

生成式人工智能在医学实践教育中的思政融入与实践应用

于浩鹏¹, 王 颖², 李 雨¹, 王雨琪¹, 刘冰洁¹, 刘曦娇¹, 黄子星^{1*}

¹ 四川大学华西医院放射科 四川成都

² 四川大学华西医院医务部 四川成都

【摘要】大语言模型、多模态模型和智能体技术的发展,使生成式人工智能从单纯的知识问答工具逐步拓展至病例生成、临床推理辅助、技能训练、个性化反馈和教学评价等医学实践教育环节。这一应用不仅能够提高医学实践教育的效率和个性化程度,也对患者安全、医学伦理、职业责任、科学精神和医患沟通提出了新的要求。本文梳理生成式人工智能在医学实践教育中的主要应用场景及其潜在价值,并以放射科住院医师规范化培训为例,重点分析其在影像病例讨论、报告书写训练、循证决策学习、形成性评价和医学人文教育中的实践路径。在此基础上,提炼以患者为中心、坚持科学精神、强化责任意识、维护数据安全和促进医学创新等思政教育内涵,提出“课前准备—课堂实践—课后反思”的教学实施框架。同时,针对医学知识错误、数据隐私风险、技术过度依赖和责任边界不清等问题,提出相应的教学管理与安全控制建议,为生成式人工智能时代医学实践教育改革提供参考。

【关键词】生成式人工智能;医学实践教育;课程思政;放射科;住院医师规范化培训;医学人文;人工智能素养

【基金项目】四川大学华西医院学科卓越发展 1·3·5 工程项目(2023-245);华西临床医学院 2024 年研究生教育教学改革研究项目(HXYJS202416)

【收稿日期】2026 年 7 月 23 日

【出刊日期】2026 年 9 月 1 日

【DOI】10.12208/j.ije.20260114

The ideological and political integration and practical application of generative artificial intelligence in medical practice education

Haopeng Yu¹, Ying Wang², Yu Li¹, Yuqi Wang¹, Bingjie Liu¹, Xijiao Liu¹, Zixing Huang^{1*}

¹Department of Radiology, West China Hospital, Sichuan University, Chengdu, Sichuan

²Medical Department, West China Hospital, Sichuan University, Chengdu, Sichuan

【Abstract】With the advancement of large language models, multimodal models and intelligent agents, generative artificial intelligence (AI) is expanding from a question-answering tool to multiple links of medical practice education, including case generation, clinical reasoning assistance, skill training, personalized feedback and teaching evaluation. The application of generative AI improves the efficiency and individualization of medical practice education, and at the same time raises new requirements for patient safety, medical ethics, professional responsibility, scientific spirit and doctor-patient communication. This article reviews the main application scenarios and potential values of generative AI in medical practice education. Taking radiology standardized residency training as an example, it analyzes the practical pathways of generative AI in imaging case discussion, radiology report writing training, evidence-based learning, formative assessment and medical humanities education. On this basis, the ideological and political education implications, including patient-centeredness, scientific spirit, responsibility awareness, data security and medical innovation, are extracted, and a teaching implementation framework of “pre-class preparation—in-class practice—post-class reflection” is proposed. Meanwhile, in response to problems such as medical knowledge hallucination, data privacy risks, over-reliance on technology and unclear responsibility boundaries, corresponding suggestions on teaching management and safety control are put forward, aiming to provide reference for the reform of medical practice education in the era of generative AI.

*通讯作者: 黄子星

【Keywords】Generative artificial intelligence; Medical practice education; Curriculum ideological and political education; Radiology; Standardized residency training; Medical humanities; Artificial intelligence literacy

思政课建设是党的十八大以来高校教育工作的重点之一。在全国高校思想政治工作会议上,习近平总书记提出用好课堂教学这个主渠道,使各类课程与思想政治理论课同向同行,形成协同效应^[1]。落到医学类专业课程,《高等学校课程思政建设指导纲要》要求注重加强医德医风教育,着力培养学生“敬佑生命、救死扶伤、甘于奉献、大爱无疆”的医者精神,引导学生始终把人民群众生命安全和身体健康放在首位^[2];《关于深化新时代学校思想政治理论课改革创新的若干意见》也对各类课程的思政融入作出部署^[3]。

就在课程思政深入推进的这几年,以大语言模型、多模态模型和智能体为代表的生成式人工智能迅速进

入医学领域。2023年,ChatGPT在美国执业医师考试中达到及格水平的报告发表后^[4],如何在医学教育中使用这类工具,成为持续讨论的话题。技术变革与育人要求在同一时间交汇,向医学实践教育提出了一个具体的问题:当生成式人工智能开始参与病例分析、报告书写乃至临床决策辅助时,医学教育应当如何既用好这一工具,又守住立德树人的主线?

