

人工智能技术在学习障碍儿童中的应用及展望

刘亚云, 吴佳怡, 罗旭嫣, 李孟雅, 陈鑫禹, 朱冬梅*

江汉大学教育学院, 湖北 武汉

收稿日期: 2025年8月26日; 录用日期: 2025年9月19日; 发布日期: 2025年9月30日

摘要

目的: 旨在梳理人工智能技术在学习障碍领域的应用现状, 探明当前人工智能赋能学习障碍诊断和干预的途径和应用形式, 后续相关研究与运用提供理论和实践指导。方法: 在Web of Science数据库中, 以artificial intelligence、learning disabilities及相近词作为检索词, 检索至2025年6月。采用CiteSpace对本领域发文量、国家、机构、作者、共现关键词、关键词聚类及时区图谱进行可视化分析。结果: 筛选后共纳入56篇文献。可视化分析发现: 发文量最多的机构来自法国, 在人工智能赋能阅读障碍儿童的诊断和干预领域有较大影响。关键词聚类分析得到8个聚类集群。结果表明, 人工智能技术在学习障碍领域的应用场景主要包括预测、分类、诊断与评估、干预、个性化学习、心理支持等。突现词共现图谱表明本领域的演化路径及发展趋势表现为: 人工智能技术在学习障碍儿童的诊断和干预服务中, 最初的主要涉及阅读障碍, 逐渐扩展到学习障碍的多种类型; 从最初的分类和诊断, 发展到多方面的特征提取和干预; 从最初的计算模型, 发展到深度学习等新兴算法。结论: 人工智能在学习障碍领域的应用研究呈现出快速发展态势, 尤其在针对学习障碍儿童的评估与治疗方向。研究热点从传统的症状分类体系向整合型诊疗系统转化, 研究重心已逐步转向多维度的评估与个性化干预措施的开发, 且值得关注的是, 以深度学习、机器学习为代表的新兴技术手段的引入。后续研究可以针对学习障碍进行更为精准的分类研究, 以提高学习障碍筛查的精准性以及干预方案的个体适配性。

关键词

人工智能, 深度学习, 学习障碍, 可视化

Application and Prospects of Artificial Intelligence Technology in Children with Learning Disabilities

Yayun Liu, Jiayi Wu, Xuyan Luo, Mengya Li, Xinyu Chen, Dongmei Zhu*

College of Education, Jiangnan University, Wuhan Hubei

*通讯作者。

文章引用: 刘亚云, 吴佳怡, 罗旭嫣, 李孟雅, 陈鑫禹, 朱冬梅(2025). 人工智能技术在学习障碍儿童中的应用及展望. 心理学进展, 15(10), 67-80. DOI: 10.12677/ap.2025.1510547

Abstract

Objective: This study aims to systematically review the current application status of artificial intelligence (AI) technology in the field of learning disabilities (LD), exploring the pathways and application forms through which AI enables the diagnosis and intervention of learning disabilities, thereby providing theoretical and practical guidance for subsequent related research and implementation. **Methods:** Literature was retrieved from the Web of Science core database using search terms such as “artificial intelligence”, “learning disabilities”, and their synonymous or related keywords, covering publications up to June 2025. CiteSpace was employed to visually analyze the annual publication volume, countries, institutions, authors, keyword co-occurrence, keyword clustering, and timezone mapping in this field. **Results:** After screening, 56 articles were included in the analysis. Visualized analysis revealed that the institution with the highest number of publications is from France, which has significant influence in the field of AI-enabled diagnosis and intervention for children with dyslexia. Keyword clustering analysis identified 8 clusters. The results indicate that the application scenarios of AI technology in the field of learning disabilities primarily include prediction, classification, diagnosis and assessment, intervention, personalized learning, and psychological support. The keyword burst detection map demonstrates the evolutionary path and development trends in this field: AI technology in diagnostic and intervention services for children with learning disabilities initially focused mainly on dyslexia but has gradually expanded to various types of learning disabilities; its functions have evolved from initial classification and diagnosis to multifaceted feature extraction and intervention; and the methodologies have progressed from early computational models to emerging algorithms such as deep learning. **Conclusion:** Research on the application of artificial intelligence in the field of learning disabilities is developing rapidly, particularly in the assessment and intervention directions for children with learning disabilities. The research focus has shifted from traditional symptom classification systems to integrated diagnostic and intervention systems, with the core emphasis gradually turning to multidimensional assessment and the development of personalized intervention measures. Notably, the introduction of emerging technological approaches represented by deep learning and machine learning is particularly noteworthy. Future research could focus on more precise classification studies of learning disabilities to enhance the accuracy of screening and the individual adaptability of intervention programs.

Keywords

Artificial Intelligence, Deep Learning, Learning Disabilities, Visualization

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

人工智能(artificial intelligence, AI)在学习障碍儿童中的应用是指将 AI 技术使用于存在学习障碍的儿童中,以诊断、干预、评估、服务(王永固等, 2018)这 4 个角度为学习障碍儿童提供便捷。这是一个涵盖不同主题的研究热点,包括语言和语言学、认知神经科学、人工智能与机器学习、脑成像、计算机视觉等主题。AI 技术关键在于个性化的诊断、辅助工具和干预策略,能够根据学习障碍儿童的具体需求进行调整。弥补了传统工具缺乏针对性和客观性、依赖专业人员经验、经济成本较大等问题。

自 21 世纪以来,已有部分文献探讨人工智能在学习障碍儿童中的应用。有学者运用不同机器学习模型与算法、分类器等技术来帮助诊断学习障碍(Kunthoth et al., 2023, 2024);有学者通过神经网络数据处理模型、在线化游戏等技术观察学习障碍儿童干预前后的表现,学习障碍的形成和发展(Käser et al., 2013);有学者通过智能笔、眼动追踪等技术监测学习障碍儿童的学习进展、行为变化和能力提升等方面,为评估工作提供客观化指标和个性化服务(Bublin et al., 2023);还有学者通过计算机软件、自动语音识别等技术为学习障碍儿童的学习和生活提供便捷的辅助性服务(Berninger et al., 2015)。

随着 AI 技术的进一步发展,其在学习障碍儿童中的应用前景更加广阔。通过多模态学习分析等技术,实现精准识别、个性化支持和症状干预等应用。但目前而言,本领域研究快速增长的同时呈现碎片化的态势。因此,系统梳理与分析已有文献具有重要意义。通过归纳 AI 技术在学习障碍相关研究的进展与困境,以引导技术创新,真正转化为赋能工具。

