

• 综 述 •

机器学习和深度学习在注意缺陷 多动障碍诊断中的应用

谭静, 陈立

重庆医科大学附属儿童医院儿童青少年生长发育与心理健康中心, 儿童神经发育与认知障碍重庆市重点实验室,
国家儿童健康与疾病临床医学研究中心, 儿童发育疾病研究教育部重点实验室, 重庆 401146

摘要: 注意缺陷多动障碍(ADHD)是一种常见的儿童神经发育障碍性疾病, 缺乏客观检测、检验指标且诊断困难。本文综述了机器学习和深度学习在 ADHD 诊断中的应用及辅助诊断价值。研究集中在几个关键领域: 文本分析、电生理检测、神经影像学、行为数据分析、基因组学以及多组学研究。尽管机器学习和深度学习在 ADHD 诊断中展现了显著潜力, 但仍面临数据质量、过度拟合、模型可解释性和伦理问题等挑战。未来的研究需进一步集中在改善算法性能、提高模型的解释能力、确保数据隐私和安全性领域, 并在更多的临床研究中进一步验证。

关键词: 注意缺陷多动障碍; 诊断; 机器学习; 深度学习

中图分类号: TP18; R749.94 文献标识码: A 文章编号: 1008-6579(2025)04-0426-05 doi: 10.11852/zgetbjzz2024-0510

Application of machine learning and deep learning in the diagnosis of attention deficit hyperactivity disorder

TAN Jing, CHEN Li

Growth, Development and Mental Health Center of Children and Adolescents, Children's Hospital of Chongqing Medical University; Chongqing Key Laboratory of Child Neurodevelopment and Cognitive Disorders; National Clinical Research Center for Child Health and Disorders, Ministry of Education Key Laboratory of Child Development and Disorders, Chongqing 401146, China

Corresponding author: CHEN Li, E-mail: chenli@cqmu.edu.cn

Abstract: Attention deficit hyperactivity disorder (ADHD) is a common neurodevelopmental disorder in children, which lacks objective tests and is difficult to diagnose. This paper reviews the application of machine learning and deep learning in ADHD diagnosis and the value of assisted diagnosis. Research in this field focuses on several key areas: text analysis, electrophysiological testing, neuroimaging, behavioral data analysis, genomics, and multi-omics studies. Despite the significant potential demonstrated by machine learning and deep learning in diagnosing ADHD, challenges such as data quality, overfitting, model interpretability, and ethical issues remain. Future research needs to be focused in the areas of improving algorithm performance, enhancing model interpretability, ensuring data privacy and security, and validating on a broader range of clinical samples.

Keywords: attention deficit hyperactivity disorder; diagnosis; machine learning; deep learning

注意缺陷多动障碍(attention deficit hyperactivity disorder, ADHD)是一种以注意缺陷、多动和冲动行为为核心症状的起病于儿童期的神经发育障碍性疾病, 全球患病率约 7.2%^[1], 我国患病率约 6.3%^[2]。约 2/3 的 ADHD 儿童在成年后仍会出现临床或阈下症状^[3], 部分持续终生。在青少年患者中, ADHD 可能导致教育和职业失败、同伴冲突和社交困难、家庭冲突、少女怀孕、性传播疾病和自杀风险增加等不良后果; 对于成年患者, ADHD 会影

响工作能力、人际关系、财务稳定性和养育技能, 降低生活质量^[4]。早期诊断和干预可能避免多方面的长期负面影响^[5]。然而, ADHD 的诊断具有主观性和复杂性。当前的诊断必须基于对家长及患者的访谈、对患者的行为观察和相关心理行为评估, 过于依赖家长和医生的主观评价, 尚无任何一种对 ADHD 的生物学测量方法及客观检测指标显示出足够的敏感性和特异性^[4]。另一方面, ADHD 存在高度临床异质性, 不同的亚型、合并症、以及随着神经发育进

