

基于人工智能技术的抑郁症研究进展

袁钦涓¹, 王星², 帅建伟³, 林海¹, 曹玉萍¹

(1.中南大学湘雅二医院精神卫生研究所, 国家精神心理疾病临床研究中心, 长沙 410011; 2.厦门中翎易优创科技有限公司, 厦门 361028; 3.厦门大学物理科学与技术学院物理系, 厦门大学健康医疗大数据国家研究院, 厦门 361005)

【摘要】 人工智能已尝试应用于临床医学各领域。作为最常见的精神疾病之一, 抑郁症近来成为研究热点。本文综述人工智能相关技术在抑郁症中的应用, 包括基于人工智能的声学特征、脑电和生理生化信息及脑影像学分析等抑郁症识别和辅助诊断方法, 及其在抑郁症预警和干预方面的应用, 并讨论其优势、不足与展望。

【关键词】 人工智能; 机器学习; 抑郁症

中图分类号: R395.2

DOI: 10.16128/j.cnki.1005-3611.2020.01.019

The Application of Artificial Intelligence in Depressive Disorder

YUAN Qin-mei¹, WANG Xing², SHUAI Jian-wei³, LIN Hai¹, CAO Yu-ping¹

¹Mental Health Institute of Second Xiangya Hospital, Central South University, The China National Clinical Research Center for Mental Health Disorders, Changsha 410011, China;

²Xiamen Zhongliyi Exc-technology Co., Ltd., Xiamen 361028, China; ³Department of Physics, National Institute of Health and Medical Big Data, Xiamen University, Xiamen 361005, China

【Abstract】 Artificial intelligence has been tried in various fields of clinical medicine. As one of the most common mental illnesses, depressive disorder has recently become a research hotspot. This article reviewed the application of artificial intelligence-related technologies in depressive disorder, including methods for identifying and assisting diagnosis based on artificial intelligence-related acoustic features, electroencephalography (EEG) and physiological and biochemical information, and brain imaging analysis, as well as its application in early identification and intervention. Finally, the advantages, disadvantages and prospects of application of artificial intelligence in depressive disorder were discussed.

【Key words】 Artificial intelligence; Machine learning; Depressive disorder

我国抑郁症发病率近年呈上升趋势, 有着高复发率、高致残率、高自杀率的特征。全球疾病负担调查显示, 按照伤残调整寿命年, 抑郁症在精神疾病负担中的权重最大, 约为40.5%^[1]。预计到2030年, 抑郁症将成为全球疾病负担之首。黄悦勤^[2]等的流行病学调查显示, 抑郁症的终生患病率为6.8%。抑郁症目前病因尚不明晰, 给其精准医疗带来了极大的困难和挑战。

基于大数据分析的人工智能的兴起给精神卫生专业医生和患者带来了曙光。随着21世纪发起的第四次工业革命, 人工智能已成为当今技术发展的热点领域。人工智能在抑郁症全病程中的应用将深刻影响抑郁症的评估、预测和治疗方式。

1 基于人工智能的抑郁症声学特征分析

《精神疾病诊断和统计手册》第五版(The Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorder-5, DSM-5)将抑郁症的“精神运动性阻滞”说明为“说话音量降低、音调改变、数量减少、说话内容种类变窄或是沉默无语”, 提示声学表现可能与

抑郁症相关。已有研究表明, 言语声学的几种定量测量与重性抑郁症(major depressive disorder, MDD)患者的情绪状态和症状严重程度的主观测量密切相关^[3]。

Taguchi等^[4]通过记录在口语流利性任务前后读出数字的声音, 使用机器学习分析语音, 提取声学特征, 显示梅尔频率倒谱系数(Mel frequency cepstral coefficients, MFCCs)的第二维度在抑郁症患者和对照组之间明显不同, 提示该指标可作为检测MDD的有用生物标记。Gillespie^[5]等使用语音分析技术对成年失语症患者的声音进行客观评估, 以了解其情感状态的变化。Jiang^[6]等提出了一种集成逻辑回归模型来通过语音检测抑郁症, 研究调查了170名中国人样本的自动抑郁言语分类, 分析了韵律、频谱和声门语音特征的分类性能以识别抑郁症。并选择对抑郁症的识别能力更好的逻辑回归作为基础分类器, 该集成模型从不同方面提取了许多语音特征, 并确保了基础分类器的多样性。该类研究均提示, 基于语音特点通过机器学习方法, 利用语音变量建立有效的抑郁症自动识别模型, 可能为抑郁症的辅助识别提供客观的指标和依据^[7]。

