·人工智能专题·

精准医学视域下AI赋能的融合式教学法在肿瘤学教学的创新与实践

刘 超,兰 娅,马 悦,张艳桥
哈尔滨医科大学附属肿瘤医院消化肿瘤内科,哈尔滨 150081

【摘要】本文构建并阐述了一种以人工智能(artificial intelligence,AI)为核心驱动的,深度融合问题驱动学习法(problem-based learning, PBL)、案例导向学习法(case-based learning, CBL)和多学科诊疗(multidisciplinary team, MDT)的三元融合教学模型。该模型融合PBL、CBL和MDT模式,依托AI技术构建高仿真虚拟肿瘤临床环境,覆盖教学全流程:课前AI生成分层虚拟患者病例;课中形成"高仿真肿瘤MDT观摩、AI辅助思维解构、AI驱动沉浸式MDT模拟实践"的递进式学习闭环;课后构建动态知识图谱辅助学生复盘与整合。文章系统阐述了模型的构建理念、实施路径及多维评价体系,并探讨其在肿瘤学教育中的应用潜力与面临的挑战,为推进肿瘤学临床教学向精准化、高效化转型提供了新思路与可行路径。

【关键词】人工智能;PBL;CBL;MDT;肿瘤学
【中图分类号】G434 【文献标志码】A 【文章编号】1004-5287(2026)03-0319-06
【DOI】10.13566/j.cnki.cmet.cn61-1317/g4.202603005

Innovation and practice of AI-empowered integrated teaching method in oncology teaching from the perspective of precision medicine

LIU Chao, LAN Ya, MA Yue, ZHANG Yanqiao
Department of Gastrointestinal Medical Oncology, Harbin Medical University Cancer Hospital, Harbin 150081, *China*

【**Abstract**】This study develops and explicates a triadic integrated teaching model, driven by artificial intelligence (AI), that deeply integrates problem-based learning (PBL), case-based learning (CBL), and multidisciplinary team (MDT) approaches. Leveraging AI technologies, the model constructs a high-fidelity virtual oncology clinical environment spanning the entire teaching process. Prior to class, AI generates stratified virtual patient cases; during class, a progressive learning loop is established through high-fidelity virtual MDT observation, AI-assisted clinical reasoning deconstruction, and AI-driven immersive MDT simulation practice; after class, a dynamic knowledge graph is built to support review and knowledge integration. This article systematically presents the model′s design rationale, implementation pathway, and multidimensional evaluation framework, and further discusses its potential applications and challenges in oncology education. The proposed model offers a novel and feasible approach to advancing oncology clinical teaching toward greater precision and efficiency.

【**Keywords**】artificial intelligence; PBL; CBL; MDT; oncology

肿瘤学是当今医学范畴内进展最为迅猛的学科分支之一。精准医学理念的深化,推动肿瘤诊疗范式从"同病同治"的传统模式,转向依托基因组学、病理组学、影像学等多组学信息融合的"个体化精准"模式[1]。这一变革对肿瘤学医学生及青年医师提出了更高要求,他们不仅需要掌握快速更新的循证知识,

基金项目:中华医学会医学教育分会2025年度医学教育研究课题项目(2025B74)。
收稿日期:2025-11-09
作者简介:刘超,教授,副主任医师,博士,博士研究生导师,研究方向为肿瘤学及医学教育。
通信作者:张艳桥,教授,主任医师,博士,博士研究生导师,研究方向为肿瘤学及医学教育。 E-mail:yanqiaozhang@ems.hrbmu.edu.cn

还需具备在多学科框架下整合分期、分子检测、治疗线序与患者价值偏好的能力。然而，传统肿瘤学教学的痛点并非仅是“内容更新慢、理论与实践脱节”等问题[2]，更具有鲜明的学科特殊性。这种特殊性主要表现在肿瘤异质性高、分子分型复杂，不同驱动基因与微环境导致治疗策略迥异；循证证据与指南更新迭代快；治疗决策高度依赖多学科诊疗（multidisciplinary team，MDT）模式，需综合外科、放疗科、影像科、病理科等多学科信息，并权衡疗效、毒性及患者价值偏好。

