

· 中青年学者论坛 ·



刘伟志 海军军医大学(第二军医大学)心理系基础心理学教研室主任,教授、博士生导师,研究方向为创伤后应激障碍(PTSD)的认知机制与防治、认知与情绪。教育部分子神经生物学重点实验室副主任,全军心理卫生指导专家组成员,“深蓝”人才工程创新团队负责人,军事PTSD防护实验室主任,心理创伤康复计划(PTRP-5-6)发起人。入选上海市“浦江人才”计划、海军心理服务特殊专业人才计划,享受军队优秀专业技术岗位津贴。近3年主持国家自然科学基金面上项目、军队十三五“双重”建设项目、海军重点课程建设项目等课题8项。作为第一作者或通信作者发表论文86篇,其中SCI论文45篇,高水平论文(期刊影响因子>10分)4篇;基本科学指标(ESI)高被引论文3篇,单篇最高被引频次1502次(全军心理学领域第一);ESI热点论文2篇、封面论文2篇。2022年入选“Elsevier高下载论文学者”榜,3篇论文入选“中国精神疾病领域高价值国际论文”。主编《情绪的诱发与评估》《图说心理:恐惧和创伤后应激障碍的防治》《名医导航:创伤心理调适》《图说心理:正念冥想》等教材和专著8部,研发PTSD个体差异性评估工具和PTSD延长暴露治疗技术平台各1套。获军队教学成果奖三等奖1项,军队科技进步奖二等奖1项,2023年上海市哲学社会科学优秀成果奖二等奖1项。指导的2名研究生的论文被评为2023年度上海市优秀硕士学位论文。

DOI: 10.16781/j.CN31-2187/R.20220830

机器学习在心理卫生领域的应用

王 兢^{1,2△}, 尚志蕾^{1,2△}, 刘伟志^{1,2,3*}

1. 海军军医大学(第二军医大学)心理系基础心理学教研室,上海 200433
2. 海军军医大学(第二军医大学)心理系PTSD防护实验室,上海 200433
3. 华东师范大学心理与认知科学学院,上海市心理健康与危机干预重点实验室,上海 200062

[摘要] 机器学习是一种强大的数据分析技术,能够收集分析海量数据和隐藏的信息,帮助解决心理卫生领域急需的多维数据综合诊断、个体化干预和治疗等问题。本文对机器学习在心理卫生领域的应用按照诊断、治疗和预后三部分进行综述,并从大、小两个维度陈述技术优势,展望发展前景,同时分析该领域可能面临的风险和挑战。

[关键词] 机器学习;心理卫生;心理障碍;大数据

[引用本文] 王兢,尚志蕾,刘伟志.机器学习在心理卫生领域的应用[J].海军军医大学学报,2023,44(10):1145-1153. DOI: 10.16781/j.CN31-2187/R.20220830.

Application of machine learning in mental health

WANG Jing^{1,2△}, SHANG Zhilei^{1,2△}, LIU Weizhi^{1,2,3*}

1. Department of Basic Psychology, Faculty of Psychology, Naval Medical University (Second Military Medical University), Shanghai 200433, China
2. Lab for Post-Traumatic Stress Disorder, Faculty of Psychology, Naval Medical University (Second Military Medical University), Shanghai 200433, China
3. Shanghai Key Laboratory of Mental Health and Psychological Crisis Intervention, The School of Psychology and Cognitive Science, East China Normal University, Shanghai 200062, China

[收稿日期] 2022-10-25 **[接受日期]** 2023-05-30

[基金项目] 国家自然科学基金面上项目(32071086),“三航两海”创新团队项目(20200106),海军科技供给项目(2020JY17),未来战争医学防护课题(2019WLMS-15),上海市科技计划项目(20dz2260300),中央高校基本科研业务费专项资金. Supported by General Program of National Natural Science Foundation of China (32071086), Innovation Team Project of “Sanhang Lianghai” (20200106), Navy Science and Technology Supply Project (2020JY17), Special Project for Research and Development of Medical Science for Future Warfare (2019WLMS-15), Research Project of Shanghai Science and Technology Commission (20dz2260300), and The Fundamental Research Funds for the Central Universities.

[作者简介] 王 兢,硕士生. E-mail: wj_sh2009@163.com;尚志蕾,硕士,讲师. E-mail: szl035@163.com

[△]共同第一作者(Co-first authors).

^{*}通信作者(Corresponding author). Tel: 021-81871671, E-mail: liuweizhi@smmu.edu.cn

[Abstract] Machine learning is a powerful data analysis technique that can collect and analyze massive data and hidden information, solving the problems of comprehensive diagnosis of multidimensional data, and personalized intervention and treatment, which is urgently needed in the field of mental health. This paper reviews the application of machine learning in diagnosis, treatment, and prognosis of mental health. We also introduced the advantages prospect of the technology in 2 dimensions (big and small), and analyzed the possible risks and challenges in the field.

[Key words] machine learning; mental health; mental disorder; big data

[Citation] WANG J, SHANG Z, LIU W. Application of machine learning in mental health[J]. Acad J Naval Med Univ, 2023, 44(10): 1145-1153. DOI: 10.16781/j.CN31-2187/R.20220830.

