844.
- [6] BESNARD J, RICHARD P, BANVILLE F, et al. Virtual reality and neuropsychological assessment: the reliability of a virtual kitchen to assess daily-life activities in victims of traumatic brain injury[J]. *Applied Neuropsychology: Adult*, 2016, 23(3): 223-235.
- [7] SILVA G A. A new frontier: the convergence of nanotechnology, brain machine interfaces, and artificial intelligence[J]. *Frontiers in Neuroscience*, 2018, 12: 843-851.
- [8] LI M, CUI Y, HAO D, et al. An adaptive feature extraction method in BCI-based rehabilitation[J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2015, 28(2): 525-535.

- [9] BOYLE A J, GAUDET V C, BLACK S E, et al. Artificial intelligence for molecular neuroimaging[J]. *Annals of Translational Medicine*, 2021, 9(9): 822–832.
- [10] MAHMOUDI A, TAKERKART S, REGRAGUI F, et al. Multivoxel pattern analysis for fMRI data: a review[J]. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2012, 2012: 1–14.
- [11] CORTESE A, TANAKA S C, AMANO K, et al. The DecNef collection, fMRI data from closed-loop decoded neurofeedback experiments[J]. *Scientific Data*, 2021, 8: 65–74.
- [12] ROSE K, ELDRIDGE S, CHAPIN L. The internet of things: an overview—understanding the issues and challenges of a more connected world[J]. *The Internet Society (ISOC)*, 2015, 80: 1–50.
- [13] DEBIE E, ROJAS R F, FIDOCK J, et al. Multimodal fusion for objective assessment of cognitive workload: a review[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2019, 51(3): 1542–1555.
- [14] GOLDBERG P, SÜMER Ö, STÜRMER K, et al. Attentive or not? Toward a machine learning approach to assessing students' visible engagement in classroom instruction[J]. *Educational Psychology Review*, 2021, 33: 27–49.
- [15] WEN W, LIU G, MAO Z H, et al. Toward constructing a real-time social anxiety evaluation system: exploring effective heart rate features[J]. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 2018, 11(1): 100–110.
- [16] SANO A, TAYLOR S, MCHILL A W, et al. Identifying objective physiological markers and modifiable behaviors for self-reported stress and mental health status using wearable sensors and mobile phones: observational study[J]. *Journal of Medical Internet Research*, 2018, 20(6): e210–e230.
- [17] KLEIMAN E, MILLNER A J, JOYCE V W, et al. Using wearable physiological monitors with suicidal adolescent inpatients: feasibility and acceptability study[J]. *JMIR mHealth and uHealth*, 2019, 7(9): e13725.
- [18] KLEIMAN E M, BENTLEY K H, MAIMONE J S, et al. Can passive measurement of physiological distress help better predict suicidal thinking? [J]. *Translational Psychiatry*, 2021, 11: 1–6.
- [19] MAHENDRAN N, VINCENT D R, SRINIVASAN K, et al. Sensor-assisted weighted average ensemble model for detecting major depressive disorder[J]. *Sensors*, 2019, 19(22): 4822–4838.
- [20] LIN L C, OUYANG C S, CHIANG C T, et al. Quantitative analysis of movements in children with attention-deficit hyperactivity disorder using a smart watch at school[J]. *Applied Sciences*, 2020, 10(12): 4116–4126.
- [21] SCHAICH C L, MALAVER D, CHEN H, et al. Association of heart rate variability with cognitive performance: the multi-ethnic study of atherosclerosis[J]. *Journal of the American Heart Association*, 2020, 9(7): e013827–e013841.
- [22] AI P, LIU Y, ZHAO X. Big Five personality traits predict daily spatial behavior: evidence from smartphone data[J]. *Personality and Individual Differences*, 2019, 147: 285–291.
- [23] STACHL C, AU Q, SCHOEDEL R, et al. Predicting personality from patterns of behavior collected with smartphones[J]. *Psychological and Cognitive Sciences*, 2020, 117(30): 17680–17687.
- [24] WANG K, VARMA D S, PROSPERI M. A systematic review of the effectiveness of mobile apps for monitoring and management of mental health symptoms or disorders[J]. *Journal of Psychiatric Research*, 2018, 107: 73–78.
- [25] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. *Nature*, 2015, 521(7553): 436–444.
- [26] WANG J, YANG Y, WANG T, et al. Big data service architecture: a survey[J]. *Journal of Internet Technology*, 2020, 21(2): 393–405.
- [27] YARKONI T, WESTFALL J. Choosing prediction over explanation in psychology: lessons from machine learning[J]. *Perspectives on Psychological Science*, 2017, 12(6): 1100–1122.
- [28] ZHENG Q, GUO Y, WANG Z, et al. Exploring Weibo users' attitudes toward lesbians and gays in China's mainland: a natural language processing and machine learning approach[J]. *Computers in Human Behavior*, 2022, 127: 107021–107034.
- [29] XU L, LI L, JIANG Z, et al. A novel emotion lexicon for Chinese emotional expression analysis on Weibo: using

