DOI：10. 3969/j. issn. 2096-045X. 2026. 05. 020

·综　述·

人工智能在医学影像教育中的应用价值、风险与治理：一项系统评价

赵海丰[1,2]　魏　刚[1]　陆　勇[1*]

（1. 上海交通大学医学院附属瑞金医院脑病中心，上海 200025；2. 上海交通大学医学院医学人工智能研究院，上海 200025）

【摘要】目的　系统评价人工智能（artificial intelligence，AI）在医学影像教育中的应用形态、教学价值、风险与治理要求。**方法**　按PRISMA原则检索PubMed、Embase、ERIC及CNKI，限定2021年1月1日—2026年3月12日发表的中英文同行评议原始研究。由2名研究者独立筛选并提取数据，根据研究设计选用偏倚风险评价工具，采用叙述性综合。**结果**　最初检索到6 017条记录，去重后6 014条进入题名/摘要筛选，纳入11项原始研究。AI在医学影像教育中的证据主要集中于超声训练（*n*=4）、影像判读、本科教学及AI素养培养。多数研究报告了短期知识/技能改善或满意度提升，但证据停留于柯氏评估1～2级，6项研究评为高偏倚风险。**结论**　AI可增强教学反馈和训练过程的标准化与一致性，但对复杂临床情境中的实践指导支持仍较有限。当前最可执行的路径是在窄任务、高反馈需求场景中试点AI，同步建设AI素养课程与治理框架。高质量的多中心研究是下一阶段的优先需求。

【关键词】人工智能；医学影像教育；放射学教育；医学生；生成式人工智能；系统评价

【中图分类号】R445；G642　　**【文献标识码】**A

Artificial intelligence in medical imaging education: a systematic review of value, risks, and governance

Zhao Haifeng[1,2], Wei Gang[1], Lu Yong[1*]

(*1. Clinical Neuroscience Center, Affiliated Ruijin Hospital, Shanghai Jiao Tong University School of Medicine, Shanghai 200025, China; 2. Institute of Medical Artificial Intelligence, Shanghai Jiao Tong University School of Medicine, Shanghai 200025, China*)

【Abstract】Objective　To systematically evaluate the application modalities, educational value, risks, and governance requirements of artificial intelligence (AI) in medical imaging education. **Methods**　This review followed PRISMA principles and searched PubMed, Embase, ERIC, and CNKI for peer-reviewed original research published in English or Chinese between January 1, 2021, and March 12, 2026. Two reviewers independently screened and extracted data. Risk of bias was assessed using tools appropriate to the study design, and a narrative synthesis was conducted. **Results**　The initial search yielded 6 017 records. After deduplication, 6 014 records underwent title/abstract screening, and 11 original studies were included. The evidence on AI in medical imaging education was mainly concentrated in ultrasound training (*n*=4), image interpretation, undergraduate teaching, and AI literacy development. Most studies reported short-term knowledge/skill improvement or increased satisfaction, but the evidence remained at Kirkpatrick levels 1–2, with six studies rated at high risk of bias. **Conclusion**　AI can enhance the standardization and consistency of instructional feedback and training

基金项目　1. 上海市科学技术委员会自然科学基金青年项目：磁共振可视化关节软骨铁死亡进程的笼型微球（25ZR1401238）；2. 上海交通大学2025高地大临床研究创新建设项目：基于影像组学和血液多组学构建用于神经退行性疾病早筛模型（SJ5603RJ02）

第一作者　赵海丰，博士，实验师，研究方向：医学人工智能。Email：haifeng.zhao.0801@sjtu.edu.cn

*通信作者　陆勇，博士，主任医师，研究方向：放射影像学。Email：ly10936@rjh.com.cn

processes, but its support for practical guidance in complex clinical contexts remains limited. The most actionable path now is to pilot AI in narrow-task, high-feedback-demand scenarios while concurrently developing AI literacy curricula and governance frameworks. High-quality multicenter studies are a priority for the next stage.