WHO 估计,全球有近 10 亿人存在不同程度的心理健康问题,每年有 300 万人死于酒精滥用,平均每 40 s 就有 1 人自杀身亡^[1];此外新型冠状病毒感染疫情的第 1 年全球焦虑和抑郁患病率上升了 25%,使精神疾病患者增加了近 10 亿人^[2]。

近几十年临床心理学和精神病学发展迅猛,但仍存在诊断不明确、预后不确定的情况,心理治疗或药物治疗通常仅对 30%~50% 的患者有效。心理卫生领域急需多维数据的综合诊断,以提供更具针对性的干预和治疗,这些都需要基于大数据的有效分析。神经成像、社交媒体、智能手机和可穿戴设备等技术的日新月异,已使心理卫生从业者能够快速获得海量数据^[3]。机器学习作为一种能够稳健分析这些数据的技术,使用先进的算法构建从数据中自动学习的系统,能够更容易和更准确地从海量多维数据中识别个体化的数据模式并做出预测。机器学习已经在生物信息学、计算机视觉、语音识别等许多领域发挥了显著作用^[4],借助机器学习技术处理心理健康大数据,将对心理卫生领域的发展和进步具有深远意义。

1 机器学习

在 20 世纪 50 年代,“机器学习”由 Arthur Samuel 首次定义,意思是“让计算机在没有明确编程的情况下学习”^[5]。目前,机器学习与大数据技术的结合已在医学等众多领域得到广泛应用,并产生了巨大影响,如 IBM Watson 肿瘤解决方案已应用于临床肿瘤的诊断和治疗^[6]。机器学习涉及多种算法,在心理学领域常见的有有监督学习、无监督学习、深度学习和自然语言处理。此外,还有半监督学习、强化学习等其他算法^[7]。

正如心理学之父冯特所说,心理学的发展与其他科学一样,“都是以先进方法上的改进或者以新的方法的发现为前提的”^[8]。19 世纪中叶以

后,心理学开始采用客观方法研究心理现象,不再依赖思辨和内省,逐步形成以观察法、调查法(主要包括问卷法和访谈法)、测验法、相关法、实验法、个案法等为主的研究方法。心理学研究涉及的因素众多(如个人特质、家庭环境、教育背景等),各因素之间往往存在交互作用,并不是单独对某一心理现象起作用。传统的心理学研究方法通常以特定的实验范式控制所有其他因素来研究某种特定因素的影响,无法探究某些心理现象的多因素作用机制。与之类似,生物医学现有的研究方法也存在这一问题。总而言之,生物医学和传统心理学均采用自上而下的研究方法:首先提出理论假设,再通过临床或实验收集数据进行验证,最后得出结论是接受还是拒绝假设。机器学习在心理卫生领域的应用与之不同,一方面能够以较低的人力、物力成本获得海量数据,另一方面能够通过分析大量数据归纳得出备择假设,使自下而上的研究方法成为可能,同时能够更为高效地获得正确推断^[9]。利用机器学习能够从来自文本、调查、脑影像、行为和生理等心理健康相关的多维数据中发掘隐藏的信息、提取共性特征,揭示出变量间复杂的线性与非线性关系^[10]。这一研究方法的改进和突破大大推动了心理卫生领域的发展。

2 机器学习在心理卫生领域中的应用

为了实现个体化的诊断和治疗这一长期目标,最适合大数据的分析方法就是机器学习。个体独特的生物-心理-社会特征最适合全面解释其整体心理健康状况^[11],但研究者们对生物、心理和社会系统之间相互作用的理解相对狭隘。通过机器学习技术可以更好地分析来自这三者的数据,完成开发诊断前筛查工具、制定风险模型、确定个体的易感性或未来患病的风险,从而提供更加有针对性的诊断、治疗和预后方案^[12]。

2.1 诊断 早期的机器学习研究主要探索是否可以使用大脑数据,特别是结构和功能神经成像来再现个体之间的诊断划分,研究主要集中在阿尔茨海默病、抑郁症和精神分裂症^[13-14]。近年来,研究范围逐步扩展到创伤相关疾病、焦虑障碍、情感障碍、药物滥用和特定恐惧症。除了使用脑成像数据以外,使用非成像方式如遗传学、代谢组学和蛋白质组学数据也可以实现对个体心理问题的诊断分类^[15]。总体而言,机器学习可以在大脑数据的基础上识别出患有精神疾病的个体,其准确率在80%以上^[16-17]。

从一种诊断中获得的特征可用于解释许多临床问题。研究聚焦于鉴别诊断和当前评估复杂、耗时且昂贵情况下的临床应用,如轻度认知障碍或精神病的高危精神状态是一个很有前景的研究方向。例如,考虑到双相情感障碍患者经常被误诊为单相抑郁症,Rubin-Falcone等^[18]使用机器学习来学习脑信号,对双相情感障碍和单相抑郁症的识别达到了75%的合并准确率。在另一个案例中,Koutsouleris等^[19]使用机器学习来比较行为变异额颞叶痴呆、阿尔茨海默病和精神分裂症的结构MRI模式,并根据社会人口学、临床和生物学数据估计行为变异额颞叶痴呆和精神分裂症患者的可预测性,其中行为变异额颞叶痴呆患者的精神分裂症评分可预测性较高,而精神分裂症患者的行为变异额颞叶痴呆评分可预测性较低。这些研究表明,应用机器学习得到的神经解剖学特征可以发现精神疾病间的神经生物学联系,在诊断不明确的情况下可用于临床辅助决策。

诊断机器学习研究通过提供在单受试者水平上有效的多变量特征,解决大规模单变量检验和描述性组分析问题^[20],这些多变量特征在单受试者水平上有效,并可作为生物标志物监测疾病进展或治疗效果^[21]。然而,宽泛的临床定义所引入的症状和神经解剖学的异质性限制了对结果的预测,并且这种异质性随着样本量的增加而增大^[22]。因此,人们希望通过无监督机器学习根据认知、遗传、大脑功能或大脑结构数据的相似特征自动检测个体亚组,解决精神病患者群体的异质性。与常用的聚类技术不同,规范化建模根据参考人群的自然框架分析异质性^[23],与健康对照组相比,这种分型结果可提高识别精神疾病患者的预测准确性^[24]。

