·数字康复与神经发育·

儿童神经发育障碍领域人工智能应用的研究热点与趋势分析

王悦，雷晓梅

西安交通大学第二附属医院，陕西 西安　710004

摘　要：目的　分析人工智能（AI）在儿童神经发育障碍研究中的应用现状、热点主题及变化趋势。**方法**　检索 Web of Science 核心合集中 2010 年 1 月 1 日—2026 年 5 月 31 日发表的英文文献，采用 Excel、VOSviewer 和 CiteSpace 分析发文趋势、合作网络、关键词共现及突现，并基于题名、摘要和关键词进行多标签内容编码。**结果**　共纳入文献 1 776 篇。发文量总体呈上升趋势，2018 年后增长较明显，2025 年达到峰值（297 篇）。美国（480 篇）和中国（451 篇）发文量居前两位。关键词共现显示，研究主题主要包括孤独症谱系障碍（ASD）早期筛查、社交行为识别与智能干预，以注意缺陷多动障碍（ADHD）为代表的脑功能评估与深度学习，以及学习/语言障碍识别与特征提取。关键词突现显示，深度学习、异质性、自然语言处理、严重程度评估、工作记忆和图神经网络等为近年研究热点。内容编码显示，研究对象以 ASD（1 228 篇，69.14%）和 ADHD（430 篇，24.21%）为主；应用方向中疾病识别/辅助诊断最常见（1 374 篇，77.36%）；数据来源包括脑影像、脑电图、视觉行为、语音语言、眼动、运动轨迹、行为量表及机器人/虚拟现实等交互资料；算法类型以传统机器学习（1 148 篇，64.64%）和深度学习/神经网络类方法（670 篇，37.73%）为主。**结论**　AI 在儿童神经发育障碍领域的研究持续增加，研究内容以疾病识别与辅助诊断为主，并向早期筛查、多模态评估、智能干预、异质性识别和学习/语言障碍识别等方向拓展。未来应进一步开展多中心研究与验证，为儿童神经发育障碍早期识别、评估和干预提供更充分的证据支持。

关键词：　人工智能；神经发育障碍；文献计量学；机器学习；深度学习；儿童

中图分类号：R179　**文献标识码：**A　**文章编号：**1008-6579(2026)08-0847-08　doi:10.11852/zgetbjzz2026-0734

Research hotspots and trends analysis of artificial intelligence application in the field of childhood neurodevelopmental disorders

WANG Yue, LEI Xiaomei

The Second Affiliated Hospital of Xi'an Jiaotong University, Xi'an, Shaanxi 710004, China

Corresponding author: LEI Xiaomei, E-mail: 769749733@qq.com

Abstract:　Objective　To analyze the application status, research hotspots, and evolving trends of AI in childhood neurodevelopmental disorders.　**Methods**　English articles published from January 1, 2010 to May 31, 2026 were retrieved from the Web of Science Core Collection. Excel, VOSviewer, and CiteSpace were used to analyze publication trends, collaboration networks, keyword co-occurrence, and keyword bursts. Multi-label content coding was performed based on titles, abstracts, and keywords.　**Results**　A total of 1 776 articles were included. The annual number of publications increased overall, with marked growth after 2018 and a peak in 2025 (n=297). The United States (n=480) and China (n=451) were the leading contributors. Keyword co-occurrence analysis identified three major clusters: autism spectrum disorder (ASD) early screening, social behavior recognition, and intelligent intervention; attention-deficit/hyperactivity (ADHD)-related brain function assessment and deep learning; and learning/language disorder recognition and feature extraction. Keyword burst analysis identified deep learning, heterogeneity, natural language processing, severity assessment, working memory, and graph neural networks as recent hotspots. Content coding showed that studies mainly focused on ASD (1 228, 69.14%) and ADHD (430, 24.21%). Disease identification and assisted diagnosis (1 374, 77.36%) was the most common application. Data sources included neuroimaging, electroencephalogram, visual behavior, speech and language, eye tracking, movement trajectories, behavioral scales, and robot/virtual reality interaction. Traditional machine learning (1 148, 64.64%) and deep learning/neural network-based methods (670, 37.73%) were the predominant methods.　**Conclusions**　Research on AI in childhood neurodevelopmental disorders has continued to increase. Current studies mainly focus on disease identification and assisted diagnosis, and have gradually

基金项目：西安交通大学第二附属医院院基金管理项目[YJ(QN)202410]

作者简介：王悦（1993—），女，编辑，硕士学位，主要研究方向为儿童保健。

通信作者：雷晓梅，E-mail：769749733@qq.com

extended to early screening, multimodal assessment, intelligent intervention, heterogeneity identification, and recognition of learning/language disorders. Further studies should strengthen multicenter research and validation, so as to provide evidence for early identification, assessment, and intervention of childhood neurodevelopmental disorders.