围绕这一问题,本文以放射科住院医师规范化培训(以下简称住培)为主要实践场景展开:先梳理生成式人工智能在医学实践教育中的应用现状,再提炼其中的思政教育价值,最后给出可操作的“三阶段五步骤”教学实施路径。全文框架如图1所示。

生成式人工智能赋能医学实践教育的“技术—能力—价值”框架



图1 生成式人工智能赋能医学实践教育的“技术—能力—价值”框架

1 生成式人工智能推动医学实践教育变革

1.1 生成式人工智能的概念及发展

在生成式人工智能出现之前,医学领域的人工智能长期以判别式模型为主,分类、检测、预测和识别是这类模型的主要任务,肺结节检出、骨折识别都属于典型应用。模型输入图像、输出标签,本身不产生新内容,相关工具在临床辅助诊断中已有多年的积累^[5]。2022年底以后,情况发生了变化。以大语言模型为代表的生

成式人工智能展示了另一条技术路线:在海量文本上训练出来的模型能够完成知识问答、文本生成、信息总结和语言交互,输出的不是单一标签,而是连贯的自然语言^[6,7]。多模态模型随后逐步实现图像、文本、语音和结构化数据的联合处理^[8],面向生物医学的通才型AI系统与中英文医学大模型相继问世^[9,10]。医学AI智能体则更进一步,围绕具体医学任务检索资料、调用工具、组织多步骤推理并生成反馈,检索增强生成技

术让模型的回答得以挂接外部知识库^[11], 基于大语言模型的自主智能体框架为上述能力的工程实现提供了参考^[12]。我国《新一代人工智能发展规划》亦将智能医疗列为重点应用方向^[13]。

应当澄清一点: 生成式人工智能并不等同于普通聊天机器人。其在医学实践教育中的潜在价值, 不仅体现在“生成答案”, 更体现在参与病例分析、任务分解、证据检索、反馈评价和情境模拟等完整教学流程。这一点是后文讨论其教学应用与思政价值的前提。

1.2 医学实践教育的特点与现实需求

医学实践教育与单纯的理论知识教育有明显区别。知识向临床能力的转化要在真实病例和复杂临床情境中完成, 操作规范、医疗安全和职业责任贯穿始终, 团队协作、医患沟通和临床决策缺一不可, 学习者还必须在信息不完整、结果不确定的条件下作出判断。

现实的困难同样存在。教学病例和实践机会有限, 学习者层次差异较大, 教师能够给出的个体化反馈也难以持续; 考核多偏重最终结果, 过程性评价不足; 医患沟通和医学人文训练容易被忽视; 临床工作压力之下, 住培医师很少有时间停下来反思。这些问题单靠增

加人力投入难以在短期内解决, 客观上为生成式人工智能的介入留下了空间, 同时也要求对其应用加以规范和引导^[14]。已有学者进一步讨论了生成式人工智能对医学教育各环节的潜在影响与机遇^[15]。

1.3 放射科作为生成式人工智能教学应用的重要场景

放射科之所以适合开展相关探索, 有多方面原因。影像资料在临床诊疗中的地位举足轻重, 影像诊断又天然包含观察、描述、推理和决策多个连续环节; 影像报告结构清晰, 有成熟的质量评价标准; 住培医师对典型病例和复杂病例的训练需求很大, 报告书写、鉴别诊断和临床沟通都要经过反复反馈。放射科的人工智能辅助诊断和影像分析工具积累较多, 住培医师对 AI 辅助阅片并不陌生^[16,17]。把这些条件放在一起看, 放射科住培教学能够较为完整地呈现生成式人工智能从知识学习、影像分析到报告书写、临床决策和医患沟通的应用链条, 可以作为医学实践教育智能化转型的典型案列。

2 生成式人工智能在医学实践教育中的实践应用

目前, 生成式人工智能在医学实践教育中的应用主要集中在七个方面(表1)。

表1 生成式人工智能在医学实践教育中的主要应用场景

应用场景	主要功能	放射科住培应用示例
个性化学习	分层解释、针对性练习、学习计划生成	低年资医师学习基本影像征象; 高年资医师训练肿瘤分期与疗效评价病例
病例生成与临床推理	生成典型/非典型病例、设计动态决策任务	多轮病例推理: 独立观察—征象描述—诊断假设—AI 质疑—补充信息
临床技能与报告训练	报告结构、语言与逻辑反馈	“独立阅片—独立书写—AI 反馈—修订—教师点评”流程
循证学习与指南应用	指南检索、诊疗流程整理、指南对比	肺结节随访、肝脏肿瘤分级、胰腺肿瘤可切除性评估、卒中再灌注决策
教学资源建设	教学脚本、讨论问题、复习材料生成	急诊影像病例、危急值报告案例、误诊漏诊案例
形成性评价	学习过程记录、错误类型分析、修改质量评价	报告关键错误率、AI 建议采纳/拒绝的合理性、危险错误识别率
医学人文与医患沟通	患者/家属/临床医生情境模拟	“疑似恶性”结果解释、危急值沟通、多学科讨论意见表达