2.2 治疗 目前,在定制最佳心理治疗和药物治疗时,没有客观、现成的方法可供选择。例如抑郁症、焦虑症或精神病的治疗,通常会随着时间的推移反复试验从而逐步个体化。有文献表明抑郁症患者最初使用抗抑郁药治疗后症状缓解率可能低至11%~30%^[25-26]。最初的治疗选择通常基于广泛的症状分类提出建议,对于现有的心理和药物治疗技术以及非侵入性脑刺激等新技术,尤其是在治疗初期,患者实际的治疗效果并不理想,因此需要寻找更好的治疗方法选择策略。

自20世纪末以来,人们开始使用机器学习增强治疗决策,早期的研究集中于从精神病和抑郁症住院患者的临床病例记录中做出预测。这些研究广泛关注对多种治疗形式的建议,包括药物治疗、心理治疗或社区治疗,效果与临床决策接近^[27-28]。然而,早期精神病学分析的局限性(也是跨医学领域分析的局限性)在于预测仅限于随机临床试验之外的小型、单中心样本。以前由于算力限制,分析中可能会提供客观的生物标志物来指导治疗决策,很少使用生物大数据,如今生物大数据如MRI或遗传学数据^[29]等的使用已较为常见。此外,由于计算机性能的原因,一些目前已经在心理卫生领域广泛使用的机器学习算法,如支持向量机在当时仍在开发中^[30]。

近年来机器学习研究开始利用大规模、多站点数据库和先进的生物数据来源来辅助治疗决策。对药理学决策支持辅助工具的研究在抑郁症患者中尤其有用,研究使用了大样本($n>1\ 000$)来预测对不同药物的反应。例如,Chekroud等^[31]在西酞普兰临床试验(Star-D)中对149例个体样本进行了模式识别研究。他们使用由k折交叉验证和弹性净回归组成的管道从患者报告的164个变量中提炼出精简预测模式,建立了一个包含25个变量的临床问卷。使用精简过的问卷通过机器学习算法预测出的临床缓解率为64.6%,而大规模的临床试验结果表明,仅有约30%的患者在给定治疗后可以达到缓解。机器学习算法将关注具体是哪些患者对特定治疗药物反应最佳,以此开发个体化的、快速起效的抗抑郁药物解决方案,进一步朝着精准医疗迈进。通过测试该模型在完全不同的样本中预测病情缓解的能力,进一步证明了模型的可推广性。当推广到其他药物治疗时,模型的特异性显示了其有

效程度。预测的高度通用性促进了模型快速转化为网络应用程序,这项机器学习服务已在医院进行了前瞻性试验,突显了此项研究直接转化的可能性^[32]。

临床评估可以提供有用的决策支持辅助,其中一个大有裨益的方向是结合脑结构和脑功能。该领域研究发现,脑电图的测量在预测抑郁症^[33]和精神分裂症^[34]药物治疗反应方面效果显著。在治疗具有侵入性的情况下,生物学评估尤其重要,例如在使用电休克疗法治疗重度抑郁障碍时,大脑结构预测治疗反应的准确率为75%^[35]。基于大脑数据的预测模型也适用于非侵入性干预,使用静息态功能MRI对强迫症患者强化认知行为治疗前后的纵向样本进行反卷积,估计血流动力学反应函数,再通过该函数值预测患者的治疗反应,准确率达86.4%^[36]。当治疗与生物测量直接相关时,未来的研究也有望受益,但需要更大的样本量和外部验证集作为基础,以满足可推广性的要求。

虽然在恰当的时间为个体选择合适的治疗方法至关重要,但这种选择应基于成本效益比,即对治疗的可能效果与其可能引起的不良风险、不良反应、侵袭性、治疗抵抗以及时间和经费成本进行充分权衡。所有这些可能的影响都可以由计算机独立地学习并整合到决策工具中,并用来平衡治疗决策。这一方向的新兴研究正关注于治疗不良反应,如利用机器学习分类器创建风险分层模型,在病程早期识别出对重度抑郁障碍治疗抵抗风险较高的群体^[37]。治疗抵抗通常是指抑郁患者在接受2次抗抑郁药治疗后未能缓解,对应的症状称为治疗耐药性抑郁症^[38]。

2.3 预后 在心理障碍的研究与临床实践中,确定个体的预后结果对于管理、心理教育以及提供预防性心理治疗和药理学干预至关重要。利用客观证据可以做到的是,假设一个人根据临床症状和体征(如精神分裂症谱系障碍的阴性症状)进入诊断组,然后参考人群平均值预测症状出现的概率(如会在>50%的患者身上表现出来)^[39]。随着时间的推移症状愈发凸显,预测也变得越来越容易,但在疾病开始时预测是很难做到准确的^[40]。缺乏准确的早期分类将导致不是必须接受治疗的个体接受了治疗,造成医疗资源的浪费^[41]。因此,分层预后的预测将有助于改进后期的治疗计划,确定病程

中的关键时间点,如从高危状态过渡到标准发作、复发或缓解、症状严重程度、日常功能和生活质量的变化等。

在预测疾病的病程方面,机器学习技术的应用也展示出巨大前景。有多项神经影像学研究预测了轻度认知障碍向阿尔茨海默病的转变,其预测准确率超过75%^[42]。利用电生理学^[43]和临床测量^[44]对精神疾病患者的研究也显示出类似的预测率。Yuan等^[45]观察了22例使用帕罗西汀的创伤后应激障碍(post-traumatic stress disorder, PTSD)患者,使用静息态功能MRI特征,通过支持向量机方法建立的模型预测长期临床结果的准确率为72.5%,ROC AUC为0.72。在抑郁症方面,Schmaal等^[46]使用了一种机器学习方法,结合基于结构和功能任务的MRI的数据融合建立了一种预测模型,在2年的时间内表征了抑郁症的轨迹(慢性、逐渐改善和快速缓解),并具有与前述例证类似的预测率。还有研究通过分析有双相情感障碍的PTSD患者的电子病历建立模型,预测了确诊1年内的自杀相关事件的发作和高风险人群^[47],或使用电子病历基于自杀风险建立模型对PTSD个体进行分层^[48]。这些研究都凸显了机器学习技术通过个体分层来实现优化预后评估的能力。

