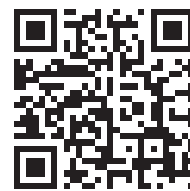


DOI:10.61189/120911ncgfaf

· 专题报道 ·

5A MedAgent: 面向患者教育的医疗大语言模型 多智能体协作系统

周介立¹, 周禄庭¹, 辛弘毅^{2*}

1. 上海交通大学密西根学院, 上海 200240

2. 上海交通大学溥渊未来技术学院, 上海 200240

[摘要] 本研究提出了一个基于大语言模型的创新性多智能体协作平台——5A MedAgent 系统, 通过 5 个专业智能体[询问智能体(Ask Agent)、评估智能体(Assessment Agent)、建议智能体(Advice Agent)、安排智能体(Arrangement Agent)以及辅助智能体(Assistance Agent)]的协同运作, 实现患者教育的全流程智能管理, 为复杂疾病诊疗提供了更精准的个性化方案和专业解释, 推动了智能医疗教育的发展。

[关键词] 大语言模型; 多智能体; 人工智能; 患者教育

[中图分类号] R 442.9 **[文献标志码]** A

5A MedAgent: a multi-agent collaborative system based on large language models for patient education

ZHOU Jieli¹, ZHOU Luting¹, XIN Hongyi^{2*}

1. University of Michigan-Shanghai Jiao Tong University Joint Institute, Shanghai 200240, China

2. Global Institute of Future Technology, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China

[Abstract] This study presents an intelligent system for patient education based on large language model (LLMs) and multi-agent collaboration, achieving end-to-end process management through five specialized agents (Ask Agent, Assessment Agent, Advice Agent, Arrangement Agent, and Assistance Agent). The system not only improves treatment efficiency, but also provides more precise personalized treatment plans for complex cases, demonstrating significant value in enhancing patient education quality.

[Key Words] large language model; multi-agent system; artificial intelligence; patient education

随着精准医疗时代的到来, 医疗信息的复杂度和专业性不断提升, 患者在理解诊疗信息方面面临着前所未有的挑战。特别是在癌症等重大疾病的诊疗过程中, 患者对病理报告、治疗方案等专业医疗信息的理解程度, 直接影响其治疗依从性和预后效果。以结直肠癌为例, 其病理报告涉及 TNM 分期、分化程度、微卫星不稳定性 (microsatellite instability, MSI) 等多个专业指标, 这些信息对治疗方案的制定至关重要, 但对于大多数患者而言晦涩难懂。

近年来, 人工智能技术, 尤其是大语言模型 (large language models, LLMs) 在医疗领域展现出巨大潜力。这些模型能够理解和生成自然语言, 为患者教育提供了新的可能性。然而, 直接使用大语言模型进行医疗信息解读和患者教育存在两个主要问题: (1) 模型可能产生“幻觉”, 即生成不准确的医

学信息, 这在医疗场景中可能带来严重后果; (2) 模型输出的表述往往缺乏临床实践中的专业性和规范性, 与医护人员的专业表达存在显著差距。此外, 现有的医疗 AI 系统大多局限于单一功能, 如病历结构化或辅助诊断, 缺乏对患者教育全流程的系统性支持。特别是在癌症患者教育中, 从病情解释到治疗方案制定, 再到后续随访管理, 需要一个能够提供持续性、个性化支持的智能协助系统。

针对上述挑战, 本研究基于白春学教授^[1]提出的 5A 方法, 提出了一种基于多智能体协作的医疗大语言模型系统 (5A Agent)。该系统创新性地将临床实践中广泛采用的 5A 框架 (Ask、Assessment、Advice、Arrangement、Assistance) 与多智能体技术相结合, 构建了一个“端到端”的患者教育支持系统。本文以结直肠癌病理报告解读为应用场景, 介绍 5A MedAgent 系统的工作流程、设计原理、关键技

[收稿日期] 2024-12-09

[接受日期] 2024-12-24

[作者简介] 周介立. E-mail: zhoujieli@sjtu.edu.cn

* 通信作者 (Corresponding author). Tel: 021-34206045, E-mail: hongyi.xin@sjtu.edu.cn

术。该多智能体系统既能准确解读专业医疗信息,又能提供个性化的患者教育方案,为提升医患沟通效果和患者依从性提供了新的办法。

1 多智能体系统在患者教育中的研发前景

1.1 LLMs在医疗领域的应用 近年来,LLMs在医疗领域的应用取得了显著进展。基于Transformer架构的GPT4、Claude-Sonnet-3.5、Gemini-1.5、Llama3.3、Deepseek-v2.5、Qwen2.5主流预训练LLMs等展现出理解和生成医学文本的强大能力^[2]。这些模型在医学问答、病历总结、诊断推理等任务中表现出色^[3]。然而,直接将通用LLMs应用于医疗场景仍存在诸多挑战。Pal等^[3]指出,模型的“幻觉”问题在医疗领域可能导致严重后果。Su等^[4]的研究发现,大模型在处理专业医学术语时的准确性仍有待提高。为解决这些问题,研究者们提出了多种优化方法,如医学知识增强^[5]和领域适应性微调^[6]等。