Keywords: artificial intelligence; neurodevelopmental disorders; bibliometrics; machine learning; deep learning; children

儿童神经发育障碍是一组起病于发育期，以智力、语言、运动、学习、注意控制和社会交往等功能发育受损为主要特征的疾病，包括孤独症谱系障碍(autism spectrum disorder，ASD)、注意缺陷多动障碍(attention-deficit/hyperactivity disorder，ADHD)、智力障碍、沟通障碍、特定学习障碍、发育性协调障碍和抽动障碍等[1]。此类疾病起病早、病程长、表现异质性强，传统筛查和评估主要依赖量表、家长报告和临床经验，易受主观判断、评估者水平及地区资源差异影响。近年来，人工智能(artificial intelligence，AI)技术逐渐用于儿童神经发育障碍研究，在多模态数据整合、客观行为识别、风险预测和智能干预等方面显示出应用潜力[2-4]。文献计量学可揭示某一领域的发展脉络、知识结构和研究前沿[5]。鉴于相关研究增长迅速且方向分散，本研究采用 VOSviewer、CiteSpace 及内容编码方法，系统分析 AI 在儿童神经发育障碍领域的研究热点和趋势，为后续研究提供参考。

1 资料和方法

1.1 数据检索策略 以 Web of Science 核心合集(SCI-E、SSCI)为数据来源，检索时间为 2010 年 1 月 1 日—2026 年 5 月 31 日。检索式由 AI、神经发育障碍和儿童 3 组相关主题词构成，组内采用 OR 连接，组间采用 AND 连接。AI 相关词包括 artificial intelligence、machine learning、deep learning、natural language processing、computer vision、digital phenotyping、brain-computer interface 和 social robot 等；神经发育障碍相关词包括 neurodevelopmental disorder、ASD、ADHD、developmental delay、intellectual disability、specific learning disorder、dyslexia、language disorder、developmental coordination disorder、tic disorder 和 Tourette syndrome 等；儿童相关词包括 child、pediatric、paediatric、adolescent、infant、toddler、preschool、school-age 和 youth 等。检索字段为主题词(Topic)，语言限定为英文，文献类型限定为 Article。

1.2 文献纳入与排除标准 纳入标准：1)研究对象为儿童青少年(<18 岁)；2)疾病涉及 ASD、ADHD、智力障碍/发育迟缓、语言障碍、特定学习障碍/阅读障碍、发育性协调障碍、抽动障碍等神经发育障碍；3)明确采用 AI、机器学习、深度学习或人工智能相关算法；4)AI 直接用于筛查、诊断、评估、分型、预测、干预、康复、行为监测或生物标志物识别。排除标准：1)研究对象为脑性瘫痪、癫痫患儿；2)AI 应用场景不符、信息不足、未实际使用 AI 方法；3)基础/动物实验、非临床应用；4)研究方案、会议摘要和评论等文献。

1.3 文献筛选 初步检索获得文献 3 135 篇，核查题名、作者、DOI 和 WOS 号未发现重复记录。依据纳入与排除标准筛选题名、摘要和关键词，不确定的文献阅读全文后决定。共排除 1 359 篇，最终纳入 1 776 篇。文献筛选流程见图 1。

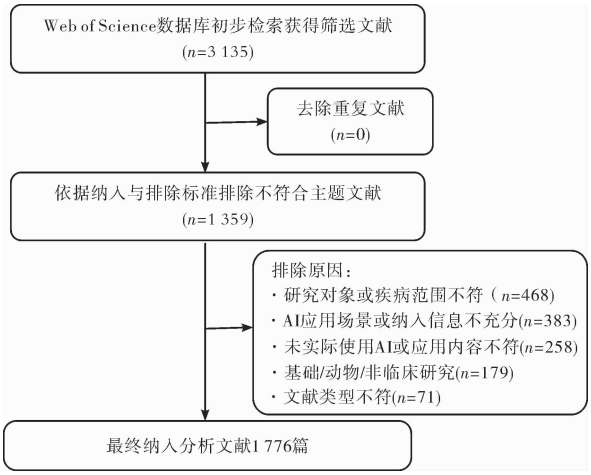


图 1 文献筛选流程图

Fig. 1 Flow diagram of literature screening

1.4 数据处理与分析 以最终纳入的 1 776 篇文献为对象建立题录数据集，采用 Excel 绘制年度发文趋势图。学科类别和来源期刊分布基于 Web of Science 统计功能获得。因同一文献可归属多个学科类别，学科类别采用多重计数，百分比合计可超过 100%。

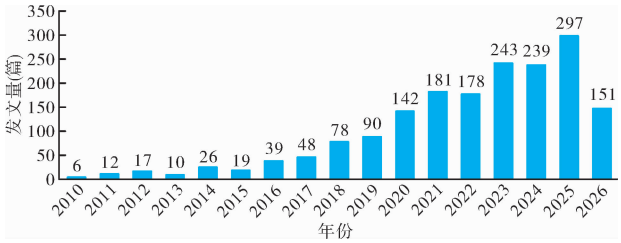
可视化分析前对题录数据进行清洗，统一国家/地区、作者和机构名称，规范关键词大小写、单复数及同义词表达，建立 VOSviewer 同义词词典(thesaurus file)并剔除宽泛词。VOSviewer 1.6.20 采用 full counting 方法构建合作网络和关键词共现网络；CiteSpace 6.4.1 用于关键词突现分析，时间切片为 1 年，节点类型为 Keyword，Term Source 选择 Author Keywords，Selection Criteria 选择 g-index

(k=50)，其余设置均为默认。

在常规文献计量分析之外，本研究采用关键词词典辅助的多标签内容编码，对题名、摘要、作者关键词和 Keywords Plus 进行补充分析。根据研究目的和前期阅读建立疾病类型、AI 应用方向、数据来源和算法类型 4 个维度的分类框架及关键词词典，先进行关键词词典辅助初筛，再结合题名和摘要进行人工校准。若同一文献涉及多种疾病、应用方向、数据来源或算法类型，则采用多标签归类，因此各类别百分比之和可超过 100%。

