·数智医学教育·

基于大语言模型的教育技术在口腔医学实践教育中的创新应用

徐婷[1]　华语凝[1]　朱申吉[2]　樊泽莹[2]　周志光[2]
[1]浙江大学医学院附属第一医院口腔科，杭州 310003；[2]杭州电子科技大学数字媒体与艺术设计学院，杭州 310018
通信作者：周志光，Email：zhgzhou@hdu.edu.cn

【摘要】 在数字化医疗快速发展的背景下，口腔医学实践教育面临诸多挑战，如标准化教学与个性化需求相冲突、实践资源有限且临床复杂性模拟失真、教学资源管理不完善等。本文提出一种基于大语言模型（large language models，LLMs）的教育技术架构，该架构整合自然语言处理、知识图谱构建和虚拟现实等技术，构建了智能教育新范式，包含个性化教学深度适配、虚拟临床实践强化以及教学资源全生命周期管理三大核心模块。本文通过回顾LLMs在医学教育领域的应用现状，分析口腔医学实践教育的关键要点，提出融合多模态数据处理、沉浸式技术与动态优化机制，以实现“教学—实践—管理”全流程智能化升级，为智能化口腔医学实践教育提供理论支撑与解决方案，有望提升人才培养效率与质量，推动口腔医学教育向精准、高效、智能的方向发展。

【关键词】 口腔医学实践教育；　大语言模型；　智慧教育；　虚拟临床实践；　教学资源管理
【中图分类号】 R78
基金项目：国家自然科学基金面上项目（62177040、62277013）
DOI: 10.3760/cma.j.cn116021-20250717-02180

Innovative application of large language model-based educational technology in dental medicine practice education

Xu Ting[1], Hua Yuning[1], Zhu Shenji[2], Fan Zeying[2], Zhou Zhiguang[2]
[1] Department of Stomatology, The First Affiliated Hospital, School of Medicine, Zhejiang University, Hangzhou 310003, China; [2] School of Media and Design, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China
Corresponding author: Zhou Zhiguang, Email: zhgzhou@hdu.edu.cn

【**Abstract**】 With the rapid advancement of digital health technologies, dental medicine practical education is encountering multiple challenges, including the conflict between standardized instruction and individualized learning needs, limited practice resources, loss of clinical complexity in simulation, and imperfect management of teaching resources. This article proposes a large language models (LLMs)-based educational technology architecture that integrates natural language processing, knowledge graph construction, and virtual reality, aiming to build a new paradigm of intelligent education encompassing three core modules: in-depth adaptation of personalized teaching, enhancement of virtual clinical practice, and full life-cycle management of teaching resources. This article reviews the application of LLMs in medical education, analyzes key aspects of dental medicine practical education, and proposes integrating multimodal data processing, immersive technologies, and dynamic optimization mechanisms. These aim to intelligently upgrade the "teaching-practice-management" process, offering theoretical support and solutions for intelligent dental medicine practical education. This solution holds promise for enhancing talent training efficiency and quality, driving stomatological education development toward greater precision, efficiency, and intelligence.

【**Key words**】 Dental medicine practice education;　Large language models;　Intelligent education;　Virtual clinical practice;　Teaching resource management
Fund program: General Project of National Natural Science Foundation of China (62177040, 62277013)
DOI: 10.3760/cma.j.cn116021-20250717-02180

在全球医学教育数字化转型的宏观背景下，口腔医学教育正面临前所未有的机遇与挑战。作为“健康中国2030”战略实施的关键领域，口腔医学人才培养质量直接关乎全民健康水平的提升。循证医学研究已充分证实，口腔疾病与糖尿病、心血管疾病等全身性疾病存在密切的病理生理关联[1]，这一重要发现对现代口腔医学教育体系提出了新的更高要求，亟须构建融合跨学科知识体系、智能化技术手段与实践导向的新型人才培养模式。

人工智能（artificial intelligence，AI）技术的迅速发展为口腔医学教学的转型升级带来新契机[2]。特别是自然语言处理（natural language processing，NLP）等前沿技术的突破，推动AI在辅助诊断、智能评分、虚拟仿真等教学环节中展现出显著成效，其中以人机交互为特征的生成式AI技术尤为突出[3]。然而，当前AI在口腔实践教学中的应用仍面临3个方面的结构性挑战：其一，在教学交互层面，传统工具的语义理解能力有限，难以实现深度个性化响应，导致互动质量与学生参与度不足；其二，在个性化培养层面，标准化教学模式与学习者认知差异之间存在矛盾，制约了培养精准度与跨学科发展；其三，在教学资源管理层面，医学信息结构化难度大、资源碎片化严重，优质实践资源供给不足。当前，国际高等口腔教育机构已率先开展智能化教学探索，如美国、日本等国家将深度学习等大数据技术深度融入口腔医学全学程教育，形成“传统授课+AI教学”的融合模式。相比之下，国内口腔智慧教学体系在个性化教育模式构建、实践教学平台搭建、教学管理系统适配等方面仍存在一定差距，亟须通过技术创新和模式优化加以改进。

基于上述研究背景，本文聚焦人工智能领域的大语言模型[（large language models，LLMs），如OpenAI的GPT系列、DeepSeek模型等]在口腔实践教学中的应用潜力，通过系统分析LLMs的技术特征与教育场景的适配性，提出LLMs与虚拟仿真技术（virtual reality，VR）的协同教学框架。该框架旨在通过技术融合的方式，有效解决当前口腔医学教育中存在的关键问题，构建具有智能化、交互性和精准化的新型口腔医学教育体系。本研究不仅为口腔医学教育的数字化转型提供理论支撑，同时也为实践教学改革提供可操作的路径指引。

1　大语言模型在医学教育领域中的应用现状

1.1　大语言模型的概述

近年来，人工智能及数字化技术的多学科交叉应用已成为研究热点，在临床医学、工程技术、社会科学[4]等领域涌现出大量创新性成果（如AI辅助诊断、智慧化教学平台等）。NLP技术作为人工智能的一大分支，正在向专业化、精细化发展。LLMs是一种基于大规模语料库训练的NLP技术，通常包含数十亿或数百亿参数，GPT-4的参数量甚至扩展到数万亿[5]。2017年谷歌提出的Transformer架构采用自注意力机制，捕获序列数据的语义依赖关系，这一突破性成果为现代LLMs的发展提供了关键技术支撑[5]。此后，自监督学习方法的成熟进一步降低了模型对标注数据的依赖，促使BERT、GPT等预训练模型成为行业标准。作为NLP领域的最新进展，LLMs通过在海量文本数据（参数规模达数十亿至数万亿）上的预训练，展现出卓越的语言理解、逻辑推理和文本生成能力。

1.2　大语言模型在医学教育领域的应用现状

近年来，LLMs在医学教育中的应用快速发展，成为人工智能赋能医学教学的重要组成部分。尽管以GPT-4[6]、LLaMA-2[7]和PaLM-2[8]为代表的LLMs已具备强大的通用表征能力和迁移学习能力，但仍存在知识覆盖不全面和推理能力有限的问题。为解决这一问题，全球多家科研机构与企业开始探索基于Transformer架构的医疗专用LLMs，推动医学教育与AI深度融合。例如，谷歌推出的Med-PaLM[9]与Med-PaLM 2[10]专注于医学问答任务，而DeepMind的AlphaFold在蛋白质结构预测方面取得了重大突破[11]，对药物研发和分子医学教学均产生深远影响。NVIDIA的Clara平台结合图像与文本信息，应用于影像教学、基因分析和手术辅助训练。此外，斯坦福大学和佛罗里达大学分别发布了BioMedLM[12]与GatorTron[13]，在医学文本生成与电子健康记录分析中表现突出，为临床推理和循证教学提供了新工具。在国内，相关研究与应用同样快速发展，相继推出多种支持中文医学问答、临床教学与辅助决策的本地化模型。例如，华为的盘古药物模型专注于药物研发[14]，中国科学院开发的紫东太初涉及手术导航与辅助诊疗。此外，HuatuoGPT[15]、京东千询、HealthGPT[16]等专注于中文医学问答与健康咨询服务；而DoctorGLM[17]与ClinicalGPT[18]则进一步拓展至临床决策和教育考评场景。这些模型的推出为中文医学教育提供了更契合本土需求的技术支撑，促进AI在医学教学中的规模化落地与临床转化。