1.2 多智能体系统在医疗中的应用 由于单一大模型本身依赖于预训练数据,而预训练数据的增长速度趋于平缓,单一大模型的能力增长已经趋缓。2024年,产业和学界开始转向关注多个大模型合作的多智能体框架。多智能体系统因其分布式决策和协同处理能力,在医疗、法律等知识密集,需要群体、多步、复杂决策的领域得到广泛关注,并在近期取得了显著进展。其中MDAgents^[7]提出了一种自适应协作框架,通过自动分配合适的协作结构来处理医疗任务,在70%医疗基准测试中均取得了优异表现,相比基线方法提升了4.2%的性能。与此同时,MedAgents^[8]框架通过角色扮演设置实现了免训练的医疗推理,采用五步流程进行医疗决策,在多个医疗数据集上展示了强大的零样本性能。在医疗必要性自动化评估方面,最新研究^[9]表明,基于多

智能体系统的方法在清单项目级判断中的准确率达到86.2%,在整体清单判断中的准确率更是达到了95.6%,显著提高了医疗审批效率。

1.3 基于AI的患者教育系统 人工智能在患者教育领域正在发挥越来越重要的作用。传统的患者教育主要依赖医护人员的口头解释和书面材料,存在效率低、个性化程度不足等问题。随着AI技术发展,研究者们提出了多种智能患者教育方案。例如,AI可以生成个性化的教育内容,根据患者的具体情况和学习风格提供定制化的信息^[10]。虚拟助手和聊天机器人能够实时回答患者的问题,提供无间断支持。AI还可以创建交互式的学习模块,如游戏化的教育内容和虚拟现实模拟,增强患者的参与度^[11]。在医学影像等复杂领域,AI能够生成易于理解的多媒体内容,帮助患者更好地理解诊断和治疗过程^[12]。此外,AI还可以分析大量医疗数据,为患者提供更准确的诊断和个性化的治疗方案^[13]。现有的医疗大模型系统主要聚焦于精准医疗领域,尚无成熟的大语言模型多智能体系统应用于患者教育。

2 5A MedAgent系统架构设计

本研究提出了一种创新的基于大语言模型与多智能体协作的医疗教育系统(5A MedAgent),旨在解决传统患者教育中存在的效率低下和个性化不足等问题。5A MedAgent通过将复杂的患者教育任务分解为5个专业化智能体,并建立了严格的协作机制,实现了从信息采集到随访管理的全流程智能化支持(图1)。通过这种模块化的设计,系统在保证专业性的同时,显著提升了可扩展性和维护性。

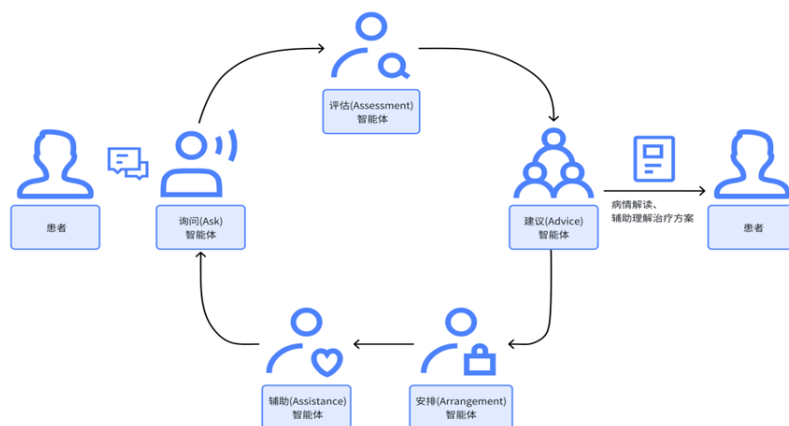


图1 5A MedAgent系统架构设计

2.1 询问智能体(Ask Agent) 作为系统输入端,询问智能体运用了基于指令微调与指令工程的多模态 LLMs 技术,实现了智能化且具有交互性的患者信息采集。该智能体不但能理解患者的自然语言表述,还可通过动态调整提问策略,保证采集信息的完整性与准确性。具体而言,我们以自然语言交互的形式获取全面的患者信息,并通过微调大模型将数据结构化,形成 Json、Pydantic、标准医学影像等格式的结构化信息,为信息的进一步处理创造条件。