2　结　果

2.1　年度发文趋势　2010—2026 年，AI 在儿童神经发育障碍领域的研究总体呈上升趋势。2010—2017 年各年度均低于 50 篇；2018 年后逐渐增加，2020 年达 142 篇；2021 年后维持高位，2025 年达峰值 297 篇；2026 年截至 5 月 31 日已有 151 篇，提示研究热度仍较高。见图 2。



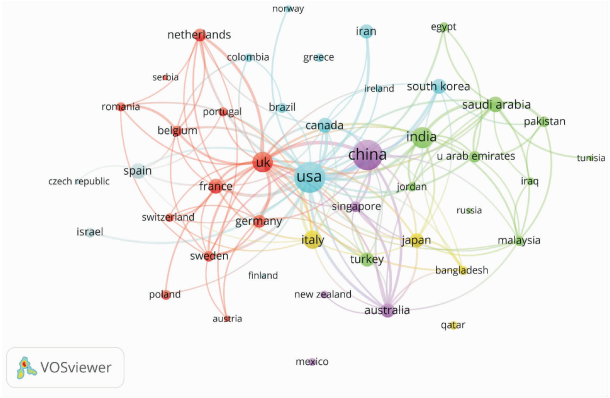
注：年度发文量基于最终纳入的 1 776 篇文献按出版年份统计。2026 年数据截至检索日期，非完整年度数据。

图 2　2010—2026 年 AI 在儿童神经发育障碍领域研究的年度发文量

Fig. 2　Annual publications on AI in childhood neurodevelopmental disorders from 2010 to 2026

2.2　学科类别与来源期刊分布　发文量前 5 位的学科类别为神经科学(322 篇，18.13%)、精神病学(207 篇，11.66%)、电气与电子工程(193 篇，10.87%)、计算机科学-人工智能(182 篇，10.25%)和生物医学工程(152 篇，8.56%)，提示该领域具有多学科交叉特征。来源期刊分布较分散，前 10 位期刊合计占比 23.42%；*Scientific Reports* 发文最多(79 篇，4.45%)，*IEEE Access*(57 篇)和 *Frontiers in Psychiatry*(54 篇)次之；篇均被引频次以 *PLoS ONE* 最高(77.41 次)，*Journal of Autism and Developmental Disorders*(41.05 次)和 *International Journal of Social Robotics*(33.38 次)次之。

2.3　国家/地区分布与合作　美国(480 篇)和中国(451 篇)发文量居前两位，也是合作网络的核心节点；印度(173 篇)、英国(161 篇)、意大利(112 篇)和沙特阿拉伯(76 篇)次之。整体形成以美、中、英为核心的多中心合作格局，但部分国家仍处于网络边缘。见图 3。



注：国家/地区发文量阈值≥5 篇，共 45 个节点。节点大小表示发文量，连线表示合作关系，连线越粗表示合作强度越高，颜色代表合作聚类。

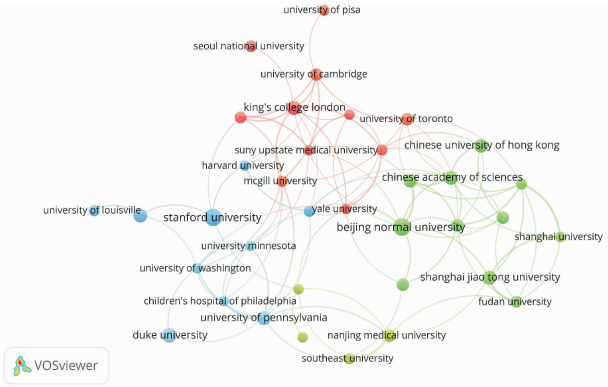
图 3　AI 在儿童神经发育障碍领域研究的国家/地区合作网络图

Fig. 3　Country/region collaboration network of research on AI in childhood neurodevelopmental disorders

2.4　机构分布与合作　机构合作网络形成以中国、美国和欧洲机构为主的多个合作簇。北京师范大学发文量最高(36 篇)，斯坦福大学次之(34 篇)且被引频次最高(2 140 次)。中国科学院、上海交通大学、复旦大学、宾夕法尼亚大学、华盛顿大学、伦敦国王学院、剑桥大学等机构也较为活跃。高产机构主要分布于中国、美国和欧洲，跨簇合作仍相对有限。见图 4。

2.5　作者分布　作者合作网络显示，领域内形成多个相对独立的合作团簇。Dawson G、Di Martino、Sapiro G 等构成较紧密的国际合作网络；北京师范大学李小俚、北京大学第六医院孙黎、华南师范大学李军、南京医科大学附属脑科医院柯晓燕等中国作者形成局部团队。不同团队间跨群连接有限，作者合作仍以团队内部或局部合作为主。见图 5。

