大语言模型在儿科临床医学教育中的应用、挑战与展望

杨张娅[1]　吕奎林[1]　王红迁[2]　王琦[3]　张雨平[1]　杨望[1]　唐雪梅[4]　吴至凤[1]
[1]陆军军医大学第二附属医院儿科，重庆 400037；[2]陆军军医大学第一附属医院人工智能与大数据中心，重庆 400038；[3]陆军军医大学第二附属医院医务处，重庆 400037；[4]重庆医科大学儿科学院内科教研室，重庆 400014
通信作者：吴至凤，Email：wuzhifeng@tmmu.edu.cn

【摘要】 儿科临床医学教育是培养高素质儿科专业人才的核心环节，当前面临教学场景不足、婴幼儿症状表述缺失导致的诊疗链条断裂、有创操作训练伦理受限、医患沟通情境模拟困难等突出问题。本文聚焦大语言模型在该领域的应用价值，通过整合多模态数据构建动态病例库、结合虚拟仿真系统革新操作训练、设计情景化平台优化医患沟通，建立病种知识库、形成相关智能体和模拟真实临床场景，为儿科临床教学提供了创新解决方案。本文系统探讨大语言模型在儿科临床医学教育中的应用场景、核心挑战及未来优化方向，提出“数据–伦理–技术”三位一体发展框架，为技术落地与教育模式创新提供理论与实践参考。

【关键词】 大语言模型；　儿科；　临床医学教育；　诊疗思维；　沉浸式训练；　医患沟通
【中图分类号】 R-05
基金项目：重庆市高等教育教学改革研究项目数字化专项（NO244136）；重庆市教委科学技术研究计划项目（KJQN202512808）；陆军军医大学校级教学成果立项培育课题、校级数字化教学改革课题
DOI：10.3760/cma.j.cn116021-20250811-02342

The application, challenges, and prospects of large language models in pediatric clinical medical education

Yang Zhangya[1], Lü Kuilin[1], Wang Hongqian[2], Wang Qi[3], Zhang Yuping[1], Yang Wang[1], Tang Xuemei[4], Wu Zhifeng[1]
[1]Department of Pediatrics, Second Affiliated Hospital of Army Medical University, Chongqing 400037, China; [2]Artificial Intelligence and Big Data Center, First Affiliated Hospital of Army Medical University, Chongqing 400038, China; [3]Medical Affairs Office, Second Affiliated Hospital of Army Medical University, Chongqing 400037, China; [4]Department of Internal Medicine, School of Medicine for Children, Chongqing Medical University, Chongqing 400014,China
Corresponding author: Wu Zhifeng, Email: wuzhifeng@tmmu.edu.cn

【Abstract】 Pediatric clinical medical education is central to cultivating high-quality pediatric professionals. However, it faces significant challenges, including insufficient teaching scenarios, breakdowns in the diagnostic chain due to the inability of infants and toddlers to describe symptoms, ethical constraints on invasive procedure training, and difficulties in simulating doctor – patient communication. This article explores the application value of large language models in addressing these issues. By integrating multimodal data to construct dynamic case libraries, innovating procedural training through virtual simulation systems, and designing contextual platforms to enhance doctor-patient communication, we developed disease knowledge bases, intelligent agents, and realistic clinical scenario simulations. These advances provide innovative solutions for pediatric clinical education. This paper systematically examined the application scenarios, core challenges, and future optimization directions for large language models in this field, and proposed a "data, ethics, technology" trinity development framework. This study provides both a theoretical

and a practical reference for technology implementation and educational model innovation.