- grounded theory and semi-automatic methods[J]. IEEE Access, 2020, 9: 92757–92768.
- [30] CHENG Y, ZHANG J, WEI W, et al. Effects of urban parks on residents' expressed happiness before and during the COVID-19 pandemic[J]. Landscape and Urban Planning, 2021, 212: 104118–104129.
- [31] WANG Y, KUNG L, BYRD T A. Big data analytics: understanding its capabilities and potential benefits for healthcare organizations[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2018, 126: 3–13.
- [32] NEMESURE M D, HEINZ M V, HUANG R, et al. Predictive modeling of depression and anxiety using electronic health records and a novel machine learning approach with artificial intelligence[J]. Scientific Reports, 2021, 11: 1980–1989.
- [33] CHOWDHARY K R. Fundamentals of Artificial Intelligence[M]. New Delhi: Springer, 2020: 603–649.
- [34] GUEST G, MACQUEEN K M, NAMEY E E. Applied thematic analysis[M]. New York: Sage Publications, 2011: 79–106.
- [35] SUMNER C, BYERS A, BOOCHEVER R, et al. Predicting dark triad personality traits from twitter usage and a linguistic analysis of tweets[C]//IEEE. 2012 11th international conference on machine learning and applications. 2012: 386–393.
- [36] DUMAIS S T. Latent semantic analysis[J]. Annual Review of Information Science and Technology (ARIST), 2004, 38: 189–230.
- [37] KWANTES P J, DERBENTSEVA N, LAM Q, et al. Assessing the Big Five personality traits with latent semantic analysis[J]. Personality and Individual Differences, 2016, 102: 229–233.
- [38] GUIDI A, GENTILI C, SCILINGO E P, et al. Analysis of speech features and personality traits[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2019, 51: 1–7.
- [39] HUANG K Y, WU C H, SU M H, et al. Detecting unipolar and bipolar depressive disorders from elicited speech responses using latent affective structure model[J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2018, 11(3): 393–404.
- [40] YANG L, JIANG D, SAHLI H. Feature augmenting networks for improving depression severity estimation from speech signals[J]. IEEE Access, 2020, 8: 24033–24045.
- [41] POUND N, PENTON-VOAK I S, BROWN W M. Facial symmetry is positively associated with self-reported extraversion[J]. Personality and Individual Differences, 2007, 43(6): 1572–1582.
- [42] KACHUR A, OSIN E, DAVYDOV D, et al. Assessing the Big Five personality traits using real-life static facial images[J]. Scientific Reports, 2020, 10: 8487–8498.
- [43] ZHAO N, ZHANG Z, WANG Y, et al. See your mental state from your walk: recognizing anxiety and depression through Kinect-recorded gait data[J]. PLoS one, 2019, 14(5): e0216591–e0216604.
- [44] WANG T, LI C, WU C, et al. A gait assessment framework for depression detection using kinect sensors[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 21(3): 3260–3270.
- [45] INDRARATHNE B, KORMOS J. The role of working memory in processing L2 input: insights from eye-tracking[J]. Bilingualism: Language and Cognition, 2018, 21(2): 355–374.
- [46] ARMSTRONG T, OLATUNJI B O. Eye tracking of attention in the affective disorders: a meta-analytic review and synthesis[J]. Clinical Psychology Review, 2012, 32(8): 704–723.
- [47] ECKSTEIN M K, GUERRA-CARRILLO B, SINGLEY A T M, et al. Beyond eye gaze: what else can eyetracking reveal about cognition and cognitive development? [J]. Developmental Cognitive Neuroscience, 2017, 25: 69–91.
- [48] DENG Q, WU Z. Students' attention assessment in e-learning based on machine learning[EB/OL]. [2023-11-20]. <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1755-1315/199/3/032042/pdf>.
- [49] VONDRICK C, PIRSIIVASH H, TORRALBA A. Anticipating visual representations from unlabeled video[EB/OL]. [2023-11-20]. <https://arxiv.org/pdf/1504.08023v2.pdf>.
- [50] SUMMAIRA J, LI X, SHOIB A M, et al. Recent advances and trends in multimodal deep learning: a review[EB/OL]. [2023-11-20]. <https://arxiv.org/pdf/2105.11087.pdf>.