基金项目: 国家重点研发计划项目生育健康及妇女儿童健康保障专项(2022YFC2705201)

作者简介: 谭静(1998—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为注意缺陷多动障碍。

通信作者: 陈立, E-mail: chenli@cqmu.edu.cn

展可能出现的诊断变化,都可能影响到 ADHD 的精确诊断和后续治疗。

近年来,机器学习(machine learning, ML)和深度学习(deep learning, DL)技术的进步为 ADHD 的客观化诊断和精确诊断带来了新的可能。ML 属于人工智能子领域,是一门统计学和计算机科学的交叉学科,主要研究计算机如何从数据中学习。DL 是 ML 的子领域,通常在处理高维度和大规模数据集方面更有效,如图像、视频、语音等数据。常用的机器学习模型包括支持向量机(Support Vector Machines, SVM)、随机森林(Random Forest, RF)、卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)等等。凭借强大的数据处理能力,机器学习和深度学习或可成为 ADHD 诊断的革命性工具。在 ADHD 诊断领域有大量的 ML 研究,而 DL 研究从 2017 年才开始,ML 研究的比例随着 DL 研究的兴起而下降^[6]。本文就其在 ADHD 诊断中的应用作一概述。

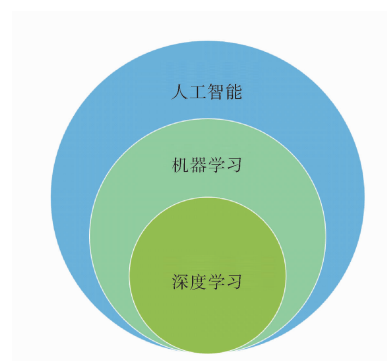


图 1 人工智能、机器学习和深度学习的关系

Fig. 1 Relationship of artificial intelligence, machine learning and deep learning

1 机器学习在注意缺陷多动障碍诊疗中的应用与价值

1.1 文本分析 当前 ADHD 的诊断仍然依赖于临床医生的综合判断,对医生的专科诊疗水平要求较高。Mikolas 等^[7]利用来自医院记录的真实世界临床数据,包括人口统计学变量、症状问卷评分、神经心理学评估结果,通过 SVM 模型区分 ADHD 与非 ADHD,准确率达到 66.1%。类似的研究显示,SVM 模型在分析主观和客观数据时,对成人和儿童 ADHD 诊断的准确率均超过 85%^[8]。此外,也有研究者使用人工神经网络构建模型,用于区分 ADHD 的不同亚型^[9]。机器学习不仅局限于单一的诊断任务,也被用于 ADHD 共患病的预测,例如,Zhang-

James 等^[10]使用横向 RF 模型,结合 17 岁前的临床诊断、家族史、社会经济变量等数据,预测 18~19 岁期间可能出现的物质使用障碍诊断;同时,他们还用纵向递归神经网络模型,利用长短期记忆架构预测每个年龄段可能新增的诊断。尽管这些方法在提高 ADHD 诊断的准确性及效率方面展示出潜力,但也存在一些共同的局限。例如,数据质量上,多项研究指出由于数据缺失或对照组数据不足,无法利用广泛的临床测量结果作为特征,可能限制模型的性能评估和通用性验证^[7-9],研究者自行获取的数据集或国家登记数据在登记过程中也面临录入信息的可靠性和准确性问题^[10]。未来的研究可以考虑通过完善临床数据的收集、增加样本量和提高数据质量,提高模型的准确性和稳定性。