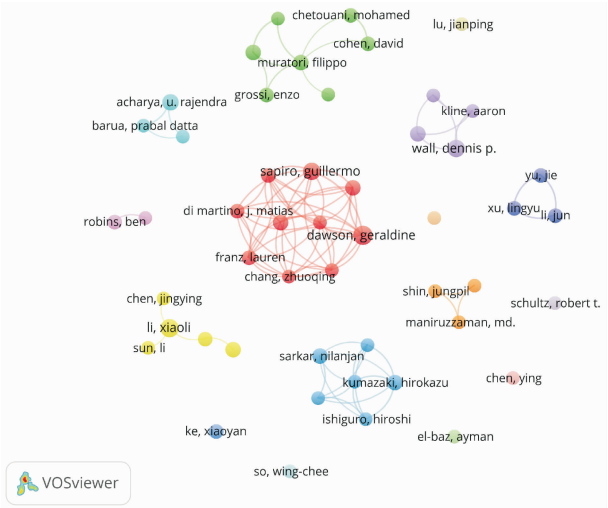
2.6　关键词共现及聚类　核心关键词包括孤独症谱系障碍(autism spectrum disorder，864 次，总连接强度 1 265)、机器学习(machine learning，467 次，总连接强度 803)、ADHD(257 次，总连接强度 402)、深度学习(deep learning，205 次，总连接强度 434)、脑电图(EEG，147 次，总连接强度 304)、人工智能(artificial intelligence，99 次，总连接强度 187)、功能性磁共振成像(fMRI，82 次，总连接强度 170)、卷积神经网络(convolutional neural network，75 次，总连接强度 185)、支持向量机(support vector machine，



注：机构发文量阈值≥13 篇，共 40 个节点。节点大小表示发文量，连线表示合作关系，颜色代表合作聚类。

图 4　AI 在儿童神经发育障碍领域研究的机构合作网络图

Fig. 4　Institutional collaboration network of research on AI in childhood neurodevelopmental disorders

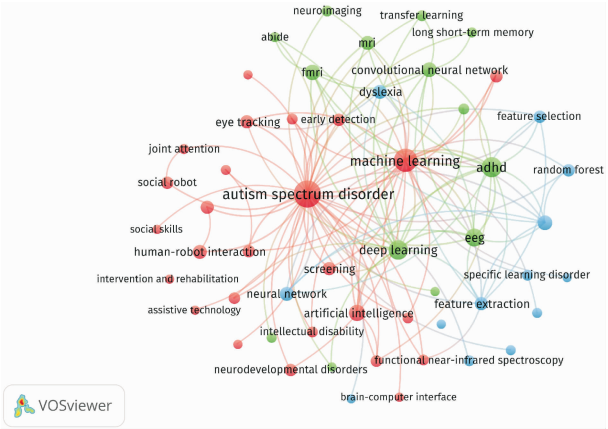


注：作者发文量阈值≥7 篇，共 50 个节点。节点大小表示发文量，连线表示合作关系，颜色代表合作聚类。

图 5　AI 在儿童神经发育障碍领域研究的作者合作网络图

Fig. 5　Author collaboration network of research on AI in childhood neurodevelopmental disorders

73 次，总连接强度 154）和磁共振成像（MRI，60 次，总连接强度 121）。其中，autism spectrum disorder 和 machine learning 节点较大并位于网络中心，是该领域的核心主题。见图 6。



注：选取作者关键词进行分析，关键词阈值≥10，共 53 个节点，设置 Strength≥6。节点大小表示关键词出现的频次，连线表示关键词共现关系，连线越粗表示共现强度越高，不同颜色代表不同主题聚类。

图 6　AI 在儿童神经发育障碍领域研究的关键词共现图

Fig. 6　Co-occurrence network of keywords in research on AI in childhood neurodevelopmental disorders

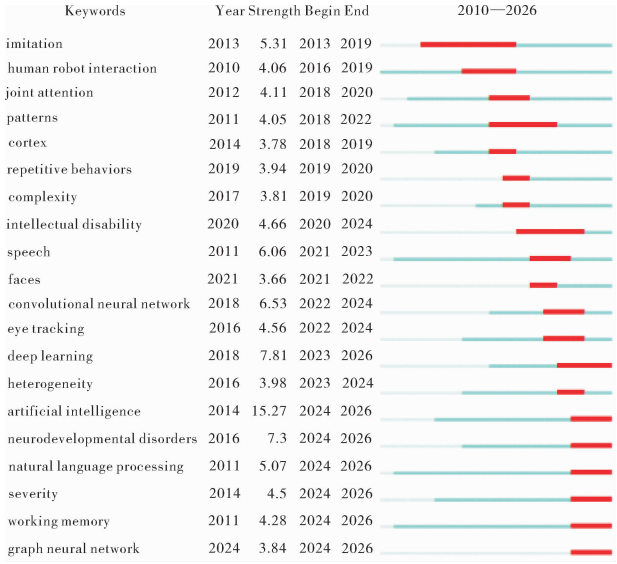
关键词共现网络可归纳为 3 个主要聚类：1）ASD 早期筛查、社交行为识别与智能干预，主要涉及眼动追踪、共同注意、社交机器人、人机互动、虚拟现实和干预康复等；2）以 ADHD 为代表的脑功能评估与深度学习，主要涉及 ADHD、EEG、MRI、fMRI、卷积神经网络、图神经网络、迁移学习和可解释 AI 等；3）学习/语言障碍识别与特征提取，主要涉及阅读障碍、书写障碍、发育性语言障碍、特征提取、特征选择、随机森林和支持向量机等。总体来看，该领域以 ASD 和机器学习为核心，并呈现向多模态评估、智能干预及其他神经发育障碍识别拓展的趋势。见表 1。

表 1　关键词共现主题聚类

Tab. 1　Clusters of keyword co-occurrence

聚类	主题	代表关键词
1	ASD 早期筛查、社交行为识别与智能康复干预	autism spectrum disorder、screening、early detection、eye tracking、facial expressions、emotion recognition、joint attention、social robot、robotics、human-robot interaction、social skills、intervention and rehabilitation、virtual reality、wearable sensors
2	以 ADHD 为代表的脑功能评估与深度学习	ADHD、EEG、fMRI、MRI、neuroimaging、deep learning、convolutional neural network、graph neural network、transformer、transfer learning、explainable AI
3	学习/语言障碍识别与特征提取	dyslexia、dysgraphia、developmental language disorder、specific learning disorder、feature extraction、feature selection、data mining、decision tree、random forest、support vector machine、task analysis、functional near-infrared spectroscopy