其他的研究方向包括连续预测精神病^[49]和强迫症^[50]症状的严重程度和结果,一些研究中使用前文提到的相似管道配合回归算法(如支持向量回归),都显示出较为可观的预测价值。另一个有前景的方向是电子健康记录的使用。Dabek等^[51]使用机器学习技术分析电子健康记录的纵向数据,预测35 451例首次诊断为轻度创伤性脑损伤的现役军人1年后的心理健康状况。研究表明,神经网络模型的准确度最高,达到88.2%。

3 前景展望

随着海量数据的可用性日益增长,计算机化医疗持续发展,以机器学习为代表的人工智能和大数据技术在心理卫生领域应用的优势愈发显著^[52],也对从业者提出了更高要求。通过灵活链接各项生理生化指标,机器学习技术突破传统研究方法,打破学科壁垒,为心理学的发展注入巨大动力,在心理卫生领域的应用前景广阔,既有开辟大

领域的总体优势,也有优化小方向的具体改善。

3.1 自下而上挖掘,有效分析多模态数据 现在,对某一特定心理状态的描述是多模态的,包含了来自诸如文本、调查、脑影像、行为与生理等多个维度的大量数据。机器学习技术能够帮助我们在理论和机制尚不明确的基础上,从数据出发自下而上建立处理和关联多种模式信息的模型,分析高维度数据,准确提取特征,做出更全面的解释,为识别、诊断和干预提供有价值的指导。如何对数据开展纵向追踪、动态更新和分析,发现与时间相关的影响因素,进而揭示心理状态的形成机制、转化过程,尽早发现心理疾病易感人群,及时进行有效干预和治疗,在未来仍需进一步的努力^[53]。

3.2 赋能人机交互,实现个体化的诊断和治疗 机器学习技术在心理卫生领域应用的一个重要目标,就是将传统的筛查、诊断、干预等过程无限贴近个体化。高度个体化的实现需要模型对个体心理现象的充分理解,包括认知、情绪、动机、行为等诸多方面,这对计算机与人类的交互程度提出了新的要求。人机交互理论提出之初心理学无疑为其奠定了基础,未来计算机如何更好地理解人类的心理现象,以便有目的地收集数据、提取特征、建立模型,仍需要机器学习与心理学两者更加深入的融合。目前,我们已经能够通过音视频、神经影像、可穿戴设备等手段收集到个体的多维数据,诸如眼动信号、面部表情、自然语言文本、心率、睡眠等。在今后,除了感知、语言、运动外,还要加入注意、记忆、思维、情绪等认知过程的分析,为人机交互操作任务提供更完整的认知心理学描述,从而建立交互更加友好、高效的模型,为用户提供针对性更强的服务^[54]。

3.3 助力脑机接口,打通心理健康的智能脑通路 脑机接口是用于描述任何能够产生关于脑功能详细信息的基于计算机的系统^[55]。脑信号不通过外周神经和骨骼肌输出,而是绕过感受器和神经肌肉系统到达外部设备,直接进行交流和控制,从而实现修复或替代部分神经功能,辅助肢体障碍运动、反馈帮助大脑的康复。目前脑机接口的发展处于初期,脑信号的采集方式各异、信号类型多元,包括表面脑电图、脑磁图、功能性MRI、功能性近红外光谱、皮质脑电、皮质内脑电等。一方面,脑信号的采集分为侵入式与非侵入式,对应不同的

安全程度和准确度;另一方面,不同心理障碍患者的脑机制、严重程度、相关脑区、障碍肢体部位也不尽相同,这些都增加了计算机采集、分析、传输信号的难度,同时对处理信号的精确性也提出了更高要求。机器学习因其强大的数据分析能力成为处理脑信号的有力工具,为挖掘隐藏在脑信号背后的脑机制提供了有效途径,在患者自身存在神经传导障碍的情况下实现了大脑与肢体间正常的信号实时交互,控制计算机、语音合成器等辅助设备,提升了患者生存质量^[56]。在未来,仍须充分利用机器学习技术对各类疾病患者不同时期、不同类型的脑信号进行分析,深入研究其背后的产生机制和大脑对脑信号的处理方法,以便更准确地实现大脑与外联设备间的信号传输,让患者的心理健康、大脑及肢体康复取得更为理想的效果。

3.4 拓展应用领域,增强实用价值 除了形成学科交叉、超越传统的研究前景,机器学习在心理卫生领域也延伸出许多具体研究方向,如何实现它们的动态优化同样值得攻关,令人期待。

一是智能化心理健康测评与筛查。通过在线行为数据(主要包括社交媒体、智能设备、电子游戏数据)和手机等多种内置传感器的便携式可穿戴设备,将运动、眼动、脑电、音视频、自然语言文本等与心理健康相关的非结构化日常行为数据进行无侵扰或低侵扰采集,记录个体的行为习惯,形成独属于个体的数字痕迹,通过机器学习技术进行分析建模、提取特征和模式。这一方面可以预测个体的人格特质、情绪、动机等心理特征,突破了传统的量表法、访谈法等测评手段和数据分析方法,实现更加高效、精准的测评^[57];另一方面更加便捷地实现了对群体心理健康状况的初步划分,克服传统量表筛查时被试阅读理解、判断自身情况能力的差异和社会期许效应造成的影响,以提高结果的真实性^[58]。