为了弥补传统教学模式的不足，医学院校不断探索着不同的教学方式，其中应用最广泛的是问题驱动学习法（problem-based learning，PBL）、案例导向学习法（case-based learning，CBL）和MDT观摩的教学模式。PBL通过问题链（如围绕肿瘤分期、分子检测、治疗策略、疗效评估、不良反应处理等），促进学生自主探究[3]。CBL则借助典型癌种（如肺癌、乳腺癌）结合特定突变（如EGFR、HER2）或分子标志物（如PD-L1）的真实病例强化知识迁移与推理能力[4]。MDT强调多学科协作制定个体化方案，尤其适用于复杂肿瘤学决策场景[5]。这些教学方法虽缓解了传统教学的被动性弊端[6-7]，但依然存在显著局限：一是病例复杂度与真实临床情境匹配不足，PBL和CBL教学资源往往难以覆盖肿瘤分期、分子检测、治疗线序与毒性管理等关键环节；二是MDT观摩中学生的参与度较低，讨论往往停留于表面层次[8]；三是现有教学方法缺乏能够支撑学生“依据最新证据、整合多学科意见并权衡利弊”的系统性训练闭环。

近年来，AI在医学教育中的应用快速发展[9]，虽然已经有研究就PBL+CBL的方法[10]以及AI工具引入课堂的教学模式做了初步探索[11]，但现有探索多停留于局部工具引入，未形成从病例整合、循证检索、多学科互动到评价反馈的一体化方案，更缺乏能让学习者经历“观摩-解构-实践”的认知递进闭环。而生成式人工智能，大语言模型（large language model，LLM）、医学影像AI、临床决策支持系统（clinical decision support system，CDSS）等[12]，为构建高仿真、可重复演练的肿瘤MDT学习情境提供了可能[13]。基于此，本研究构建一种AI主导生成与流程控制、教师监督校准的PBL+CBL+MDT三元融合精准教学模型，通过构建肿瘤学学科高仿真MDT模拟环境，促进学习者从观摩、解构到实践的转变，并配套多维评价体系，为肿瘤学教学改革提供可借鉴的实践方案与理论参考。

1 AI赋能的PBL+CBL+MDT三元融合精准教学模型的构建与实施

本模型主要适用于已完成基础临床课程、进入临床见习或实习阶段的肿瘤学医学生及住院医师规范化培训学员。模型的核心理念是构建一个以肿瘤学“高仿真虚拟临床环境”为基础，以“AI作为核心驱动与赋能工具”为特色，深度融合PBL、CBL和MDT三要素的精准教学闭环。在此环境中，学生通过“观摩高仿真MDT、解构专家思维、参与AI驱动的模拟实践”这一递进式路径，系统化培养精准临床思维，如图1所示。