2.1 辅助医学知识学习与个性化学习

个性化学习是生成式人工智能进入医学教育最自然的切入点。学习计划可以按年级和知识基础定制, 复杂理论能够转化为问答、病例或流程图, 专业术语和疾病机制的分层解释随时可得, 针对学习者错误的练习即时生成, 课前预习和课后复习材料也一并备好。放射科住培中的用法因年级而异: 低年资住培医师用它理解肺部结节、肝脏占位或急腹症的基本影像征象, 高年资住培医师则用它训练肿瘤分期、疗效评价或术前评估病例。教师还可以把住培医师报告中的常见错误交给 AI 整理, 生成个体化复习任务。已有文献提出, 大语言模型在医学教育中的主要优势之一就是个性化内

容的即时生成^[14]。个性化学习的核心不是让 AI 替代教师, 而是扩大教师反馈的覆盖范围, 帮助教师更早发现学习者的薄弱环节。

2.2 辅助病例生成与临床推理训练

知识学习还可以进一步转化为病例情境学习。典型病例和非典型病例都能生成, 临床任务的难度可以分级设定, 病史、检查结果和病情变化能够模拟出来, 信息甚至可以逐步放出, 用来训练学习者的动态决策。鉴别诊断、风险判断和下一步检查的问题设计, 以及多学科会诊场景的模拟, 同样在能力范围之内^[18]。放射科教学中的一个典型设计是“多轮病例推理”: 住培医师先独立观察影像, 描述关键影像征象, 提出初步诊

断和鉴别诊断;随后 AI 生成补充问题或提出质疑,住培医师补充病史、实验室和既往检查信息;教师最后对推理过程进行点评。以胰腺占位为例,住培医师先描述胰头低密度灶的边界、密度及胰胆管扩张情况,提出胰腺癌可能的初步诊断;AI 接着追问 CA19-9(Carbohydrate Antigen 19-9)结果、近期有无急性胰腺炎病史,迫使学习者把影像所见放回临床背景中检验。这一环节的教学重点不是比较 AI 答案与标准答案谁更准确,而是训练发现问题、提取关键信息、建立诊断假设、评估证据质量、识别不确定性并作出可解释临床判断的能力。

2.3 辅助临床技能和影像报告训练

报告书写是放射科住培的核心训练内容,也是生成式人工智能最能发挥反馈作用的环节。从规范化报告结构、影像描述语言到诊断意见撰写,从报告逻辑一致性检查、关键阳性和阴性征象识别到报告修改和即时反馈,AI 都可以参与其中,危急值报告与临床沟通的训练也不例外。一个可操作的规范流程是“独立阅片—独立书写—AI 反馈—住培医师修订—教师点评”。AI 反馈的覆盖面相当宽:报告结构是否完整,描述是否客观、清晰和规范,影像描述与诊断意见是否一致,有没有遗漏关键征象,鉴别诊断是否合理,是否存在过度肯定或模糊表达,是否需要进一步检查或结合临床。有研究显示,大语言模型能够将自由文本影像报告转化为结构化报告^[19],这提示其在报告书写训练中的潜力。但必须明确,生成式人工智能可以作为报告训练的辅助反馈工具,不能直接替代住培医师阅片、教师审核和最终医学责任。

2.4 辅助循证医学教育和指南学习

循证医学教育同样可以借助生成式人工智能。结合检索增强生成技术的医学 AI 智能体能够检索临床指南和专家共识,整理疾病诊疗流程,对比不同指南的异同,把指南条文转化为病例讨论问题,并根据病例信息提示需要关注的证据^[11]。放射科教学中可落地的场景不少:肺结节随访、肝脏肿瘤影像分级、胰腺肿瘤可切除性评估、急性胰腺炎严重程度判断、卒中影像与再灌注治疗决策,以及肿瘤疗效评价和影像随访。无论输出多么流畅,AI 生成的指南摘要、文献出处和推荐意见都必须回溯原始来源,语言表达流畅并不等于证据真实可靠。

2.5 辅助教学资源建设与教师备课

对教师而言,备课环节同样受益。课程提纲和教学目标的初稿、典型病例教学脚本、课堂讨论问题、不同层级住培的任务分层、形成性评价题目、课后复习材料,

乃至教学反馈和课程总结的整理、多学科团队讨论的模拟,都可以借助 AI 先行起草。放射科教学中,急诊影像教学病例、乳腺影像分类病例、胸部 CT(Computed Tomography)典型征象病例、腹部肿瘤分期病例、影像危急值报告案例和影像误诊漏诊案例,AI 都能辅助制作。效率提高了,把关的责任不能放松:教学目标、病例真实性、专业难度和价值导向,仍应由教师负责。