二是心理咨询聊天机器人。通过自然语言处理技术和线上专家系统相结合的方式,有效利用心理健康大数据和人工智能,捕捉聊天中的高频词汇,分析交流主题,根据条件迅速匹配相关症状,提供适合的咨询建议,突破了传统线下心理咨询的时空局限和来访者的心理负担,可以进行匿名、变音处理,可以随时随地展开咨询,既有效保护隐私又降低了时间成本,提高了咨询效率。此外,通过

改善自动化的咨询程序可以实现对来访者的情况跟踪、及时处理反馈、提醒回访等,更好地维护咨访关系^[59]。以上特点能够帮助人们在不便出行的快节奏生活中得到及时的心理疏导,同时还能迅速发现心理异常的个体,尽早尽准提供帮助。

三是新型心理选拔与鉴定。相比于心理健康测评或筛查,心理选拔与鉴定对结果的精度要求更高,往往需要明确不同类型个体间的细微差异,且能将日常训练反馈数据及时更新至筛选指标中,因此灵活可定制化的标准设置至关重要。目前常用的方法包括:(1)采用精心设计的虚拟现实游戏等仿真沉浸式交互场景,测量收集个体的行为和生理反应,在更接近真实的环境下评估人格特质、认知偏差、感知觉差异等;(2)在实验室采集脑神经信息、心率、皮肤电反应等客观指标,通过计算机进行数据处理。这些方法既打破了传统量表评定的西方文化背景和非特定职业订制的弊端,又丰富了选拔鉴定工具,便于根据目标灵活订制筛选标准^[57]。数据驱动的研究也存在一定的弊端,需要借助心理学的专业知识进行改进,在未来可以解决针对不同心理问题和不同群体的准确分级问题,进一步增强个体化和精细化程度,加强各类测评、鉴定的信效度检验。

4 未来挑战

“机器学习”被提出是在20世纪50年代,其应用于心理卫生领域的时间更晚,发展尚处于初期,如何充分发挥其优势、规避风险仍然任重道远。

4.1 跨学科学习带来新挑战 机器学习技术在心理学领域的成功运用需要大量的计算机专业知识,相对于心理学从业者已经熟练掌握的基于纸笔的传统数据收集和研究方法,使用机器学习的方法需要综合运用两大学科的相关知识。心理学领域涉及的诸多社会、生理、心理因素及其交互作用,也对学习算法的复杂程度和计算机可实现性提出很高要求。同时,部分复杂机器学习算法的黑箱效应也使得对结果的解释变得困难。以上种种都增加了心理卫生从业者的学习成本。

4.2 模型的优劣具有相对性 模型的性能不仅取决于算法、参数,还取决于任务的需求。目前,心理学领域机器学习研究多采用有监督的方法,模型的选择主要依靠知识储备、个人经验、对问题的理

解程度和计算机实现能力。而且,模型参数与对应算法的超参调整通常是有限的,在设定参数个数、取值范围和变化步长后的参数选择无法遍历所有可能,不能判断其他未考察的模型性能。此外,心理学领域考察诸多症状结构、严重程度等指标,不同的任务需求对模型泛化能力的评价标准不同,模型性能的优劣情况也无法始终保持一致。

4.3 本土化使用有待进一步改进 结合机器学习技术的心理卫生领域研究作为一个新兴的研究领域,与生物医学的其他研究一样,都会经历基础科学、临床研究、实际应用这3个阶段,我国与欧美发达国家科技发展的不同和社会文化的差异,给这项研究的本土化工作带来许多意想不到的挑战。在人机交互、筛查测评、心理咨询或选拔鉴定等场景中,人的语言、表情、手势、行为等数据都可以通过机器学习进行反馈,并对相应文本及非文本信息进行自组织的学习分析,极大地提高了工作效率。一方面,本土化的语法语料、表情行为等信息没有形成足够规模的数据库,尚不足以充分训练机器学习的模型;另一方面,受社会文化差异的影响,以上数据在套用西方的心理学评价标准后无法保证对我国的国情和国民适用,也不能保证结果的准确性和对解决实际问题的帮助程度。此外,本土化的过程涉及科学、社会、市场3个阶段,在这个过程中还要经历诸多因素的磨合与考验才能真正构建起具有中国特色的人工智能心理学研究体系。

4.4 其他方面 今后,机器学习相关研究仍存在许多需要思考的问题,如现有特征的有效性需要持续考察;与机器学习模型相关的样本代表性和泛化能力需要不断提高;对模型工作方式的理解和解释需要进一步研究;研究设计和分析的可转化性需要更广泛的重视和评估;可公开访问的机器学习教育和工具需要加强开发和使用。此外,还需要考虑程序的严谨性和隐私与伦理问题。例如,关于一个人是否有可能再次发作精神病的预测将影响人们对其潜力和护理的预期,更可能促成一个医源性的自证预言,使该预测实现。出于类似的原因,一些机器学习算法的实践也会加深社会的歧视性偏见^[60]。

5 结语

心理卫生领域正在广泛使用的是心理学经过

百年积累形成的学科体系和研究方法,虽然对于获取和分析真实的行为数据已经足够,但对于能够打破与自然科学的壁垒、掌握统一的话语体系而言,机器学习正是开启心理学与自然学科沟通之门的钥匙。许多工作值得期待:使用公开算法创建基于医院的综合解决方案^[61];使用集成数据库网络监控多个信息源收集医疗系统内外的数据(例如,来自智能手机和其他传感器的数据)^[62];开发自适应学习算法,实现随时间和环境变化持续更新的校准模型;密切关注机器预测和伦理监督,将机器学习融入临床、推向市场等。只有将机器学习技术与心理卫生领域的研究进行全方位的融合发展,将心理学同生物、社会、信息、物理、计算机等学科知识有机结合起来,才能充分利用心理健康的大数据把握人们在复杂而快速发展社会系统中的行为规律。

[参考文献]