【Key words】 Large language model; Pediatrics; Clinical medical education; Diagnostic thinking; Immersive training; Doctor - patient communication

Fund program: Chongqing Higher Education Teaching Reform Research Project Digitalization Project (NO244136); Chongqing Municipal Education Commission Science and Technology Research Program Project (KJQN202512808); Cultivation of Teaching Achievements, Digital Teaching Reform Project of Army Medical University

DOI: 10.3760/cma.j.cn116021-20250811-02342

儿科学作为临床医学的重要分支，其教育质量直接决定儿科医疗队伍的服务能力与专业素养。根据《中国本科医学教育标准—临床医学专业》[1]要求，儿科临床医学教育需实现三重核心目标：掌握儿童生长发育规律与常见病诊疗规范、形成基于循证证据的临床决策能力、具备儿童危急重症的快速识别与处置胜任力。然而当前教育实践中面临多重困境：首先，优质儿科医疗资源呈“区域聚集性”分布，基层教学单位临床病例数量不足[2]、病种单一，导致医学生接触罕见病、复杂病例的实践机会显著受限。其次，婴幼儿无法自主表述症状，导致传统问诊教学中“病史采集-体格检查-鉴别诊断”教学链条断裂，诊疗逻辑培养难度加大。第三、儿童生理机能的脆弱性以及医疗伦理规范的严格要求，使得腰椎穿刺、静脉穿刺等有创操作的训练容错率几乎为零，导致医学生在实际操作中的机会极为稀缺[3]。此外，儿科推拿、急救等特殊操作也因操作对象的限制，难以在真实场景中进行有效培训，进而影响了教学效果。第四，医患沟通教学中，家属焦虑情绪管理、多学科协作等复杂情境难以复现，沟通能力培养受限[4]。

大语言模型（large language models，LLM）是基于深度学习技术构建、具备海量文本数据学习与自然语言理解生成能力的人工智能工具，可实现多模态数据整合、动态知识更新及沉浸式场景生成等核心功能，与传统的人工智能（artificial intelligence，AI）单一算法、单一环节辅助教学相比具备不可替代的优势。LLM在医学教育领域展现出资源优化、个性化指导、思维培养等多重价值[5]。该技术在儿科临床医学教育中已初步应用于临床诊疗培训、临床技能培训、医患沟通教学、动态案例库的构建、辅助检查判读等场景（图1），为破解教学资源不足、操作训练受限等困境提供创新路径，本文将围绕上述场景及应用局限、未来方向展开探讨，旨在为教育模式创新提供参考。

1 LLM在儿科临床医学教育中的应用

1.1 赋能临床诊疗培训：从资源供给到思维培养

在临床诊疗培训场景中，LLM的应用以“资源扩容+思维培养”为核心，通过动态病例库构建、诊疗思维系统化训练、循证医学思维强化三个维度实现。

1.1.1 动态案例库构建

基于LLM的数据整合能力，可实现多中心、多维度的儿科临床数据标准化清洗与结构化存储，构建实时更新的动态教学病例库。加拿大儿童慢性

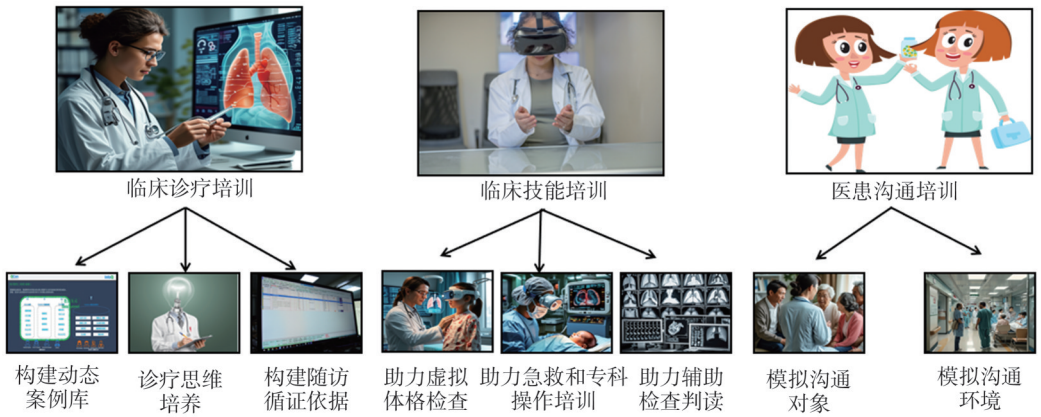


图1 儿科临床医学教育中的LLM应用场景概要

病监测网络采用多中心数据整合技术，成功整合12国23万例哮喘患儿数据，为医学生提供阶梯式病例学习资源[6]。团队前期研究显示，通过自然语言处理技术，高效提取电子病历中的关键信息（如症状、体征、实验室指标及诊疗方案），并结合时序分析算法，清晰呈现疾病进展过程，同时能同步整合最新临床指南与研究成果，确保教学案例的时效性与规范性[7]。