- [51] NIEMANN M, PRANGE A, SONNTAG D. Towards a multimodal multisensory cognitive assessment framework[C]//IEEE. 2018 IEEE 31st International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS). 2018: 24–29.
- [52] SCHULTEBRAUCKS K, YADAV V, SHALEV A Y, et al. Deep learning-based classification of posttraumatic stress disorder and depression following trauma utilizing visual and auditory markers of arousal and mood[J]. *Psychological Medicine*, 2022, 52(5): 957–967.
- [53] FLECK D E, ERNEST N, ADLER C M, et al. Prediction of lithium response in first-episode mania using the LITHium Intelligent Agent (LITHIA): pilot data and proof-of-concept[J]. *Bipolar Disorders*, 2017, 19(4): 259–272.
- [54] SIMON G E, PERLIS R H. Personalized medicine for depression: can we match patients with treatments?[J]. *American Journal of Psychiatry*, 2010, 167(12): 1445–1455.
- [55] LEE Y, RAGGUETT R M, MANSUR R B, et al. Applications of machine learning algorithms to predict therapeutic outcomes in depression: a meta-analysis and systematic review[J]. *Journal of Affective Disorders*, 2018, 241: 519–532.
- [56] GINSBERG J, MOHEBBI M H, PATEL R S, et al. Detecting influenza epidemics using search engine query data[J]. *Nature*, 2009, 457: 1012–1014.
- [57] LAZER D, KENNEDY R, KING G, et al. The parable of Google Flu: traps in big data analysis[J]. *Science*, 2014, 343: 1203–1205.
- [58] BATHAEE Y. The artificial intelligence black box and the failure of intent and causation[J]. *Harvard Journal of Law & Technology*, 2018, 31: 889–938.
- [59] PETSUK V, JAIN R, MANJUNATHA V, et al. Black-box explanation of object detectors via saliency maps[C]//IEEE. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2021: 11443–11452.
- [60] BAU D, ZHU J Y, STROBELT H, et al. Gan dissection: visualizing and understanding generative adversarial networks[EB/OL]. [2023–11–20]. <https://arxiv.org/pdf/1811.10597.pdf>.

Data Processing in Artificial Intelligence Empowered Educational and Psychological Research

LIU Dongyu¹, LUO Fang²

(1. The University of Hong Kong, Hong Kong 999077, China;

2. Beijing Normal University, Bei Jing 100091, China)

Abstract: The demand for innovative data collection and processing methods has increased due to the growing complexity of research inquiries in education and psychology. Artificial intelligence can assist researchers in precisely collecting dynamic data while achieving high ecological validity. It can also be used to analyze massive amounts of multimodal data, thereby addressing the limitations associated with traditional research methods. Consequently, integrating education, psychology, and artificial intelligence should be considered a pivotal direction for future research development. However, avoiding excessive reliance on data-driven approaches is crucial when incorporating AI into research endeavours. The fusion of top-down theory-driven approaches and bottom-up data-driven approaches holds equal importance in intelligent education and psychological research.

Keywords: artificial intelligence; big data; multimodal data; machine learning; data processing

(责任编辑:张丽)