2.6 辅助形成性评价和教学反馈

传统医学教育评价常集中于出科考试或最终技能考核,评价链条并不连续。生成式人工智能可以辅助改变这一局面。学习过程记录、病例分析完整性、影像报告修改质量、错误类型变化、临床推理步骤、指南证据使用情况、对 AI 错误的识别能力,以及学习者的反思和自我修正能力,都可以纳入评价内容。对放射科住培医师,可考察的指标包括报告关键错误率、影像征象描述准确性、鉴别诊断完整性、报告修改前后质量差异、AI 建议采纳和拒绝的合理性、危险错误识别率和报告完成时间。关于 ChatGPT 用于知识评价的利弊,已有文献做过讨论^[20]。由此引出一个评价理念的转变:人工智能时代的教学评价,除了看学习者“是否得到正确答案”,还要看其“能否识别错误答案、解释判断依据并对 AI 输出承担监督责任”。

2.7 辅助医学人文与医患沟通教育

医患沟通是医学人文教育的薄弱环节,生成式人工智能提供了情境化训练的新途径。不同类型的患者、家属和临床医生都可以被模拟出来,用于开展情境化沟通训练。可模拟的场景包括:解释影像检查结果,解释“疑似恶性”但尚未确诊的结果,沟通检查不确定性,解释进一步检查的必要性,面对患者焦虑和反复追问,与临床医生沟通影像危急值,以及多学科团队中的意见表达和冲突处理^[18]。这类训练要纠正的恰恰是几个常见误区:把影像征象直接等同于最终疾病诊断,使用过度绝对化的表达,回避患者的担忧,把 AI 结论当作向患者解释的唯一依据。住培医师应当学会在专业、准确和易于理解之间取得平衡。

3 生成式人工智能融入医学实践教育的思政价值

上述应用如果只是作为技术工具使用,未必自动产生育人效果。生成式人工智能融入医学实践教育的独特之处在于,它同时触及了医学教育中若干最根本的价值问题。从思政教育角度看,这些价值可以归纳为六个方面。国内已有医学影像技术类课程开展课程思政教学实践的探索^[21],课程思政融入医学基础课程的教学改革亦有报道^[22]。

3.1 以人民健康和患者利益为中心

生成式人工智能应用于教学的最终目的, 在于提高医疗服务质量, 减少诊断和沟通中的可避免错误, 帮助患者获得更及时、更准确的信息, 促进医疗资源公平可及, 维护患者生命安全和健康权益。放射科教学中, 影像漏诊、危急值报告延迟和肿瘤沟通案例都是现成的教材, 可以引导住培医师认识: 一份影像报告背后对应的是患者的诊断、治疗和生命预期。技术工具的学习由此落到“人民健康”这一价值坐标上。

3.2 坚持实事求是与科学精神

生成式人工智能可能产生看似合理但实际错误的内容, 这反而使“核验 AI”成为科学精神教育的具体场景。教学中需要反复强化的判断习惯包括: 不盲从权威和技术, 不把概率结果当作确定结论, 不把语言流畅当作事实可靠; 同时主动查证指南和原始文献, 对未知和不确定性保持诚实, 依据证据而不是技术权威作出判断。可以提炼为一句话: 敢于使用技术, 更要敢于质疑技术。

3.3 强化医德医风与职业责任

生成式人工智能不能替代医生的职业责任。教学中应强调: AI 只能提供辅助意见; 最终诊断和临床决策必须由有资质的医务人员作出; 住培医师不能复制粘贴未经核实的 AI 内容, 也不能因 AI 参与而推卸医疗责任; 对报告中的每一项结论负责, 对患者、教师和临床团队保持诚实和透明。责任边界的讨论越具体, 职业责任的意识就越扎实。

3.4 培养数据安全和法治意识

患者病例和影像资料的使用, 是法治意识教育最直接的切入点。患者隐私保护、数据脱敏、授权使用、信息安全、合规使用公共 AI 平台, 以及对模型训练和数据流向的基本认识, 都应在住培阶段建立起来。《新一代人工智能伦理规范》对人工智能研发与应用中的隐私保护和责任归属提出了明确要求, 可以作为教学中的政策依据^[23]。教学中值得讨论的具体问题包括: 患者姓名、住院号和检查号是否应直接输入公共模型; 影像截图是否包含可识别信息; 教学病例用于模型训练是否经过授权; AI 生成的内容能否直接用于正式报告或患者沟通。这些问题的讨论比单纯的知识讲授更能形成法治意识。