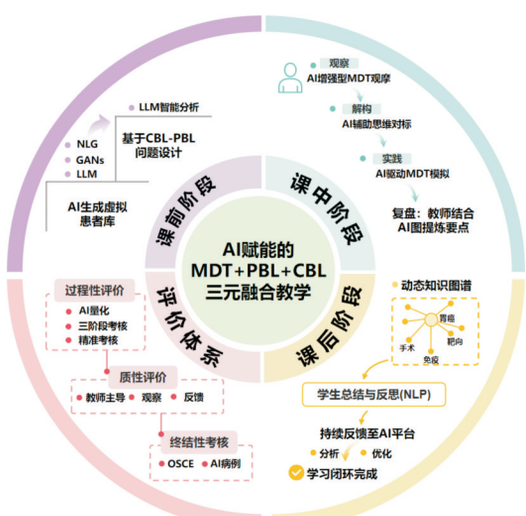


图1 AI赋能的PBL+CBL+MDT三元融合教学模型架构

1.1 课前阶段：AI构建高仿真学习基础与环境

在此阶段，模型可利用自然语言生成（natural language generation，NLG）[14]和生成对抗网络（generative adversarial network，GAN）[15]等当前医学教育领域的热门AI技术，构建一个涵盖常见癌种、罕见突变、不同临床分期、各类合并症及多样化治疗意愿的高仿真“虚拟患者”队列。每个病例均须包含以下核心要素：规范的病理分期与临床分期要点；关键的分子检测信息（如EGFR、ALK、ROS1、HER2、KRAS/NRAS/BRAF、MSI/dMMR、PD-L1表达、NTRK等）；影像学评估标准；详细的病理分型与组织学分级；清晰的治疗决策路径（包括新辅助、辅助、一线、后线治疗选择等）；具体的治疗相关毒性分级与管理策略，以及长期的随访计划与复发进展应对策略。Rao等[16]的研究指出，基于LLM（如GPT-4）生成的临床案例在科学准确性、全面性和整体质量上均获专家高度认可，且具有较低的潜在临床危害与人口偏见风险。除静态文本外，这些病例还包含结构化临床数

据、AI合成影像学图片、基于全切片成像技术的虚拟病理切片及生化检测结果等，重点突出肿瘤在临床病理分期、分子分型检测、治疗线序以及毒性管理等方面的关键决策点，保证病例能真实驱动MDT推理训练。AI构建的虚拟患者库还可模拟复杂多样的临床场景，使学生能在安全环境中进行诊断与治疗推演，从而在提升其实践能力的同时，增强应对复杂临床情境的信心[12]。

为进一步确保AI生成病例在教学应用中的科学性、规范性与安全性，本研究在病例生成流程中引入了多重准确性验证机制。具体而言，我们采用了“双专家审核联合检索增强生成（retrieval-augmented generation，RAG）实时调取权威指南”的复合验证策略。首先，AI自动生成的虚拟病例需由两名具有高级职称的肿瘤专科医师独立审核其诊断逻辑、治疗路径与循证依据，对潜在不合理或偏离指南的内容进行人工校正；其次，在病例生成与推演过程中引入RAG技术，实时调取美国国家综合癌症网络（National Comprehensive Cancer Network，NCCN）、中国临床肿瘤学会（Chinese Society of Clinical Oncology，CSCO）等权威指南及近三年高等级循证医学文献，通过“生成-检索-比对-修正”的闭环流程，有效降低LLM产生医学幻觉或过时结论的风险。通过上述机制，在保证病例复杂性与多样性的同时，最大限度地提升AI生成病例的科学可信度，使其能够安全、可靠地服务于精准临床思维训练。

在此基础上，任课教师可提前把遴选好的虚拟病例发给学生，学生通过自主学习和病例分析的方式进行学习，在理解的基础上完成初步的分期判断、拟订分子检测清单与治疗策略等，并形成问题链，将问题带入高仿真MDT课堂，实现PBL与CBL的课前融合。同时，教学模型可基于LLM如GPT系列[17]或Med-PaLM等进行定制化开发[18]，围绕病例设计不同层次的教学目标、大纲知识点和PBL引导性问题库放置于后台，以此为基础对学生进行课堂中的测评，并用以评价学生的思维完整性以及逻辑性。

1.2　课中阶段：AI驱动的沉浸式MDT模拟与精准思维训练

课中环节体现的是三元融合与AI赋能理念，其设计遵循“观察-解构-实践”的认知过程规律，用来构建一个层层递进的学习闭环。

（1）高仿真MDT讨论观摩（观察阶段）：观摩1次高质量MDT讨论，目的是给学生灌输正确的思维范式、决策标准，提供“标准版MDT讨论流程”，供后续开展类似MDT工作时作为参考和路径。MDT讨论过程通过人工智能方式实现，利用LLM模拟各学科专家角色，这些MDT角色应覆盖肿瘤标准诊疗团队的核心阵容，如肿瘤内科、肿瘤外科、放射治疗科、影像诊断科、病理科、介入科及姑息治疗科等，最后生成一个结构严谨、遵循循证医学原则的“标准版MDT讨论流程”，以呈现各参与角色的分析逻辑、辩论焦点以及最终共识的达成过程。