2 基于人工智能的抑郁症脑电和生理生化信息分析

2.1 脑电图(electroencephalography, EEG)

【基金项目】 湖南省自然科学基金(编号:2018JJ2591); 国家自然科学基金(编号:11874310和11675134)

通讯作者: 曹玉萍, Email: caoyp001@csu.edu.cn

研究显示,脑电信号时间分辨率高、灵敏度高,可作为一种可靠的抑郁症识别指标。将脑电信号与传统的特征提取算法和机器学习相结合,然后执行监督学习策略来区分抑郁症患者和正常受试者,为今后基于脑电信号的便携式抑郁症辅助识别系统的设计和应用提供了可能^[9]。

Mumtaz等^[9]提出了一种机器学习框架,该框架将EEG衍生的同步可能性(synchronization likelihood, SL)特征作为输入数据,用于自动诊断MDD。据推测,基于脑电图的SL特征可以区分MDD患者和健康对照者,其准确性要优于诸如半球间连贯性和相互信息之类的指标。在这项工作中,采用了支持向量机(support vector machine, SVM),逻辑回归(logistic regression, LR)和朴素贝叶斯(naïve bayes, NB)等分类模型来建立EEG特征与研究对象之间的关系模型,最终实现区分MDD患者和健康对照者。

Cai等^[10]建立了一个包含213名受试者(其中92名抑郁症患者和121名正常对照者)的心理生理学数据库。通过静息状态和声音刺激下收集EEG信号,结合卡尔曼导数公式、离散小波变换和自适应预测滤波器,使用有限脉冲响应滤波器去噪,提取了270个线性和非线性特征。然后,利用最小冗余-最大相关特征选择技术降低特征空间的维数。结果显示,对抑郁症的区分准确率达79.27%,提示EEG用于抑郁症辅助诊断的可行性。

在临床实践中,双相抑郁(bipolar depression, BD)和MDD常具有相似的症状,导致前者不易被早期识别,使得治疗决策不正确。因此,迫切需要基于临床客观检测信息来区分BD与MDD。Tekin^[11]等基于标准蚁群优化(ant colony optimization, ACO)的自然启发性和新颖的特征选择(feature selection, FS)算法,称之为改良的ACO(improved ACO, IACO),通过删除无关和冗余的数据来减少特征数量。然后将选定的特征输入SVM,以便对MDD和BD主题进行分类。IACO-SVM方法通过利用定量EEG生物标记物,从 α 、 θ 和 δ 频带计算得出的值用于MDD与BD的特征选择和分类。这一方法可以使用48个中的22个特征来区分BD(46名)和MDD(55名)受试者,总体分类精度为80.19%。

2.2 脑磁图(magnetoencephalography, MEG)

Jiang^[12]等收集闭眼静态MEG数据,并结合MEG描记数据和机器学习技术建立了一个机器学习模型,来自动区分BD、单相抑郁(unipolar depression, UD)和健康受试者。以此来对心境障碍类型进行个体化和客观的预测,进而对心境障碍患者诊断的准确性和治疗决策产生影响。

2.3 外周血生化指标

外周血生化指标一直是抑郁症的研究热点。在区分BD与UD时对临床客观生物标志物亦有探索。Wollenhaupt^[13]等使用机器学习技术结合外周生物标志物如白细胞介素-2、白细胞介素-4、肿瘤坏死因子- β 、干扰素- α 等的测量来构建特征,以帮助区分BD、UD患者与健康对照者,结果显示机器学习模型在临床实践中的潜能,即可以使临床的评估更为客观。