【Keywords】artificial intelligence; medical imaging education; radiology education; medical students; generative artificial intelligence; systematic review

人工智能（artificial intelligence，AI）融入临床实践是临床工作数字化转型的必然趋势，尤其在图像密集、流程标准化的影像学领域应用活跃。医学生、临床医生和患者普遍认为AI将深刻改变放射学实践，但不会替代医师，而是重组工作内容、协作模式与能力结构[1]。然而，医学院校对这一变革的课程响应明显滞后，AI相关教学内容更新远落后于技术迭代速度，提示AI发展显著快于课程更新。

AI对医学影像教育的核心价值在于效率提升与标准化。传统教学依赖教师经验、病例积累及面对面反馈，学习者亟须及时纠错指导；AI通过承担质控与反馈功能，可降低学习门槛、提升反馈一致性、减轻教师负担，并扩展低资源/远程训练场景[2-3]。同时，影像教育需培养能判断AI适用时机与人工复核的专业人员，学者将AI素养类比计算机断层扫描（computed tomography，CT）成像的物理学基础，未来医生无需成为算法工程师，但需具备避免过度依赖与错误信任的认知[4]。因此，AI在影像教育中的意义不仅是增加新技术课程，更是重新定义影像学习的“基础能力”边界。

从教育学的角度审视，这一变革带来的机遇是多个层面的：AI课程已逐步进入本科及临床教学，但其在影像教育应用形态、教学效果及可推广性仍缺乏系统研究[4]。研究[5-6]证实AI对医学教育有显著增益：1个月自导式课程可提升学生AI/机器学习（machine learning，ML）自信心66%；放射学人工智能教育（artificial intelligence in radiology education，AIRE）远程课程在扩大可及性与缓解资源不均衡上潜力显著。影像教育调查[7]显示，医学生及住院医师虽对AI教学持开放态度，但对反馈可靠性、使用边界及学生中心设计存有顾虑。AI教育扩展不仅是技术导入，更是课程设计、教师发展、学习支持及评估规则的同步变革。研究[8-10]显示，AI已从影像专科训练工具进入本科教学，影响从技能改进扩展到课程组织重构。

生成式AI和多模态模型进一步放大变革压力：Nouri等[11]在2025年对36项医学执照考试的系统综述与Meta分析显示，统计5个大语言模型（large language model，LLM）后得出，总体准确率72%（包括GPT-4、Bing、Claude、Gemini/Bard以及GPT-3.5，其中GPT-4最高约81%），但研究间异质性极高（I^2=99%）；放射学教育研究[12]中，GPT-4在非图像型试题准确率达88.1%。一方面，ChatGPT图像解释及临床推理能力不足，其在真实图像与医学物理实操考试中成绩（6.05分）显著低于学生平均（7.78分）[13]；另一方面，ChatGPT在12个美国放射学会（American College of Radiology，ACR）影像检查推荐场景与专家共识100%一致，学生与初级医生仅68.0%[14]。这表明LLM优先改变的可能是题库生成、病例摘要等外围环节，而非核心图像判读能力。随机研究[15]提示，AI对医学生增益或高于住院医师，但AI错误易致学习者自动化偏误。因此，LLM/多模态与图像识别结合对影像教育影响真实且迅速，但现有证据不足以证实其稳健教育效益，仅能作为趋势讨论。

基于上述背景，本文聚焦一个更具体、也更接近课程实践的问题：在2021—2026年的原始研究中，AI究竟以何种方式进入医学影像教育，已经呈现出哪些可识别的教学价值，面临哪些风险与治理要求，以及未来研究应如何从“技术新奇性”迈向“教育证据质量”。

1 资料与方法

本研究依据既定研究方案执行，并按照PRISMA 2020与PRISMA-S要点进行报告。纳

入标准：①2021—2026年发表的中英文同行评议期刊原始研究；②研究对象为医学生，或可提取医学生相关数据的混合样本；③干预/暴露涉及人工智能支持的医学影像/放射学教育。排除标准：综述、评论、会议摘要/论文、预印本及无法用于研究综合的非原始研究。