（2）AI辅助的思维解构与对标（解构阶段）：基于观摩MDT讨论建立的精准诊疗思维范式，进入AI辅助的思维解构与强化环节，将内隐的专家思维显性化。AI生成“标准思维框架”，此时教师指令AI系统基于观摩的病例与讨论，自动生成一份结构化的MDT会议纪要和覆盖诊断、分期、分子检测、治疗策略、疗效评估、不良反应处理等维度的系统化PBL问题链和诊疗路径。同时学生进行自我思维对标：学生将自己的观摩笔记与AI生成的“标准框架”进行对比，识别自身在思维完整性、逻辑性和知识深度上的差距。同时教师适当引导提问，如“为什么专家会关注那个影像学特征？”“靶向或免疫治疗方案的依据？”

（3）AI驱动的沉浸式MDT模拟与思维结构化训练（实践阶段）：完成思维解构与差距认知后，进入实践阶段。学生以小组为单位，针对全新虚拟病例开展AI驱动的沉浸式MDT模拟讨论。教师为小组成员分配不同的MDT核心角色。由于经过了前两个阶段的训练，学生此时的角色扮演更具深度和方向性。

1.3　AI赋能的关键环节与实施路径

（1）AI作为实时循证顾问：在实践阶段的MDT讨论过程中，当学生对治疗方案、影像学判读或病理结果存在疑问或产生分歧时，可随时通过AI平台（如基于LLM和RAG）[19]构建的教学平台发起查询。例如，学生（扮演肿瘤内科医生）发起提问，“针对此BRAF V600E突变的晚期结直肠癌患者，一线治疗的可能方案？请提供近三年最新高级别循证证据。”AI可快速提炼NCCN、CSCO等权威指南及顶级期刊文献的核心结论，以精练的语言实时呈现出来，为讨论提供即时、客观的循证支持。

（2）AI作为思维过程记录与可视化的工具：AI系统全程记录MDT模拟讨论的语音和文本，并利用自然语言处理技术进行深度语义分析[20]。讨论结束后，AI自动生成结构化会议纪要和可视化临床决策路径

图。该图谱能清晰呈现：从患者信息出发，各角色（科室）提出了哪些诊疗观点与选项，支持或反对各项方案的关键证据（临床特征、指南、文献），以及最终达成共识的决策逻辑链条。这一功能将内隐的、复杂的临床思维过程直观地外显化。同时在整个过程中，AI辅助控制讨论流程与时间，确保教学有序进行。

（3）AI辅助教师引导的精准化思维复盘：教师结合AI生成的可视化临床决策路径图，引导学生复盘模拟实践与前期观摩、解构的收获有何异同，在此基础上，进一步提炼和巩固该病种精准化诊疗的核心思维要点。

1.4 课后阶段：AI辅助知识整合与思维升华

课后由AI系统收集并整合本节课程涉及的“虚拟患者”病例资料，MDT讨论过程中产生的重要疑问、意见分歧及引用的经典指南、最新文献等，形成可拓展、具有语义关联的可视化动态知识图谱。利用知识图谱将分散零乱的教学内容关联成结构化知识网络，能够引导学生更加准确、有效地识别杂乱无章的内容背后存在的联系，在提高其理解及辨别能力的同时避免学生机械背诵的能力倾向[21-22]。学生还可通过AI平台查看本病例整套诊疗决策过程，借助AI生成的知识图谱及课堂记录来撰写反思日志，加强精准思维模式的建立。

2 教学评价体系重构

为了验证模型的有效性和达成“以评促学、以评促教”的目的，我们还要创建能够将“观摩-解构-实践”的3个环节融入评价过程的全方位综合性评价体系，将定性评价和定量评价相融合，在形式上将形成性评价和终结性评价进行统合，对学生的知识水平、思维品质和实践能力进行全面准确的评价。

2.1 形成性评价

基于AI系统的形成性评价伴随教学展开，在核心实践环节利用AI重点跟踪整个MDT模拟会诊过程，并根据标签规则输出一个多维度MDT会诊评分表，从肿瘤学核心临床能力维度进行量化评估，具体维度包括：诊断与分期准确性、分子或影像学检测项目选择的合理性、引用指南或文献的循证等级与时效性、治疗方案线序（新辅助、辅助、一线及后线治疗）的合理性、治疗相关毒性识别与分级处理、支持治疗与姑息决策的恰当性，以及与患者和家属沟通中体现的人文关怀与共同决策意识等。目前，已有研究表明，基于临床LLM的前沿评估框架（如医学测试会后推理评估框架，conversational reasoning assessment framework for testing in medicine，CRAFT-MD）[23]已实现对临床推理过程的精细化评估，可超越传统的结果评价模式。