2.2 评估智能体(Assessment Agent) 评估智能体依托多模态大模型技术,实现了对患者临床数据的系统化分析与评估。该智能体能够协同处理多源异构数据,包括影像学数据(CT、MRI 等)、病理结果、临床指标以及各类生物标志物信息。通过整合专业临床指南、医学知识库和深度学习算法,智能体可生成精确、全面的疾病风险评估报告。在医学影像分析领域,该智能体采用先进的计算机视觉算法,不仅实现了病灶的精准定位,还能进行深入的特征提取与分析。值得强调的是,系统采用了模块化设计理念,可根据不同临床场景灵活配置相应的识别算法。该系统评估智能体突破了传统 LLMs 的局限,而是采用了更专业的领域特定模型,以此确保评估结果的科学性、专业性和准确性。

2.3 建议智能体(Advice Agent) 基于评估智能体的分析结果,建议智能体通过多维度的智能决策支持系统,为临床医生和患者提供专业化治疗建议。该智能体集成了多项先进技术,包括基于检索增强^[14]的循证医学证据整合、借助向量检索实现的精准病例匹配、依托知识图谱的智能推理,以及多个专业领域智能体的协同论证。这种多层次的分析架构不仅确保了治疗方案符合最新临床指南规范,还能根据患者的个体特征进行精准化调整。在具体实施中,系统从药物治疗、手术方案、康复计划到辅助治疗等多个维度进行综合考量,同时结合患者的具体情况,如年龄、并发症、用药禁忌等因素,制定最优化的个性化治疗方案。此外,系统还具备实时更新能力,可持续整合最新的医学研究成果和临床实践经验,确保治疗建议始终保持与时俱进。

2.4 安排智能体(Arrangement Agent) 安排智能体专注于治疗流程的智能化规划与管理。该智能体基于建议智能体的分析结果,运用先进的大模型推理技术,包括 System2 逻辑推理框架和思维链(chain-of-thought)推理机制,实现了对患者病情的精准分级和个性化诊疗方案的制定。对于诊断明

确的患者,系统能够自动生成标准化的诊疗流程,包括检查安排、治疗计划和随访方案;对于疑难病例,系统会智能匹配适用的进阶检查项目,并自动协调多学科专家会诊,确保诊疗方案的科学性和可行性。这种分层级的智能诊疗体系不仅提高了医疗资源的利用效率,还能为临床决策提供更可靠的支持。

2.5 辅助智能体(Assistance Agent) 作为系统的整合枢纽,辅助智能体负责协调和统筹其他智能体的输出成果,为患者提供全程化的教育和管理服务。该智能体基于自然语言处理技术,将专业医学信息转化为患者易于理解的教育内容,实现了知识传递的个性化和精准化。在随访管理方面,系统通过智能化的跟踪机制,及时收集患者反馈信息,必要时可触发新一轮的询问评估流程(通过询问智能体),实现诊疗方案的动态调整。特别是在预防复发和转移方面,辅助智能体能够根据患者的具体情况,制定精准的防控方案,并借助物联网技术进行实时监测和管理,构建起全方位的患者健康管理体系。

3 关键技术与创新点

3.1 专业化智能体与协作机制 本系统创新性地提出了一种结构化的多智能体协作机制(图 2),通过专业化分工和协同优化,有效解决了单一语言模型在医疗领域面临的“幻觉”问题和专业性不足等挑战。每个智能体都针对特定任务进行了专门的训练和优化,并通过规范化的接口实现了信息的无缝流转。

在专业化实现方面,系统采用了领域特定的预训练模型。例如,询问智能体集成了基于医学文献预训练的大模型如 BiomedLM^[14],显著提升了医学术语的理解能力;评估智能体则采用了在大规模医学数据上预训练的多模态语言视觉大模型 Llava-Med^[15],确保了影像分析和临床指标分析的准确性。

协同机制的设计采用了双向反馈的方式,智能体之间不仅进行信息传递,还建立了质量评估和优化的闭环。通过这种方式,系统能够持续提升整体性能,并保证生成内容的一致性和可靠性。