因此,为了进一步剖析人工智能在学习障碍儿童中的应用的研究热点及其发展脉络,本研究运用 CiteSpace 对人工智能对学习障碍儿童的应用的文献进行可视化分析。通过对文献的全面深入计量和挖掘分析,从不同的角度揭示该领域的研究热点主题、发展趋势等。

2. 资料与方法

2.1. 一般资料

数据来源于 Web of Science 数据库。检索时限至 2025 年 6 月 30 日。检索式: (artificial intelligence OR AI) AND (learning disabilities OR Learning Disability OR Specific learning disability OR dyslexia OR reading disorder OR Mathematical ability Impaired disorder OR Mathematical impairment disorder OR math learning disabilities OR Dyscalculia OR Difficulty with math OR Dysgraphia OR Writing ability disorder OR Spelling disorders)。

2.2. 文献纳入与排除标准

纳入标准: ① 研究对象为 18 岁以下的特殊儿童,其中包括学习障碍(阅读障碍,计算障碍,书写障碍)且接受 AI 赋能的临床诊断和治疗干预;② 研究类型为临床试验、实证研究、观察性试验,且报告 AI 赋能诊断、干预的效果、影响因素、机制等;③ 英文文献,且发表于 2008 年至 2025 年。排除标准: ① 资讯、社论、信函、会议摘要,以及与本主题无关、字段值缺失的文献;② 重复类文献,只保留最新或最全面的一篇;③ 研究对象为成年人。

2.3. 文献筛选与数据提取

初始获得文献 95 篇,由 2 名研究人员依次阅读标题、摘要对文章进行筛选,排除重复类或质量低下的文献,再由 2 名研究人员对文献主题不明确的文献进行全文阅读,再次删除与研究主题不相关的文献,最终纳入文献 56 篇。

2.4. 数据处理与分析

采用 CiteSpace 6.3.R1 对文献进行可视化分析。首先将文献以纯文本格式保存,并导入 CiteSpace。在主题来源中勾选标题、摘要、作者关键词和关键词补充。设置节点类型为关键词,时间分区为 1,关联强度和其他阈值为系统默认值。此外,根据节点类型的不同,选择标准设置为 Top N = 50, g-index 和裁剪方式按需调整,具体参数见各节点结果分析部分。确定主要观察指标: 作者共现关系与聚类特点、机构发文量与共现关系、关键词共现与聚类显示该领域研究主题与热点分布、关键词聚类时区呈现热点动态演进过程。

3. 结果

3.1. 年度发文量

人工智能在学习障碍儿童的应用研究年度发文量总体呈上升趋势，最高发文量为 2025 年的 10 篇，见图 1。

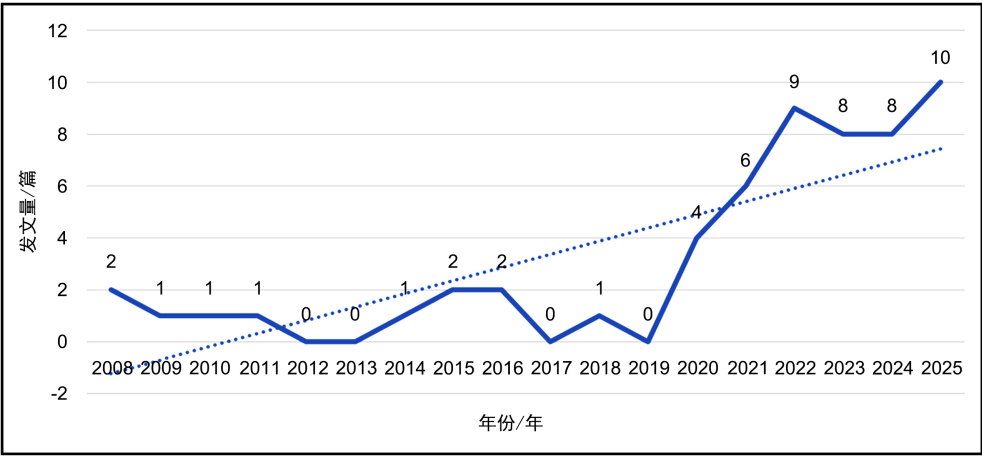


Figure 1. Annual distribution change of published articles
图 1. 年度发文量分布变化

3.2. 核心作者

通过作者共现分析，能够直观、全面地呈现该领域作者的发文数量，以及作者间的合作与互引关系，从而获知该领域的核心作者与可能存在的科研团体。在 CiteSpace 软件中将节点类型设置为“Author”，得到如图 2 所示的内容。

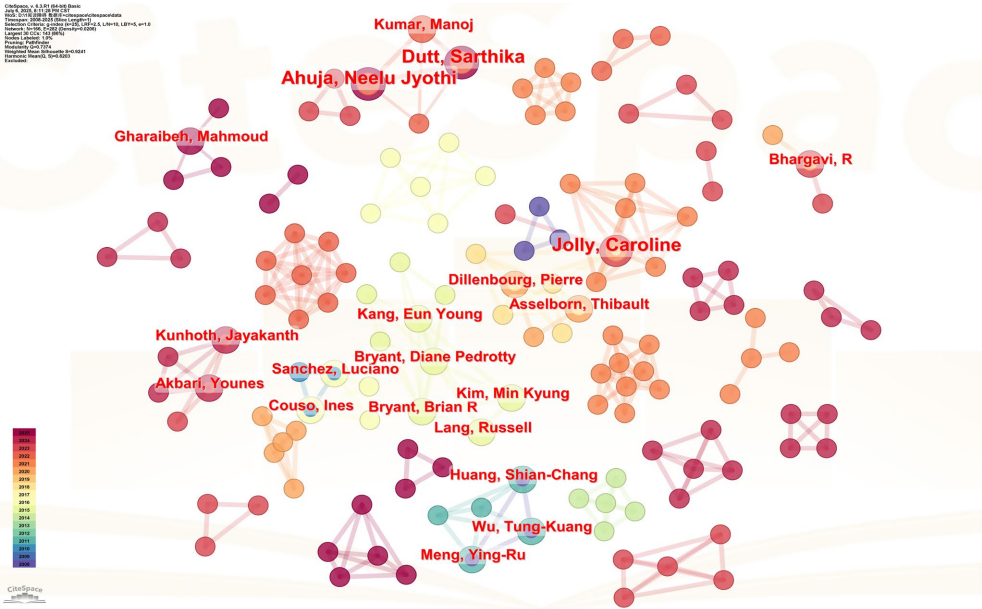


Figure 2. Author co-occurrence map
图 2. 作者共现图谱

根据普莱斯定律的界定,判断某一个研究主题是否形成核心作者群,需要满足两个标准,标准一是核心作者发文的数量标准,计算公式为 $M = 0.749\sqrt{N_{\max}}$ (M 表示核心作者发文的最小篇数; $N_{\max}$ 指最高产作者的发文数量);标准二是核心作者的贡献标准,即核心作者累计发文量应大于总发文量的 50%。