3.5 培养批判性思维与创新精神

生成式人工智能不是降低学习要求, 反而提高了医学人才的综合能力要求。住培医师需要学会设计高质量问题、分解复杂临床任务、判断 AI 输出、改进工作流程、发现新的教学和临床问题, 并将技术应用于真实医疗需求。工具的进步使“提问”和“判断”第一

次成为比“记忆”和“复述”更核心的临床能力, 这正是创新精神生长的土壤。

3.6 培养团队协作和社会责任

医学 AI 智能体的落地通常需要医生、教师、工程师、信息人员和管理者共同参与。在放射科教学中, 可以引导住培医师认识: AI 应用需要多学科合作; 临床需求应优先于技术炫技; 技术设计应考虑不同地区和不同层级医院的实际条件; 医学创新应服务于人民健康和临床实践; 医生应成为 AI 应用的参与者、评价者和监督者。

4 以放射科住培为例的思政融入实践路径

4.1 教学目标定位

参照住院医师规范化培训的内容与标准^[24,25], 教学目标可分解为三个维度。知识维度: 住培医师应当了解生成式人工智能、大语言模型和医学 AI 智能体的基本概念, 了解其在医学实践教育中的主要应用场景, 了解其在影像分析、报告训练、循证学习和患者沟通中的潜在价值, 以及常见技术风险和使用边界。能力维度: 能够合理提出医学问题, 独立完成基础影像分析, 对 AI 输出进行证据核验, 识别 AI 错误和高风险建议, 规范书写影像报告, 并使用准确、审慎和人文的语言进行沟通。价值维度上, 要引导住培医师形成以患者为中心的医学价值观, 敬畏生命和守护医疗安全的责任感, 实事求是、严谨求真的科学精神, 遵守伦理规范和保护患者隐私的职业意识, 以及主动推动医学创新的使命感。三个维度统一在“三阶段五步骤”教学路径中(图2)。

4.2 “课前准备”阶段

第一步: 真实病例导入与问题设置。借鉴课程思政与 PBL (Problem-Based Learning) 教学法融合的探索^[26], 教师选择具有教学价值的病例, 例如肺部孤立性结节、胰腺占位、急性胸腹痛、肿瘤术后复查、影像危急值, 以及 AI 与医生判断不一致的病例。围绕病例提出的问题包括: 影像中有哪些关键征象? 哪些信息还需要补充? 初步诊断是什么? 哪些地方存在不确定性? 如果 AI 给出不同意见, 应如何处理?

第二步: 独立分析与分层任务。住培医师在调用 AI 之前, 必须完成独立阅片、影像征象记录、初步诊断、鉴别诊断、诊断依据和不确定性说明。任务按年级分层: 低年资住培医师侧重征象识别和描述, 高年资住培医师侧重鉴别诊断和诊疗决策。先独立、后 AI 的顺序安排, 是为了避免 AI 直接替代学习过程, 这一设计本身就是责任意识教育的一部分。

以放射科住培为例的生成式人工智能“三阶段五步骤”教学实施路径

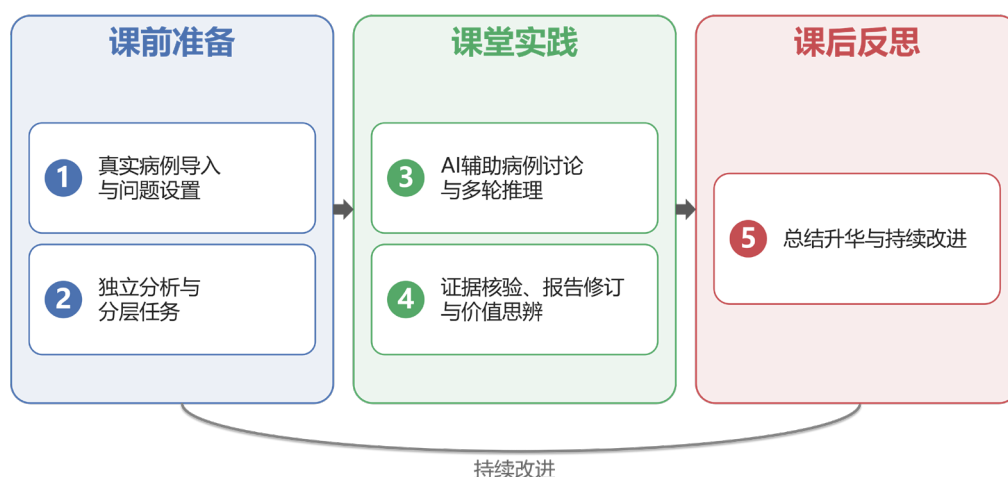


图2 以放射科住培为例的生成式人工智能“三阶段五步骤”教学实施路径

4.3 “课堂实践”阶段

第三步：AI 辅助病例讨论与多轮推理。在教师指导下，住培医师使用生成式 AI 或医学 AI 智能体获取病例补充信息、请求鉴别诊断、检索相关指南、比较不同诊断方案、生成报告反馈、模拟临床会诊。教师的引导重点放在几个判断上：AI 输出是否符合影像事实，是否存在虚构内容，是否遗漏重要诊断，是否引用了不适用的指南，是否把患者个体情况纳入推理。