- [1] World Health Organization, United for Global Mental Health and the World Federation for Mental Health. World Mental Health Day: an opportunity to kick-start a massive scale-up in investment in mental health[EB/OL]. (2020-08-27)[2022-04-14]. <https://www.who.int/news/item/27-08-2020-world-mental-health-day-an-opportunity-to-kick-start-a-massive-scale-up-in-investment-in-mental-health>.
- [2] World Health Organization. World mental health report: transforming mental health for all [R/OL]. (2022-06-16)[2022-09-25]. <https://www.who.int/publications/item/9789240049338>.
- [3] BENOIT J, ONYEAKA H, KESHAVAN M, et al. Systematic review of digital phenotyping and machine learning in psychosis spectrum illnesses[J]. *Harv Rev Psychiatry*, 2020, 28(5): 296-304. DOI: 10.1097/HRP.000000000000268.
- [4] SHATTE A B R, HUTCHINSON D M, TEAGUE S J. Machine learning in mental health: a scoping review of methods and applications[J]. *Psychol Med*, 2019, 49(9): 1426-1448. DOI: 10.1017/S0033291719000151.
- [5] KIM Y K, NA K S. Application of machine learning classification for structural brain MRI in mood disorders: critical review from a clinical perspective[J]. *Prog Neuropsychopharmacol Biol Psychiatry*, 2018, 80(Pt B): 71-80. DOI: 10.1016/j.pnpbp.2017.06.024.
- [6] ZHOU N, ZHANG C T, LV H Y, et al. Concordance study between IBM Watson for oncology and clinical practice for patients with cancer in China [J]. *Oncologist*, 2019, 24(6): 812-819.
- [7] JAN Z, AI-ANSARI N, MOUSA O, et al. The role of machine learning in diagnosing bipolar disorder: scoping review[J]. *J Med Internet Res*, 2021, 23(11): e29749. DOI: 10.2196/29749.
- [8] 彭聃龄. 普通心理学[M]. 5版. 北京: 北京师范大学出版社, 2019: 16.
- [9] 朱廷劭, 汪静莹, 赵楠, 等. 论大数据时代的心理学研究变革[J]. *新疆师范大学学报(哲学社会科学版)*, 2015, 36(4): 100-107. DOI: 10.14100/j.cnki.65-1039/g4.2015.04.011.
- [10] 苗丹民, 张昀, 刘旭峰, 等. 人格特质多客观技术测量的融合与模型构建[J]. *空军军医大学学报*, 2022, 43(3): 131-135, 140. DOI: 10.13276/j.issn.2097-1656.2022.02.001.
- [11] JESTE D V, GLORIOSO D, LEE E E, et al. Study of independent living residents of a continuing care senior housing community: sociodemographic and clinical associations of cognitive, physical, and mental health[J]. *Am J Geriatr Psychiatry*, 2019, 27(9): 895-907. DOI: 10.1016/j.jagp.2019.04.002.
- [12] GRAHAM S, DEPP C, LEE E E, et al. Artificial intelligence for mental health and mental illnesses: an overview[J]. *Curr Psychiatry Rep*, 2019, 21(11): 116. DOI: 10.1007/s11920-019-1094-0.
- [13] ARBABSHIRANI M R, PLIS S, SUI J, et al. Single subject prediction of brain disorders in neuroimaging: promises and pitfalls[J]. *NeuroImage*, 2017, 145: 137-165. DOI: 10.1016/j.neuroimage.2016.02.079.
- [14] ORRÙ G, PETTERSSON-YEO W, MARQUAND A F, et al. Using Support Vector Machine to identify imaging biomarkers of neurological and psychiatric disease: a critical review[J]. *Neurosci Biobehav Rev*, 2012, 36(4): 1140-1152. DOI: 10.1016/j.neubiorev.2012.01.004.
- [15] SEKARAN K, SHANMUGAM S. Predicting drug responsiveness by citalopram induced pathway regulations and biomarker discovery in lymphoblastoid cell lines from depression affected individuals[C/OL]// 2021 International Conference on Decision Aid Sciences and Application, DASA 2021. <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85125810567&doi=10.1109%2fDASA53625.2021.9682274&partnerID=40&md5=7c5f668dcf658cb35d43b8157301aa2c>.
- [16] NICHOLSON A A, RABELLINO D, DENSMORE M, et al. Differential mechanisms of posterior cingulate cortex downregulation and symptom decreases in posttraumatic stress disorder and healthy individuals using real-time fMRI neurofeedback[J]. *Brain Behav*, 2022, 12(1): e2441. DOI: 10.1002/brb3.2441.
- [17] SABA T, REHMAN A, SHAHZAD M N, et al. Machine learning for post-traumatic stress disorder identification utilizing resting-state functional magnetic resonance imaging[J]. *Microsc Res Tech*, 2022, 85(6): 2083-2094. DOI: 10.1002/jemt.24065.