由作者发文量统计列表可知,本领域发文量最多是 3 篇,计算 M 为 1.297,因此发文量 ≥ 2 篇的学者即为核心作者,共 20 位,占总作者数量的 12% (20/166),他们共发表文献 43 篇,占全部文献的 76% (43/56)。见表 1。根据普莱斯定律,人工智能赋能特殊儿童研究领域已形成了核心作者群。

Table 1. Core authors (number of publication ≥ 2)

表 1. 核心作者(发文量 ≥ 2)

序号	发文频次	作者首次发文年份	作者
1	3	2018	Jolly, Caroline
2	3	2022	Dutt, Sarthika
3	3	2022	Ahuja, Neelu Jyothi
4	2	2023	Akbari, Younes
5	2	2008	Wu, Tung-Kuang
6	2	2018	Dillenbourg, Pierre
7	2	2008	Huang, ShianChang
8	2	2025	Gharaibeh, Mahmoud
9	2	2015	Kim, Min Kyung
10	2	2010	Couso, Ines
11	2	2022	Kumar, Manoj
12	2	2008	Meng, Ying-Ru
13	2	2015	Kang, Eun Young
14	2	2023	Kunhoth, Jayakanth
15	2	2015	Lang, Russell
16	2	2018	Asselborn, Thibault
17	2	2015	Bryant, DianePedrotty
18	2	2015	Bryant, Brian R
19	2	2020	Bhargavi, R
20	2	2010	Sanchez, Luciano

3.3 研究机构

发文量居前的研究机构为 Centre National de la Recherche Scientifique (CNRS) (4 篇)。Communaute Universite Grenoble Alpes、Universite Grenoble Alpes (UGA)、Universite Savoie Mont Blanc 发文量各 3 篇。发文量前 4 的研究机构有 4 个属于法国，说明法国在该领域具有较大的影响力。见表 2。其中，Centre National de la Recherche Scientifique (CNRS)与 Communaute Universite Grenoble Alpes 联系较为紧密。见图 3。

Table 2. Centrality and publication of core research institutions
表 2. 核心研究机构的中心性及发文量

序号	机构	中心性	年份	发文量/ <i>n</i>	占比
1	Centre National de la Recherche Scientifique (CNRS)	0.02	2016	4	7.14%
2	Communaute Universite Grenoble Alpes	0.00	2018	3	5.36%
3	Universite Grenoble Alpes (UGA)	0.00	2018	3	5.36%
4	Universite Savoie Mont Blanc	0.00	2018	3	5.36%
5	Ecole Polytechnique Federale de Lausanne	0.00	2018	2	3.57%
6	King Abdulaziz University	0.00	2023	2	3.57%
7	King Faisal University	0.00	2024	2	3.57%
8	King Khalid University	0.00	2023	2	3.57%
9	National Changhua University of Education	0.00	2008	2	3.57%
10	Princess Nourah bint Abdulrahman University	0.00	2023	2	3.57%
11	Qatar University	0.00	2023	2	3.57%
12	Swiss Federal Institutes of Technology Domain	0.00	2018	2	3.57%
13	Texas State University San Marcos	0.00	2015	2	3.57%
14	Texas State University System	0.00	2015	2	3.57%
15	University of Granada	0.00	2016	2	3.57%
16	University of Oviedo	0.00	2010	2	3.57%
17	University of Petroleum & Energy Studies (UPES)	0.00	2022	2	3.57%
18	University of Texas Austin	0.00	2015	2	3.57%
19	University of Texas System	0.00	2015	2	3.57%