检索于2026年3月12日完成，数据库包括PubMed、Embase、ERIC及中国知网（CNKI），围绕“人工智能、医学影像/放射学、医学教育”3个核心概念构建策略，联合主题词与自由词，采用布尔逻辑“AND/OR”组配。检索时限2021年1月1日—2026年3月12日，语种限定中英文，排除会议论文与预印本。最终各数据库命中数：PubMed 5 650条、Embase 25条、ERIC 5条、CNKI 337条，共6 017条文献。题录经标准化格式转换后，按DOI、数据库标识符及“题名+作者+年份”去重，合并后6 017条记录中删除3条重复，6 014条进入题名/摘要筛选；2名研究者独立按纳入排除标准筛选（从题名/摘要到全文），记录排除理由，全文阶段核查研究对象、AI教育成分、设计及结局指标，最终384篇进入全文评阅，排除373篇（主要因研究对象/类型不符、结局不符或缺乏合格AI教育成分），纳入11项研究（图1）。

数据提取采用结构化模板完成，提取字段包括研究设计、研究对象、样本量、AI干预/暴露形式、比较方式、教学场景、结局指标、主要结果及Kirkpatrick层级。偏倚风险分别采用RoB 2、ROBINS-I、QUADAS-2、JBI、AXIS或NIH Case Series工具进行评价。由于纳入研究在干预形式、研究设计、结局定义及统计口径方面存在明显异质性，不满足Meta分析的同质性要求，因此本研究采用叙述性综合，并结合证据矩阵对主要主题进行归纳分析。

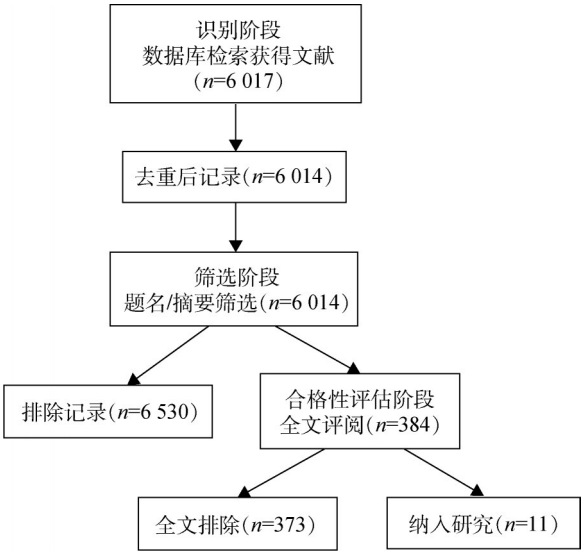

图1　PRISMA 2020文献筛选流程图

2　结　果

2.1　纳入研究总体特征

最终纳入11项原始研究[8-10,16-23]。研究设计包括随机对照试验2项[16-17]、准实验/前后对照4项[8,10,18,23]、诊断读片研究1项[19]，以及描述性开发、混合方法或案例系列研究4项[9,20-22]。研究对象以医学生为主，但部分研究纳入住院医师或与专家进行一致性比较[18-19]。每项研究样本量多为5～60人，均为单中心或小规模研究。应用场景仍以超声最为集中，共4项；其余涉及骨折X线片判读、甲状腺超声风险分层、眼科病例生成、乳腺影像沟通模拟、3D虚拟解剖，以及本科医学影像实验课、AI实践课程与实习教学等[8-10,16-23]。绝大多数研究停留在柯氏评估（Kirkpatrick）1～2级结局，尚缺少3～4级真实行为或患者结局证据（表1、表2）。

2.2　AI作为教学工具：超声技能训练与实时反馈

在当前证据中，超声训练是AI教育应用最成熟、也最接近临床教学痛点的场景。Höhne等[16]双中心随机研究比较AI/APP支持的创伤重点超声评估（focused assessment with sonography for trauma，FAST）与肺超声课程及传统导师指导课程，结果显示两组末次客观结构化临床考试（objective structured clinical examination，OSCE）成绩差异无统计学意义，提示AI支持的混合式训练短期教学效果与传统方式相当。与之相比，Aronovitz等[17]的随机研究显示了更积极的结果：在心脏床旁即时超声（point-of-care