尽管LLMs的训练通常依赖大量数据和计算资源，主要由领先的科技公司主导，但随着算法优化、开源社区（如Alpaca）建设及微调技术的成熟，其开

发门槛正逐步降低。未来，医疗专用模型将更加普及，不仅服务于临床一线，还将广泛应用于医学教育场景，推动自主学习、精准教学与高效评估的教育模式形成。

然而，医学专业LLMs虽具备较强的问答和推理能力，但在口腔医学这一高度专业化、术语密集的学科中，仍存在专业知识覆盖完整性不足与语义理解精准度不高的问题。具体表现为口腔医学专用数据集稀缺、临床教学情境关联薄弱、跨模态信息融合能力有限，以及长文本生成中关键信息遗漏等问题。面对复杂临床问题，通用模型往往难以生成具备充分科学依据且符合当前临床共识的答复，反映其在知识时效性与持续学习机制上的局限[19]。此外，口腔生物力学与三维形态学等专业数据集匮乏，训练样本不足且缺乏人群差异性考量，可能影响未来医师临床决策的公平性与适应性。由此可见，面向口腔医学的专业大语言模型，在数据集构建与训练策略方面仍需开展深入系统的研究。

目前，口腔医学领域对于AI研究主要集中在影像或病理图像分析[20]、临床决策支持[21]、多组学分析系统等方面[22]，并且大多聚焦于“分析式AI”[23]。该类AI依托机器学习（machine learning，ML）算法，通过深度神经网络对大量结构化与非结构化医学数据进行训练，擅长发现隐匿特征与高维规律，广泛应用于如CBCT、根尖片和口内扫描图等资料的病灶识别、病理分类与自动诊断任务中，检测效率已接近专家水平。研究结果显示[24]，武汉大学团队推出的PAL-Net系统不仅提高了临床口腔医生对慢性根尖周炎诊断精度和效率，有效克服了传统手动分割病灶的耗时费力及易误诊漏诊的问题。与之形成对比的是，以LLMs为代表的生成式AI正快速发展。生成式模型通过自注意力机制等深层网络结构构建复杂语义间的关联，具备上下文理解、多轮对话与文本生成能力，适用于需要复杂语义推理、人机交互与内容创作的任务场景，正在逐步拓展至医学教育领域。

在国际层面，人工智能与口腔医学教育的融合已呈现多元化探索趋势。东京齿科大学通过DS·AI项目建立了覆盖本科至博士阶段的阶梯式人才培养体系。美国哈佛牙医学院将LLMs融入案例教学，构建了能够引导学生进行主动学习和临床思辨的AI导师模式。英国伦敦国王学院则创新性地将生成式AI应用于客观结构化临床考试（objective structured clinical examination，OSCE）的命题环节[25]，旨在改进考试系统的科学性。有研究显示，采用Overjet口腔AI辅助训练可使学生在X线片龋齿识别中的准确率提升约35%[26]。与此同时，国内相关实践也取得显著进展。北京大学口腔医院在Workshop教学中引入集成力学传感器的仿真培训系统，通过人机交互数据分析实现了操作技能的量化评估与标准化教学[27]。四川大学华西口腔医学院基于LLMs开发的RPD-AI系统，为修复学教学提供了智能化问答与操作指导支持。华西口腔医院近期发布的“华西智联大模型”融合DeepSeek架构，学习临床案例与教学资源，实现口腔医生临床思维模式的精准模拟，显著提升学生诊疗决策能力。

上述实践共同表明，LLMs强大的语义理解与生成能力，在构建情境化学习环境、提升人机交互质量及优化教学反馈机制方面具有巨大潜力。然而，当前的尝试仍处于早期阶段，尚未实现全学程、全课程覆盖，口腔智慧教育的系统化与一体化仍有较大发展空间。

2　大语言模型在口腔医学实践教育中的应用

2.1　标准化教学体系与个性化发展之间存在冲突

当前口腔医学教育虽然已建立了标准化的培养框架，但在满足学生个性化学习的多元需求方面仍存在不足。传统的课堂“统一进度、统一资源”的教学模式，难以适应学生在知识结构、学习风格与兴趣取向方面的差异，尤其是在培养跨学科复合型人才时，教学的针对性和适配性不足[28]。

尽管近年来智慧教育平台的应用在一定程度上优化了课程资源整合与展示形式，如通过知识图谱串联牙源性疼痛、颌面解剖等重点内容，实现课程信息的结构化[29]，但其核心功能仍局限于静态内容的调取与有限的路径规划，在智能识别学习重点、生成个性化反馈、实现动态资源推荐及即时答疑等方面，尚无法真正构建因材施教的学习生态。LLMs的引入为缓解标准化与个性化之间的矛盾提供了切实可行的技术路径。该技术通过构建细致的学习者画像，捕捉学生的知识盲区、行为模式与学习偏好，实现内容生成与学习节奏调控的精准匹配，并辅以错题重构、模拟问答等机制，推动教学模式由“统一输出”向“个性引导”转型。

与传统数字化教学工具相比，LLMs在交互效能、内容生成与知识更新3个方面具有显著优势。在交互层面，传统虚拟仿真系统多依赖预设脚本提供单向反馈，难以动态理解学生的语境与意图。而LLMs凭借NLP与多模态融合能力，可实现连续、类人化的语义交互，并依据学习者特征提供个性化指

导[30-31]。在内容生成方面，现有题库偏向结构化知识的被动应答，而LLMs具备开放式生成能力，不仅能回答专业问题，还能在临床案例推理与模拟问诊中提供创新性见解，激发学生的批判性与系统性思维。研究表明，LLMs所生成的考评题库在质量和难度上已接近专家水平[32-33]。在知识更新维度，传统工具受限于静态数据库而更新滞后，LLMs则可结合检索增强生成技术，能够动态融入最新科研成果与临床指南，实现教学内容的持续优化与前沿同步[34-35]。

综上，LLMs不仅在个性化教学路径上实现了技术突破，更在教育理念与教学形态上引发结构性变革。其介入口腔医学教育体系的意义，不仅在于功能提升，更体现了从知识传授模式向认知建构方式的系统性重塑，体现了其在当前与未来医学教育格局中的不可替代性。

2.2　传统数字化平台难以匹配口腔实践教学需求

口腔医学作为高度依赖操作技能与临床情境反应能力的实践性学科，其核心能力的培养主要涵盖2个方面：其一为综合性临床应变能力，包括多学科病例分析、医患沟通及依从性变化下的诊疗调整；其二为专业性临床操作技能，涉及根管治疗、种植修复与复杂义齿设计等对操作精度与空间感要求极高的实践训练[36]。当前教学体系在这两类能力的培养上均存在明显瓶颈，尤其后者因受限于伦理风险、患者安全、病例积累周期长及轮转时间有限等因素，实训机会稀缺，难以实现系统化早期训练，致使大量亚专科操作训练被滞后至研究生或职业阶段。