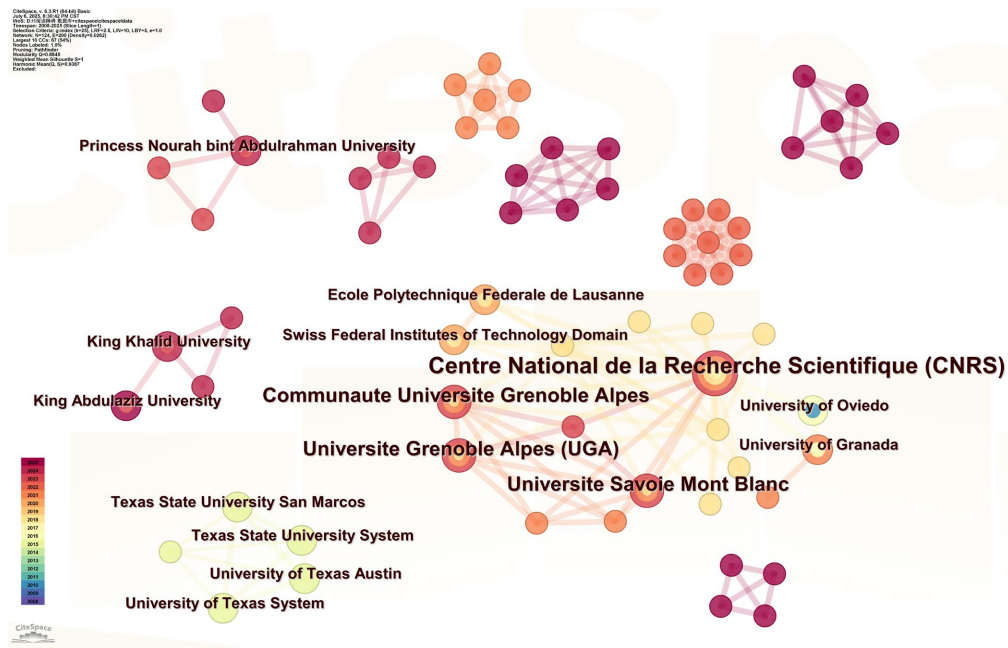


Figure 3. Collaborative institution clustering map
图 3. 合作机构聚类图谱

3.4. 研究热点

3.4.1. 关键词共现分析

选择“Keyword”节点，以“Title”“Abstract”为主题词来源，阈值为 25，得出图 4 的关键词共现图谱。

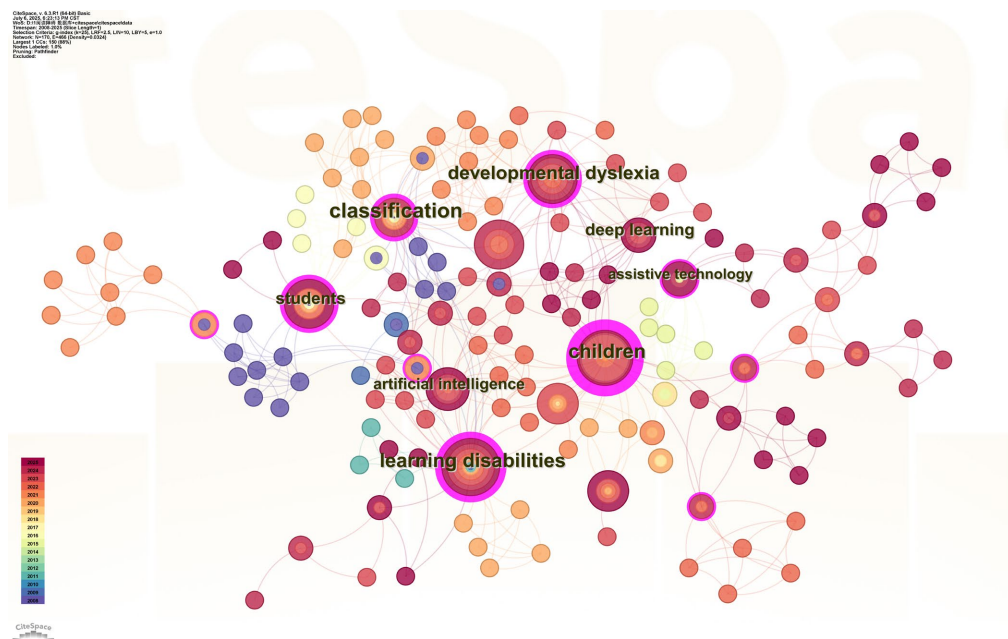


Figure 4. Keyword co-occurrence map
图 4. 关键词共现图谱

图中 170 个关键词节点, 446 条连线, 节点大小代表频次, 大小不一, 显示频次差异。“Classification” “children” “developmental dyslexia” “deep learning” “learning disabilities” “artificial intelligence” 等节点较大, 连接较多, 表明这些关键词在相关研究中起到桥梁的作用。频次最高的关键词是 learning disabilities 和 children (均 12 次), 其中介中心性也高, 分别为 0.50 和 0.82。developmental dyslexia、students 和 machine learning 的频次都为 8 次, 其中介中心性分别为 0.24、0.22 和 0.03。而关键词 artificial intelligence, Classification, developmental dysgraphia, dyslexia 也都出现了 5 次及以上, 其中介中心性也相对较高。见表 3。

Table 3. High-frequency and high-centrality keywords (frequency ≥ 5)
表 3. 高频及高中心性关键词(频次 ≥ 5)

序号	关键词	频次	年份	中介中心性
1	learning disabilities	12	2008	0.50
2	children	12	2015	0.82
3	developmental dyslexia	8	2021	0.24
4	students	8	2008	0.22
5	machine learning	8	2022	0.03
6	artificial intelligence	7	2022	0.04
7	classification	6	2008	0.38
8	developmental dysgraphia	6	2018	0.02
9	dyslexia	5	2020	0.02

3.4.2. 关键词聚类分析

共形成 8 个聚类, 聚类的模块化 Q 值为 0.7374, 轮廓值 S 值为 0.9241, 均超过阈值, 说明聚类显著且合理。见图 5。

根据图谱中聚类点的知识网络图谱的排名, 选择相关的标签词和文献进行研究, 通过进一步分析文献发现近年人工智能在学习障碍儿童中的应用的的前沿热点主要围绕以下几个方面展开。

(1) 研究主题分类全面

学习障碍涵盖多种亚型, 包括 Dyscalculia (计算障碍)、Dyslexia (阅读障碍) 和 Dysgraphia (书写障碍)。在该领域开展的研究主要是通过深度学习、计算机辅助阅读、潜意识技术、机器学习等 AI 技术, 对学习障碍儿童进行具体诊断与评估, 或对其进行干预、给予服务。

在 AI 赋能计算障碍儿童干预的研究中, Bhushan 等人(2024)探讨了人工智能在发展性计算障碍筛查中的应用, 综述了相关方法与应用, 包括计算障碍的特征、成因、诊断测试、现有系统缺陷、AI 技术的作用等, 强调了 AI 对改善计算障碍患者教育成果的重要性。有学者开展 AI 赋能阅读障碍儿童干预的相关研究, 如 Ogawa 等人(2023)通过构建和分析基于深度生成模型的视觉信息处理计算模型, 对发展性阅读障碍患者大脑功能的成因提出假设, 并分析了患者的三种症状及其成因。有学者开展 AI 赋能书写障碍儿童诊断的相关研究, 如 Kunhoth 等人(2024)聚焦儿童书写障碍的自动化诊断系统, 回顾现有的基于人工智能如机器学习、深度学习和非人工智能的自动化诊断系统, 讨论了数据收集方法、重要的手写特征、所采用的算法及现有系统的缺陷, 并提出了一个新的书写障碍诊断和辅助评估框架。