Cearns^[14]等利用多模式机器学习方法结合包括血液生物

标志物在内的临床资料预测首发MDD患者入院2年内的再住院情况。研究中使用基线的临床资料、大脑结构成像、血清生物标志物(主要包括高敏感C反应蛋白、游离三碘甲状腺素、甲状腺素、促甲状腺激素、17 β -雌二醇、性激素结合球蛋白等)、遗传(主要指多基因风险评估)、生物电阻抗和通过评估不同的心血管指标所确定的心血管和总体健康状况。机器学习方法显示将单变量生物标志物发现转化为临床上有用的多变量决策支持系统的可能。这种多模式解决方案优于仅基于临床变量、组合生物标志物和用于住院治疗的单独数据模式预测的模型。这一发现提示,在临床决策支持系统开发中,结合多模式临床和生物标志物数据的预测模型具有潜力。

3 基于人工智能的抑郁症脑影像学分析

目前,对抑郁症的研究主要集中于神经影像和临床预测。结构神经影像技术有望提供有关抗抑郁药物治疗作用的潜在神经元机制来指导抑郁症精准医疗。对神经影像数据的标准单变量分析显示,健康个体与患有广泛的神经和精神疾病的患者之间存在许多神经解剖学和功能上的差异^[15]。多项研究基于神经影像学方法直接比较BD和UD的结构和功能磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI),包括有关区域脑部激活或功能连接性的功能MRI研究、关于灰质或白质形态和模式的结构MRI研究等。同时使用机器学习方法对结构和功能MRI数据进行分类分析,以使用监督的机器学习方法区分BD和UD,结果均显示这种分类的准确性达到中等水平^[16]。

Redlich^[17]等采用非随机前瞻性研究,利用结构MRI数据,用机器学习方法对MDD患者电休克治疗(electroconvulsive therapy, ECT)的个体反应进行预测,结果显示,使用治疗前获得的结构MRI预测ECT反应的准确率高达78.3%。

Koutsouleris^[18]等提出经过功能、神经成像和综合基线数据训练的机器学习预测模型正确预测了83%的临床高危患者和70%的近期抑郁发作的患者在不同地域人群中1年的社会功能预后。这些模型优于人类对预后的估计,并为精神疾病高危人群的发病提供了预后指标。

Patel^[19]等提出了整合临床和影像特征的机器学习方法以预测晚年抑郁症(late-life depression, LLD)的分类和反应,交替决策树的学习方法为LLD诊断和治疗反应(准确度分别为87.27%和89.47%)提供了准确的预测模型。该诊断模型包括年龄、简易精神状态检查评分和结构成像的度量;治疗反应模型包括结构和功能连接性的度量。结果显示,使用多模式MRI可以更好预测LLD的诊断和治疗反应。多模态影像学测量所定义的不同基础大脑特征(而不是基于区域的差异)与抑郁症的恢复有关,同时纳入非影像学预测指标可以帮助LLD诊断并改善预测。这些发现有助于更好地了解LLD,为制定个性化治疗方案迈出第一步。

Chang^[20]等基于神经网络,提出了抗抑郁药反应预测网络(antidepressant response prediction network, ARPNet)模型。基于文献调查和数据驱动的特征选择,从患者数据中提

取有用的特征(例如根据生物医学文献查阅,从MRI信息中提取与MDD患者治疗反应相关的神经影像生物标志物,并从SLC6A4、BDNF、IL11和MAOA四个基因中选择了136个CpG位点作为DNA甲基化特征),将此用作预测指标。ARNet基于神经网络架构,不仅可以预测患者是否会对抗抑郁药产生反应,还可以预测抗抑郁药反应的程度。实验评估结果显示,ARNet模型在预测抗抑郁反应方面优于基于机器学习的模型。