针对基础临床能力的教学困境，部分院校已引入基于案例学习（case-based learning，CBL）、OSCE等教学模式，并结合虚拟病例推演系统与智能问答平台，探索构建多维情境下的临床应变训练机制。其中，LLMs凭借语义理解与对话生成能力，被广泛用于模拟医患沟通、辅助临床决策等任务场景，显著提升学生的临床思维与沟通能力。然而，当前应用仍以文本交互为主，病例生成技术多停留在语义层面或场景模拟阶段，尚难以满足口腔医学对语言表达、空间感知与操作执行三位一体的综合训练需求。

在专业性操作技能的规范化训练方面，现有数字化教学工具的支持仍显不足。尽管CAD/CAM系统、虚拟仿真平台以及具备触觉反馈的模拟装置在实战模拟方面取得一定进展[37]，能够部分复现特定手术的物理场景，但其训练流程多依赖预设程序与固定模块，缺乏动态任务生成与语义交互能力，难以应对真实临床的复杂变动。值得关注的是，浙江大学团队将LLMs与电刺激肌肉技术（electrical muscle stimulation，EMS）相结合，实现了从文本指导向肢体动作引导的转化，并在飞行任务中验证了其有效性[38]，这为口腔医学技能训练提供了新的技术启示与研究方向。

综上，当前数字化教学体系在应对口腔实践教学需求时，呈现出“重情境演练而轻操作训练、强化语言交互却弱化实景整合”的结构性失衡。未来亟须跨模态融合与智能生成技术的发展，打通语义建构与操作执行的壁垒，推动教学模式由片段化模拟向系统化、精准化、个性化实践转型。

2.3　医学教学管理系统的结构性障碍

随着口腔医学知识体系不断扩展与演化，教学内容呈现出信息量大、更新速度快、载体形式多样（包括文本、图像、三维模型、术语体系等）的特点。然而，当前教学管理系统在结构设计与功能集成方面仍显滞后，难以支撑以临床需求与学生发展为导向的现代教学模式，从而制约了LLMs在实际教学场景中的深度应用。

当前教学管理系统存在的结构性障碍主要体现在以下3个方面。①教学资源更新滞后，反馈机制缺乏。课程内容多依赖静态教材与教师自建资料，难以及时响应学科前沿与临床进展。教师更新资源时主要依靠人工筛选，导致周期长、针对性不足。同时，系统普遍缺乏基于学习行为的动态反馈机制，教学流程闭环难以形成。②课程结构与教学行为数据割裂，系统联通性差。教学管理平台中的课程安排、资源调用、行为分析等模块常相互独立，缺乏统一数据标准。系统无法实现全流程教学追踪，致使内容优化、个性化推送与学习路径调整等功能落地困难。教师即使识别出学生的知识薄弱点，也缺乏有效的系统化干预支持，增加了教学管理负担。③术语异构与语义脱节阻碍跨学科融合。口腔医学作为高度交叉的学科，其术语在不同专业间存在表达差异且缺乏统一标准，影响知识的组织与调用。教师在整合教学内容或使用智能辅助工具时，常面临术语识别困难、概念歧义等问题，导致教学资料不全、学生知识链断裂。以耳鼻喉科术语“牙源性鼻窦炎”为例，口腔科常用“根尖周炎穿透上颌窦”等描述，若系统未建立术语映射机制，易引发病例归类错误、语义理解偏差或知识调用缺失，影响学生知识的连贯性与系统认知。

在当前背景下，LLMs虽具备多模态资源整合、术语体系统一与课程内容智能生成的潜力，但其效能发挥高度依赖教学管理系统对课程结构、行为数

据及语义体系的底层支持。未来应加快构建口腔医学智能化教学平台，贯通教学全流程数据链，形成以教师为引导、学生为中心的动态共建机制，同时强化术语标准化与语义理解能力建设，为 LLMs 的深度融合提供系统性支撑。

3　大语言模型赋能口腔医学实践教育的系统性框架构建

针对前文所述的结构性问题，本文提出以 LLMs 为核心驱动的智慧教育系统框架，如图 1 所示。该框架依托多模态智能教育机器人为技术载体，融合自然语言处理、机器学习与虚拟现实[39]等关键技术，从教学内容生成、学习路径适配及实践能力训练 3 个维度，推动口腔医学实践教育的全面革新。LLMs 作为系统的智能中枢，负责处理复杂语义输入、理解教学语境并生成个性化内容，实现教学资源的动态适配。虚拟现实技术构建高仿真临床环境，支持沉浸式操作训练，强化学习者的空间感知与实践能力。机器学习技术则通过对学习行为数据（如资源使用、答题表现、操作轨迹等）的建模分析，为个性化路径规划提供数据支撑。自注意力机制作为 LLMs 的核心组件，有效提升了模型对深层语义关系的捕捉能力，成为连接知识传递与学习认知的关键桥梁。

在整体架构上，智慧教育系统包括以下三大核心功能模块。①个性化学习与交互支持模块：基于学习者画像与知识状态建模，融合 LLMs 语言生成能力，提供动态知识推荐、智能问答引导与阶段性能力评估，构建闭环式、自适应学习支持系统。②虚拟仿真与临床推演模块：通过整合 VR 技术与 LLMs 动态病例生成机制，构建多路径、多情境的虚拟临床环境，支持从术前诊断、术中操作到术后反思的全流程训练，提升学生临床思维和实操能力。③教学资源重构与管理模块：借助机器学习算法对教学过程中的行为数据进行分析，结合 LLMs 生成与反馈能力，动态优化教学内容结构与资源配置，实现教学进度调整、质量评估与资源整合的智能化管理。

该框架以 LLMs 为驱动引擎，在确保内容专业性的基础上，增强系统的灵活性与个性化响应能力。整体设计体现从“以教材为中心的静态传授”向“以学习者为中心的智能协同”转变，重构知识生成与传播路径，有望推动口腔医学实践教学实现结构性创新与数字化升级。