2.2 质性评价

与此同时，采用质性评价的方式是由教师完成，主要侧重的是AI无法量化的高阶综合素养，教师会对学生在全过程中进入角色、沟通协作情况、人文关怀等细节和解构环节时学生的批判性思维的程度进行评判，并且还可以结合人工智能产生的数据结果进行互证，共同形成对学生能力结构的全面综合评价。

2.3 终结性考核

课后终结性考核使用基于AI生成的复杂新病例的客观结构化临床考试（objective structured clinical examination，OSCE）综合考查学生通过系统学习获得的精准临床思维能力。考核场景与评分标准应紧扣肿瘤学实践，重点评估学生在面对新病例时，能否系统地完成肿瘤分期、精准选择分子检测、合理规划治疗线序、管理预期毒性，并做出兼顾疗效与生活质量的个体化决策。与传统评价方式相比，这种新的评价方式改变了以往只评价知识而不重视临床思维及综合能力、着重评价结果而不是整个过程的单一化形式。

3 讨论与展望

3.1 应用前景

本研究构建的模型积极响应并深化了当前人工智能在医学教育领域的研究趋势[9]。其核心创新在于构建了一个以AI生成的高仿真病例为起点，以观摩-解构-实践的递进式AI赋能路径为中枢，以AI构建的动态知识图谱为终点的闭环教学流程，实现了PBL、CBL与MDT在统一AI平台上的深度有机融合。本模型不局限于肿瘤学医学生教育，还可拓展至住院医师规范化培训、专科医师继续教育等终身学习场景。未来，将该模型还可利用多智能体系统模拟更真实的医疗团队协作，从而加速医学教育向精准化、数字化和智能化的转型[12]。

3.2 初步应用效果

我们在本院2023级肿瘤学专业并轨规培的研究生（共46名学员）中进行了小范围教学试点。该群体已进入临床轮转阶段，具备较系统的临床知识基础，对MDT实践有更高需求。本次试点中让所有学员先完成一轮周期的传统肿瘤学教学（以讲授和常规案例MDT观摩学习为主），收集其思维基线数据；随后，同一批学员接受完整的AI赋能三元融合教学模型训练。该设计旨在于同一群体中观察从传统模式过渡到新模型后，临床思维能力的相对变化，对模型

的可行性与有效性进行初步的探索性验证。

在思维完整性方面，利用模型内置的AI评估系统，对学生在“解构阶段”的自我思维对标笔记与“实践阶段”的MDT模拟讨论记录进行语义分析，并依据预设的“临床思维完整性评分量表”（涵盖信息提取、逻辑链条构建、多维度权衡、循证依据引用等维度）进行量化评分。试点后测试结果显示，学生思维完整性平均得分由传统教学后的（68.4±7.2）分提高至新模型教学后的（85.6±6.5）分，差异具有统计学意义（$P<0.01$），尤其在“多学科意见整合”与“基于最新证据的决策”两个子维度上提升最为显著。

在教学满意度方面，通过匿名问卷调查收集学生反馈信息。共发放问卷46份，回收有效问卷44份，有效回收率95.7%。调查结果显示，93.2%（41/44）的学生认为该教学模式“显著提升了临床思维的系统性和逻辑性”；90.9%（40/44）的学生对“AI生成的高仿真病例与实时循证支持”表示高度认可；86.4%（38/44）的学生认为“观摩-解构-实践的递进式学习路径”有助于深化对MDT流程的理解。

以上数据表明，本模型可提高并轨规培研究生临床思维完整性的表现力和准确度，并得到一定的满意程度，已初具说服力。在之后的研究中还可进一步尝试使用随机对照设计，以模型对比方式开展，并通过多轮循证检验，以进一步验证其优越性。