1.2 电生理学测试 注意力水平可以通过脑电图进行测量和量化^[11]。Öztoprak 等^[12]使用 SVM 递归特征消除算法,成功地根据 Stroop 任务中事件相关电位记录的时频域特征区分 ADHD 与非 ADHD,分类准确率达到 98%,但该研究所选的特征可能不是 ADHD 的最佳特征子集,且测试集样本数过少;Moghaddari 等^[13]使用 CNN 分析脑电信号,识别 ADHD 儿童与健康对照的分类准确率达 95% 以上;上述研究体现了脑电图数据结合机器学习在 ADHD 诊断中的高效性和精确性,为发展客观的诊断指标提供了新的可能。此外,Zhang 等^[14]在注意力检测任务中引入了脑电信号的三维表示,并提出了一种具有级联和并行卷积操作的三维 CNN 模型,证明了三维 CNN 模型在评估注意力方面的巨大潜力,然而,该方法的通用性和在不同认知任务下的表现仍需进一步研究和验证。由自主神经系统介导的脑-心相互作用在 ADHD 和品行障碍等神经和行为障碍中有不同的表现,因此 Loh 等^[15]使用 CNN 技术分析心电图数据区分 ADHD、品行障碍、ADHD 合并品行障碍患者,显示出良好的应用前景。尽管 ML 和 DL 在电生理学领域的应用为 ADHD 的客观化诊断带来了希望,但未来的研究仍需解决样本量有限、模型泛化能力和模型可解释性等问题,以推动其在临床实践中的进一步优化。

1.3 神经影像学检测 对 ADHD 神经影像学的研究已接近 30 年,但目前仍然未被广泛应用于临床^[16]。已有不少研究者利用 ML 开发了基于神经影像学的 ADHD 诊断分类器,这些研究在选择 MRI 模式、ML 模型、交叉验证和测试方法以及样本大小方面各不相同^[17]。例如,Uyulan 等^[18]采用迁移学习方法,特别是 ResNet-50 类型的预训练二维

CNN,对 ADHD 儿童和健康儿童的磁共振功能成像(Functional Magnetic Resonance Imaging, fMRI)进行自动分类,实现了 93.45%的总体分类准确率;通过类激活映射对结果的解读,还发现 ADHD 儿童与典型发育儿童在额叶、顶叶和颞叶等多个大脑区域存在差异^[18]。进一步,Wang 等^[19]在检测多尺度脑网络紊乱的多尺度视图模块以及路径注意模块的基础上,提出了具有注意力机制的三维多尺度视图 CNN,将 ADHD-200 数据集的结构磁共振成像(structural Magnetic Resonance Imaging, sMRI)数据用于测试时,其表现优于之前的三维 CNN 结构。随着时间的推移,文献报告的基于 MRI 的 ADHD 分类测试准确率有所提高而与训练样本的规模无关,这可能是由于使用了更好的机器学习方法以及处理数据不平衡的策略所致。除 fMRI 及 MRI 外,有研究发现仅使用近红外功能成像(functional near-infrared spectroscopy, fNIRS)数据的正则化线性判别分析也可有效区分 ADHD 儿童和典型发育儿童,具有较高的准确度^[20]。方法的差异可能导致不同研究结果的差异,未来的研究应使用尽可能多的样本,并依靠保留的测试集而非仅依赖交叉验证来评估预测准确性;需更多关注样本代表性不足的问题、特别是女性和成年人数据的收集^[17];此外,仅使用神经影像学数据是不够的,与临床数据、遗传学数据等其他数据的结合可能会提高模型的分类效能。

1.4 行为评估和可穿戴设备 临床诊断 ADHD 患者要求症状长期出现在 2 个或以上的场合,因此对非临床环境且不同场景下患者的行为观察和评估尤为重要。研究人员将机器学习技术应用到可穿戴设备中,开发了多种创新方法,用于客观地监测和评估 ADHD 症状。有研究者招募了 22 名受试儿童,要求受试者在上学期间佩戴 2 个三轴加速度计,一个在优势臂的手腕上,另一个在优势腿的脚踝上,通过三轴加速度信号转换成二维加速度图像,并利用 CNN 进行训练,以识别未接受任何治疗的 ADHD 儿童与对照组之间的差异^[21]。但这项研究只分析了上学期间 6h 的数据,Amado-Caballero 等^[22]弥补了这一不足,他们进行了 24h 的行为记录,并与深度学习技术相结合,提出了一种价格低廉、非侵入性的 ADHD 症状客观检测及评估方法,与 MRI 和脑电图等其他客观数据相比,通过行为记录获取数据更加简单,可作为一种有用且简单的筛选工具^[22]。此外,Chen 等^[23]设计了一个基于外观的数据驱动的端到端 CNN 模型,用于在非临床环境下进行眼动