2.7　关键词突现　关键词突现分析显示，研究前沿具有一定阶段性。2013—2020 年前后，imitation、human robot interaction、joint attention、repetitive behaviors 等关键词相继突现，主要涉及 ASD 社交行为、模仿能力和人机交互研究。2020—2024 年前后，intellectual disability、speech、faces、convolutional neural network 和 eye tracking 等关键词突现，提示研究对象、数据来源和算法方法进一步扩展。2023 年以来，deep learning 和 heterogeneity 开始突现；2024 年至检索时点，artificial intelligence、neurodevelopmental disorders、natural language processing、severity、working memory 和 graph neural network 等持续突现，提示近期研究前沿主要涉及深度学习、异质性、自然语言处理、严重程度评估、工作记忆和图神经网络等。见图 7。



注：红色线段代表突现持续时间，Strength 代表突现强度。

图 7　突现强度前 20 位关键词

Fig. 7　Top 20 keywords with the strongest citation bursts

2.8　AI 应用总体特征及高被引文献特征　内容编码显示，AI 应用研究主要集中于 ASD（1 228 篇，69.14%）和 ADHD（430 篇，24.21%），其他神经发育障碍相关研究相对较少。数据来源包括脑影像、脑电图、视觉行为、语音语言、眼动、运动轨迹、行为量表及机器人/虚拟现实等交互资料。总体来看，疾病识别/辅助诊断（1 374 篇，77.36%）是最主要的应用方向，其次为干预/康复（813 篇，45.78%）、生物标志物识别（804 篇，45.27%）和早期筛查（491 篇，27.65%）等；算法以传统机器学习（1 148 篇，64.64%）和深度学习/神经网络（670 篇，37.73%）为主，图神经网络作为深度学习的特定分支，已开始用于脑网络和多模态数据分析；计算机视觉、自然语言处理、机器人/智能交互系统等方法也逐渐用于特定疾病和任务。不同神经发育障碍类型在数据来源、应用方向和 AI 方法上存在差异。见表 2。

被引频次前 20 位文献显示，高影响力研究主要集中于疾病识别与辅助诊断、早期筛查与风险预测、生物标志物识别、异质性与亚型分析、干预支持。其中，诊断和标志物研究多依托 MRI/fMRI、EEG、眼动和行为量表，采用支持向量机、极限学习机、卷积神经网络、自编码器等机器学习和神经网络等方法；早期筛查及风险预测主要涉及 ASD 高风险婴幼儿和阅读障碍；干预支持则以 ASD 社交机器人、虚拟现实、严肃游戏等为代表，常通过面部表情、身体动作、语音、生理信号和互动记录等数据识别儿童的情绪状态、参与度和任务表现。

3　讨　论

3.1　人工智能在儿童神经发育障碍应用中的研究增长较快，并呈现医工交叉特征　2010—2026 年该领域研究总体呈上升趋势，2018 年后增长较快，2021 年后维持高位，提示已进入快速发展阶段。这可能与早期筛查、客观评估和连续管理需求增加，以及脑影像、脑电、眼动、语音、视频行为、量表和可穿戴设备等多模态数据来源不断丰富有关。AI 方法为复杂特征提取和多模态整合提供了工具，推动了其在筛查、诊断、预测和干预监测中的拓展应用。从学科和期刊分布看，该领域既依托神经科学、精神病学和发育行为儿科学，又与工程技术、计算机科学和医学信息学交叉；但前 10 位来源期刊合计占比仅 23.42%，说明该领域尚未形成绝对核心发表平台，未来应进一步加强以临床问题为导向的医工合作。

3.2　人工智能研究领域多聚焦在 ASD 和 ADHD　本研究显示，AI 研究对象明显集中于 ASD 和 ADHD，其他神经发育障碍相关研究较少，与 Shahini 等[2]研究结果一致，提示当前研究更倾向于聚焦行为表型明确、评估数据相对丰富且临床关注度较高的疾病。ASD 研究最为集中，可能与其核心症状便于观察和衡量有关[6]。目光注视、共同注意、面部表情、语言交流和社交互动异常，可通过计算机视觉、眼动、语音和多模态评估等方式进一步记录和分析。Jiao 等[7]基于脑区皮层厚度建立 ASD 预测模型，Heinsfeld 等[8]利用 ABIDE 数据集开展 ASD 深度学习分类，Tang 等[9]基于视频和音频识别 ASD 高风险儿童，这提示 AI 相关的 ASD 研究资料来源正由量表、脑影像和结构化任务进一步扩展至视频

表 2 儿童不同神经发育障碍类型的 AI 应用特征

Tab. 2 AI application characteristics across different types of childhood neurodevelopmental disorders