3.3　挑战与应对

然而，在教学模型的进一步推广和应用中还存在数据伦理和技术门槛等问题，需要做好技术应对。在肿瘤学教学的具体应用场景中，需特别关注AI可能引发的学科特有风险。例如，AI生成内容若出现“幻觉”，在肿瘤学领域可能导致严重后果，如推荐错误的治疗线序、忽略关键药物相互作用、误读基因检测报告（如将意义未明变异解读为致病性）或提供不符合最新指南的过时方案。针对这些风险，须采取严格的管控措施。在内容审核上，模型应继续严格执行“双肿瘤学专家审核”机制，并结合RAG技术，将AI检索与生成的依据锁定在指定版本的权威肿瘤学指南（如NCCN、CSCO等）和高质量文献库中，以控制信息的准确性与时效性；在系统设计上，平台应明确AI的角色是“循证信息提供者”和“思维对标参照系”，禁止其直接输出“处方化”的具体治疗建议，所有方案的最终选择必须经由学生与教师讨论后作出；同时，平台应强化教学专用与伦理声明提示，以明确AI工具的应用边界并培养学生的伦理与法律意识。

针对不同院校在人工智能基础设施、信息化水平及经费条件方面存在显著差异的问题，本模型在设计之初即充分考虑了跨院校推广的可行性与技术适配路径。在实际应用中，可构建“基础版＋进阶版”的分级实施方案。其中，基础版模型依托通用大语言模型与公开的权威指南数据库，重点支持AI生成虚拟病例、PBL引导性问题链构建及基础的循证检索功能，适用于AI计算资源和信息化条件相对有限的院校；进阶版模型则进一步整合多智能体MDT模拟、RAG深度循证检索、知识图谱可视化及语音语义分析等功能，适用于具备较完善AI基础设施的教学医院或医学中心。

此外，还须警惕学生在高频使用AI工具后产生过度依赖、削弱自主分析能力的风险，即所谓的“算法固化”现象[12]。为此，本模型坚持“AI辅助、教师主导、学生主体”的基本原则，并在教学流程中明确设置“AI静默期”制度。具体实施规则为：每次课程开始前设置不少于15 min的AI静默期，在此期间学生需独立完成病例关键信息提取、初步诊断假设及治疗思路构建，明确禁止调用任何AI辅助工具；随后进入AI开放阶段，学生可借助AI对自身思路进行验证、修正与补充，并在教师引导下对比“自身推理路径”与“AI推荐路径”的差异。

未来的教学中可以开展长期、大样本的随机对照研究，来证实这种教学模式较之传统教学模式有利于提高学生的临床思维和决策等能力，但应注意目前AI医学教育方面的全球合作并不充分[9]。所以，在今后验证与推广本模型的过程中可以大力寻求多学科间的合作，打破学院间、学校间的限制，甚至是国界的阻碍，达成更大的技术攻关，共同搭建教学资源库和标准评价体系；同时这些AI教学平台的初期建设成本较高，后期如何在保证AI教学的质量前提下降低使用维护费用也将是研究的重点方向之一。

4　结束语

本研究提出的AI赋能PBL＋CBL＋MDT三元融合教学法，创建基于高仿真虚拟临床环境，以AI为核心赋能工具的教学新模式，吸纳了三个教学法的优势，在破除肿瘤学教学传统束缚的基础上融会贯通。模型打造了一个“从权威示范到主动实践”的AI赋能的递进式学习路径，引导学生在观察、解构与解决复杂临床问题的实践中，主动构建起“个体化、多维度、循证化”的精准临床思维。该模式的创新实践是精准医学引领下的肿瘤学教育发展新模式探索，更是对AI赋能医学教育潮流的回应。在推动实践的同时，我们必须持续关注其潜在的伦理挑战，通过政策引

导、伦理规范与技术创新相结合，确保AI在肿瘤学教育领域得到健康、合理的应用，最终真正有利于卓越医学人才的培养。

参考文献

[1] Jameson J L, Longo D L. Precision medicine - personalized, problematic, and promising[J]. The New England Journal of Medicine, 2015,372(23): 2229-2234.

[2] 秦保东，焦晓栋，臧远胜."精准医学"时代下肿瘤学住院医师规范化培训模式的思考[J]. 中国继续医学教育，2024,16(7):170-174.