1.1.2　诊疗思维系化培养

LLM通过海量病例学习与多模态数据融合，辅助医学生建立“症状识别–病因分析–鉴别诊断–治疗决策”的系统性诊疗思维。在影像诊断教学中，基于深度学习的儿科影像分析系统（如脑积水、先天性心脏病影像识别模型）可实时标注影像异常区域（如脑室扩大范围、室间隔缺损位置），并关联病理生理机制解释（如“脑室扩大致颅内压升高的影像学依据”），帮助建立“影像特征–病理基础”的关联思维[8]。

针对儿科罕见病诊疗教学难点（全球约80%的罕见病累及儿童，平均确诊周期5–7年，误诊率超过70%）[9]，LLM可整合电子病历、影像数据、基因组信息构建动态知识图谱，模拟罕见病鉴别诊断路径[10]，辅助医学生理解苯丙酮尿症、枫糖尿病等罕见病的早期筛查逻辑，缩短诊断思维培养周期。

此外，LLM结合儿科学临床思维训练平台可进一步强化诊疗全流程能力培养，如国家虚拟仿真实验教学课程共享平台（图2），通过人机对话模拟儿科问诊场景，系统依据儿童年龄特征（如婴幼儿需询问喂养史、学龄儿童需询问学习情况）设计引导式提问，实时纠正医学生病史采集漏洞；基于虚拟患儿病史自动生成体格检查重点（如“咳嗽伴喘息患儿需重点听诊双肺呼吸音”），并提供真实辅助检查资料（如血常规、胸片），训练医学生合理选择检查项目及判读结果；通过操作回顾与专家解析模块，对比医学生诊断思路与标准路径，强化鉴别诊断逻辑，实现“问诊–查体– 辅检–诊断”全程式临床思维培养。

1.1.3　循证医学思维强化

LLM通过整合最新医学文献、临床指南及多中心病例库，形成动态循证知识库，为诊疗教学提供实时证据支持。该系统整合PubMed、Cochrane Library等数据库的最新研究文献，结合多中心病例疗效数据，通过文本挖掘技术提取核心证据（如“儿童社区获得性肺炎首选抗生素的Meta分析结果”），并以知识图谱形式可视化呈现“临床问题–证据等级–推荐方案”关联关系[11]。Dick K等通过队列研究关联、筛查707274对母子的产前检查、新生儿筛查及个体健康等网络系统数据，开发出的模型可以预测18到60月龄儿童的孤独症谱系障碍诊断，其敏感性为70.90%，特异性为56.90%[12]。可见，LLM通过



A. 儿科学临床思维训练教学主页面　B. 儿科学临床思维病史采集页面　C. 腰椎穿刺仿真教学页面

D. 基于表情分析的婴幼儿推拿虚拟仿真教学页面　E. 虚实结合的儿童心肺复苏系统VR眼镜操作场景　F. 新生儿复苏虚拟仿真训练系统线上操作场景

图2　ilab-x.com部分儿科LLM项目

分析历史病例数据，预测疾病治疗效果与并发症风险，以引导医学生基于证据制定个性化诊疗方案，强化循证决策意识。

1.2 革新临床操作训练：沉浸式系统突破实践瓶颈

在临床操作训练场景中，LLM 的应用以“数据整合+虚拟仿真”为核心，通过构建体格检查与操作平台、建立急救及专科操作平台、辅助检查智能化三个维度实现。

1.2.1 助力体格检查与操作平台

针对儿童肺部听诊依赖医生经验、主观性强的问题，Grzywalski[13]等采用 LLM 基于神经网络的自动分析方法，记录并储存来源于 50 名儿科患儿的 522 种声音，对比研究了一组医生和 LLM 系统对喘鸣音、干啰音、细湿啰音、粗湿啰音的结果判读，提示 LLM 可提高儿科肺部听诊的效率和准确率。此外，LLM 还可基于真实病例库合成罕见病体征动态演变过程，比如皮肤斑块、关节畸形等，弥补临床实践中罕见体征观察机会的不足[14]。