通过分析可以看出, AI 技术在学习障碍儿童领域展现出巨大潜力。对于学习障碍的不同亚型, AI 技术的运用研究均有涉猎。

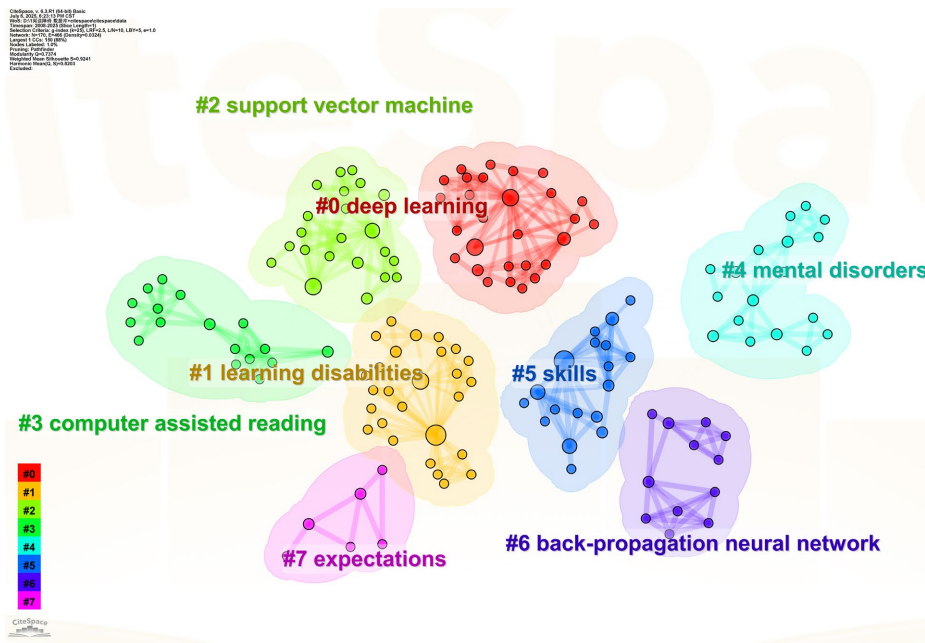


Figure 5. Clustering diagram of high-frequency keywords
图 5. 高频关键词聚类图谱

(2) AI 技术不断更新

学习障碍儿童研究中应用的 AI 技术有深度学习、支持向量机、反向传播神经网络等。根据聚类的标签词信息, 主要涉及机器学习技术及多种算法模型、计算机化评估工具、计算机辅助诊断、计算机视觉辅助技术、眼动追踪等 AI 技术在学习障碍诊断、干预中的应用。

有学者运用深度学习技术对阅读障碍儿童进行识别与诊断, 如 Nerušil 等人(2021)通过对阅读测试的眼动数据进行处理和分析, 利用卷积神经网络(CNN)对信号进行分类, 来检测个体是否存在阅读障碍风险。有学者采用多策略计算机辅助训练, 系统提升不同能力水平儿童的阅读理解与策略运用水平, 如 Sung 等人(2008)设计的 CASTLE 平台, 依据“注意-选择-组织-整合-监控”模型, 为学生们提供在线策略训练, 这不仅减轻了教师的教学负担, 也为课堂策略教学的大规模实施提供了可行路径。有学者将 AI 技术整合到书写障碍学生的教育策略中, 强调定制和自适应学习辅助工具以改善个人学习过程和整体教学方法方面的潜力, 如 Gharaibeh 等人(2025)通过准实验研究得出结论, 运用 ChatGPT 这样的 AI 工具进行干预, 可以显著提高书写障碍儿童的写作能力, 提供个性化的教育支持, 促进更包容和有效的学习环境。

(3) 应用场景系统

通过阅读和分析相关文献, 可以发现 AI 技术在学习障碍领域的研究与应用场景(表 4)。AI 辅助学习障碍的诊断和干预, 以及在个性化学习、心理支持等方面, 采用 AI 等新兴技术进行干预, 是当前研究的热点。

一方面, AI 可以通过分析脑成像数据、行为数据和认知测试结果, 实现对学习障碍的早期诊断和精准评估。如 Asselborn 等人(2018)利用 Wacom 数位板记录儿童在纸上完成 BHK 测试的书写数据, 使用随机森林分类器进行快速诊断, 通过多维度特征分析提供了一种客观、可扩展的早期诊断工具; Dutt 等人

(2022)采用智能辅导系统框架, 结合模糊最小-最大神经网络(FMMNN)分类器, 用于学习障碍的识别与个性化教学, 适用于大规模筛查, 节省时间和资源。

另一方面, AI 可以通过个性化学习平台以及故事讲述和同伴支持的方式, 对学习障碍儿童进行干预治疗, 帮助学习障碍儿童提高计算、阅读和写作能力。如 Ahuja 等人(2022)在开发的智能辅助系统 ITS 界面中利用增强现实潜力和 AI 方法来改善学习障碍者的学习体验, 通过个性化设计体验辅助改善; Asselborn 等人(2018)提出了一种基于平板电脑的自动书写障碍诊断工具, 该工具通过分析儿童的书写数据, 能够提供实时反馈和个性化建议, 从而帮助儿童改善书写技能; Yang (2022)采用故事结构教学法, 结合 AI 技术背景, 强调视觉分析工具在特殊教育中的潜力, 提出了一种可操作的教学框架, 适用于个性化教育实践; Thompson 等人(2018)在干预学习障碍研究中引入了“希望故事”, 通过讲述 Buckminster Fuller 克服早期障碍的故事, 激发了儿童的学习动机和自信心。

Table 4. Main application scenarios for different research subjects
表 4. 不同研究对象的主要应用场景

研究对象	应用场景
计算障碍	诊断与筛查、认知治疗
书写障碍	诊断与筛查、个性化学习
阅读障碍	诊断与筛查、个性化干预、心理支持

3.4.4. 研究发展趋势

通过选择“Keyword”节点类型, 绘制关键词共现网络, 并选择时区视图(Time Line), 分析人工智能在学习障碍儿童中的应用的研究热点及其演进过程。研究热点是指在一定时期内, 数量较多且内在联系紧密的一组文献所研究的主题。研究热点的分析有助于把握该领域的研究焦点和发展趋势, 为进一步的研究提供参考。在关键词共现网络时区视图中, 按出现时间顺序依次为“feature selection (特征选择)”“dimensionality reduction (降维)”“support vector machine (支持向量机)”“classifier ensembles (分类器集成)”“assistive technology (辅助技术)”“Rough Sets (粗糙集)”“developmental dysgraphia (发展性书写障碍)”“dispersion-threshold identification algorithms (色散阈值识别算法)”“classification (分类)”“skills (技能)”“developmental dyslexia (发展性阅读障碍)”“artificial intelligence (人工智能)”“deep learning (深度学习)”“executive functions (认知控制)”等高频节点。见图 6。