3.2 知识增强与推理机制 为确保系统输出的专业性和准确性,本研究设计了基于医学知识图谱的推理增强机制。系统整合了多个权威医学知识库(如 UMLS、RxNorm 等),构建了覆盖疾病、症状、治疗方案等多个维度的专业知识网络。在推理过程中,系统通过图神经网络技术实现了知识的动态调用和推理。当需要生成诊疗建议时,推理机制会自动检

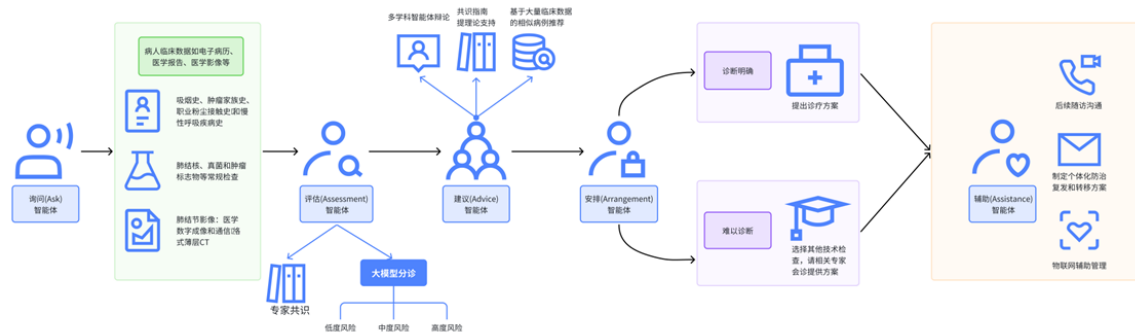


图2 多智能体协作进行智能诊断和患者教育

索相关的临床指南和案例,并结合患者的具体情况进行综合分析。这种基于知识的推理方式不仅提高了系统输出的可靠性,还增强了决策过程的可解释性。

3.3 模块化架构与系统扩展性 系统采用高度模块化的设计思路,使得各个智能体能够独立进行优化和升级。这种架构设计为技术创新预留了充分的空间,例如可以便捷地集成最新的深度学习模型或引入新的医学知识库。同时,系统的扩展性还体现在疾病场景的适配上。通过配置不同的知识库和训练数据,系统可以快速适应不同类型的疾病教育需求。这种灵活的架构设计大大降低了系统维护和更新的成本。

4 5A MedAgents在结直肠癌患者教育中的应用

为了进一步说明如何在实际临床场景中应用 5A Med Agents,本研究选择结直肠癌病理报告解读作为典型应用场景,以验证 5A MedAgent 系统在实际医疗环境中的应用效果。结直肠癌病理报告包含大量专业指标,如TNM分期、分化程度、微卫星不稳定性等,这些指标对于患者来说往往难以准确理解和把握。由于治疗方案的制定与这些病理指标紧密相关,因此为结直肠癌患者提供专业、可靠且易于理解的教育至关重要。

4.1 应用流程 研究详细展示了 5A 多智能体框架在结直肠癌病理报告解读中的完整应用流程:(1)询问智能体(Ask Agent)运用自然语言处理技术,通过结构化对话收集患者的病史信息、家族史、生活方式等关键临床数据;(2)评估智能体(Assessment Agent)采用深度学习模型对病理报告进行智能解析,提取关键医学指标,生成标准化的评估结果;(3)建议智能体(Advice Agent)基于最新临床指南和循证医学证据,结合患者个体特征,提供个性化的治疗建议和风险预警;(4)安排智能体(Arrangement

Agent)制定具体的诊疗实施方案,包括检查安排、用药计划和随访时间表等;(5)辅助智能体(Assistance Agent)整合前述所有信息,通过智能化教育手段,确保患者充分理解病情和治疗计划。其中,系统的智能问答和辅助决策的核心技术实现细节如图3所示,这些技术模块可根据不同医疗机构的具体需求进行灵活调整和优化,以期实现最佳的应用效果。

4.2 系统优势 (1)信息理解度提升:系统通过智能化解释和交互机制,将专业医学术语转化为患者易于理解的表述,显著提高了患者对疾病认知和治疗方案的理解程度。(2)治疗依从性改善:通过个性化提醒和智能随访管理,系统有效提高了患者的治疗计划执行率,并显著降低了漏诊和误诊风险。相较于单一大模型,交互式、多阶段的患者教育更利于患者接受。(3)医疗资源优化:系统采用智能化预约和管理机制,可以优化医疗资源分配,减少医疗资源浪费,提高整体医疗服务效率。