LLM 在传统中医中的教学也能体现出极大优势。如针对小儿推拿[15]，LLM 构建婴幼儿推拿虚拟仿真子系统，该系统通过 3D 建模模拟不同类型婴幼儿的表情与行为反应，如配合型婴幼儿手部、前臂推拿时表情轻松，背部推拿时轻微哭闹且易安抚；抗拒型婴幼儿入诊室即哭闹，需虚拟母亲陪伴等缓解情绪。系统用表情识别算法实时标注婴幼儿哭闹前特征，引导医学生预判情绪变化、调整推拿力度，还提供推拿介质选择模块，实现“手法操作–表情分析–安慰技巧”三位一体的推拿技能训练。

1.2.2 急救与专科操作沉浸式训练

LLM 驱动的多感官反馈训练系统，通过视觉、听觉、触觉多维度模拟，实现儿科急救与专科操作的无风险训练[16]，比如中山大学引进瓦尔德西拉虚拟医院（https://zssom.sysu.edu.cn/msc/basic/601）加强临床技能培训。此外，LLM 可以实时反馈医师的操作表现，帮助其改进技能，尤其是对于儿童的危重病情，如儿童心肺复苏抢救过程[17]，LLM 结合“线上虚拟+线下实体”双模式训练系统实现阶梯式培养：线上环节通过虚拟现实（virtual reality，VR）模拟院外急救场景，系统基于动作捕捉技术量化操作指标（如儿童胸外按压深度需达胸部前后径 1/3，约 5cm；新生儿按压频率 120 次/分），并通过语音识别实现团队协作训练（如主操医师下达“准备肾上腺素”指令，助手同步核对剂量）；线下结合高度仿真模拟人进行气管内插管、胎粪吸引等实操训练，LLM 系统实时对比虚拟训练数据与实体操作表现，生成个性化改进方案（如“加强喉镜暴露声门练习”），使医学生在理论知识和实际操作之间形成更紧密的互动。这不仅极大提升了学员操作训练的规范性，也减少了人体实验对真实患者的不必要风险。

针对腰椎穿刺，通过创建沉浸式、交互式虚拟训练系统，不仅能够动手操作，摆脱对活体及模型的依赖，而且可反复演练，提高操作熟练程度及成功率。在操作过程中配有语音、文字提示及知识点讲解，并实时展示椎管解剖等现实难以观察的结构，且全程记录，客观评价，实时反馈，提升训练规范性。

1.2.3 辅助检查判读智能教学

LLM 驱动的图像识别和分析算法能为儿科辅助检查判读教学提供精准支持。比如，在骨龄判读教学中，LLM 系统基于深度学习分析左手 X 线片，自动标注骨骺发育节点，并对比标准骨龄图谱解释“骨龄超前/落后的临床意义”，帮助医学生掌握儿童骨龄评估方法[18]，针对先天性心脏病超声、髋关节发育不良 X 线片等复杂影像，系统可分层展示病变细节（如“室间隔缺损的血流动力学改变”），并通过动态模拟病变进展（如“未治疗的髋关节发育不良的预后演变”），深化对影像诊断逻辑的理解[19-20]。此外，LLM 系统可生成多样化模拟影像（如“不同程度支气管肺发育不良的胸部 CT”），通过“判读–反馈–解析”循环，提升医学生的影像诊断能力[21]。

1.3 优化医患沟通教学：情景化平台提升沟通效能

在医患沟通教学场景中，LLM 的应用以“虚拟仿真”为核心，通过模拟情景化沟通对象及场景实现。

针对儿科医患沟通的特殊性，患儿年龄限制难以自主表述症状，家属情绪复杂且波动大，此外诊疗环境（如急诊、重症监护室）差异显著，导致沟通需求分化明显。为此，构建情景化医患沟通训练系统[22]，该系统基于自然语言处理技术，生成具有不同情绪特征的虚拟家属角色（如焦虑型、质疑型、理性型），并模拟多样化的临床场景（如急诊抢救、门诊咨询、重症预后告知等）。医学生与虚拟家属对话时，系统通过情感识别算法分析沟通效果（如“共情表达不足提示”），并提供优化建议（如“使用‘宝宝目前情况’替代专业术语”）。此外，系统还能模拟干扰因素（如多人围观、环境噪声），训练医学生在