4 人工智能在抑郁症预警与干预中的应用

4.1 预警

抑郁症的高患病率和高自杀率常给家庭、社会带来不良影响和沉重负担,早期及时识别不良情绪是预防不良后果的关键。美国西雅图的人工智能初创公司Silver Logic Labs开发了一种动态表情识别系统,该系统可以实时监测和判断人的情绪状态,可用于检测病人的情绪特征等。Kessler等^[21]通过对美国退伍军人健康管理局下的6360位自杀死亡的退伍军人的电子病历进行分析,对比了不同机器学习预测模型,包括自适应样条、随机森林决策树、贝叶斯回归树、多项式核函数等方法,建立了一个具有61个预测变量的惩罚逻辑预测模型(penalized logistic regression model),用于识别自杀风险高的退伍军人,以进行针对性护理。Marcel^[22]带领团队研发了一种通过识别病人脑部的功能MRI来判断病人是否有自杀企图的机器学习算法,其准确率高达91%,拟用于自杀行为的预警和筛查。

Passos^[23]等利用与情绪障碍患者自杀未遂相关的临床变量和人口学变量,采用“训练”机器学习算法,实施并评估了三种机器学习算法:最小绝对收缩和选择算子(least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)、SVM和相关向量机(relevance vector machine, RVM),结果显示,三种算法均能将自杀未遂者与非自杀者区别开来,其准确度在65%~72%之间($P<0.05$)。尤其是,RVM算法预测的准确率达72%(敏感性和特异性分别为72.1%和71.3%)和接受者操作特征曲线的曲线下面积为0.77($P<0.0001$)。提示可期利用人工智能算法,通过合并人口学和临床变量来评估情绪障碍患者的自杀风险,以达到自杀预警的目的。

由此可见,应用机器学习等相关技术识别自杀相关信息并进行筛选,可显著提高对信息判读的工作效率,能有效防止患者并发症及不良事件的发生,为自杀高风险患者提供及时的治疗^[24-26]。

4.2 干预

针对MDD的干预包括药物治疗、心理治疗和物理治疗等。在接受抗抑郁药物治疗的患者中约有三分之一症状没有缓解,甚至接受多次治疗后,仍有15%的患者症状持续,被称之为抗药性抑郁症(treatment resistant depression, TRD)。机器学习可能增加对TRD的更好理解、对该疾病进行分类和分层,这可能帮助临床医生更好地评估与干预MDD^[27]。

2017年Facebook公司开发了一款心理机器人Woebot,

通过结构化对话系统,基于深度学习自然语言理解,从用户语言中检测评估其负面情绪,甚至严重的心理疾病倾向。在了解和评估用户的心理健康状况之后,再向用户推荐咨询专业心理学家和医师,从而达到抑郁症早期识别和干预。Fitzpatrick等^[28]研究表明,Woebot为有抑郁症状的年轻成年人提供的认知行为疗法可显著减轻他们的症状。Mello等^[29]通过人工智能和心理学结合的方法,利用计算机来增强心理治疗,也可帮助患者改善认知。

近年来,结合智能电子设备与心理治疗衍生了计算机化认知行为治疗(computerized cognitive-behavioral therapy, CCBT)。抑郁症的计算机化认知行为治疗(computerized cognitive-behavioral therapy, CCBT)即指通过电脑交互界面,以清晰的操作步骤,高度结构化的多种媒介互动方式(如网页、漫画、动画、视频、声音等)来表现认知行为治疗基本原则和方法的治疗方式。近年来有多种抑郁症CCBT程序在西方广泛使用。CCBT治疗之后患者的抑郁水平低于治疗前^[30]。有研究将3D游戏作为CCBT治疗的一部分,结果表明能够改善患者的心理状况^[31]。国内张宁等于2016年创立了中国首个CCBT网络公共平台^[32],研究显示CCBT在中国人群中使用的有效性,对于青中年、首次发病、病程较短的患者,能显著改善患者的抑郁、焦虑症状^[33]。