4　大语言模型赋能口腔医学实践教育的具体路径探索

本文围绕三大关键模块系统性设计 LLMs 赋能

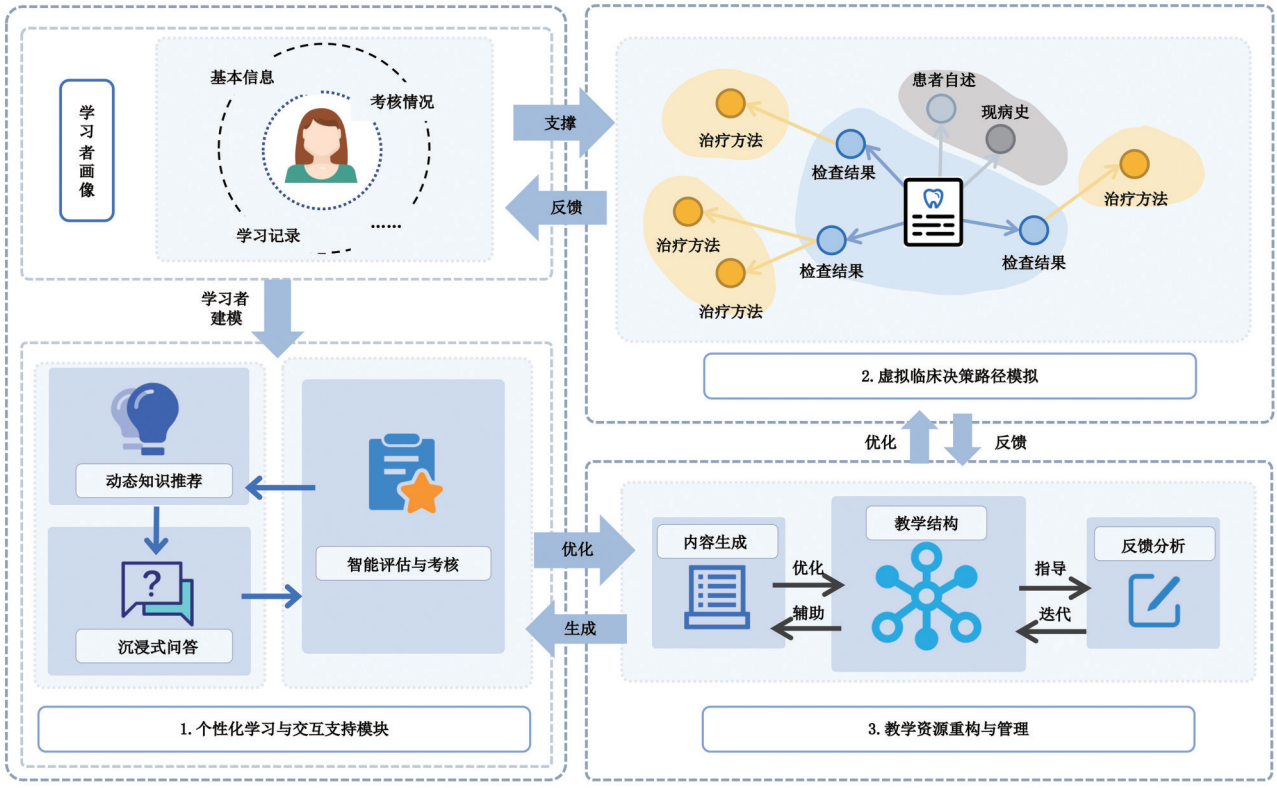


图 1　大语言模型赋能的口腔医学实践教育系统性框架图

口腔医学教育的实施路径，通过构建驱动闭环教育体系的智慧教学管理一体化系统，规划从数字孪生到虚实结合的发展路径，打破传统教学模式局限，推动形成“人机交互、虚实结合”的新型口腔医学实践教育生态，实现实践教育质量与效率的结构性提升。

4.1　口腔医学个性化教学的深度适配模块

针对标准化教学体系与个性化发展需求之间的矛盾，本文提出构建以LLMs为核心的智能教育系统，以推动教学与考核向个性化、智能化转型。该系统基于LLMs的语义分析与知识生成能力，采集学习行为数据（涵盖答题时长、资源访问频次、交互反馈等），构建动态学习者画像[32]，精准识别学习者的知识薄弱点与学习偏好。系统据此推送多模态、定制化的学习资料：针对复杂牙体修复知识盲区，系统可提供三维解剖动画，直观展示结构细节；结合典型病例设计交互式问答训练，强化理论与实践的融合；同时生成情境导向的病例讨论题组，引导学习者深化临床思维，实现差异化学习路径的动态生成[40]。

在教学实施层面，系统运用多模态资源适配策略，构建了涵盖理论认知、技能训练与临床思维的立体化内容体系。针对口腔颌面外科手术入路、颞下颌关节等空间复杂度高的知识模块，系统开发了可交互的三维解剖模型，支持学生360°观察下颌神经管和种植体的位置关系。对于根管治疗中常见并发症的处理，系统设计了情景式病例推演系统，通过模拟“急性牙髓炎应急处理”等真实场景，引导学生在决策树选择过程中强化临床思维。面对口腔材料学的抽象概念，系统结合临床常用树脂材料的固化机制，制作了包含分子结构动画和力学性能测试视频的混合式学习单元。值得关注的是，系统能依据学习进度动态调整内容深度，当检测到学生已熟练掌握基础牙体形态后，会自动推送包含牙体缺损分类与修复体固位原理的进阶课程，形成螺旋递进的个性化学习路径。

评价体系的革新是该系统的另一核心突破。该系统以LLMs为引擎，融合NLP、行为模式识别[41]和项目反应理论[42]三大核心技术，构建自适应评价体系，实现从学习行为到评估结果的全维度评估模型[43]。在形成性评价过程中，系统会根据学生当前的认知水平，自动生成梯度化的测试题组。例如，针对刚开始学习口腔正畸学的学生，重点考查错𬌗畸形分类等基础概念；对于进入临床实习阶段的学生，则推送包含头影测量分析和治疗方案设计的综合性病例考题。系统通过动态调整题目复杂度（如成人牙周病患者正畸设计），精准捕捉学生在复杂临床场景下的知识漏洞与思维盲区。

此外，系统创新性地引入神经教育学中的艾宾浩斯遗忘曲线模型，持续追踪学生对“可摘局部义齿固位体设计”“根管治疗的操作步骤”等知识点的记忆曲线，精准捕捉记忆留存率的变化节点。当记忆留存率低于设定阈值时，系统会依据知识类型推送差异化的巩固内容，形成递进式闭环教学机制[44]。交互对话模块模拟临床导师带教和答疑的场景，引导学生进行多轮提问、深度思考，并根据提问逻辑和知识掌握情况，实时调整教学节奏与内容深度，达成因材施教的智能化教育目标。

综上，该系统集成多源数据分析、语言理解及教育心理模型，达成了“学习—反馈—评估—改进”的全流程智能调控（图2）。这一架构不仅提高了教学效率，增强了与个体的适配度，还为高质量、个性化的口腔医学教育提供了可操作的实现路径，具有重要的理论价值和实践意义。

4.2　虚拟临床实践强化模块

口腔医学教育高度依赖临床实操能力，其教育质量直接影响医疗服务水平与患者健康。当前，该领域教学面临实践资源匮乏与模拟真实感不足的双重挑战。为此，本文设计虚拟临床实践强化模块，通过融合LLMs与多模态交互技术，构建可持续演化的“基础—进阶—实战”递进式临床训练体系。该模块采用“诊疗技能建构+操作技能实操”双路径架构，系统结构如图3所示，包括基础诊疗模拟、操作技能训练与即时反馈机制3个子系统。

在基础诊疗能力训练方面，系统依托LLMs的自然语言处理能力与多参数知识图谱（含病史、影像、年龄等），自动生成全病种虚拟病例库，并按复杂度与跨学科关联度分级。学生通过对话推演参与模拟问诊、诊断决策与治疗路径选择[45-46]。系统能够根据学生操作实时生成病情演变，例如若将牙髓坏死误判为牙周炎，系统将反馈“影像学不一致”等线索，引导学生识别认知盲区，深化临床理解。

在操作技能训练子系统中，引入VR与力反馈技术（如EMS），营造高沉浸感虚拟口腔手术环境[38,47]。系统采用“对齐—分析—调整”三阶段训练策略：由LLMs校验操作流程，解析训练状态并生成个性化引导，再通过EMS传递运动路径，实现精准操作引导。在虚拟手术场景中，系统构建种植体植入精准化模型，关键解剖结构以半透明形式叠加呈现系统通过空间追踪与力反馈提示风险区域，并对比当前操作与标准路径差异，实时预警和校正，实现