追踪。这项研究展示了该技术在低分辨率和低采样率条件下的有效性,能够可靠地区分对照组和 ADHD 组的眼动模式,为 ADHD 症状的筛查提供了一种新的解决方案;Wiguna 等^[24]提出可以应用深度学习模型开发一种更准确的 ADHD-虚拟现实数字游戏诊断工具,不仅对 ADHD 临床症状具有敏感性和特异性,还能创造一种游戏体验;且由于该诊断工具可实现远程诊断的功能,其临床应用有望为卫生资源匮乏地区的 ADHD 患者带来福音。综合这些研究成果,可穿戴设备结合深度学习技术不仅可以有效地监测 ADHD 患者的行为模式,还有望为他们的长期管理和治疗提供支持。这些技术的进步不仅在于其客观性和高效性,还在于其能够在真实的日常生活环境中捕捉到多样化和复杂的行为模式,为未来的 ADHD 诊断和治疗方法开发提供了新的方向和可能性。

1.5 基因组学测试 基因组学也是 ADHD 诊断中的重要部分。Liu 等^[25]对 116 名非裔美国 ADHD 儿童和 408 名非裔美国对照儿童的全基因组测序拷贝数变异数据进行了研究,深度学习预测 ADHD 诊断的准确率始终保持在 78%左右,高于传统 k 均值聚类方法准确率的 50%。尽管全基因组关联研究能识别与 ADHD 相关的风险变异和 *P* 值显著的基因,但可能对 *P* 值不显著的多个变异的综合效应识别不足,而深度学习模型则可以捕捉到这种综合效应。如 Liu 等^[26]利用 *P* 值不显著的单核苷酸多态性区分 1 033 名被诊断为 ADHD 的患儿与 950 名健康对照者,准确率达 90.18%。未来基因组学研究 with 深度学习网络的结合有望成为 ADHD 辅助诊断的发展方向,但由于获取基因组测序数据的成本较高,基因组数据庞大,为了避免模型的过拟合问题研究者控制了特征向量的数量^[25],未来还需对模型进行进一步的改进和验证,以提高可信度和临床应用性。

1.6 多组学研究 机器学习算法能够同时对多个疾病特征建模,将基因数据、神经影像学数据、临床数据等不同方面的数据结合起来,以探索不同因素之间的复杂相互作用。而这些复杂的相互作用正是导致精神疾病或发育障碍性疾病发生和发展的原因。此外,多组学的方法也有助于明确生物标志物和内表型^[27]。例如,Yoo 等^[28]将多模态神经成像(结构 MRI、弥散张量成像、fMRI 和静息态 fMRI)与遗传、临床和神经心理学数据相结合,以皮层厚度和体积特征组成的模型区分 ADHD 儿童和典型发育儿童,准确率达到 85.1%。另一方面,Kautzky

等^[29]将影像学 and 遗传预测因素结合起来,利用 RF 模型证明了血清素转运体、*HTR1B* 基因和 *HTR2A* 基因与 ADHD 的相关性。多组学方法为深入理解 ADHD 等精神疾病的复杂性提供了新的视角和工具。未来的研究应该继续整合不同层面的数据,并结合更强大的分析工具,以加深对这些疾病生物学机制的认识,并为个体化治疗策略的开发奠定基础。