- [18] RUBIN-FALCONE H, ZANDERIGO F, THAPACHHETRY B, et al. Pattern recognition of magnetic resonance imaging-based gray matter volume measurements classifies bipolar disorder and major depressive disorder [J]. *J Affect Disord*, 2018, 227: 498-505. DOI: 10.1016/j.jad.2017.11.043.
- [19] KOUTSOULERIS N, PANTELIS C, VELAKOULIS D, et al. Exploring links between psychosis and frontotemporal dementia using multimodal machine learning: dementia praecox revisited [J]. *JAMA Psychiatry*, 2022, 79(9): 907-919. DOI: 10.1001/jamapsychiatry.2022.2075.
- [20] ABI-DARGHAM A, HORGGA G. The search for imaging biomarkers in psychiatric disorders [J]. *Nat Med*, 2016, 22(11): 1248-1255. DOI: 10.1038/nm.4190.
- [21] MELLEM M S, LIU Y, GONZALEZ H, et al. Machine learning models identify multimodal measurements highly predictive of transdiagnostic symptom severity for mood, anhedonia, and anxiety [J]. *Biol Psychiatry Cogn Neurosci Neuroimaging*, 2020, 5(1): 56-67. DOI: 10.1016/j.bpsc.2019.07.007.
- [22] SCHNACK H G, KAHN R S. Detecting neuroimaging biomarkers for psychiatric disorders: sample size matters [J]. *Front Psychiatry*, 2016, 7: 50. DOI: 10.3389/fpsyt.2016.00050.
- [23] MARQUAND A F, REZEK I, BUITELAAR J, et al. Understanding heterogeneity in clinical cohorts using normative models: beyond case-control studies [J]. *Biol Psychiatry*, 2016, 80(7): 552-561. DOI: 10.1016/j.biopsych.2015.12.023.
- [24] HARRICHARAN S, NICHOLSON A A, THOME J, et al. PTSD and its dissociative subtype through the lens of the insula: anterior and posterior insula resting-state functional connectivity and its predictive validity using machine learning [J]. *Psychophysiology*, 2020, 57(1): e13472. DOI: 10.1111/psyp.13472.
- [25] RUSH A J, TRIVEDI M H, WISNIEWSKI S R, et al. Acute and longer-term outcomes in depressed outpatients requiring one or several treatment steps: a STAR*D report [J]. *Am J Psychiatry*, 2006, 163(11): 1905-1917. DOI: 10.1176/ajp.2006.163.11.1905.
- [26] WONG E H F, YOCCA F, SMITH M A, et al. Challenges and opportunities for drug discovery in psychiatric disorders: the drug hunters' perspective [J]. *Int J Neuropsychopharmacol*, 2010, 13(9): 1269-1284. DOI: 10.1017/S1461145710000866.
- [27] MODAI I, STOLER M, INBAR-SABAN N, et al. Clinical decisions for psychiatric inpatients and their evaluation by a trained neural network [J]. *Methods Inf Med*, 1993, 32(5): 396-399. DOI: 10.1055/s-0038-1634948.
- [28] MODAI I, ISRAEL A, MENDEL S, et al. Neural network based on adaptive resonance theory as compared to experts in suggesting treatment for schizophrenic and unipolar depressed in-patients [J]. *J Med Syst*, 1996, 20(6): 403-412. DOI: 10.1007/BF02257284.
- [29] INSEL T R, CUTHBERT B N. Brain disorders? Precisely [J]. *Science*, 2015, 348(6234): 499-500. DOI: 10.1126/science.aab2358.
- [30] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks [J]. *Mach Learn*, 1995, 20(3): 273-297. DOI: 10.1007/BF00994018.
- [31] CHEKROUD A M, ZOTTI R J, SHEHZAD Z, et al. Cross-trial prediction of treatment outcome in depression: a machine learning approach [J]. *Lancet Psychiatry*, 2016, 3(3): 243-250. DOI: 10.1016/s2215-0366(15)00471-x.
- [32] CHEKROUD A M, GUEORGUIEVA R, KRUMHOLZ H M, et al. Reevaluating the efficacy and predictability of antidepressant treatments: a symptom clustering approach [J]. *JAMA Psychiatry*, 2017, 74(4): 370-378. DOI: 10.1001/jamapsychiatry.2017.0025.
- [33] WADE BSC, LOUREIRO J, SAHIB A, et al. Anterior default mode network and posterior insular connectivity is predictive of depressive symptom reduction following serial ketamine infusion [J]. *Psychol Med*, 2022, 52(12): 2376-2386. DOI: 10.1017/S0033291722001313.
- [34] WANG M, HU K, FAN L, et al. Predicting treatment response in schizophrenia with magnetic resonance imaging and polygenic risk score [J]. *Front Genet*, 2022, 13: 848205. DOI: 10.3389/fgene.2022.848205.
- [35] MULDER P C R, LLERA A, BECKMANN C F, et al. Structural changes induced by electroconvulsive therapy are associated with clinical outcome [J]. *Brain Stimul*, 2020, 13(3): 696-704. DOI: 10.1016/j.brs.2020.02.020.
- [36] RANGAPRAKASH D, TADAYONNEJAD R, DESHPANDE G, et al. fMRI hemodynamic response function (HRF) as a novel marker of brain function: applications for understanding obsessive-compulsive disorder pathology and treatment response [J]. *Brain Imaging Behav*, 2021, 15(3): 1622-1640. DOI: 10.1007/s11682-020-00358-8.
- [37] LAGE I, MCCOY T H Jr, PERLIS R H, et al. Efficiently identifying individuals at high risk for treatment resistance in major depressive disorder using electronic health records [J]. *J Affect Disord*, 2022, 306: 254-259. DOI: 10.1016/j.jad.2022.02.046.
- [38] GABRIEL F C, STEIN A T, MELO D O, et al. Guidelines' recommendations for the treatment-resistant depression: a systematic review of their quality [J]. *PLoS One*, 2023, 18(2): e0281501. DOI: 10.1371/journal.pone.0281501.
- [39] BARLATI S, NIBBIO G, CALZAVARA-PINTON I, et al. Primary and secondary negative symptoms severity and the use of psychiatric care resources in schizophrenia spectrum disorders: a 3-year follow-up longitudinal retrospective study [J]. *Schizophr Res*, 2022, 250: 31-38. DOI: 10.1016/j.schres.2022.10.002.
- [40] ZIOBROWSKI H N, KENNEDY C J, USTUN B, et al.