疾病类型	文献数(%)	主要数据来源	主要应用方向	主要 AI 方法
ASD	1 228(69.14)	视觉行为数据(如视频行为、动作姿态和面部表情图像)、脑影像、行为量表、社交机器人/VR 交互、语音语言、眼动	疾病识别与辅助诊断、干预/康复、症状评估、早期筛查、行为监测、生物标志物识别	传统机器学习、深度学习/神经网络、计算机视觉、机器人/智能交互系统
ADHD	430(24.21)	脑影像、EEG、脑网络/功能连接及频谱特征、行为量表、执行功能/注意任务、运动活动数据和可穿戴活动记录	疾病识别与辅助诊断、症状评估、生物标志物识别、干预训练、分型/异质性识别	传统机器学习、深度学习/神经网络、SVM、随机森林、CNN
特定学习障碍/阅读障碍	125(7.04)	手写/书写轨迹、阅读材料视觉特征、脑影像、EEG、语音文本、眼动	疾病识别与辅助诊断、早期筛查、学习能力评估、生物标志物识别	传统机器学习、深度学习/神经网络、SVM、随机森林、集成学习
智力障碍/发育迟缓	93(5.24)	视频行为、姿态/动作/手势识别、面部表情和视觉特征、行为量表、语音语言文本、遗传/组学、认知测验	疾病识别与辅助诊断、干预/康复、症状评估、风险预测、早期筛查	传统机器学习、深度学习/神经网络、SVM、随机森林
语言/沟通障碍	71(4.00)	语音/语言文本、语言能力测评、沟通会话、声学特征	疾病识别与辅助诊断、干预康复、症状评估、早期筛查	传统机器学习、深度学习/神经网络、NLP、CNN、RNN/LSTM
抽动障碍/Tourette 综合征	29(1.63)	脑影像、遗传/组学、视频/动作数据、行为量表、语音/运动数据、EEG	疾病识别与辅助诊断、生物标志物识别、症状评估、早期筛查	传统机器学习、深度学习/神经网络、SVM、MLP、CNN
发育性协调障碍	28(1.58)	运动协调/动作表现、手写/书写轨迹、步态/平衡、触控/数字笔、视频姿态/骨架动作识别	疾病识别与辅助诊断、干预/康复、症状评估、行为监测	传统机器学习、深度学习/神经网络、计算机视觉

注:内容编码采用多标签归类,同一文献可同时涉及多种疾病、数据来源、应用方向或 AI 方法,因此各类别百分比合计可超过 100%。VR 为虚拟现实(virtual reality);EEG 为脑电图(electroencephalography);NLP 为自然语言处理(natural language processing);SVM 为支持向量机(support vector machine);CNN 为卷积神经网络(convolutional neural network);RNN/LSTM 为循环神经网络/长短期记忆网络(recurrent neural network/long short-term memory);MLP 为多层感知机(multilayer perceptron)。

行为、语音、眼动及更接近日常互动情境的数据。ADHD 研究次之,体现出客观评估、分型识别和治疗反应预测需求。Chen 等[10]基于脑电信号构建脑功能网络,并利用深度学习方法识别 ADHD 儿童;Feng 等[11]基于功能影像和图卷积深度聚类识别 ADHD 生物亚型,并验证其与个体化药物选择的关系,提示 ADHD 研究由单纯分类转向异质性分型和治疗决策支持。

相比之下,儿童其他神经发育障碍相关 AI 研究仍相对有限。现有少量研究显示,阅读障碍可基于阅读过程中的眼动指标进行筛查[12];发育性语言障碍可基于语音样本开展自动化分析[13];抽动障碍已有基于功能连接网络的神经影像标志物研究[14];发育性协调障碍也可利用机器学习从儿童身体活动数据中提取相关特征[15]。这些研究提示,不同神经发育障碍中的 AI 应用依赖各自的临床表现和数据特征,未来应更多关注其他神经发育障碍及其共病、症状严重程度和功能结局。

3.3 *多模态评估和异质性识别受到关注* 关键词共现、突现和内容编码结果显示,该领域形成 ASD 早期筛查、社交行为识别与智能干预、以 ADHD 为代表的脑功能评估与深度学习、学习/语言障碍识别与特征提取等主要方向,机器学习、深度学习、EEG、fMRI、MRI 和卷积神经网络等构成重要技术基础。既往研究多分别基于 MRI/fMRI、EEG、量表或神经心理测验等单类资料提取特征,并建立模型用于筛查识别或辅助诊断[3-4,16]。这类研究为 AI 辅助评估奠定了基础,但模型表现容易受到样本来源、特征选择和验证方式的影响。

随着研究数据来源的扩展,AI 评估不再局限于量表、影像或脑电等单一资料,而是逐渐纳入眼动、语音声学、视频行为、运动轨迹、可穿戴设备和机器人/虚拟现实交互等多模态数据。相关研究显示,多模态数据的意义不仅在于提高模型分类性能,更在于从视觉注意、语言交流、运动行为、神经生理和临床症状等不同层面补充传统行为观察,使得评估更加客观和可量化[2,17]。儿童神经发育障碍具有显著异质性,尤其在 ASD 和 ADHD 研究中,临床表现和神经生物学差异较为突出[11,18],使症状分层、生物亚型识别和个体差异分析逐渐受到关注。自编码器[19]、三维卷积神经网络[20]和图神经网络等方法逐渐用于脑影像、脑电及多模态数据分析[21-22]。需要指出的是,深度学习方法受到关注并不意味着传统机器学习被取代。传统机器学习仍适用于结构化资料、小样本或可解释性需求较高的任务,而深度学习更多用于影像、视频、语音、脑电等复杂数据[2]。