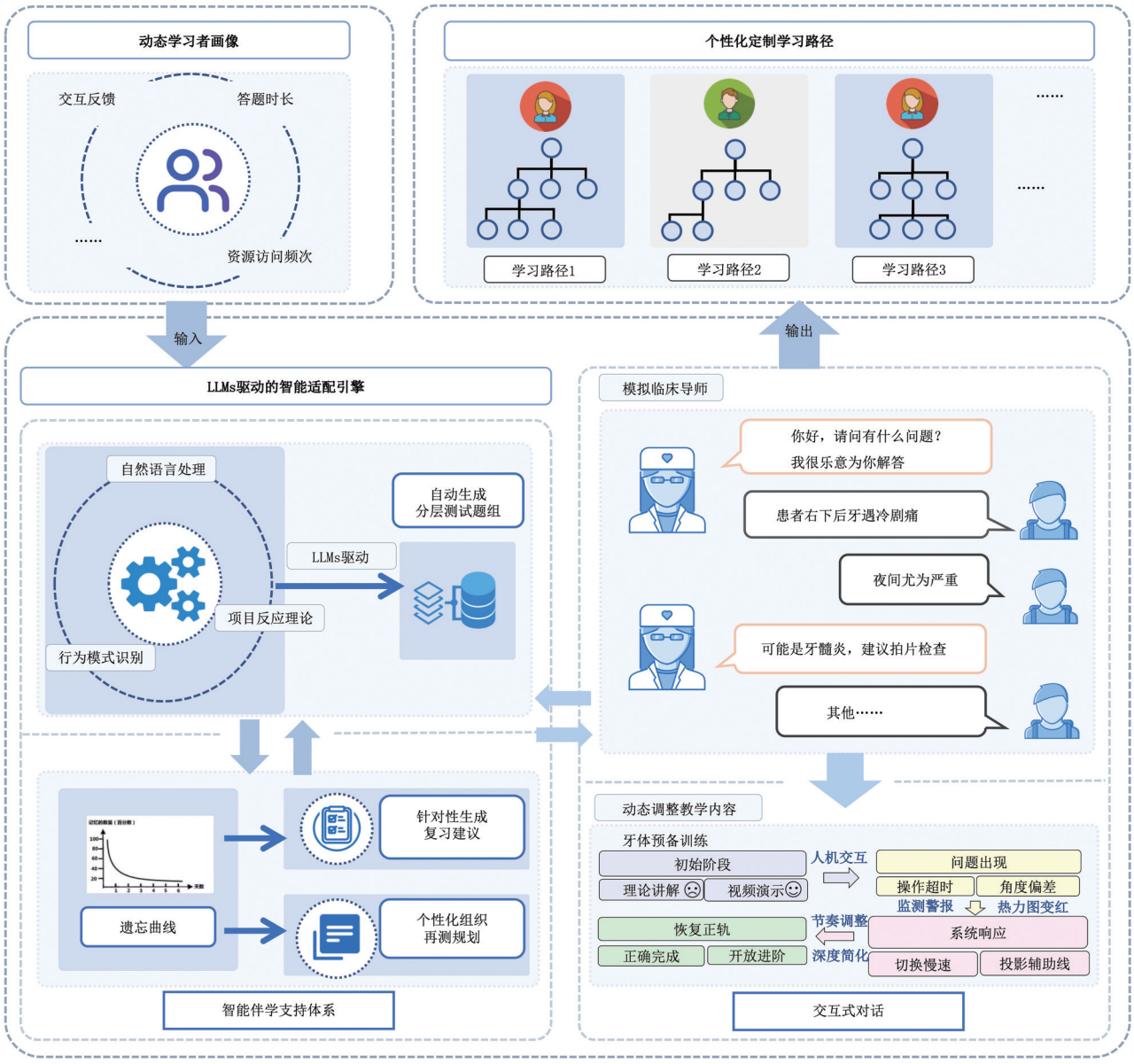


图2　个性化教学与智能适配模块结构图

路径规划与操作干预的协同优化，助力学生从三维动态视角深化对咬合力学与种植路径规划的理解。

即时反馈机制支持操作与思维双维度评估，促进学生手脑协同能力发展。系统集成操作数据与临床逻辑双通道反馈。一方面，系统通过动作捕捉和视觉传达技术，记录操作轨迹与施力幅度，对比专家标准路径并生成定量报告；另一方面，系统能够解析学生诊疗方案的合理性，如发现为妊娠期患者误开甲硝唑等禁忌操作，自动关联临床指南并推送针对性微课程，形成“知识—操作—判断”的闭环反馈体系。

该模块在临床思维与实操训练上实现双向突破，使学生在虚拟环境中系统积累经验[48]。通过融合 LLMs 与多模态技术，模块构建出“比真实更安全、比模拟更真实”的新型教学形式，既缓解了资源短缺问题，也重塑了口腔实践教学范式，为高质量医学人才培养提供创新方案。

4.3　教学资源全生命周期管理模块

口腔医学教育知识体系具有显著的复杂性和动态性，涵盖基础医学、临床医学和工程技术。这要求教学内容具备高度的准确性和时效性。然而，传统依赖教师手动编撰和定期修订的资源建设模式难以应对知识的爆炸式增长，常导致教材内容滞后于临床实践（如新型口腔材料特性未及时纳入）和跨学科知识碎片化（如口腔正畸与颞下颌关节病学关联内容分散）。为此，本文提出基于 LLMs 构建