根据关键词共现时间线谱及发文量的变化, 人工智能在学习障碍儿童中的应用研究热点大致可以分为 4 个阶段。

第 1 阶段(2008 年至 2010 年): 以分类、学习障碍等为主要关键词, 主要研究对象是学习障碍儿童, 主要研究目的是对学习障碍儿童进行诊断和干预, 主要支撑技术是特征选择, 降维, 支持向量机, 分类器集成等, 主要应用场景是诊断与个性化干预。此阶段的研究奠定了 AI 在该领域应用的基础范式, 即利用机器学习模型处理行为数据, 核心优化在于通过特征工程和模型集成来提升诊断的准确性。学者对 AI 赋能学习障碍儿童诊断、干预开展研究, 如 Nanni 和 Lumini (2009)围绕学习障碍学生识别展开, 探讨了集成生成方法与特征选择策略的应用, 并通过优化模型组合和筛选关键特征, 为学习障碍的精准识别提供了方法参考; Palacios 等人(2010)使用遗传模糊系统使用低质量数据诊断阅读障碍利用遗传模糊系统(GFS)、模糊规则基础系统(FRBS), 在低质量数据的情况下有效识别儿童的阅读障碍, 具有较高的准确性和可靠性, 为早期干预提供了可能。

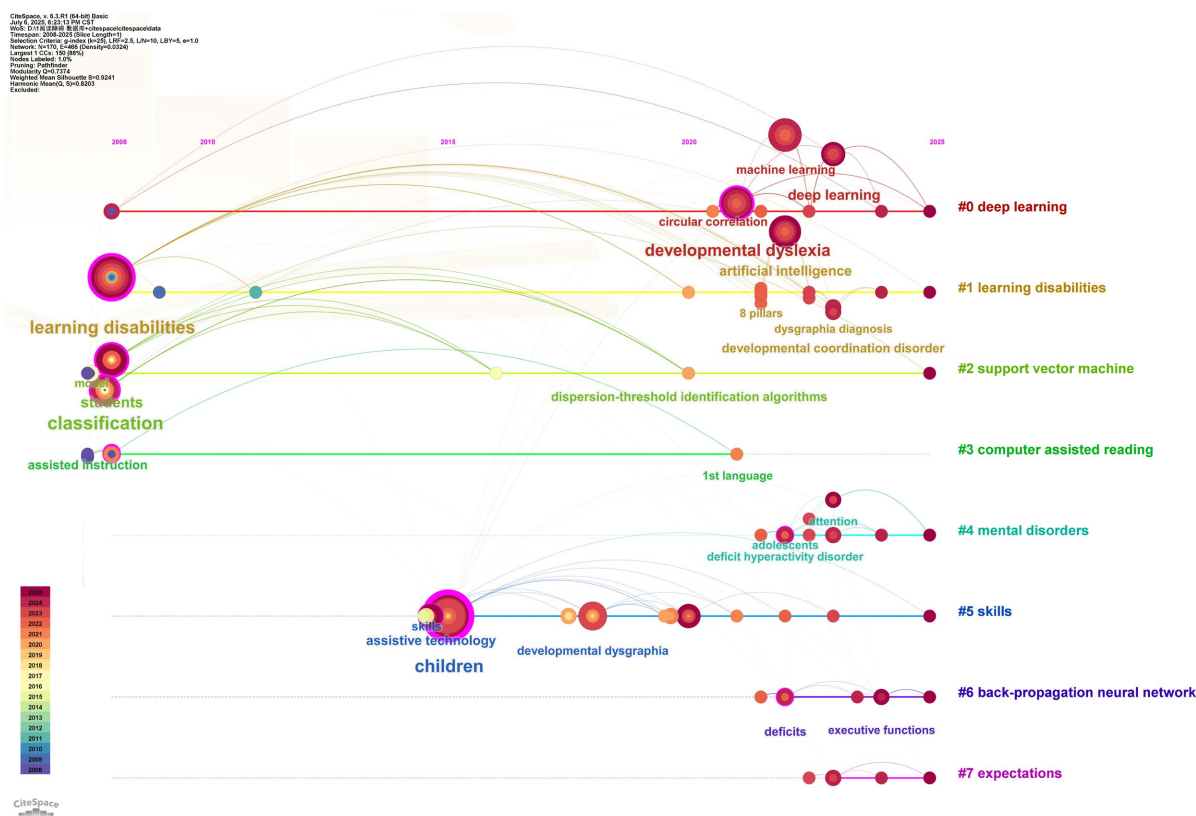


Figure 6. Time line spectrum of keyword co-occurrence

图 6. 关键词共现时间线谱

第2阶段(2011年至2015年): 以辅助技术、粗糙集等为主要关键词, 主要研究对象是阅读障碍和学习障碍儿童, 主要研究目的是对儿童的阅读障碍进行诊断和分类, 主要支撑技术是粗糙集、计算机辅助教学、支持向量机、随机森林分类器等, 主要应用场景是教育和诊断。相较于第一阶段, 本阶段的进步体现在两个方面: 一是研究对象的初步细分, 现阶段聚焦阅读障碍; 二是技术的优化, 引入粗糙集等可解释性更强的 AI 方法, 增强了诊断过程的透明度和可信度。在 AI 赋能学习障碍干预的研究中, Berninger 等人(2015)对 4 至 9 年级有特定学习障碍的学生进行了 iPad 计算机化写作指导的有效性评估, 通过多模态语言系统(听、说、读、写)的综合训练, 提升学生的书写、拼写和作文能力; Wu 等人(2011)利用 RST 粗糙集技术对学习障碍进行特征处理和分类, 为学习障碍诊断提供了更加透明、可解释的规则, 支持度更高。Bryant 等人(2015)通过计算机辅助技术验证了 AI 在提升学习障碍学生参与度方面的优势, 为人工智能赋能学习障碍研究提供了依据。

第3阶段(2016年至2020年): 以发展性书写障碍、色散阈值识别算法、分类、技能为主要关键词, 主要研究对象是书写障碍和阅读障碍儿童, 主要研究目的是对学习障碍儿童进行诊断和干预, 主要支撑技术是特征提取、色散阈值识别算法、支持向量机、眼动追踪等, 主要应用场景是早期预测风险和评估。本阶段是研究对象和技术创新的重要阶段。研究对象的细分达到新高度, 研究对象发展到书写障碍儿童; 技术的重大优化体现在数据采集的升级, 从传统行为指标转向眼动、书写动力学等客观生理、行为数据, 极大地推动了早期筛查和预测能力; 应用场景也从静态诊断发展为动态的风险评估与技能训练。在 AI 赋能学习障碍诊断和干预的研究中, Benfatto 等人(2016)发现, 通过眼动追踪技术可以更早识别出阅读障碍儿童, 从而促进早期干预和辅助; Prabha 和 Bhargavi (2020)通过分析眼动特征, 提出一个基于机器学习

习的预测模型，为阅读障碍的早期检测和干预提供了新的工具；而 Flogie 等人(2020)对智能严肃游戏(Intelligent Serious Games)进行了开发和评估，通过研究提供了它在特殊教育中干预应用的实证支持，还强调了个性化学习和适应性教学方法的重要性，这有利于推动智能严肃游戏在主流教育和特殊教育中的应用和发展。