越来越多地使用社交机器人来为住在长期护理机构中的老年人提供个人支持,社交机器人干预措施可减少老年抑郁症的发生^[34]。日本产业技术综合研究所研发了一款治愈系机器人Paro。Jøranson^[35]等发现在养老院老年失智症患者的活动组中使用Paro可以减轻受试者的抑郁症状,推测Paro可能是一种适用于神经精神症状的非药物治疗,可被作为有用的临床实践工具。机器人MARIO^[36]亦被认为是缓解抑郁症和孤独感的有用工具,同时可以增强老年失智症患者的社交联系、耐受性和整体生活质量。

综上可见,将人工智能技术应用于心理干预,为改善当前我国心理治疗专业人员短缺的现状提供了新的可行方案。

5 人工智能技术应用于抑郁症的优势、不足及展望

5.1 优势

一方面人工智能技术可促进抑郁症的病因学研究,推进精准治疗的发展,客观机器学习可避免因人类认知偏差而导致的临床错误,对病人的护理产生积极影响^[37];另一方面,在心理治疗中,相较于人类咨询师,人们对人工智能咨询的顾虑更少^[38]。在抑郁症心理治疗中,人工智能的应用可期避免患者因病耻感而不愿求治所带来的延误治疗。

5.2 不足

目前的研究以小样本研究为主,大样本研究的准确度仍需提高。机器学习模型不可避免地受到用于开发模型的数据质量的限制,数据的质量决定了模型预测的准确性,而数据的数量有助于提升模型的准确性。许多机器学习技术需要获得训练数据集,这可能需要研究人员和临床医师之间的

密切协作,甚至是患者、医疗机构、社区卫生服务中心之间的合作。

同时,就抑郁症心理咨询而言,相较于人类咨询师,人们对人工智能咨询的期待比较低,感受的仪式感较强、交流感较弱^[39],人们可能更愿意与有血有肉的人而非机器交流内心体验。

此外,人工智能的应用存在着重要的伦理问题,包括收集、存储和共享精神卫生数据的伦理^[37],以及机器学习系统的自主性和隐私水平等。

5.3 展望

当前,我国精神卫生专业人员极其缺乏,平均每10万人只有3.3个精神科医师,很难给予抑郁症患者及时的专业干预指导。同时,家属的监管力度大多不及,以致有相当一部分抑郁症患者因得不到及时治疗 and 干预使病情反复发作或病程慢性化,而无法正常参与社会生活,不仅损害了患者康复的信心,也加重了家庭和社会负担。利用人工智能技术,进一步整合抑郁症早期识别、预警和治疗技术,让机器或智能设备替代医护独立完成一部分简单重复的工作,在一定程度上可节约医疗资源、提高工作效率、缓解精神医学专业资源服务稀缺的现状,同时有望实现抑郁症的个性化远程干预。