复杂环境中精准传递关键信息（如“儿童用药剂量、不良反应告知”），从而提升临床沟通的适应性与有效性。

2　LLM在儿科临床医学教学中的挑战

2.1　数据质量与标准化瓶颈

儿科临床数据涵盖新生儿、儿童保健、儿内科、儿外科等多个亚专科，各地区医疗机构的数据采集标准存在差异，可能导致LLM训练数据集存在地域偏差和质量差异。此外，我国儿科临床教育的数据主要来源于医院电子病历系统和科研数据库，常存在录入不规范、数据缺失等问题，且多中心数据共享机制尚不完善，导致数据集的规模和多样性不足，进而限制了LLM的泛化能力，影响了其在教学中的适配性[23]。

2.2　伦理及数据安全风险

LLM教学系统的伦理风险主要表现在三个方面：首先，虚拟患者的权益边界不明确，例如模拟“重症患儿死亡场景”可能会引起医学生的情感不适，且缺乏明确的伦理审查标准；其次，患儿病历数据及使用LLM医学生的信息隐私均面临巨大压力[24]，此外，随着多中心LLM系统数据库的建立和运输，尤其跨国共享教学资源（如“一带一路”国家合作）时，需兼顾不同地区的数据保护法规，数据存储与传输过程中需建立一套严密的加密机制，以确保无泄露风险[5]；三是算法偏见可能加剧诊疗误区，例如基于某一地区数据训练的LLM，可能会过度推荐该地区常用的治疗方案，忽略地域适应性差异。

2.3　技术局限性

LLM教学系统的开发与维护需专业技术团队支持，基层医疗机构与教育单位因资源有限，难以承担系统部署与更新成本。此外，部分教育工作者和临床医师的LLM素养不足，对虚拟操作平台、诊断系统的操作流程不熟悉，导致技术应用覆盖率低。同时，现有LLM系统的用户界面多侧重技术功能，缺乏教学场景适配设计（如操作指引不清晰、反馈信息过于专业），影响教学体验与推广效果。

3　未来方向及建议

3.1　建立跨中心标准化儿科教育数据库

由国家卫生健康委牵头，联合儿科教学医院制定《儿科临床医学教育数据采集规范》，统一症状描述、体征编码、实验室指标等数据标准；建立“联邦学习”机制，在保护数据隐私的前提下实现多中心数据共享（如通过加密算法实现模型跨机构训练，不传输原始数据）；组建专业数据标注团队（含儿科医师、教育专家），对数据进行分级标注（如“基础病例-复杂病例-罕见病例”），确保数据质量与教学适配性[5]。

3.2　制定专属伦理和法律框架

2023年8月，《生成式人工智能服务管理暂行办法》生效，标志着中国在人工智能立法方面的进展。进一步可成立儿科人工智能教育伦理审查委员会，明确虚拟患者模拟、数据使用、算法设计的伦理准则（如“禁止模拟过度创伤性场景”“跨国资源共享需通过国际伦理审查”）；完善数据安全管理制度，采用区块链技术实现数据溯源，定期开展安全漏洞检测；建立LLM算法偏见监测机制，通过多地区、多人群数据验证模型公平性，避免诊疗推荐偏差[25]。

3.3　推进技术适配与效果评估

鼓励技术团队开发“轻量化”LLM教学系统，降低基层单位部署成本（如网页版虚拟体格检查模块）；优化用户界面设计，增加教学指引功能（如操作步骤动画演示、反馈信息通俗化解释）；开展多中心、长期临床教学试验，通过“LLM教学组vs传统教学组”的对照研究，评估医学生的诊疗能力、操作熟练度提升效果，形成技术迭代的循证依据[13-15,26]。