第4阶段(2021年至2025年):以发展性阅读障碍、人工智能、深度学习、认知控制等为主要关键词。主要研究对象是阅读障碍和书写障碍儿童，主要研究目的是利用各种不同AI技术对学习障碍儿童进行诊断，主要支撑技术是色散阈值识别算法、循环相关等，主要应用场景是诊断研究。当前阶段的研究正朝着更加精细化、融合化和机理化的方向优化。深度学习等更强大的AI模型被用于处理复杂数据；研究目标不仅是提升诊断精度，更强调临床实用性与框架构建。学者对AI赋能学习障碍儿童诊断开展研究，如Kunhoth 等人(2024)总结现有的基于人工智能和非人工智能的方法，提出了一个新的诊断框架，以提升诊断准确性和临床实用性；Danna 等人(2023)全面回顾了当前用于诊断儿童发展性书写障碍(dysgraphia)的工具和方法，并探讨了未来发展方向；Taran 等人(2024)开发一种机器学习工具，以根据感知和注意力基础的不同大脑网络的内在连接模式来检测儿童阅读障碍。

总体来看，该领域的研究演变呈现出研究对象逐渐细分、技术方法持续优化、应用场景不断扩展、研究目标更加精准的明显趋势。

4. 讨论

通过关键词共现分析，发现国际AI赋能学习障碍儿童的研究聚焦在诊断应用上。具体来说，研究主题主要集中在儿童、发展性阅读障碍、发展性书写障碍等领域上，大量应用机器学习、深度学习和特征提取等AI技术来进行分类。研究发现国际学者们着重利用AI技术收集和处理大量的数据，以提高LD儿童诊断的准确率；而AI赋能学习障碍儿童治疗干预的实证研究偏少。这一现象表明，当前国际研究主要停留在利用AI进行高效诊断的层面，但在如何运用AI技术直接为儿童提供有效的干预和治疗方面，仍存在研究空白。

通过关键词聚类图谱的可视化分析显示，深度学习、学习障碍、支持向量机、计算机辅助阅读、精神障碍、技能、反向传播神经网络、预期为聚类主题。通过聚类，发现当前研究主要集中于利用深度学习、支持向量机等AI技术，通过特征提取和眼动技术等手段，来处理图像、语言和文本等数据，以辅助学习障碍儿童的诊断。这表明，AI在该领域的应用重心是利用其强大的数据处理能力来提高识别和诊断的正确率。例如，人工神经网络(ANN)等机器学习模型，被广泛用于高效提取测试数据。其中，图谱中的关键词也揭示了更广阔的应用前景。“计算机辅助阅读”和“技能”暗示了AI技术不仅被用于诊断，而且被应用于个性化的干预和个性培养。综上，关键词聚类图谱反映了AI技术在学习障碍儿童的应用现状和发展趋势，表明AI技术已从诊断辅助工具，向提供个性化干预方案的方向发展。

关键词聚类时间线谱的可视化分析显示，人工智能在学习障碍儿童中的应用是一个逐步发展的研究领域，其演进路径及发展趋势表现如下。① 应用技术不断发展：从最初的特征选择、辅助教学与技术，再到支撑向量机、眼动追踪，再扩展到机器学习等。为学习障碍儿童的学习和生活提供便捷，并为其诊断和干预提供更多方法(Nanni & flumini, 2009; Dhingra et al., 2022)。② 应用深度不断提高：从总的学习障碍开始，扩展到人工智能在书写、阅读障碍儿童中的应用，其中有关阅读障碍儿童的研究最为热门，书写障碍与数学障碍方面仍需更多研究(Wu et al., 2011; Devi & Kavya, 2023)。③ 应用场景不断提升：从对学习障碍进行分类，到辅助教学，为学习障碍儿童的学习提供辅助帮助；转向诊断与干预，利于学习障碍的及时干预和治疗(Wu et al., 2011; Dutt et al., 2022; Shalileh et al., 2023)。综上，AI技术在学习障碍儿童中的应用随着技术的提升，正在逐步扩展其应用深度和应用场景。

5. 结论

AI 赋能学习障碍儿童诊断、干预、评估和服务领域年发文量波动升高, 研究热度在国际范围内持续不减。AI 赋能学习障碍儿童诊断、干预、评估和服务领域是本领域的研究热点。随着人工智能技术的发展, 本领域的研究可以更多的结合多模态数据评估, 开展更精准的筛查与干预。