第四步：证据核验、报告修订与价值思辨。住培医师对 AI 输出进行核验：回溯原始文献和指南，判断证据等级，比较 AI 与自身判断，修改影像报告，说明采纳或拒绝 AI 建议的理由。课堂讨论围绕五个问题展开：如果 AI 输出非常流畅但缺乏证据，是否可以使用？如果 AI 建议与高年资教师意见不一致，应如何核验？如果 AI 漏掉了一个可能危及生命的诊断，责任应如何理解？在患者沟通中，是否应主动说明 AI 参与？如何在技术效率与患者隐私之间取得平衡？五个问题依次对应科学精神、权威关系、职业责任、知情同意和隐私伦

理，讨论过程本身就是思政教育的展开。

4.4 “课后反思”阶段

第五步：总结升华与持续改进。课后住培医师需要完成反思记录：本次病例中 AI 提供了哪些帮助？AI 出现了哪些错误？自己发现并纠正了哪些问题？自己是否出现了过度依赖？下次遇到类似病例时，工作流程会如何改进？如何把患者安全和职业责任落实到具体报告中？

教师最后总结：生成式人工智能可以拓展医学实践教育的边界，但不能取代住培医师的独立判断、教师的教育责任和医生对患者承担的最终责任。医学人才应当既具备使用先进技术的能力，也具备审慎监督技术、纠正技术错误和守护患者权益的能力。

5 生成式人工智能应用于医学实践教育的现实挑战

生成式人工智能在医学实践教育中的应用尚处于探索阶段，教学层面与技术层面的风险需要同步正视（表 2）。

表2 生成式人工智能教学应用中的风险、表现与应对措施

风险类型	具体表现	应对措施
医学幻觉	错误知识、虚假文献、虚构指南	原始文献核验、教师审核
过度依赖	直接复制 AI 答案	强制先独立分析、记录修改过程
数据泄露	上传患者身份信息和原始影像	数据脱敏、合规平台、权限管理
责任模糊	将错误归因于 AI	明确教师和医师最终责任
评价失真	评价的是 AI 而非学习者	增加现场、口头和过程性评价
沟通风险	过度承诺或造成患者误解	人文沟通训练、人工审核

5.1 医学知识幻觉与事实错误

这是生成式人工智能最受关注的风险。模型可能捏造不存在的指南和文献,生成错误的影像征象解释,混淆疾病名称和诊疗标准,给出不适用于具体患者的建议,或将不确定结果表述为确定诊断^[18,27]。这类错误往往以流畅、自信的语言呈现,初学者很难察觉。原始文献核验和教师审核,正是为拦截这类错误设置的两道关口。

5.2 影像理解和多模态整合能力有限

生成式人工智能对影像的理解能力并不稳定。细微影像征象可能识别不准,复杂病例中的关键背景可能被忽略;图像质量、序列和扫描参数都会影响输出;部分模型实际上依赖文字描述而非真正理解图像;影像输出与临床信息的整合也可能前后不一致。放射科教学尤其不能把AI的“读图”能力等同于住院医师的阅片能力。

5.3 学习者过度依赖和能力弱化

如果住培医师直接复制AI输出,可能造成独立阅片能力下降、临床推理过程被简化、对错误答案缺乏识别能力、报告书写能力弱化,最终形成“有AI就不会思考”的依赖。防范的关键不在禁止使用,而在顺序设计:先独立分析,再接触AI意见,并记录修改过程,使AI成为检验者而不是代笔者。

5.4 数据隐私和伦理问题

需要制度化管理的问题不少:患者身份信息泄露,影像和报告未经授权上传,教学数据二次使用不规范,模型训练数据来源不透明,学习者个人数据被过度收集。公共AI平台的服务器通常位于院外,上传前的脱敏和授权审核应当成为教学活动的固定环节。

5.5 教学评价和责任边界问题

评价和责任是教学管理中争议最多的部分:AI生成内容能否作为考核依据;使用AI完成作业是否属于学术不端;教师应如何评价AI辅助完成的报告;AI出错时责任由谁承担;是否需要记录模型、版本和提示词;如何评估学习者真实能力而非AI辅助后的表面成绩^[20]。这些问题目前没有统一答案,但至少可以达成一条共识:凡涉及对学习者的能力评价,必须建立在学习者独立表现的基础上。