2 机器学习面临的挑战

尽管机器学习为 ADHD 诊断模式的发展做出了重要贡献,但必须认识到目前的研究仍然存在诸多待解决的问题。首先,在数据来源方面,获取有意义、高质量、大规模的数据是一项重大挑战^[30]。如临床数据、神经影像学数据、基因组数据等,这些数据的收集和整合需要跨学科的合作与技术支持,以确保数据的完整性和可靠性。其次是机器学习算法存在过度拟合的风险问题。当一个模型紧密拟合训练数据集时,表现出较小的偏差,但有可能无法很好地泛化到测试数据集^[30-31];另外一些研究,尤其是 ADHD 神经影像学方面的研究,由于样本量小,或存在循环分析或缺乏内部验证等原因,报告的准确性可能被夸大^[32]。第三,算法的可解释性问题也是需要面对的挑战。ML 算法就像一个“黑匣子”,输入一些数据,研究者就能得到预测结果,然而研究者不仅想获得一个好的预测结果,还希望知道哪些变量在预测时起到更重要的作用^[33]。并非所有的机器学习模型都在学习过程中对输入特征的重要性进行排序;而包含特征排序机制的机器学习模型也可能受到模型排序方法的限制,例如,线性 SVM 中的特征排序只识别与 ADHD 呈线性关系的高贡献特征;另外,尽管目前已有大量与机器学习相关的文献报道,但仍然缺乏评估其研究质量的金标准^[34]。最后,也必须考虑到在数据采集、数据使用、可穿戴设备应用的同时,还存在隐私和伦理问题。在采集数据前需要与测试对象及其带养人就其数据的使用进行沟通并签署知情同意书,应用过程中需要确保数据安全及患者隐私保护,防止不当使用患者数据或隐私泄露的情况^[35]。

3 总结与展望

ML 和 DL 有望为 ADHD 诊断模式的发展提供革命性的工具,各种模型在不同数据类型和 ADHD 诊断任务中的应用,展示了其在改善诊断准确性和效率方面的潜力。但它们仍面临诸如数据质量、过度拟合、模型可解释性和伦理问题等挑战。未来需

进一步改进算法、增强模型的可解释性,同时还要注意确保隐私,并且在更多临床研究中进一步验证,以推动 ML 和 DL 在 ADHD 临床诊疗中的应用,为 ADHD 的早期诊断和规范治疗、科学管理提供更为有效的工具,从而改善治疗效果并提高患者及家庭的生活质量。

参考文献

- [1] Wolraich ML, Hagan JF, Allan C, et al. Clinical practice guideline for the diagnosis, evaluation, and treatment of attention-deficit/hyperactivity disorder in children and adolescents[J]. *Pediatrics*, 2019, 144(4): e20192528.
- [2] Liu A, Xu Y, Yan Q, et al. The prevalence of attention deficit/hyperactivity disorder among Chinese children and adolescents[J]. *Sci Rep*, 2018, 8(1): 11169.
- [3] Faraone SV, Biederman J, Mick E. The age-dependent decline of attention deficit hyperactivity disorder: A Meta-analysis of follow-up studies[J]. *Psychol Med*, 2006, 36(2): 159-165.
- [4] Faraone SV, Bellgrove MA, Brikell I, et al. Attention-deficit/hyperactivity disorder[J]. *Nat Rev Dis Primers*, 2024, 10(1): 11.
- [5] Halperin JM, Bédard AC, Curchack-Lichtin JT. Preventive interventions for ADHD: A neurodevelopmental perspective[J]. *Neurotherapeutics*, 2012, 9(3): 531-41.
- [6] Loh HW, Ooi CP, Barua PD, et al. Automated detection of ADHD: Current trends and future perspective[J]. *Comput Biol Med*, 2022, 146: 105525.
- [7] Mikolas P, Vahid A, Bernardoni F, et al. Training a machine learning classifier to identify ADHD based on real-world clinical data from medical records[J]. *Sci Rep*, 2022, 12(1): 12934.
- [8] Emser TS, Johnston BA, Steele JD, et al. Assessing ADHD symptoms in children and adults: Evaluating the role of objective measures[J]. *Behav Brain Funct*, 2018, 14(1): 11.
- [9] Lin IC, Chang SC, Huang YJ, et al. Distinguishing different types of attention deficit hyperactivity disorder in children using artificial neural network with clinical intelligent test[J]. *Front Psychol*, 2022, 13: 1067771.
- [10] Zhang-James Y, Chen Q, Kuja-Halkola R, et al. Machine-learning prediction of comorbid substance use disorders in ADHD youth using Swedish registry data[J]. *J Child Psychol Psychiatry*, 2020, 61(12): 1370-1379.
- [11] Phyto Wai AA, Dou M, Guan C. Generalizability of EEG-based mental attention modeling with multiple cognitive tasks[J]. *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc*, 2020, 2020: 2959-2962.
- [12] Öztoprak H, Toyçan M, Alp YK, et al. Machine-based classification of ADHD and nonADHD participants using time/frequency features of event-related neuroelectric activity[J]. *Clin Neurophysiol*, 2017, 128(12): 2400-2410.
- [13] Moghaddari M, Lighvan MZ, Danishvar S. Diagnose ADHD disorder in children using convolutional neural network based on continuous mental task EEG[J]. *Comput Meth-*