基金项目

项目支持: 湖北省教育厅科学研究计划指导性项目·基于深度学习的 ASD 儿童亚型分类及其情绪面孔加工的机制研究(项目编号 B2023257)。

参考文献

- 王永固, 王蒙娜, 李晓娟(2018). 人工智能在儿童学习障碍教育中的应用研究综述. *远程教育杂志*, 36(1), 72-79.
- Ahuja, N. J., Dutt, S., Choudhary, S. I., & Kumar, M. (2022). Intelligent Tutoring System in Education for Disabled Learners Using Human-Computer Interaction and Augmented Reality. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 41, 1804-1816. <https://doi.org/10.1080/10447318.2022.2124359>
- Asselborn, T., Gargot, T., Kidziński, Ł., Johal, W., Cohen, D., Jolly, C. et al. (2018). Automated Human-Level Diagnosis of Dysgraphia Using a Consumer Tablet. *npj Digital Medicine*, 1, Article 42. <https://doi.org/10.1038/s41746-018-0049-x>
- Benfatto, M. N., Seimyr, G. Ö., Ygge, J., Pansell, T., Rydberg, A., & Jacobson, C. (2016). Screening for Dyslexia Using Eye Tracking during Reading. *PLOS ONE*, 11, e0165508. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0165508>
- Berninger, V. W., Nagy, W., Tanimoto, S., Thompson, R., & Abbott, R. D. (2015). Computer Instruction in Handwriting, Spelling, and Composing for Students with Specific Learning Disabilities in Grades 4-9. *Computers & Education*, 81, 154-168. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2014.10.005>
- Bhushan, S., Arunkumar, S., Eisa, T. A. E., Nasser, M., Singh, A. K., & Kumar, P. (2024). AI-Enhanced Dyscalculia Screening: A Survey of Methods and Applications for Children. *Diagnostics*, 14, Article 1441. <https://doi.org/10.3390/diagnostics14131441>
- Bryant, B. R., Kim, M. K., Ok, M. W., Kang, E. Y., Bryant, D. P., Lang, R. et al. (2015). A Comparison of the Effects of Reading Interventions on Engagement and Performance for Fourth-Grade Students with Learning Disabilities. *Behavior Modification*, 39, 167-190. <https://doi.org/10.1177/0145445514561316>
- Bublin, M., Werner, F., Kerschbaumer, A., Korak, G., Geyer, S., Rettinger, L. et al. (2023). Handwriting Evaluation Using Deep Learning with Sensogrip. *Sensors*, 23, Article 5215. <https://doi.org/10.3390/s23115215>
- Danna, J., Puyjarinet, F., & Jolly, C. (2023). Tools and Methods for Diagnosing Developmental Dysgraphia in the Digital Age: A State of the Art. *Children*, 10, Article 1925. <https://doi.org/10.3390/children10121925>
- Devi, A., & Kavya, G. (2023). Dysgraphia Disorder Forecasting and Classification Technique Using Intelligent Deep Learning Approaches. *Progress in Neuro-Psychopharmacology and Biological Psychiatry*, 120, Article 110647. <https://doi.org/10.1016/j.pnpbp.2022.110647>
- Dhingra, K., Aggarwal, R., Garg, A., Pujari, J., & Yadav, D. (2022). Mathlete: An Adaptive Assistive Technology Tool for Children with Dyscalculia. *Disability and Rehabilitation: Assistive Technology*, 19, 9-15. <https://doi.org/10.1080/17483107.2022.2134473>
- Dutt, S., Ahuja, N. J., & Kumar, M. (2022). An Intelligent Tutoring System Architecture Based on Fuzzy Neural Network (FNN) for Special Education of Learning Disabled Learners. *Education and Information Technologies*, 27, 2613-2633. <https://doi.org/10.1007/s10639-021-10713-x>
- Flogie, A., Aberšek, B., Kordigel Aberšek, M., Sik Lanyi, C., & Pesek, I. (2020). Development and Evaluation of Intelligent Serious Games for Children with Learning Difficulties: Observational Study. *JMIR Serious Games*, 8, e13190. <https://doi.org/10.2196/13190>
- Gharaibeh, M., Ayasrah, M. N., & Almulla, A. A. (2025). Supplemental Role of ChatGPT in Enhancing Writing Ability for Children with Dysgraphia in the Arabic Language. *Education and Information Technologies*. <https://doi.org/10.1007/s10639-025-13605-6>
- Jothi Prabha, A., & Bhargavi, R. (2020). Predictive Model for Dyslexia from Fixations and Saccadic Eye Movement Events. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 195, Article 105538. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2020.105538>
- Käser, T., Baschera, G., Kohn, J., Kucian, K., Richtmann, V., Grond, U. et al. (2013). Design and Evaluation of the Computer-Based Training Program Calcularis for Enhancing Numerical Cognition. *Frontiers in Psychology*, 4, Article 489.

- <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2013.00489>
- Kunthoth, J., Al Maadeed, S., Saleh, M., & Akbari, Y. (2023). Exploration and Analysis of On-Surface and In-Air Handwriting Attributes to Improve Dysgraphia Disorder Diagnosis in Children Based on Machine Learning Methods. *Biomedical Signal Processing and Control*, 83, Article 104715. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2023.104715>
- Kunthoth, J., Al-Maadeed, S., Kunthoth, S., Akbari, Y., & Saleh, M. (2024). Automated Systems for Diagnosis of Dysgraphia in Children: A Survey and Novel Framework. *International Journal on Document Analysis and Recognition (IJDAR)*, 27, 707-735. <https://doi.org/10.1007/s10032-024-00464-z>
- Nanni, L., & Lumini, A. (2009). Ensemble Generation and Feature Selection for the Identification of Students with Learning Disabilities. *Expert Systems with Applications*, 36, 3896-3900. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.02.065>
- Nerušil, B., Polec, J., Škunda, J., & Kačur, J. (2021). Eye Tracking Based Dyslexia Detection Using a Holistic Approach. *Scientific Reports*, 11, Article 15687. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-95275-1>
- Ogawa, H., Ogoshi, S., Ogoshi, Y., & Nakai, A. (2023). Can Deep Generative Models Explain Brain Function in People with Developmental Dyslexia? *Electronics*, 12, Article 2305. <https://doi.org/10.3390/electronics12102305>
- Palacios, A. M., Sánchez, L., & Couso, I. (2010). Diagnosis of Dyslexia with Low Quality Data with Genetic Fuzzy Systems. *International Journal of Approximate Reasoning*, 51, 993-1009. <https://doi.org/10.1016/j.ijar.2010.07.008>
- Shalileh, S., Ignatov, D., Lopukhina, A., & Dragoy, O. (2023). Identifying Dyslexia in School Pupils from Eye Movement and Demographic Data Using Artificial Intelligence. *PLOS ONE*, 18, e0292047. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0292047>
- Sung, Y., Chang, K., & Huang, J. (2008). Improving Children's Reading Comprehension and Use of Strategies through Computer-Based Strategy Training. *Computers in Human Behavior*, 24, 1552-1571. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2007.05.009>
- Taran, N., Gatenyo, R., Hadjadj, E., Farah, R., & Horowitz-Kraus, T. (2024). Distinct Connectivity Patterns between Perception and Attention-Related Brain Networks Characterize Dyslexia: Machine Learning Applied to Resting-State fMRI. *Cortex*, 181, 216-232. <https://doi.org/10.1016/j.cortex.2024.08.012>
- Thompson, R., Tanimoto, S., Lyman, R. D., Geselowitz, K., Begay, K. K., Nielsen, K. et al. (2018). Effective Instruction for Persisting Dyslexia in Upper Grades: Adding Hope Stories and Computer Coding to Explicit Literacy Instruction. *Education and Information Technologies*, 23, 1043-1068. <https://doi.org/10.1007/s10639-017-9647-5>
- Wu, T., Huang, S., Meng, Y., Liang, W., & Lin, Y. (2011). Rough Sets as a Knowledge Discovery and Classification Tool for the Diagnosis of Students with Learning Disabilities. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 4, 29-43. <https://doi.org/10.1080/18756891.2011.9727761>
- Yang, H. (2022). Effect of Story Structure Instruction Based on Visual Analysis on Reading Comprehension Intervention for Dyslexic Students. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022, Article 9479709. <https://doi.org/10.1155/2022/9479709>