5.6 教师AI素养不足

教师同样需要接受培训:了解生成式AI的能力边界,掌握基本提示词和任务设计,能识别模型错误,能设计AI参与而不替代学习的教学活动,能评价AI输出的教学价值和安全性。如果教师对工具的了解落后

于学生,前述所有教学设计和风险防控都会落空。

6 生成式人工智能赋能医学实践教育的发展方向

综合现有应用与不足,生成式人工智能赋能医学实践教育可以在四个方向上继续深化。

6.1 从单次问答转向完整教学工作流

未来应用应从“问AI一个问题”发展为贯穿完整教学工作流的工作流:课前预习—病例分析—证据检索—报告训练—教师反馈—课后反思—学习评价。只有嵌入流程,AI的作用才能被评价,风险才能被管理,思政要素也才能落到具体环节上。

6.2 从知识掌握评价转向综合胜任力评价

评价内容应从单一的知识掌握扩展到临床推理、技能操作、报告质量、AI输出核验、医患沟通、医疗安全意识和职业责任。住培医师面对的不再是“会不会答”,而是“在AI随时在场的情况下,能不能独立作出负责任的判断”。

6.3 从单一模型转向医学AI智能体协同

影像识别模型、指南检索模块、报告生成模块、教学评价模块和患者沟通模块,未来可以整合为面向特定医学实践任务的AI智能体系统^[8]。GEMINI系列模型在医学任务中的系统评估显示,通用多模态模型已具备支撑教学智能体构建的底层能力^[28]。放射科值得探索的方向包括影像识别与报告反馈Agent、胰腺疾病多模态教学Agent、急诊影像决策训练Agent、MDT(Multi-Disciplinary Team)病例讨论Agent和医患沟通模拟Agent。智能体系统的优势在于流程可追踪、权限可控制、责任可界定,比通用聊天界面更适合教学场景。

6.4 从专家评分走向真实教学效果和患者获益

未来研究不能只观察“教师觉得AI回答好不好”。住培医师是否真正掌握知识,报告质量是否提高,高风险错误是否减少,临床决策是否更规范,患者理解度是否提高,教学效率是否改善,AI是否真正促进医疗质量提升,这些才是需要回答的问题。人机协同的最终评价标准,应当回到患者获益^[29]。

6.5 从放射科单点探索走向多学科推广

本文选择放射科作为典型场景,主要基于其影像资料丰富、报告结构规范、评价标准相对客观的特点。这一选择并不意味着所提出的路径仅适用于放射科。就教学逻辑而言,“先独立分析、后接触AI、再证据核验”的顺序安排不依赖具体专科:内科住培中的鉴别诊断训练与指南学习、外科住培中的术前评估与手术方案讨论、急诊住培中的快速决策与危急值沟通,均可沿用同一框架,仅需在任务设计与反馈指标上作相应

调整。也应看到, 各学科的输出载体差异明显, 影像报告的结构化程度高于病程记录与手术记录, 报告质量维度的评价难以直接平移, 其他学科仍需结合自身特点重新设计分层任务与评价指标。就本文的学科边界而言, “三阶段五步骤”路径以放射科实践为直接依据, 在其他学科中的适用性有待进一步的实践检验, 多学科验证也是团队下一步的工作方向之一。

7 结语

生成式人工智能为医学实践教育提供了新的技术工具和教学场景, 但技术应用本身并不自动产生育人价值。只有将其置于患者安全、医学伦理、职业责任、科学精神和医学人文的框架之下, 才能真正实现技术赋能与价值引领的统一。以放射科住培教学为例, 生成式人工智能可以辅助病例分析、影像报告训练、循证学习、形成性评价和医患沟通, 但不能替代住培医师的独立判断、教师的教学责任和医生对患者承担的最终责任。可以预见, 随着医学 AI 智能体逐步成熟, 医学实践教育将越来越多地面对人机协同的日常情境。未来医学实践教育应当培养的是能够合理使用人工智能、审慎核验人工智能并主动纠正人工智能错误的新型医学人才。技术会持续更新, 而判断力、责任感和对患者的敬畏, 始终是医学教育不变的内核。