表1 纳入研究基本特征

研究	年份/年	国家	设计与样本	影像/教学场景	主要结果
Höhne[16]	2025	德国	RCT（n=50）	FAST/肺超声课程+AI反馈	末次OSCE两组无显著差异
Aronovitz[17]	2024	以色列	RCT（n=60）	心脏POCUS实时质控	AI组中位总分26分 vs 22分，RR=2.3
O'Rourke[18]	2025	美国	前后对照，4名医学生+4名住院医师	儿科骨折X线片判读训练	住院医师准确率提升，医学生无显著变化
Fung[19]	2025	中国	诊断读片研究，67个结节	甲状腺超声AI风险支持	医学生AUROC 0.626→0.790
Zhang[20]	2025	中国	描述性研究（n=20）	ChatGPT-4生成眼科病例+MCQ	教师评分52.33/60，95%学生认可
Tschirhart[21]	2023	加拿大	混合方法（n=6）	肺超声图像标注训练	标注准确率逐轮提高
Weisman[22]	2025	美国	开发性研究（n=5）	异常乳腺影像结果沟通虚拟患者	可行，响应1～3 s，但反馈不稳定
Sharma[23]	2026	沙特	准实验（n=40）	3D虚拟解剖馆	干预组总体评分（4.48±0.66）分 vs（3.45±0.70）分
张沥[8]	2025	中国	对照研究（n=105）	医学影像本科实验课+AI教学平台	试验组课堂随机实验、技能、理论及总成绩均优于对照组；教学满意度、主动学习等评分更高
张小勤[9]	2025	中国	教学探索/课程实践，课程评价（n=30）	面向医学影像专业的AI实践课程	93.3%的学员对课程设计满意，86.7%认为掌握AI基础及应用，66.7%认为实践能力提升，96.7%表示将持续关注AI临床应用
刘宇卉[10]	2025	中国	分组比较（n=40）	医学影像实验教学+AI阅片/报告纠错	分组教学后试验组理论知识成绩高于对照组［（96.8±7.4）分 vs（87.9±6.8）分］，满意度95% vs 80%，肺结节CT定位训练表现更优

RCT：随机对照试验（randomized controlled trial）；FAST：创伤重点超声评估（focused assessment with sonography for trauma）；AI：人工智能（artificial intelligence）；OSCE：客观结构化临床考试（objective structured clinical examination）；POCUS：床旁即时超声（point-of-care ultrasound）；RR：相对风险（relative risk）；AUROC：受试者工作特征曲线下面积（area under the receiver operating characteristic curve）；MCQ：多项选择题（multiple-choice question）；3D：三维（three-dimensional）；CT：计算机断层扫描（computed tomography）。

ultrasound，POCUS）课程中嵌入实时射血分数（ejection fraction，EF）自动质控工具后，AI组6 min考试中位总分高于对照组（26分 vs 22分），（P=0.002），达到预设阈值的相对风险为2.3。结果提示，当训练任务对图像采集质量、切面稳定性和实时纠偏高度敏感时，AI可直接改变学习者的操作轨迹与达标概率。

2.3 AI作为教学工具：判读支持与第二读者

除实操训练外，AI也被用于提升学习者在图像判读和风险分层任务中的表现。O'Rourke等[20]利用AI标注模块训练儿科骨折判读，结果显示，毕业后第2年（postgraduate year 2，PGY-2）住院医师准确率由71.3%提高至77.5%（P=0.032），但医学生并未获得显著改善。这一结果提示，AI的增益可能与学习者原有能力水平密切相关。Fung等[19]在甲状腺结节超声研究中考察了AI-SONIC风险评分对不同层级学习者的作用。结果显示，AI辅助后，医学生的受试者工作特征曲线下面积（area under the receiver operating characteristic curve，AUROC）由0.626提升至0.790，初级住院医师亦有明显改善。与骨折研究相比，风险分层任务因判定维度固定，可为初学者提供稳定参照框架。刘宇卉等[10]在40名学生的分组比较中，将人工智能报告纠错系统引入肺结节CT阅片与报告训练；结果显示，分组教学后试验组理论知识考核成绩显著高于对照组［（96.8±7.4）分 vs（87.9±6.8）分，P<0.05］，教学满意度亦高于对照组（95% vs 80%，P<0.05）。在判读支持方面，此类研究结论存在分