参 考 文 献

- 郝伟, 陆林. 精神病学. 北京: 人民卫生出版社, 2018
- Huang Y, Wang Y, Wang H, et al. Prevalence of mental disorders in China: a cross-sectional epidemiological study. *Lancet Psychiatry*, 2019, 6(3): 211-224
- Cannizzaro M, Harel B, Reilly N, et al. Voice acoustical measurement of the severity of major depression. *Brain and Cognition*, 2004, 56(1): 30-35
- Taguchi T, Tachikawa H, Nemoto K, et al. Major depressive disorder discrimination using vocal acoustic features. *Journal of Affective Disorders*, 2018, 225: 214-220
- Gillespie S, Laures-Gore J, Moore E, et al. Identification of Affective State Change in Adults With Aphasia Using Speech Acoustics. *J Speech Lang Hear Res*, 2018, 61(12): 2906-2916
- Jiang H, Hu B, Liu Z, et al. Detecting Depression Using an Ensemble Logistic Regression Model Based on Multiple Speech Features. *Comput Math Methods Med*, 2018, 2018: 6508319
- 周爱保, 鲁小勇, 吴文意, 等. 采用语音的抑郁症诊断研究述评. *小型微型计算机系统*, 2017, 38(11): 2619-2624
- Li X, Zhang X, Zhu J, et al. Depression recognition using machine learning methods with different feature generation strategies. *Artificial Intelligence in Medicine*, 2019, 99: 101696
- Mumtaz W, Ali SSA, Yasin MAM, et al. A machine learning framework involving EEG-based functional connectivity to diagnose major depressive disorder (MDD). *Med Biol Eng Comput*, 2018, 56(2): 233-246
- Cai H, Han J, Chen Y, et al. A Pervasive Approach to EEG-Based Depression Detection. *Complexity*, 2018. 5238028
- Tekin ET, Tas C, Cebi M, et al. A wrapper-based approach for feature selection and classification of major depressive disorder-bipolar disorders. *Comput Biol Med*, 2015, 64: 127-137
- Jiang H, Dai Z, Lu Q, et al. Magnetoencephalography resting-state spectral fingerprints distinguish bipolar depression and unipolar depression. *Bipolar Disord*, 2019, doi: 10.1111/bdi.12871
- Wollenhaupt-Aguir B, Librenza-Garcia D, Bristot G, et al. Differential biomarker signatures in unipolar and bipolar depression: A machine learning approach. *Aust N Z J Psychiatry*, 2019. 4867419888027
- Cearns M, Opel N, Clark S, et al. Predicting rehospitalization within 2 years of initial patient admission for a major depressive episode: a multimodal machine learning approach. *Transl Psychiatry*, 2019, 9(1): 285
- Orrù G1, Pettersson-Yeo W, Marquand AF, et al. Using Support Vector Machine to identify imaging biomarkers of neurological and psychiatric disease: a critical review. *Neurosci Biobehav Rev*, 2012, 36(4): 1140-1152
- Han KM, De Berardis D, Fornaro M, et al. Differentiating between bipolar and unipolar depression in functional and structural MRI studies. *Prog Neuropsychopharmacol Biol Psychiatry*, 2019, 91: 20-27
- Redlich R, Opel N, Grotegerd D, et al. Prediction of Individual Response to Electroconvulsive Therapy via Machine Learning on Structural Magnetic Resonance Imaging Data. *JAMA Psychiatry*, 2016, 73(6): 557-564
- Koutsouleris N, Kambeitz-Ilankovic L, Ruhrmann S, et al. Prediction Models of Functional Outcomes for Individuals in the Clinical High-Risk State for Psychosis or With Recent-Onset Depression: A Multimodal, Multisite Machine Learning Analysis. *JAMA Psychiatry*, 2018, 75(11): 1156-1172
- Patel MJ, Andreescu C, Price JC, et al. Machine learning approaches for integrating clinical and imaging features in late-life depression classification and response prediction. *Int J Geriatr Psychiatry*, 2015, 30(10): 1056-67
- Chang B, Choi Y, Jeon M, et al. ARPNet: Antidepressant Response Prediction Network for Major Depressive Disorder. *Genes (Basel)*, 2019, 10(11): e907
- Kessler RC, Hwang I, Hoffmire CA, et al. Developing a practical suicide risk prediction model for targeting high-risk patients in the Veterans health Administration. *Int J Methods Psychiatr Res*, 2017, 26(3): 10.1002/mpr.1575
- Just MA, Pan L, Cherkassky VL, et al. Machine learning of neural representations of suicide and emotion concepts ide-

ntifies suicidal youth. *Nat Hum Behav*, 2017, 1: 911-919

23 Passos IC, Mwangi B, Cao B, et al. Identifying a clinical signature of suicidality among patients with mood disorders: A pilot study using a machine learning approach. *J Affect Disord*, 2016, 193: 109-116

24 Kessler RC, Bossarte RM, Luedtke A, et al. Suicide prediction models: a critical review of recent research with recommendations for the way forward. *Mol Psychiatry*, 2019, doi: 10.1038/s41380-019-0531-0

25 Pestian JP, Sorter M, Connolly B, et al. A machine learning approach to identifying the thought markers of suicidal subjects: a prospective multicenter trial. *Suicide Life Threat Behav*, 2017, 47: 112-121

26 Lopez-Castroman J, Moulahi B, Aze J, et al. Mining social networks to improve suicide prevention: a scoping review. *J Neurosci Res*, 2019, doi: 10.1002/jnr.24404