参考文献

- [1] 新华社. 习近平在全国高校思想政治工作会议上强调: 把思想政治工作贯穿教育教学全过程 开创我国高等教育事业发展新局面[N]. 人民日报, 2016-12-09(01).
- [2] 中华人民共和国教育部. 高等学校课程思政建设指导纲要(教高〔2020〕3号)[Z]. 2020-05-28.
- [3] 中共中央办公厅, 国务院办公厅. 关于深化新时代学校思想政治理论课改革创新的若干意见[Z]. 2019-08-14.
- [4] KUNG T H, CHEATHAM M, MEDENILLA A, et al. Performance of ChatGPT on USMLE: Potential for AI-assisted medical education using large language models[J]. PLOS Digital Health, 2023, 2(2): e0000198.
- [5] HAUG C J, DRAZEN J M. Artificial intelligence and machine learning in clinical medicine, 2023[J]. New England Journal of Medicine, 2023, 388(13): 1201-1208.
- [6] SINGHAL K, AZIZI S, TU T, et al. Large language models encode clinical knowledge[J]. Nature, 2023, 620(7972): 172-180.
- [7] THIRUNAVUKARASU A J, TING D S J, ELANGO VAN K, et al. Large language models in medicine[J]. Nature Medicine, 2023, 29(8): 1930-1940.
- [8] MOOR M, BANERJEE O, ABAD Z S H, et al. Foundation models for generalist medical artificial intelligence[J]. Nature, 2023, 616(7956): 259-265.
- [9] TU T, AZIZI S, DRIESS D, et al. Towards Generalist Biomedical AI[J]. NEJM AI, 2024, 1(3): A10a2300138.
- [10] QIU P, WU C, ZHANG X, et al. Towards building multilingual language model for medicine[J]. Nature Communications, 2024, 15(1): 8384.
- [11] LEWIS P, PEREZ E, PIKTUS A, et al. Retrieval-augmented generation for knowledge-intensive NLP tasks[C]//Advances in Neural Information Processing Systems, 2020, 33: 9459-9474.
- [12] WANG L, MA C, FENG X, et al. A survey on large language model based autonomous agents[J]. Frontiers of Computer Science, 2024, 18(6): 186345.
- [13] 国务院. 新一代人工智能发展规划(国发〔2017〕35号)[Z]. 2017-07-08.
- [14] ABD-ALRAZAQ A, ALSAAD R, ALHUWAIL D, et al. Large language models in medical education: Opportunities, challenges, and future directions[J]. JMIR Medical Education, 2023, 9: e48291.
- [15] BOSCARDIN C K, GIN B, GOLDE P B, et al. ChatGPT and Generative Artificial Intelligence for Medical Education: Potential Impact and Opportunity[J]. Academic Medicine, 2024, 99(1): 22-27.
- [16] RAJPURKAR P, LUNGREN M P. The current and future state of AI interpretation of medical images[J]. New England Journal of Medicine, 2023, 388(21): 1981-1990.
- [17] BHAYANA R, KRISHNA S, BLEAKNEY R R. Performance of ChatGPT on a radiology board-style examination: Insights into current strengths and limitations[J]. Radiology, 2023, 307(5): e230582.
- [18] SALLAM M. ChatGPT utility in healthcare education, research, and practice: Systematic review on the promising perspectives and valid concerns[J]. Healthcare, 2023, 11(6): 887.
- [19] ADAMS L C, TRUHN D, BUSCH F, et al. Leveraging GPT-4 for post hoc transformation of free-text radiology reports into structured reporting: A multilingual feasibility study[J]. Radiology, 2023, 307(4): e230725.

- [20] GILSON A, SAFRANEK C W, HUANG T, et al. How does ChatGPT perform on the United States Medical Licensing Examination (USMLE)? The implications of large language models for medical education and knowledge assessment[J]. JMIR Medical Education, 2023, 9: e45312.
- [21] 袁虎, 李凌玮, 王雷, 等. 医学影像检查技术学课程思政教学实践研究[J]. 教师, 2023(26): 96-98.
- [22] 王新艳, 韩真, 王从荣, 等. 课程思政融入《正常人体学》中的教学改革与设计[J]. 继续医学教育, 2023, 37(11): 9-12.
- [23] 国家新一代人工智能治理专业委员会. 新一代人工智能伦理规范[Z]. 2021-09-25.
- [24] 国家卫生计生委等 7 部门. 关于建立住院医师规范化培训制度的指导意见(国卫科教发〔2013〕56 号)[Z]. 2013-12-31.
- [25] 中国医师协会. 住院医师规范化培训内容与标准(2022 年版)[Z]. 2022.
- [26] 马晓飞, 于鹏, 刘兆瑞, 等. 融合课程思政的 PBL 医学教学法的探索和研究[J]. 大学教育, 2023(23): 109-113.
- [27] LEE P, BUBECK S, PETRO J. Benefits, limits, and risks of GPT-4 as an AI chatbot for medicine[J]. New England Journal of Medicine, 2023, 388(13): 1233-1239.
- [28] SAAB K, TU T, WENG W H, et al. Capabilities of Gemini Models in Medicine[EB/OL]. arXiv:2404.18416, 2024.
- [29] TOPOL E J. High-performance medicine: The convergence of human and artificial intelligence[J]. Nature Medicine, 2019, 25(1): 44-56.

版权声明: ©2026 作者与开放获取期刊研究中心(OAJRC)所有。本文章按照知识共享署名许可条款发表。
<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



OPEN ACCESS