歧：一项研究显示对医学生无显著获益[18]，另一项虽有显著提升但病例选择偏倚明显[19]。

2.4　AI作为教学内容：内容生成、学习支持与教师支持

当前，AI不再只是教学过程中的外部工具，也开始成为课程内容和教师备课支持的一部分。Zhang等[20]使用ChatGPT-4生成眼科病例与选择题，教师评分均值52.33/60，95%的学生认为该资源丰富了学习材料。Tschirhart等[21]让医学生通过参与肺超声图像标注学习深度学习前端流程，经迭代训练后标注准确率逐步提高。张沥等[8]以105名医学影像专业本科生为对象，将AI技术引入实验课教学，与传统教学法比较显示：试验组课堂随机实验、期末技能与理论考核及最终期末考试成绩均显著优于对照组，教学满意度、临床思维、学习兴趣等多维度评分更高。

2.5　AI素养、沟通模拟与邻近课程场景

Weisman等[24]开发了基于ChatGPT-4的虚拟标准化患者系统用于训练医学生沟通异常乳腺影像结果，系统响应时间1～3 s并支持多轮对话，但存在反馈不一致及缺乏客观学习成效的局限。Sharma等[23]的3D虚拟解剖研究虽不属于狭义放射学教育，但其与影像学密切相关：通过深度学习驱动的低成本三维模型和博物馆式教学，干预组在知识、临床推理和学习动机方面均优于对照组[总体评分(4.48±0.66)分 vs (3.45±0.70)分]。张小勤等[9]研究则从课程建设角度补强了这一主题。该研究为医学影像专业本科生设置30学时AI实践课程，采用“案例引导-任务驱动-方案设计-实践验证”四阶段教学模式，结合机器学习、深度学习基础知识与医学影像任务。结果显示，93.3%的学员满意课程设计，86.7%掌握AI基础知识及应用，66.7%认为实践能力提升，96.7%表示会继续关注临床AI应用进展。

总体来看，纳入研究可大体分为两条主线：①AI作为教学工具，服务于采集、判读、反馈和量化；②AI作为教学内容与课程环境，服务于病例生成、数据标注、沟通模拟和AI素养培养。前者已有一定短期效果证据，后者仍以可行性探索为主(表2)。

表2　纳入研究分类贡献表

主题	代表研究	主要发现	对医学影像教育的贡献	主要短板
AI辅助技能训练/实时反馈	Höhne[16]、Aronovitz[17]	AI可实现与传统教学相当或更优的短期成绩，并提高LVEF获取/量化一致性	提供即时、标准化、可重复的操作支架，最接近当前可落地应用	单中心、小样本、短期结局为主
AI辅助判读/第二读者	O'Rourke[18]、Fung[19]、刘宇卉[10]	可改善部分学习者的准确率、AUROC或报告纠错表现	有助于缩小经验差距，支持模式识别、风险分层和报告书写训练	教育效应不稳定，偏倚风险高，多为近端结局
本科医学影像课程与实验教学	张沥[8]、刘宇卉[10]	AI融入实验课或实习教学后，可改善理论成绩、技能考核、教学满意度与主动学习表现	说明AI已从“局部临床技能工具”扩展到“课堂与实验教学组织方式”的支持手段	主要为单中心课程研究，长期迁移与外部可推广性不足
AI生成内容/数据标注	Zhang[20]、Tschirhart[21]	资源生成快、主观认可度高，标注能力可提升	兼具教师支持与学生AI素养培养价值	缺少客观学习增益与对照
沟通模拟/虚拟解剖与AI素养	Weisman[22]、Sharma[23]、张小勤[9]	可行性、课程体验与学习主动性改善明显	扩展影像教育到沟通、空间理解、AI素养与跨学科能力培养	与真实影像能力迁移关系不清，课程反馈多于客观终点