3.4　人工智能应用方向由疾病识别与辅助诊断拓展至早期筛查、症状评估与干预支持　本研究显示，疾病识别与辅助诊断仍是最主要的应用方向，但已逐渐扩展至早期筛查、症状评估、生物标志物识别、干预康复和随访评估等环节。被引频次前 20 位文献也显示，高影响力研究主要集中于疾病识别与辅助诊断、早期筛查与风险预测、生物标志物识别、异质性与亚型分析以及干预支持 5 个方面。

在早期识别和客观评估方面，眼动记录[12]、可穿戴设备评估的身体活动数据[15]、移动端家庭视频[23]和游戏化触控任务[24]等相对便捷的资料采集方式，可将儿童日常行为和任务表现转化为可量化指标，但目前更适合作为初筛或辅助评估，不能替代标准化临床诊断。在干预和康复方面，AI 可用于训练支持、干预反馈和个体化调整。例如，Rudovic 等[25]在机器人辅助 ASD 干预中利用机器学习识别儿童情绪和参与度，并考虑个体差异；Medina 等[26]在小样本随机对照研究中初步观察到 AI 驱动的数字认知训练对 ADHD 儿童认知功能起到改善作用。此外，基于 EEG 的非侵入式脑机接口和神经反馈训练已在 ASD 和 ADHD 儿童中开展探索性研究，但疗效稳定性、长期效果和适用场景仍需进一步验证[27]。

3.5　局限性　本研究仍存在一定局限：1）数据库仅限于 Web of Science 核心合集，可能遗漏其他数据库、中文文献及部分工程会议论文；2）关键词清洗、聚类命名和多标签内容编码具有一定主观性；3）2026 年数据截至检索日期，不能代表全年趋势。

总体来看，AI 在儿童神经发育障碍应用中的研究发展迅速，已形成以 ASD 和 ADHD 为核心、以多模态数据和机器学习/深度学习方法为支撑的交叉学科研究格局。当前研究热点正由疾病识别与辅助诊断扩展至早期筛查、症状量化、生物标志物识别、智能干预和真实世界监测。未来应加强多中心研究与验证，明确 AI 工具的适用范围和临床边界，为神经发育障碍儿童的早期识别、评估、干预和管理提供循证依据。

利益冲突声明　本文不存在利益冲突

数据可用性声明　本研究未生成新的数据，对于纳入的每项研究均已在参考文献列表中列出。

AIGC **使用声明**　在本研究的准备过程中，作者使用了 ChatGPT 来辅助整理文献背景信息和优化部分文本表述。作者已对生成内容进行了审查和编辑，并对出版物内容承担全部责任。

参考文献

[1] American Psychiatric Association. Diagnostic and statistical manual of mental disorders, fifth edition, text revision[M]. Washington, DC: American Psychiatric Association Publishing, 2022.

[2] Shahini A, Kamath AP, Sharma E, et al. A systematic review for artificial intelligence-driven assistive technologies to support children with neurodevelopmental disorders[J]. Inform Fusion, 2025, 124:103441.

[3] Jia SJ, Jing JQ, Yang CJ. A review on autism spectrum disorder screening by artificial intelligence methods[J]. J Autism Dev Disord, 2025, 55(9): 3011-3027.

[4] Wang X, Jia Q, Liang L, et al. Artificial intelligence in ADHD: A global perspective on research hotspots, trends and clinical applications[J]. Front Hum Neurosci, 2025, 19: 1577585.

[5] Donthu N, Kumar S, Mukherjee D, et al. How to conduct a bibliometric analysis: An overview and guidelines[J]. J Bus Res, 2021, 133: 285-296.

[6] Thabtah F. Machine learning in autistic spectrum disorder behavioral research: A review and ways forward[J]. Inform Health Soc Care, 2019, 44(3):278-297.

[7] Jiao Y, Chen R, Ke XY, et al. Predictive models of autism spectrum disorder based on brain regional cortical thickness [J]. NeuroImage, 2010, 50(2):589-599.

[8] Heinsfeld AS, Franco AR, Craddock RC, et al. Identification of autism spectrum disorder using deep learning and the ABIDE dataset[J]. NeuroImage Clin, 2018, 17: 16-23.

[9] Tang CG, Zheng WM, Zong Y, et al. Automatic identification of high-risk autism spectrum disorder: A feasibility study using video and audio data under the still-face paradigm [J]. IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng, 2020, 28(11): 2401-2410.

[10] Chen H, Song Y, Li XL. A deep learning framework for identifying children with ADHD using an EEG-based brain network[J]. Neurocomputing, 2019, 356:83-96.

[11] Feng AC, Zhi DM, Feng Y, et al. Functional imaging derived ADHD biotypes based on deep clustering:A study on personalized medication therapy guidance[J]. eClinicalMedicine, 2024, 77:102876.

[12] Nilsson Benfatto M, Öqvist Seimyr G, Ygge J, et al. Screening for dyslexia using eye tracking during reading[J]. PLoS One, 2016, 11(12): e0165508.

[13] Beccaluva EA, Catania F, Arosio F, et al. Predicting developmental language disorders using artificial intelligence and a speech data analysis tool[J]. Human-Computer Interaction, 2024,39(1-2): 8-42.

[14] Wen HW, Liu Y, Rekik I, et al. Combining disrupted and discriminative topological properties of functional connectivity networks as neuroimaging biomarkers for accurate diagnosis of early Tourette syndrome children[J]. Mol Neurobiol, 2018, 55(4): 3251-3269.

[15] Letts E, King-Dowling S, Kwan MYW, et al. Machine learning derived physical activity in preschool children with developmental coordination disorder[J]. Dev Med Child Neurol, 2025, 67(7): 910-917.