3.4　强化教师LLM素养与跨学科协作

教师是LLM应用的关键推动者，因此需要对教师进行LLM和应用的系统培训，提高其技术素养和教学能力。同时，鼓励教师参与LLM相关的研究和开发，促进LLM与教学实践的深度融合。将LLM培训纳入儿科临床教师继续教育体系，开设“LLM教学工具应用”“虚拟仿真课程设计”“LLM伦理规范”等课程，提升教师的技术应用与风险管控能力；建立“儿科医师-教育专家-LLM工程师-伦理学家”跨学科团队，共同设计LLM教学场景[25]；鼓励教师参与LLM相关的研究和开发，申报相关课题，推动技术与教学实践深度融合。

4　结语

LLM为儿科临床医学教育提供了“资源供给-能力培养-风险管控”的全链条创新方案，其应用价值已在临床诊疗、操作训练、医患沟通等场景中凸显，同时需通过“数据-伦理-技术”三位一体发展框架突破现存挑战，国家虚拟仿真实验教学课程

共享平台的实践成果，为技术落地提供了可行范式。未来研究应聚焦长期效果验证与基层适配，推动LLM从效率工具向教育范式的实质性跨越，最终实现儿科临床医学教育的精准化与公平性升级。

利益冲突 所有作者声明不存在利益冲突

作者贡献声明 杨张娅：构思论文、撰写与修改论文；吕奎林：指导论文；王红迁：指导论文、项目实施；王琦、张雨平、杨望：指导论文；唐雪梅：修改论文；吴至凤：修改和审定论文

参考文献

[1] 教育部临床医学专业认证工作委员会. 中国本科医学教育标准：临床医学专业[M]. 北京：北京大学医学出版社，2023.

[2] 张明君，蒋绚，郭晓娟，等. 基于CBL及体验式教学理念的临床医学消化科教学改革[J]. 实验技术与管理，2021，38(7)：214-216，231. DOI: 10.16791/j.cnki.sjg.2021.07.040.

[3] 熊英，何静. 护理学本科生PICC虚拟仿真教学的需求调查及软件开发[J]. 中国继续医学教育，2021，13(35)：66-68. DOI: 10.3969/j.issn.1674-9308.2021.35.019.

[4] 刘洁. 医患沟通困境：患者角色客体化和医患关系工具化[J]. 中国医学伦理学，2022，35(11)：1241-1245. DOI: 10.12026/j.issn.1001-8565.2022.11.12.

[5] Xu X, Chen Y, Miao J. Opportunities, challenges, and future directions of large language models, including ChatGPT in medical education: a systematic scoping review [J]. J Educ Eval Health Prof, 2024, 21: 6. DOI: 10.3352/jeehp.2024.21.6.

[6] Cave AJ, Davey C, Ahmadi E, et al. Development of a validated algorithm for the diagnosis of paediatric asthma in electronic medical records [J]. npj Prim Care Respir Med, 2016, 26: 16085. DOI: 10.1038/npjpcrm.2016.85.

[7] Wang H, Peng H, Chen Z, et al. Development and implementation of a pediatric clinical teaching case library based on massive real-time data [J]. J Multidiscip Healthc, 2024, 17: 4721-4730. DOI: 10.2147/jmdh.s477748.

[8] Hashmi OU, Chan N, de Vries CF, et al. Artificial intelligence in radiology: trainees want more [J]. Clin Radiol, 2023, 78(4): e336-e341. DOI: 10.1016/j.crad.2022.12.017.

[9] Zurynski Y, Deverell M, Dalkeith T, et al. Australian children living with rare diseases: experiences of diagnosis and perceived consequences of diagnostic delays [J]. Orphanet J Rare Dis, 2017, 12(1): 68. DOI: 10.1186/s13023-017-0622-4.

[10] Wojtara M, Rana E, Rahman T, et al. Artificial intelligence in rare disease diagnosis and treatment [J]. Clinical Translational Sci, 2023, 16(11): 2106-2111. DOI: 10.1111/cts.13619.

[11] Tian W, Huang X, Cheng T, et al. A medical multimodal large language model for pediatric pneumonia [J]. IEEE J Biomed Health Inform, 2025, 29(9): 6869-6882. DOI: 10.1109/jbhi.2025.3569361.