AI：人工智能(artificial intelligence)；LVEF：左心室射血分数(left ventricular ejection fraction)；AUROC：受试者工作特征曲线下面积(area under the receiver operating characteristic curve)。

3 讨 论

AI进入医学影像教育的方式并不单一，而是分别嵌入课程资源生成、图像采集训练、判读支持、学习反馈和AI素养培养等多个环节。若仅从纳入的11项原始研究出发，最稳定的教育信号仍然来自超声训练，尤其是需要高频即时反馈的采集和量化任务[16-17]；而在生成式AI、虚拟病人和课程创新方向，当前更多看到的是可行性与积极体验，而非经过严格验证的学习获益[20-23]。研究虽提示AI融入本科医学影像课程与实验教学后，可带来短期课程成绩、教学满意度和学习主动性改善，但整体仍主要停留在课堂层面的近端结局[8-10]。

影像教育为何会成为AI率先改变的教学场域？首先在于放射学已处于AI临床转化前沿，学习者预期AI将改变读片、工作流和职业能力要求而非替代全部工作[1-2]；但同时，其负面影响则表现为预期带来的焦虑与不确定性，学生兴趣高但正式训练不足，对未来职业既期待又忧虑[1]。从教育场景看，AI带来的机遇与挑战并存。AI可大幅提速病例、题目、讲义等资源生产，推动教师角色从“全量生产”转向“策划与质控”[8,20,22]，同时促进医学影像专业学生以真实临床任务驱动方案设计、协作与跨学科问题求解[9]。相对地，学生虽已将AI用于写作、文献查找等学习活动，但对其可靠性与伦理风险存在明确担忧，且LLM通过部分医学考试的能力使评估区分度、作业真实性及学术诚信规则面临重构需求[9,11-14]。

从医学影像场景看，AI最有前景的价值主要体现在：①标准化反馈与降低初学门槛：AI通过实时质控和自动量化工具有助于将经验性判断转化为稳定学习支架[10,16-17]，同时可引导零基础学生较快获得超声等“手-眼-脑”协同任务的可用图像或接近专家的量化结果[24-25]；②补充辅助功能与扩展训练可及性：在结构化风险分层任务中AI可作为过渡性参照帮助建立读片框架[10,18-19]，且通过AI辅助案例生成、图像标注和远程课程，能降低学习资源边际成本以促进低资源环境课程扩散[5-6,8-9,20-21]。同时，挑战同样集中而尖锐：①现有教育应用多依赖窄任务单中心环境，设备、病例谱及教师支持方式特异导致外部可推广性有限[8-10,16-19]，且厂商依赖、硬件绑定与更新不透明进一步形成隐性门槛[17,24]；②AI辅助可能带来认知风险，如学习者易受错误AI结果误导的自动化偏误[15]，且生成式AI在图像解释与临床整合上的不稳定性使其直接作为教学工具存在高风险[11-14]。

课程设计相关文献已指明方向，Crotty等[3]建议将数据科学基础、机器学习、AI伦理与监管等核心模块纵向嵌入本科影像课程；Theros等[4]进一步强调临床AI教育需超越概念层面，提供可操作、可实践、可批判性评估的入门框架；Li等[7]的需求调查则明确师生对AI课程的核心诉求——在欢迎态度基础上，需强化反馈系统可靠性、用户中心设计与真实场景耦合；以上文献与本综述结果结合最终印证，影像AI教育的核心价值在于培养“与AI协作且监督AI”的能力，需与专业任务深度耦合而非泛化通识教学[9]。

在伦理、合规与治理层面，本文提出3项关键原则：①使用规范与验证：AI工具需在机构内完成小规模验证，并明确区分学习支架、反馈与评价用途；②责任与边界管理：保留教师对AI内容的终审权，并明确告知学生使用范围及独立完成要求；③数据安全与风险监控：确保敏感信息脱敏、交互日志可追踪，并记录AI失败率与误导性输出。