- Development and validation of a model to predict posttraumatic stress disorder and major depression after a motor vehicle collision[J]. *JAMA Psychiatry*, 2021, 78(11): 1228-1237. DOI: 10.1001/jamapsychiatry.2021.2427.
- [41] SISKIND D, MCCARTNEY L, GOLDSCHLAGER R, et al. Clozapine v. first- and second-generation antipsychotics in treatment-refractory schizophrenia: systematic review and meta-analysis[J]. *Br J Psychiatry*, 2016, 209(5): 385-392. DOI: 10.1192/bjp.bp.115.177261.
- [42] BASAIA S, AGOSTA F, WAGNER L, et al. Automated classification of Alzheimer's disease and mild cognitive impairment using a single MRI and deep neural networks[J]. *Neuroimage Clin*, 2019, 21: 101645. DOI: 10.1016/j.nicl.2018.101645.
- [43] RAMYEAD A, STUDERUS E, KOMETER M, et al. Prediction of psychosis using neural oscillations and machine learning in neuroleptic-naïve at-risk patients [J]. *World J Biol Psychiatry*, 2016, 17(4): 285-295. DOI: 10.3109/15622975.2015.1083614.
- [44] WU Y, JIA M, XIANG C, et al. Predicting the long-term cognitive trajectories using machine learning approaches: a Chinese nationwide longitudinal database[J]. *Psychiatry Res*, 2022, 310: 114434. DOI: 10.1016/j.psychres.2022.114434.
- [45] YUAN M, QIU C, MENG Y, et al. Pre-treatment resting-state functional MR imaging predicts the long-term clinical outcome after short-term paroxetine treatment in post-traumatic stress disorder[J]. *Front Psychiatry*, 2018, 9: 532. DOI: 10.3389/fpsyt.2018.00532.
- [46] SCHMAAL L, MARQUAND A F, RHEBERGEN D, et al. Predicting the naturalistic course of major depressive disorder using clinical and multimodal neuroimaging information: a multivariate pattern recognition study[J]. *Biol Psychiatry*, 2015, 78(4): 278-286. DOI: 10.1016/j.biopsych.2014.11.018.
- [47] FAN P, GUO X, QI X, et al. Prediction of suicide-related events by analyzing electronic medical records from PTSD patients with bipolar disorder[J]. *Brain Sci*, 2020, 10(11): 784. DOI: 10.3390/brainsci10110784.
- [48] MIRANDA O, FAN P, QI X, et al. DeepBiomarker: identifying important lab tests from electronic medical records for the prediction of suicide-related events among PTSD patients[J]. *J Pers Med*, 2022, 12(4): 524. DOI: 10.3390/jpm12040524.
- [49] DE NIJS J, BURGER T J, JANSSEN R J, et al. Individualized prediction of three- and six-year outcomes of psychosis in a longitudinal multicenter study: a machine learning approach[J]. *NPJ Schizophr*, 2021, 7: 34. DOI: 10.1038/s41537-021-00162-3.
- [50] ZHU C, FU Z, CHEN L, et al. Multi-modality connectome-based predictive modeling of individualized compulsions in obsessive-compulsive disorder[J]. *J Affect Disord*, 2022, 311: 595-603. DOI: 10.1016/j.jad.2022.05.120.
- [51] DABEK F, HOOVER P, JORGENSEN-WAGERS K, et al. Evaluation of machine learning techniques to predict the likelihood of mental health conditions following a first mTBI[J]. *Front Neurol*, 2022, 12: 769819. DOI: 10.3389/fneur.2021.769819.
- [52] FALCONE T, DAGAR A, CASTILLA-PUENTES R C, et al. Digital conversations about suicide among teenagers and adults with epilepsy: a big-data, machine learning analysis[J]. *Epilepsia*, 2020, 61(5): 951-958. DOI: 10.1111/epi.16507.
- [53] 贾绪计,金桃,汪强,等.机器学习及其在心理健康领域的应用[J].*宁波大学学报(教育科学版)*,2021,43(4): 117-122. DOI: 10.3969/j.issn.1008-0627.2021.04.014.
- [54] 范俊君,田丰,杜一,等.智能时代人机交互的一些思考[J].*中国科学(信息科学)*,2018,48(4):361-375. DOI:10.1360/N112017-00221.
- [55] VIDAL J J. Toward direct brain-computer communication[J]. *Annu Rev Biophys Bioeng*, 1973, 2: 157-180. DOI: 10.1146/annurev.bb.02.060173.001105.
- [56] 王春雨,张蓉.脑机接口在脑卒中运动功能障碍的应用[J].*临床医学进展*,2022,12(6):5108-5113. DOI: 10.12677/ACM.2022.126740.
- [57] 任萍,汪悦,刘冬予,等.心理健康评估与干预的智能化应用[J].*北京师范大学学报(社会科学版)*,2022(4):150-160.
- [58] WIEGERSMA S, HIDAJAT M, SCHRIEKEN B, et al. Improving web-based treatment intake for multiple mental and substance use disorders by text mining and machine learning: algorithm development and validation[J]. *JMIR Ment Health*, 2022, 9(4): e21111. DOI: 10.2196/21111.
- [59] 王兢.心理咨询师 VS ChatGPT [EB/OL]. (2023-02-18) [2023-05-10]. <https://mp.weixin.qq.com/s/E7ZBhwtwLeR62A2CwfkVdg>.
- [60] KELLY C J, KARTHIKESALINGAM A, SULEYMAN M, et al. Key challenges for delivering clinical impact with artificial intelligence[J]. *BMC Med*, 2019, 17(1): 195. DOI: 10.1186/s12916-019-1426-2.
- [61] LONG E, LIN H, LIU Z, et al. An artificial intelligence platform for the multihospital collaborative management of congenital cataracts[J]. *Nat Biomed Eng*, 2017, 1(2): 24. DOI: 10.1038/s41551-016-0024.
- [62] STAMATE D, KATRINECZ A, STAHL D, et al. Identifying psychosis spectrum disorder from experience sampling data using machine learning approaches[J]. *Schizophr Res*, 2019, 209: 156-163. DOI: 10.1016/j.schres.2019.04.028.