- ods Programs Biomed, 2020, 197: 105738.
- [14] Zhang Y, Cai H, Nie L, et al. An end-to-end 3D convolutional neural network for decoding attentive mental state[J]. *Neural Netw*, 2021, 144: 129-137.
- [15] Loh HW, Ooi CP, Oh SL, et al. Deep neural network technique for automated detection of ADHD and CD using ECG signal[J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2023, 241: 107775.
- [16] Pereira-Sanchez V, Castellanos FX. Neuroimaging in attention-deficit/hyperactivity disorder[J]. *Curr Opin Psychiatry*, 2021, 34(2): 105-111.
- [17] Zhang-James Y, Razavi AS, Hoogman M, et al. Machine learning and MRI-based diagnostic models for ADHD: Are we there yet? [J]. *J Atten Disord*, 2023, 27(4): 335-353.
- [18] Uyulan C, Erguzel TT, Turk O, et al. A class activation map-based interpretable transfer learning model for automated detection of ADHD from fMRI data[J]. *Clin EEG Neurosci*, 2023, 54(2): 151-159.
- [19] Wang Z, Zhu Y, Shi H, et al. A 3D multiscale view convolutional neural network with attention for mental disease diagnosis on MRI images[J]. *Math Biosci Eng*, 2021, 18(5): 6978-6994.
- [20] Yang CM, Shin J, Kim JI, et al. Classifying children with ADHD based on prefrontal functional near-infrared spectroscopy using machine learning[J]. *Clin Psychopharmacol Neurosci*, 2023, 21(4): 693-700.
- [21] Muñoz-Organero M, Powell L, Heller B, et al. Automatic extraction and detection of characteristic movement patterns in children with ADHD based on a convolutional neural network (CNN) and acceleration images[J]. *Sensors (Basel)*, 2018, 18(11): 3924.
- [22] Amado-Caballero P, Casaseca-De-La-Higuera P, Alberola-Lopez S, et al. Objective ADHD diagnosis using convolutional neural networks over daily-life activity records[J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2020, 24(9): 2690-2700.
- [23] Chen X, Wang S, Yang X, et al. Utilizing artificial intelligence-based eye tracking technology for screening ADHD symptoms in children[J]. *Front Psychiatry*, 2023, 14: 1260031.
- [24] Wiguna T, Wigantara NA, Ismail RI, et al. A four-step method for the development of an ADHD-VR digital game diagnostic tool prototype for children using a DL model[J]. *Front Psychiatry*, 2020, 11: 829.
- [25] Liu Y, Qu HQ, Chang X, et al. Deep learning prediction of attention-deficit hyperactivity disorder in African Americans by copy number variation[J]. *Exp Biol Med (Maywood)*, 2021, 246(21): 2317-2323.
- [26] Liu L, Feng X, Li H, et al. Deep learning model reveals potential risk genes for ADHD, especially Ephrin receptor gene EPHA5[J]. *Brief Bioinform*, 2021, 22(6): bbab207.
- [27] Vasilchenko KF, Chumakov EM. Current status, challenges and future prospects in computational psychiatry: A narrative review [J]. *Consort Psychiatr*, 2023, 4(3): 33-42.
- [28] Yoo JH, Kim JI, Kim BN, et al. Exploring characteristic features of attention-deficit/hyperactivity disorder: Findings from multi-modal MRI and candidate genetic data[J]. *Brain Imaging Behav*, 2020, 14(6): 2132-2147.
- [29] Kautzky A, Vanicek T, Philippe C, et al. Machine learning classification of ADHD and HC by multimodal serotonergic data[J]. *Transl Psychiatry*, 2020, 10(1): 104.
- [30] Iyortsuun NK, Kim SH, Jhon M, et al. A review of machine learning and deep learning approaches on mental health diagnosis[J]. *Healthcare (Basel)*, 2023, 11(3): 285.
- [31] Sun J, Dong QX, Wang SW, et al. Artificial intelligence in psychiatry research, diagnosis, and therapy[J]. *Asian J Psychiatr*, 2023, 87: 103705.
- [32] Pulini AA, Kerr WT, Loo SK, et al. Classification accuracy of neuroimaging biomarkers in attention-deficit/hyperactivity disorder: Effects of sample size and circular analysis [J]. *Biol Psychiatry Cogn Neurosci Neuroimaging*, 2019, 4(2): 108-120.
- [33] Musolf AM, Holzinger ER, Malley JD, et al. What makes a good prediction? Feature importance and beginning to open the black box of machine learning in genetics[J]. *Hum Genet*, 2022, 141(9): 1515-1528.
- [34] Cao M, Martin E, Li X. Machine learning in attention-deficit/hyperactivity disorder: New approaches toward understanding the neural mechanisms [J]. *Transl Psychiatry*, 2023, 13(1): 236.
- [35] Ngiam KY, Khor IW. Big data and machine learning algorithms for health-care delivery[J]. *Lancet Oncol*, 2019, 20(5): e262-e273.