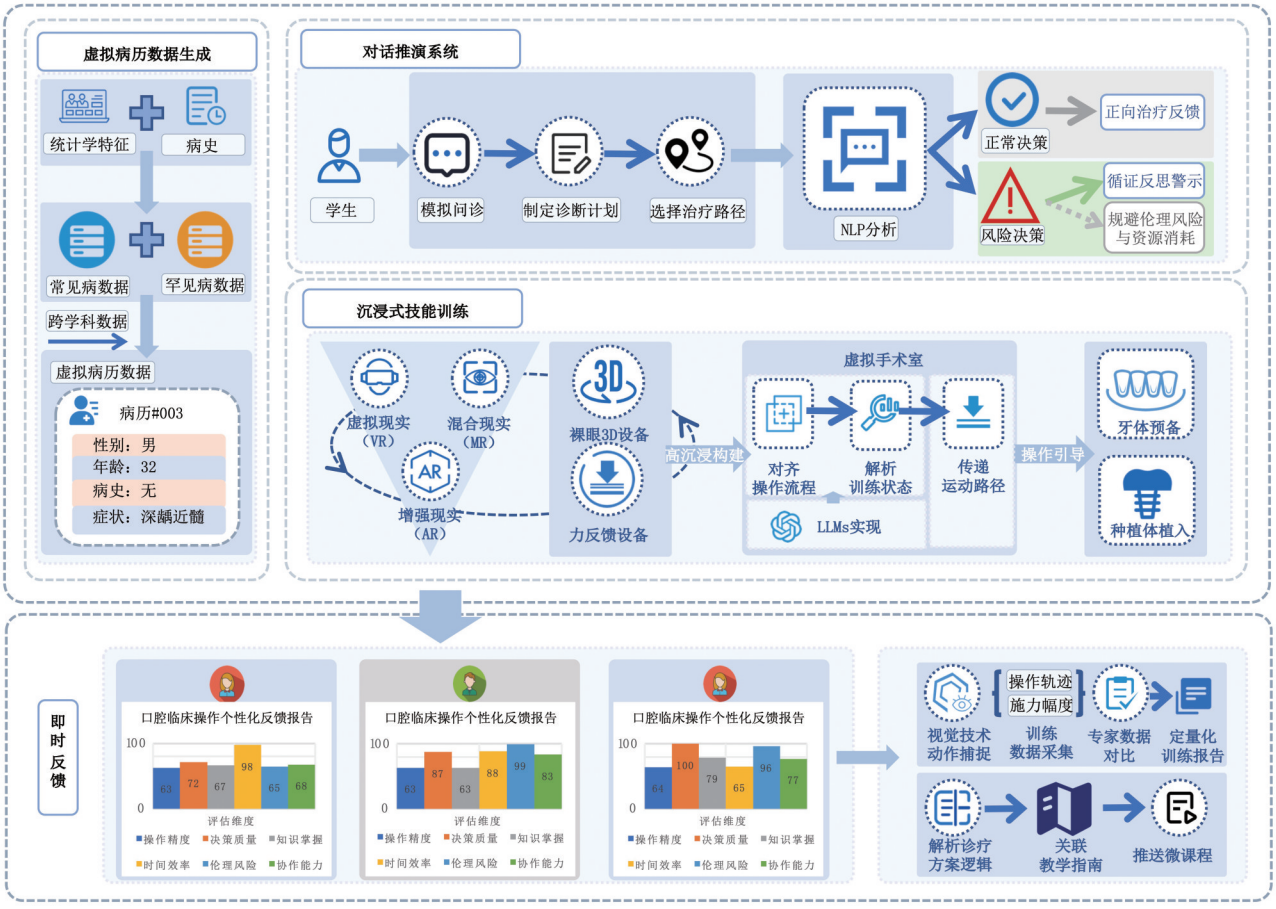


图 3　虚拟临床实践强化模块系统结构图

教学资源全生命周期管理体系，利用内容生成和语义整合能力，打造“内容生成—资源集成—动态优化”的闭环教学支持系统（图 4）。

该系统将 LLMs 与动态知识图谱技术深度融合[49]，构建出具有自我进化能力的智能知识引擎。通过结构化处理权威文献、指南与病例，实现多维知识关联。例如“种植体周围炎”条目同时链接病因、诊断、治疗及材料学、微生物学、循证证据等内容，避免传统教学中知识点孤岛化。当临床指南发生更新（如牙周病分类标准修订）时，系统可自动识别变化要点，并同步更新知识图谱中的关联节点，确保教学内容与临床规范的实时联动。

内容生成环节中，LLMs 可根据预设的教学目标（如掌握乳牙龋病的诊疗流程）和课程大纲要求，自动生成多类型、分层次的教学资源：理论上输出含定义、病因等的结构化讲义，并标注鉴别要点。病例库生成不同年龄段、合并症的虚拟病例，如“3 岁儿童猖獗龋合并腭裂”，附带完整的病史采集、检查数据及治疗方案。考核题目根据知识点难度动态生成选择、病例分析等题型，自动匹配答案与评分标准。此外，系统设置了前沿动态捕获机制，通过对接 PubMed、Cochrane Library 等数据库及中华口腔医学会官网，实时抓取最新研究成果（如新型生物活性修复材料的临床应用）、诊疗规范更新（如口腔颌面肿瘤的 TNM 分期修订）等，经审核纳入教学资源库，确保学生接触行业前沿。

为提升资源的跨模态与跨学科适配性，系统融合语义分析与知识映射技术，构建多模态资源矩阵。在术语标准化方面，通过 LLMs 对口腔医学、材料学等学科的术语体系进行对齐映射，例如将“牙体缺损Ⅲ类洞”与“前牙邻面龋损修复洞型”建立语义关联，避免概念混淆。在资源呈现上，实现文本、影像、三维模型的深度融合。如学习根管治疗时，学生可同步获取文字说明、CBCT 影像及可交互三维模型，观察根管预备时的器械运动轨迹；研究颞下颌关节紊乱病时，系统自动关联临床病例症状、影像学数据与三维动画演示的关节运动异常模式，全景式呈现使抽象知识的理解效率显著提升。

在资源优化环节，系统通过追踪学生学习行为数据（如学习时长、视频回放次数、答题正确率、病

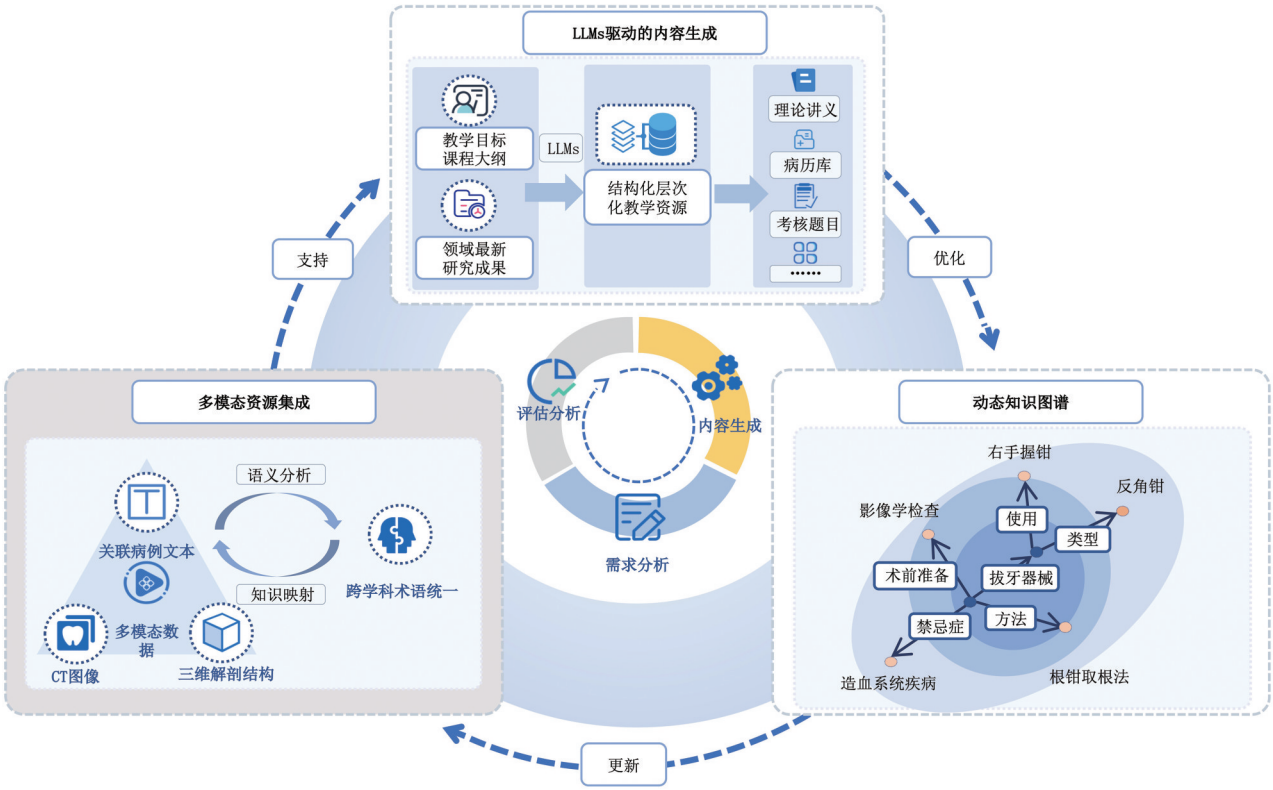


图4　教学资源全生命周期管理模块结构图

例分析正确分布)形成数据驱动的迭代闭环。当系统监测到牙周翻瓣术相关内容的掌握率长期低于70%时,LLMs自动分析原因并优化:若对“手术切口层次”理解模糊,增加“不同牙龈厚度下的切口深度”三维演示;若“术后并发症处理”案例较为缺乏,生成“术后感染与创口裂开的应急处理”情景病例。这种“需求分析—内容生成—效果评估—反馈优化”的机制,使教学资源与学生需求动态匹配[39]。

该系统使教师能够摆脱繁重的资源编撰和更新工作,专注于教学策略创新和培养学生高阶临床思维。学生则可依托智能知识引擎迅速获得精准、前沿且相关联的学习资源,实现从被动接受到主动探索的学习模式转变。这种教学协同升级,不仅提高了口腔医学教育的效率和质量,还为医教深度融合提供了坚实的支持平台。

5　人工智能赋能口腔医学教育的风险治理与规范路径

以LLMs为代表的人工智能技术,显著提升了口腔医学教育在课程生成、病例构建以及资源管理方面的效率,推动了个性化教学的进步。然而,其应用也伴随着知识幻觉、认知依赖、隐私安全和反馈透明度等多重风险,需进行系统化治理。