[3] Hung W, Dolmans D H J M, van Merri-ënboer J J G. A review to identify key perspectives in PBL meta-analyses and reviews: Trends, gaps and future research directions[J]. Advances in Health Sciences Education, 2019,24(5): 943-957.

[4] Wu F, Wang T, Yin D, et al. Application of case-based learning in psychology teaching: A meta-analysis[J]. BMC Medical Education, 2023,23(1): 609.

[5] 陈伟彬，赵玲，戈艳蕾，等. 多学科诊疗模式的肿瘤学教学改革与实践方案[J]. 中国医药，2025,20(7): 1090-1094.

[6] 王吉. MDT联合PBL教学法在临床肿瘤学教学中的应用探讨[J]. 中国继续医学教育，2023,15(18): 117-120.

[7] 鲁亚杰，李沂泽，豆琼一，等. CBL-PBL-Seminar整合教学法在肿瘤学临床教学中的应用[J]. 中国病案，2024,25(10): 100-103.

[8] 刘培峰. AI赋能的问题驱动学习法融合案例学习法的新模式：在肿瘤学教学中的应用探索[J]. 肿瘤，2024,44(8): 868-877.

[9] 张永明，陈艳佳，郭威，等. 基于科学引文数据库的医学教育领域人工智能应用研究的可视化分析[J]. 中华医学教育杂志，2024,44(5): 339-345.

[10] 徐阳阳，王安妮，周涛，等. MDT联合双轨教学(PBL＋CBL)模式在泌尿系统肿瘤临床教学中的应用[J]. 现代职业教育，2021(24): 224-225.

[11] 张惠惠，娄素卉. 基于案例学习教学法联合生成式人工智能在妇科肿瘤免疫治疗学教学中的应用[J]. 肿瘤基础与临床，2025,38(3): 428-430.

[12] 王洁，陶仲宾. 人工智能在医学教育中的应用现状、前景与挑战[J]. 甘肃中医药大学学报，2025(4): 102-105.

[13] 朱婧，王小飞，周洧冰，等. 基于科学引文数据库的医学教育领域生成式人工智能研究分析[J]. 中华医学教育杂志，2025,45(9): 661-665.

[14] Xu T, Weng H, Liu F, et al. Current status of ChatGPT use in medical education: Potentials, challenges, and strategies[J]. Journal of Medical Internet Research, 2024, 26: e57896.

[15] Hussain J, Båth M, Ivarsson J. Generative adversarial networks in medical image reconstruction: A systematic literature review[J]. Computers in Biology and Medicine, 2025, 191: 110094.

[16] Rao A S, Kim J, Mu A, et al. Synthetic medical education in dermatology leveraging generative artificial intelligence[J]. NPJ Digital Medicine, 2025(1): 247.

[17] Jackson F I, Keller N A, Kouba I, et al. Large language model clinical vignettes and multiple-choice questions for postgraduate medical education[J]. Academic Medicine, 2025(10): 1163-1166.

[18] Singhal K, Azizi S, Tu T, et al. Large language models encode clinical knowledge[J]. Nature, 2023, 620: 172-180.

[19] Zhang G, Xu Z, Jin Q, et al. Leveraging long context in retrieval augmented language models for medical question answering[J]. NPJ Digital Medicine, 2025, 8(1): 239.

[20] Yang R, Zeng Q, You K, et al. Ascle: A python natural language processing toolkit for medical text generation: Development and evaluation study[J]. Journal of Medical Internet Research, 2024, 26: e60601.

[21] Yang Y, Lu Y, Yan W. A comprehensive review on knowledge graphs for complex diseases[J]. Briefings in Bioinformatics, 2023(1): bbac543.

[22] Shang Y, Tian Y, Lyu K, et al. Electronic health record-oriented knowledge graph system for collaborative clinical decision support using multicenter fragmented medical data: Design and application study[J]. Journal of Medical Internet Research, 2024, 26: e54263.

[23] Johri S, Jeong J, Tran B A, et al. An evaluation framework for clinical use of large language models in patient interaction tasks[J]. Nature Medicine, 2025(1): 77-86.