收稿日期:2024-05-07 修回日期:2024-11-06 本文编辑:杨媛媛

(上接第 425 页)

- [43] 贺佳希. 小组工作介入 ASD 青少年独立生活技能提升的实务探索[D]. 太原: 太原科技大学, 2023.
- He JX. Practical Exploration of group work intervention in improving independent life skills in autistic adolescents[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Science and Technology, 2023. (in Chinese)
- [44] Rodgers M, Simmonds M, Marshall D, et al. Intensive behavioural interventions based on applied behaviour analysis for young children with autism: An international collaborative individual participant data Meta-analysis[J]. *Autism*, 2021, 25(4): 1137-1153.

- [45] 蓝伊宁. 感觉统合理论下自闭症儿童康复类绘本设计研究[D]. 桂林: 广西师范大学, 2023.
- Lan YN. Research on the design of rehabilitation picture books for children with autism under the theory of sensory integration[D]. Guilin: Guangxi Normal University, 2023. (in Chinese)
- [46] Randell E, Mcnamara R, Delport S, et al. Sensory integration therapy versus usual care for sensory processing difficulties in autism spectrum disorder in children: Study protocol for a pragmatic randomised controlled trial[J]. *Trials*, 2019, 20(1): 113.

收稿日期:2024-02-28 修回日期:2024-06-17 本文编辑:杨媛媛