[12] Dick K, Kaczmarek E, Ducharme R, et al. Transformer-based deep learning ensemble framework predicts autism spectrum disorder using health administrative and birth registry data [J]. Sci Rep, 2025, 15: 11816. DOI: 10.1038/s41598-025-90216-8.

[13] Grzywalski T, Piecuch M, Szajek M, et al. Practical implementation of artificial intelligence algorithms in pulmonary auscultation examination [J]. Eur J Pediatr, 2019, 178(6): 883-890. DOI: 10.1007/s00431-019-03363-2.

[14] Wang J, Wang K, Yu Y, et al. Self-improving generative foundation model for synthetic medical image generation and clinical applications [J]. Nat Med, 2025, 31(2): 609-617. DOI: 10.1038/s41591-024-03359-y.
Wang J, Wang K, Yu Y, et al. Self-improving generative foundation model for synthetic medical image generation and clinical applications [J]. Nat Med, 2025, 31(2): 609-617. DOI: 10.1038/s41591-024-03359-y.[LinkOut]

[15] 刘佳利，宋一萍，李文迅，等. 小儿推拿教学应用虚拟仿真技术与传统教学法比较研究[J]. 光明中医，2024，39(20)：4200-4204.

[16] Smit D, Spruit E, Dankelman J, et al. Improving training of laparoscopic tissue manipulation skills using various visual force feedback types [J]. Surg Endosc, 2017, 31(1): 299-308. DOI: 10.1007/s00464-016-4972-0.

[17] 刘畅，李广普，陈梦欢，等. 基于深度学习的心肺复苏术人工智能实时辅助培训和考核系统的构建[J]. 中华医学教育杂志，2023，43(6)：418-422. DOI: 10.3760/cma.j.cn115259-20220504-00571.

[18] Li S, Liu B, Li S, et al. A deep learning-based computer-aided diagnosis method of X-ray images for bone age assessment [J]. Complex Intell Syst, 2022, 8(3): 1929-1939. DOI: 10.1007/s40747-021-00376-z.

[19] 吴云潇潇，张立波，龚丁旭，等. 人工智能在先天性心脏病影像诊断中应用研究进展[J]. 中华实用诊断与治疗杂志，2024，38(8)：856-859. DOI: 10.13507/j.issn.1674-3474.2024.08.018.

[20] 罗皓月，陈欣，司佳珺，等. 人工智能在影像学诊断儿童发育性髋关节发育不良中的研究进展[J]. 中国医学影像技术，2025，41(1)：160-163. DOI: 10.13929/j.issn.1003-3289.2025.01.034.

[21] Verder H, Heiring C, Ramanathan R, et al. Bronchopulmonary dysplasia predicted at birth by artificial intelligence[J]. Acta Paediatr, 2021, 110(2): 503-509. DOI:10.1111/apa.15438.

[22] 邵建文，刘欢，张玥，等. 基于人工智能的医患沟通共情语言教学与评价系统的开发与应用研究[J]. 中国全科医学，2024，27(34)：4315-4321. DOI: 10.12114/j.issn.1007-9572.2023.0544.

[23] 王博，周欣，孙晶，等. 儿科数字化研究网络现状与展望[J]. 临床儿科杂志，2024，42(2)：171-176. DOI: 10.12372/jcp.2024.23e0824.

[24] 郑超，翟瑄. 人工智能在儿外科医学教育中的应用[J]. 中华医学教育探索杂志，2024，23(5)：589-593. DOI: 10.3760/cma.j.cn116021-20240102-01739.

[25] Sisk BA, Antes AL, DuBois JM. An overarching framework for the ethics of artificial intelligence in pediatrics [J]. JAMA Pediatr, 2024, 178(3): 213. DOI: 10.1001/jamapediatrics.2023.5761.

[26] 高蕾，彭贤贵，杨武晨，等. 应用人工智能图像教学系统提高医学生骨髓细胞形态判读能力[J]. 中华医学教育探索杂志，2020，19(5)：569-573. DOI: 10.3760/cma.j.cn116021-20190614-00129.

（收稿日期：2025-08-11）
（本文编辑：唐宗顺）