LLMs基于概率机制生成内容,会出现幻觉现象[50]。若学习者盲目采信模型输出内容,容易形成错误的知识建构,进而影响后续的临床判断。同时,AI系统在数据训练和调用过程中,高度依赖病例信息与学习行为数据。若缺乏有效的脱敏和授权机制,可能引发隐私泄露等伦理风险。此外,LLMs在答题评估、学习反馈等环节,还存在逻辑不透明、评价标准不统一的问题,这会削弱学生对反馈的信任以及教师进行过程干预的能力。

为推动AI与医学教育融合发展,应秉持以人为本、人机协同的原则,强化教师在教学设计、价值引导以及伦理监管方面的主导作用。建议把AI教学伦理与风险识别纳入学生必修课程,同时开展教师智能教学能力培训,提升人机协同教学能力。在制度方面,可依据《高等学校人工智能创新行动计划》等政策文件,构建涵盖数据合规、模型审核和教学干预的治理体系,保障AI技术在口腔医学教育中安全、有序、规范地赋能。

6　结语

综上所述,基于LLMs的教育技术为口腔医学实践教育的数字化转型开辟了创新路径。该技术通过构建个性化教学、虚拟临床实践及教学资源全

生命周期管理三大核心模块，有效解决了标准化教学与个性化需求相冲突、实践资源有限与临床情境失真、教学资源管理不完善等结构性难题。系统有效缓解了标准化教学与个性化需求之间的矛盾，改善了实践资源有限导致的临床情境失真困境，并提升了教学资源管理的系统性与响应效率。该框架融合多模态数据处理、沉浸式交互与动态优化机制，实现了“教学—实践—管理”全流程的智能化升级，不仅为口腔医学教育模式创新提供了理论支撑与实践参考，也为培养具备人机协同能力的高素质口腔医学人才奠定了坚实基础，进而推动口腔医学教育向更高效、精准、智能的方向持续演进。

利益冲突　所有作者声明不存在利益冲突

作者贡献声明　徐婷：提出论文构思、撰写论文；华语凝、朱申吉、樊泽莹：查找文献、校对论文；周志光：指导论文、审订论文

参考文献

[1] Arbildo-Vega HI, Cruzado-Oliva FH, Coronel-Zubiate FT, et al. Periodontal disease and cardiovascular disease: umbrella review [J]. BMC Oral Health, 2024, 24(1): 1308. DOI: 10.1186/s12903-024-04907-1.

[2] 胡敏. 口腔医学领域人工智能及相关技术的研究和应用进展[J]. 中华口腔医学杂志, 2023, 58(6): 505-513. DOI: 10.3760/cma.j.cn112144-20230505-00183.

[3] Li ZZ, Zhang D, Zhang ML, et al. From system 1 to system 2: a survey of reasoning large language models [A/OL]. arXiv, 2025 [2025-02-24]. https://arxiv.org/abs/2502.17419. DOI:10.48550/arXiv.2502.17419.

[4] Liu Y, Ma Y, Shi Q, et al. EBPVis: visual analytics of economic behavior patterns in a virtual experimental environment [J]. Comput Graph Forum, 2024, 43(6): e15200. DOI: 10.1111/cgf.15200.

[5] Devlin J, Chang MW, Lee K, et al. BERT: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding [C]//North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies (NAACL-HLT 2019. Minneapolis, Minnesota, USA. Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics (ACL), 2019: 4171-4186. DOI: 10.18653/v1/N19-1423.

[6] Opena I, Achiam J, Adler S, et al. GPT-4 technical report [A/OL]. arXiv, 2024[2025-03-02]. https://arxiv.org/abs/2303.08774. DOI: 10.48550/arXiv.2303.08774.

[7] Touvron H, Martin L, Stone K, et al. Llama 2: open foundation and fine-tuned chat models [A/OL]. arXiv, 2023[2023-07-19]. https://arxiv.org/abs/2307.09288. DOI: 10.48550/arXiv.2307.09288.

[8] Anil R, Dai A M, Firat O, et al. PaLM 2 technical report [A/OL]. arXiv, 2023[2023-09-13]. https://arxiv. org/abs/2305.10403. DOI: 10.48550/arXiv.2305.10403.

[9] Singhal K, Azizi S, Tu T, et al. Large language models encode clinical knowledge [J]. Nature, 2023, 620(7972): 172-180. DOI: 10.1038/s41586-023-06291-2.

[10] Singhal K, Tu T, Gottweis J, et al. Toward expert-level medical question answering with large language models [J]. Nat Med, 2025, 31(3): 943-950. DOI: 10.1038/s41591-024-03423-7.

[11] Jumper J, Evans R, Pritzel A, et al. Highly accurate protein structure prediction with AlphaFold [J]. Nature, 2021, 596(7873): 583-589. DOI: 10.1038/s41586-021-03819-2.

[12] Bolton E, Venigalla A, Yasunaga M, et al. BioMedLM: A 2.7B parameter language model trained on biomedical text [A/OL]. arXiv, 2024[2025-03-27]. https://arxiv.org/abs/2403.18421. DOI: 10.48550/arXiv.2403.18421.

[13] Yang X, PourNejatian N, Shin HC, et al. GatorTron: a large clinical language model to unlock patient information from unstructured electronic health records [A/OL]. medRxiv, 2022[2022-02-28]. https://www.medrxiv.org/content/10.1101/2022.02.27.22271257. DOI: 10.1101/2022.02.27.22271257.

[14] Lin X, Xu C, Xiong Z, et al. PanGu Drug Model: learn a molecule like a human [J]. Sci China Life Sci, 2023, 66(4): 879-882. DOI: 10.1007/s11427-022-2239-y.

[15] Zhang H, Chen J, Jiang F, et al. HuatuoGPT, towards taming language model to be a doctor [C]//Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2023. Singapore. Stroudsburg, PA, USA: ACL, 2023: 10859-10885. DOI: 10.18653/v1/2023.findings-emnlp.725.

[16] Lin T, Zhang W, Li S, et al. HealthGPT: a medical large vision-language model for unifying comprehension and generation *via* heterogeneous knowledge adaptation[C]//Proceedings of the 42nd International Conference on Machine Learning (ICML 2025). Vienna, Austria. Cambridge, MA, USA: PMLR, 2025: 37975-37995. DOI: 10.48550/arXiv.2502.09838.

[17] Xiong H, Wang S, Zhu Y, et al. DoctorGLM: fine-tuning your Chinese doctor is not a herculean task [A/OL]. arXiv, 2023[2023-04-17]. https://arxiv.org/abs/2304.01097. DOI: 10.48550/arXiv.2304.01097.

[18] Wang G, Yang G, Du Z, et al. ClinicalGPT: large language models finetuned with diverse medical data and comprehensive evaluation [A/OL]. arXiv, 2023[2023-06-16]. https://arxiv.org/abs/2306.09968. DOI: 10.48550/arXiv.2306.09968.

[19] Pavlova A, Gerazov B, Barreiro A. Large language models and OpenLogos: an educational case scenario [J]. Open Res Eur, 2024, 4: 110. DOI: 10.12688/openreseurope.17605.1.

[20] 胡斌, 张龙江. ChatGPT等大型语言模型在影像学的应用展望[J]. 中华放射学杂志, 2023, 57(12): 1273-1277.

[21] Beale SK, Cohen N, Secheli B, et al. Comparing physician and artificial intelligence chatbot responses to posthysterectomy questions posted to a public social media forum [J]. AJOG Glob Rep, 2025, 5(3): 100553. DOI: 10.1016/j.xagr.2025.100553.

[22] Vodanović M, Subašić M, Milošević D, et al. Artificial intelligence in medicine and dentistry [J]. Acta Stomatol Croat, 2023, 57(1): 70-84. DOI: 10.15644/asc57/1/8.