27 Pigoni A, Delvecchio G, Madonna D, et al. Can Machine Learning help us in dealing with treatment resistant depression? A review. *J Affect Disord*, 2019, 259: 21-26

28 Fitzpatrick KK, Darcy A, Vierhile M. Delivering Cognitive Behavior Therapy to Young Adults With Symptoms of Depression and Anxiety Using a Fully Automated Conversational Agent (Woebot): A Randomized Controlled Trial. *JMIR Ment Health*, 2017, 4(2): e19

29 de Mello FL, de Souza SA. Psychotherapy and Artificial Intelligence: A Proposal for Alignment. *Front Psychol*, 2019, 10: 263

30 任志洪, 黎冬萍, 江光荣. 抑郁症的计算机化认知行为治

疗. *心理科学进展*, 2011, 19(4): 545-555

31 Kowalski G. *Information Retrieval Architecture and Algorithms*. Springer US, 2011

32 <https://www.psy.com.cn/therapy/index.htm>

33 李金阳, 张宁, 张斌, 等. 网络版计算机化的认知行为治疗在中国人群的应用及有效性. *中华行为医学与脑科学杂志*, 2018, 2: 115-120

34 Chen SC, Jones C, Moyle W. Social Robots for Depression in Older Adults: A Systematic Review. *J Nurs Scholarsh*, 2018, 50(6): 612-622

35 Jøranson N, Pedersen I, Rokstad AM, et al. Effects on Symptoms of Agitation and Depression in Persons With Dementia Participating in Robot-Assisted Activity: A Cluster-Randomized Controlled Trial. *J Am Med Dir Assoc*, 2015, 16(10): 867-73

36 D'Onofrio G, Sancarolo D, Raciti M, et al. MARIO Project: Validation and Evidence of Service Robots for Older People with Dementia. *J Alzheimers Dis*, 2019, 68(4): 1587-1601

37 Miller DD, Brown EW. Artificial Intelligence in Medical Practice: The Question to the Answer?. *Am J Med.*, 2018, 131(2): 129-133

38 史梦璐. 当事人对“AI”心理咨询的知觉和体验研究. *华中师范大学(研究生论文)*, 2018

39 Stewart R, Davis K. 'Big data' in mental health research: current status and emerging possibilities. *Soc Psychiatry Psychiatr Epidemiol*, 2016, 51(8): 1055-1072

(收稿日期:2019-10-08)

(上接第184页)

27 唐汉瑛, 马红宇, 王斌. 工作-家庭界面研究的新视角: 工作家庭促进研究. *心理科学进展*, 2007, 15(5): 852-858

28 于维娜, 樊耘, 张克勤. 职业女性工作-家庭促进和积极行为: 心理资本与人-工作匹配的作用. *经济管理*, 2015, 37

(3): 89-97

29 陈凤, 陈毅文, 刘彤. 知识型员工心理资本对职业成功影响的实证研究: 中介和调节效应检验. *科技管理研究*, 2017, 37(4): 135-139

(收稿日期:2019-03-08)

(上接第205页)

25 张日昇. *箱庭疗法*. 北京:人民教育出版社, 2006

26 Maria EC. History of sandplay and analytic work. *Journal of Sandplay Therapy*, 2006, 2: 113-123

27 Eva P 著. 田宝伟译. *沙盘治疗完全指导手册: 理论、实务与案例*. 中国水利水电出版社, 2006. 69-71

28 张日昇, 寇延. 儿童箱庭作品的基础研究. *心理科学*, 2007, 30(3): 661-665

29 赵金霞, 王美芳. 学前儿童焦虑的发展特点. *中国临床心理学杂志*, 2009, 17(6): 723-725

30 任颖, 苏林雁, 黄广文. 儿童焦虑障碍的行为特征. *中国临床康复*, 2005, 9(8): 94-95

31 范国平, 高岚, 李江雪. “沙盘游戏”的理论分析及其在幼儿教育中的应用研究. *心理学探新*, 2003, 23(2): 51-54

(收稿日期:2019-04-17)