4 结 语

本研究存在一定局限性：①样本量普遍偏小，且以单中心便利样本为主；②结局多数停留在满意度、单次考试、短期OSCE或一致性指标层面，缺少长期知识保留、真实轮转行为、报告质量或患者相关结局；③多数研究仅达到Kirkpatrick 1～2级，尚无法证明AI真正改变了临床学习行为；④偏倚风险整体偏高：按逐篇结果，高风险6篇、有些担忧5篇，高风险主要来自

非随机分配、失访较多、主观结局占比高、缺少预注册或统计不充分等问题。因此，对当前证据的最恰当评价不是“AI已证实显著改善影像教育”，而是“AI在部分窄任务教学中显示出值得进一步验证的优势”。

面向未来，值得优先推进的研究方向包括：①通过多中心随机对照试验、真实行为结局评估及“多读者-多病例”设计，验证AI在知识保留、技能保持与临床迁移中的长期效果，并明确不同学习者的获益差异；②系统评估自动化偏误与依赖风险，建立教学AI最小治理集，同时考察AI对教师角色与备课负担的实际影响；③针对多模态模型设计一体化教学试验，开展“成本-效果”研究，并推动研究报告的预注册与标准化结局，以提升证据质量与可比性。

总体而言，AI给医学影像教育带来的不是一次简单的工具更新，而是一场涉及课程内容、教学流程、评价标准和职业能力定义的系统性变革。2021—2026年的纳入证据表明，AI在医学影像教育中的最可靠应用场景目前仍是超声技能训练、实时质控与初学者支架支持；在判读支持方面存在积极信号，但证据稳定性不足；在LLM病例生成、虚拟病人与AI素养课程方面，现阶段更多体现为可行性而非确定疗效。AI尤其是LLM与多模态模型正在迅速改变影像教育的资源生产、课程组织和评估边界，但其教育价值必须建立在教师审核、局部验证、日志审计和边界明确的治理框架之上。对课程设计者而言，当前最可执行的路径不是全面替代传统教学，而是优先在窄任务、高反馈需求、易量化的场景中试点AI，并同步建设AI素养与负责任使用规范。

利益冲突　所有作者声明无利益冲突。

作者贡献声明　赵海丰：论文选题，研究设计，文献检索，资料整理，结果分析，论文撰写；魏刚、陆勇：研究资源协调，学术指导，论文修改与审定。

参考文献

[1] Allam A H, Eltewacy N K, Alabdallat Y J, et al. Knowledge, attitude, and perception of Arab medical students towards artificial intelligence in medicine and radiology: amulti-national cross-sectional study[J]. Eur Radiol, 2024, 34(7): 1-14.

[2] Gorospe-Sarasúa L, Muñoz-Olmedo J M, Sendra-Portero F, et al. Challenges of radiology education in the era of artificial intelligence[J]. Radiología Engl Ed, 2022, 64(1): 54-59.

[3] Crotty E, Singh A, Neligan N, et al. Artificial intelligence in medical imaging education: recommendations for undergraduate curriculum development[J]. Radiography, 2024, 30: 67-73.

[4] Theros J, Soetikno A, Liebovitz D. Foundations of AI for future physicians: a practical, accessible curriculum[J]. Med Teach, 2025, 47(10): 1601-1603.

[5] Abid A, Murugan A, Banerjee I, et al. AI education for fourth-year medical students: two-year experience of a web-based, self-guided curriculum and mixed methods study[J]. JMIR Med Educ, 2024, 10: e46500.

[6] Jagannath P, Perera N, Minton L, et al. Increasing accessibility: effectiveness of a remote artificial intelligence education curriculum for international medical graduates[J]. Clin Teach, 2025, 22(2): e70047.

[7] Li R, Liu G, Zhang M, et al. Integration of artificial intelligence in radiology education: a requirements survey and recommendations from faculty radiologists, residents, and medical students[J]. BMC Med Educ, 2025, 25(1): 380.

[8] 张沥，张晶，折霞，等. 人工智能技术在医学影像本科生实验课教学中的应用[J]. 影像研究与医学应用，2025，9(22)：182-184.

[9] 张小勤，刘慕俊，刘丽. 面向医学影像专业的人工智能实践课程教学探索与实践[J]. 中国医学教育技术，2025，39(6)：817-822.