[16] Ahmed M, Hussain S, Ali F, et al. Summarizing recent de-

velopments on autism spectrum disorder detection and classification through machine learning and deep learning techniques[J]. Appl Sci, 2025, 15(14):8056.

[17] 陈靓影. 迈向精准化与普惠化：人工智能赋能孤独症儿童康复教育的发展图景[J]. 中国听力语言康复科学杂志, 2026, 24(2):116-120.
Chen JY. Toward precision and inclusion: The development landscape of artificial intelligence-empowered rehabilitation education for children with autism spectrum disorder[J]. Chin Sci J Hear Speech Rehabil, 2026, 24(2):116-120. (in Chinese)

[18] Mottron L, Bzdok D. Autism spectrum heterogeneity: Fact or artifact? [J]. Mol Psychiatry, 2020, 25(12): 3178-3185.

[19] Eslami T, Mirjalili V, Fong A, et al. ASD-DiagNet: A hybrid learning approach for detection of autism spectrum disorder using fMRI data[J]. Front Neuroinform, 2019, 13: 70.

[20] Zou L, Zheng J, Miao C, et al. 3D CNN based automatic diagnosis of attention deficit hyperactivity disorder using functional and structural MRI[J]. IEEE Access, 2017, 5: 23626-23636.

[21] Hu WY, Jiang GQ, Han JX, et al. Regional-asymmetric adaptive graph convolutional neural network for diagnosis of autism in children with resting-state EEG[J]. IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng, 2024, 32:200-211.

[22] Moon HJ, Cho SB. Exploring implicit biological heterogeneity in ASD diagnosis using a multi-head attention graph neural network[J]. J Integr Neurosci, 2024, 23(7): 135.

[23] Tariq Q, Daniels J, Schwartz JN, et al. Mobile detection of autism through machine learning on home video: A development and prospective validation study[J]. PLoS Med, 2018, 15(11): e1002705.

[24] Kim HH, An JI, Park YR. A prediction model for detecting developmental disabilities in preschool-age children through digital biomarker-driven deep learning in serious games: Development study[J]. JMIR Serious Games, 2021, 9(2):e23130.

[25] Rudovic O, Lee J, Dai M, et al. Personalized machine learning for robot perception of affect and engagement in autism therapy[J]. Sci Robot, 2018, 3(19):eaao6760.

[26] Medina R, Bouhaben J, de Ramón I, et al. Electrophysiological brain changes associated with cognitive improvement in a pediatric attention deficit hyperactivity disorder digital artificial intelligence-driven intervention: Randomized controlled trial[J]. J Med Internet Res, 2021, 23(11): e25466.

[27] Zhang TT, Zhou XY, Li X, et al. Noninvasive brain-computer interfaces for children with neurodevelopmental disorders: Attention deficit hyperactivity disorder and autism spectrum disorder[J]. Displays, 2025, 86:102886.

收稿日期:2026-06-28 **修回日期**:2026-07-06 **本文编辑**:李少闻

(上接第 835 页)

[42] Tomaz Da Silva L, Esper NB, Ruiz DD, et al. Visual explanation for identification of the brain bases for dyslexia on fMRI data[J/OL]. Front Comput Neurosci, 2021, 15: 594659. doi: 10.3389/fncom.2021.594659.

[43] Alkhurayyif Y, Wahab Sait AR. Deep learning-driven dyslexia detection model using multi-modality data[J]. Peer J Computer Science, 2024, 10: e2077.

[44] Wilson AJ, Dehaene S, Pinel P, et al. Principles underlying the design of "The Number Race", an adaptive computer game for remediation of dyscalculia[J]. Behav Brain Funct, 2006, 2: 19.

[45] Fan M, Wu Y, Fan J, et al. Character alive: Designing and evaluating a tangible system to support children's Chinese radical and character learning[J]. Int J Hum, 2025, 41(2): 1293-1308.

[46] Liu L, Fang T, Liu E, et al. CNReader: A reading practice tool designed for Chinese children with developmental dyslexia[J]. Humanit Soc Sci Commun, 2025, 12(1):751.

[47] Ahuja NJ, Dutt S, Choudhary SL, et al. Intelligent tutoring system in education for disabled learners using human-computer interaction and augmented reality[J]. International Journal of Human-Computer Interaction, 2025, 41(3): 1804-1816.

[48] Paglialunga A, Melogno S. The effectiveness of artificial intelligence-based interventions for students with learning disabilities: A systematic review[J]. Brain Sci, 2025, 15(8): 806.

[49] Goodman SM, Buehler E, Clary P, et al. LaMPost: AI writing assistance for adults with dyslexia using large language models[J]. Commun ACM, 2024, 67(9): 80-89.

[50] Yan K, Chiu K, Hang L, et al. A study on using ChatGPT to help students with dyslexia learn Chinese and English writing[J]. ECNU Rev Educ, 2026(9): 20965311251358269.

[51] Egbuna IK, Otoibhili PA, Abdulkareem RO, et al. Explainable artificial intelligence (XAI) in diagnosing neurodevelopmental disorders: From black boxes to clinical transparency[J]. Int J Biol Pharm Sci Arch, 2025, 10(1): 31-57.

[52] Lekadir K, Feragen A, Fofanah AJ, et al. FUTURE-AI: International consensus guideline for trustworthy and deployable artificial intelligence in healthcare[J]. BMJ, 2023(388):e081554.

收稿日期:2026-04-14 **修回日期**:2026-04-16 **本文编辑**:李少闻