[23] You Y, Lai X, Pan Y, et al. Artificial intelligence in cancer target identification and drug discovery [J]. Signal Transduct Target Ther, 2022, 7(1): 156. DOI: 10.1038/s41392-022-00994-0.

[24] Fu WT, Zhu QK, Li N, et al. Clinically oriented CBCT periapical lesion evaluation *via* 3D CNN algorithm [J]. J Dent Res, 2024, 103(1): 5-12. DOI: 10.1177/00220345231201793.

[25] Mishra GV, Luharia AA, Naqvi W, et al. Artificial intelligence in

OSCE: innovations and implications for medical education assessment: a systematic review [C]//2024 2nd DMIHER International Conference on Artificial Intelligence in Healthcare, Education and Industry (IDICAIEI). November 29-30, 2024, Wardha, India. IEEE, 2024: 1-5. DOI: 10.1109/IDICAIEI61867.2024.10842789.

[26] Parekh DK, Gohel DA. Augmented teaching of the next-generation-dentists in diagnosis of common dental diseases with the overjet artificial intelligence (AI) module [J]. Oral Surg Oral Med Oral Pathol Oral Radiol, 2025, 139(3): e71-e72. DOI: 10.1016/j.oooo.2024.11.013.

[27] 侯建霞, 张艳玲, 詹雅琳, 等. 虚拟现实多感觉反馈牙周模拟操作系统对牙周前期训练的影响研究[J]. 中华医学教育杂志, 2018, 38(1): 86-89. DOI: 10.3760/cma.j.issn.1673-677X.2018.01.020.

[28] 律娜, 栾梦圆, 孙明. 智慧课堂教学模式在口腔科学中的建设及应用[J]. 赤峰学院学报(自然科学版), 2025, 41(2): 112-114. DOI: 10.13398/j.cnki.issn1673-260x.2025.02.007.

[29] 徐婷, 孙玲, 戴家慧, 等. 知识图谱在口腔医学教学中的应用[J]. 中华医学教育探索杂志, 2024, 23(10): 1358-1362. DOI: 10.3760/cma.j.cn116021-20230103-01586.

[30] Liu Z, Xiao Y, Su Z, et al. Bilingual dialogue dataset with personality and emotion annotations for personality recognition in education [J]. Sci Data, 2025, 12(1): 514. DOI: 10.1038/s41597-025-04836-w.

[31] Zhang Y, Wang M, Wu Y, et al. DialogueLLM: Context and emotion knowledge-tuned large language models for emotion recognition in conversations [J]. Neural Netw, 2025, 192: 107901. DOI: 10.1016/j.neunet.2025.107901.

[32] Zhou Z, Zheng F, Wen J, et al. A user-driven sampling model for large-scale geographical point data visualization *via* convolutional neural networks [J]. IEEE Trans Hum Mach Syst, 2023, 53(5): 885-894. DOI: 10.1109/THMS.2023.3296692.

[33] Jackson FI, Keller NA, Kouba I, et al. Large language model clinical vignettes and multiple-choice questions for postgraduate medical education [J]. Acad Med, 2025, 100(10): 1163-1166. DOI: 10.1097/ACM.0000000000006137.

[34] Zhang G, Xu Z, Jin Q, et al. Leveraging long context in retrieval augmented language models for medical question answering [J]. NPJ Digit Med, 2025, 8(1): 239. DOI: 10.1038/s41746-025-01651-w.

[35] Choi H, Lee D, Kang YK, et al. Empowering PET imaging reporting with retrieval-augmented large language models and reading reports database: a pilot single center study [J]. Eur J Nucl Med Mol Imaging, 2025, 52(7): 2452-2462. DOI: 10.1007/s00259-025-07101-9.

[36] 李海峰, 王炜. 人机争论探究法: 一种争论式智能会话机器人支持的学生高阶思维能力培养模式探索[J]. 电化教育研究, 2024, 45(3): 106-112, 128. DOI: 10.13811/j.cnki.eer.2024.03.015.

[37] Ryason A, Xia Z, Jackson C, et al. Validation of a virtual simulator with haptic feedback for endotracheal intubation training [J]. Simul Healthc, 2024, 19(2): 122-130. DOI: 10.1097/sih.0000000000000708.

[38] Xiang W, Lei Z, Che H, et al. Hand by Hand: LLM Driving EMS Assistant for Operational Skill Learning [A/OL]. arXiv, 2025[2025-08-08]. https://arxiv.org/abs/2508.06000. DOI: 10.48550/arXiv.2508.06000.

[39] Tang YM, Chau KY, Kwok APK, et al. A systematic review of immersive technology applications for medical practice and education: trends, application areas, recipients, teaching contents, evaluation methods, and performance [J]. Educ Res Rev, 2022, 35: 100429. DOI: 10.1016/j.edurev.2021.100429.

[40] 佟威. 从人工智能(AI)到智能助手(IA): 大模型赋能教育考试应用初探[J]. 中国考试, 2024(11): 20-29. DOI: 10.19360/j.cnki.11-3303/g4.2024.11.003.

[41] Xia M, Sun M, Wei H, et al. PeerLens: peer-inspired interactive learning path planning in online question pool [C]//Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems. Glasgow Scotland Uk. ACM, 2019: 1-12. DOI: 10.1145/3290605.3300864.

[42] Hartmann A, Vinke-de Kruijf J, van Weesep R. Asking the right questions: the role of reflection for learning in and between projects [J]. Int J Proj Manag, 2023, 41(5): 102494. DOI: 10.1016/j.ijproman.2023.102494.

[43] Ye L, Wang L, Ruan S, et al. StoryExplorer: a visualization framework for storyline generation of textual narratives [J]. IEEE Trans Hum Mach Syst, 2025, 55(5): 886-895. DOI: 10.1109/THMS.2025.3592357.

[44] Zhong JY, Fischer NL. The desire of medical students to integrate artificial intelligence into medical education: an opinion article [J]. Front Digit Health, 2023, 5: 1151390. DOI: 10.3389/fdgth.2023.1151390.

[45] Qiu J, Lam K, Li G, et al. LLM-based agentic systems in medicine and healthcare [J]. Nat Mach Intell, 2024, 6(12): 1418-1420. DOI: 10.1038/s42256-024-00944-1.

[46] Li Y, Zeng C, Zhong J, et al. Leveraging large language model as simulated patients for clinical education [A/OL]. arXiv, 2024[2024-04-25]. https://arxiv.org/abs/2404.13066. DOI: 10.48550/arXiv.2404.13066.

[47] Zheng RZ, Greenberg K. Immersive technology: past, present, and future in education [M]//Cognitive and Affective Perspectives on Immersive Technology in Education. Hershey (PA): IGI Global, 2020: 107-126. DOI: 10.4018/978-1-7998-3250-8.ch006.

[48] Schwendicke F, Chaurasia A, Wiegand T, et al. Artificial intelligence for oral and dental healthcare: core education curriculum [J]. J Dent, 2023, 128: 104363. DOI: 10.1016/j.jdent.2022.104363.

[49] Rezaei MR, Fard RS, Parker JL, et al. Agentic medical knowledge graphs enhance medical question answering: bridging the gap between LLMs and evolving medical knowledge [A/OL]. arXiv, 2025[2025-06-29]. https://arxiv.org/abs/2502.13010. DOI: 10.48550/arXiv.2502.13010.

[50] Tian S, Jin Q, Yeganova L, et al. Opportunities and challenges for ChatGPT and large language models in biomedicine and health [J]. Briefings in Bioinformatics, 2024, 25(1): bbad493. DOI: 10.1093/bib/bbad493.

（收稿日期：2025-07-17）
（本文编辑：兰明娟）