[10] 刘宇卉，刘铁利，张钦和，等. 人工智能在医学影像实验教学中的应用探究[J]. 西部素质教育，2025，11(5)：150-154.

[11] Nouri H, Mahdavi A, Abedi A, et al. Performance of large language models in medical licensing examinations: a systematic review and meta-analysis[J]. J Educ Eval Health Prof, 2025, 22: 36.

[12] Gotta J, Le Hong Q A, Koch V, et al. Large language models (LLMs) in radiology exams for medical students: performance and consequences

[J]. Rofo，2025，197(9)：1057-1067.
[13] Salvador R，Vas D，Oleaga L，et al. Comparing ChatGPT and medical student performance in a real image-based radiology and applied physics in medicine exam[J]. Radiología Engl Ed，2025，67(4)：101638.
[14] Sirag M，Moloney B M. ChatGPT：a useful tool for medical students in radiology education?[J]. Clin Teach，2025，22(6)：e70220.
[15] Fussell D A，Tang C C，Sternhagen J，et al. Artificial intelligence efficacy as a function of trainee interpreter proficiency：lessons from a randomized controlled trial[J]. AJNR Am J Neuroradiol，2024，45(11)：1647-1654.
[16] Höhne E，Bauer E，Bauer C，et al. A comparative bicentric study on ultrasound education for students：app- and AI-supported learning versus traditional hands-on instruction (AI-teach study)[J]. Acad Radiol，2025，32(8)：4930-4938.
[17] Aronovitz N，Hazan I，Jedwab R，et al. The effect of real-time EF automatic tool on cardiac ultrasound performance among medical students[J]. PLoS One，2024，19(3)：e0299461.
[18] O'Rourke S，Xu S，Carrero S，et al. AI as teacher：effectiveness of an AI-based training module to improve trainee pediatric fracture detection[J]. Skeletal Radiol，2025，54(9)：1949-1957.
[19] Fung M H M，Ng W I，Lee H E，et al. The role of artificial intelligence in surgeon-performed ultrasonographic evaluation of cytologically indeterminate thyroid nodules[J]. Am J Surg，2025，249：116599.
[20] Zhang Q，Huang Z，Huang Y，et al. Generative AI in medical education：feasibility and educational value of LLM-generated clinical cases with MCQs[J]. BMC Med Educ，2025，25(1)：1502.
[21] Tschirhart J，Woolsey A，Skinner J，et al. Introducing medical students to deep learning through image labelling：a new approach to meet calls for greater artificial intelligence fluency among medical trainees[J]. Can Med Educ J，2023，14(3)：113-115.
[22] Weisman D，Sugarman A，Huang Y M，et al. Development of a GPT-4-powered virtual simulated patient and communication training platform for medical students to practice discussing abnormal mammogram results with patients：multiphase study[J]. JMIR Form Res，2025，9：e65670.
[23] Sharma B，Alhazmi A，Nasir N，et al. Innovative learning in anatomy education：assessing the impact of low-cost 3D deep learning anatomical models in museum-based instruction[J]. J Surg Educ，2026，83(1)：103748.
[24] Schneider M，Bartko P，Geller W，et al. A machine learning algorithm supports ultrasound-naïve novices in the acquisition of diagnostic echocardiography loops and provides accurate estimation of LVEF[J]. Int J Cardiovasc Imaging，2021，37(2)：577-586.
[25] Dadon Z，Orlev A，Butnaru A，et al. Empowering medical students：harnessing artificial intelligence for precision point-of-care echocardiography assessment of left ventricular ejection fraction[J]. Int J Clin Pract，2023：5225872.

（收稿日期：2026-04-20，修回日期：2026-05-21）
（本文编辑：高健）

开放获取 本文使用遵循知识共享 署名-非商业性-禁止演绎4.0协议(CC BY-NC-ND 4.0)，详细信息请访问 https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/。

OPEN ACCESS This article is licensed for use under Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International Deed (CC BY-NC-ND 4.0). For more information, visit https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/.