5 结论与展望

本研究提出的 5A MedAgent 系统通过创新的多智能体协作机制和知识增强技术,成功实现了医疗教育的智能化和个性化。在结直肠癌病理报告解读等典型应用场景中的实验验证表明,该系统能显著提升患者教育质量,为医患沟通提供了新型解决方案。未来研究将重点围绕以下 3 个方向深入开展:(1)应用场景拓展。在保持系统核心架构的基础上,将应用范围扩展至其他疾病领域,验证系统的通用性和可扩展性。(2)协作机制优化。深入研究多智能体之间的协同决策机制,引入更先进的协作策略,提升系统的整体性能和决策准确性。(3)技术创新升级。探索整合最新人工智能技术,包括:小样本领域适应性微调技术、大模型慢思考机制、因果推理框架、多模态交互技术。

本研究为医疗教育领域的智能化转型提供了

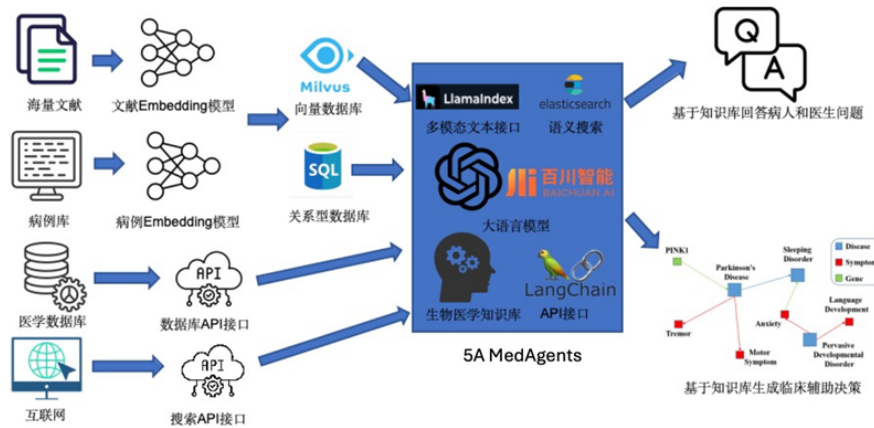


图3 5A MedAgents在结直肠癌病理报告解读和辅助决策中的工程实践细节

创新性解决方案和实践参考。在大模型时代背景下,该研究不仅具有重要的理论价值,也为推动智能化患者教育的实践发展提供了新思路,对提升医疗服务质量具有重要的现实意义。

伦理声明 无。

利益冲突 所有作者声明不存在利益冲突。

作者贡献 周介立:撰写文章;周禄庭、辛弘毅:修改文章。

参考文献

- [1] 中国物联网辅助评估管理肺结节专家组. 物联网辅助评估管理肺结节中国专家共识[J]. 国际呼吸杂志, 2022, 42(1): 5-12.
- [2] ZHAO W X, ZHOU K, LI J Y, et al. A survey of large language models [EB/OL]. [2024-11-10]. <http://arxiv.org/abs/2303.18223>.
- [3] THIRUNAVUKARASU A J, TING D S J, ELANGO VAN K, et al. Large language models in medicine[J]. Nat Med, 2023, 29(8): 1930-1940.
- [4] PAL A, UMAPATHI L K, SANKARASUBBU M. Med-HALT: medical domain hallucination test for large language models[EB/OL]. [2024-11-10]. <http://arxiv.org/abs/2307.15343>.
- [5] SU X R, WANG Y B, GAO S H, et al. Knowledge graph based agent for complex, knowledge-intensive QA in medicine [EB/OL]. [2024-11-10]. <http://arxiv.org/abs/2410.04660>.
- [6] ZHANG S Y, DONG L F, LI X Y, et al. Instruction tuning for large language models: a survey [EB/OL]. [2024-11-10]. <http://arxiv.org/abs/2308.10792>.
- [7] KIM Y, PARK C, JEONG H, et al. MDAgents: an adaptive collaboration of LLMs for medical decision-making [EB/OL]. [2024-11-10]. <http://arxiv.org/abs/2404.15155>.
- [8] TANG X R, ZOU A N, ZHANG Z S, et al. MedAgents: large language models as collaborators for zero-shot medical reasoning [EB/OL]. [2024-11-10]. <http://arxiv.org/abs/2311.10537>.
- [9] PANDEY H, AMOD A, SHIVANG. Advancing healthcare automation: multi-agent system for medical necessity justification [EB/OL]. [2024-11-10]. <http://arxiv.org/abs/2404.17977>.
- [10] THORAT V, RAO P, JOSHI N, et al. Role of artificial intelligence (AI) in patient education and communication in dentistry[J]. Cureus, 2024, 16(5): e59799.
- [11] Interactive patient education tools: a game changer in healthcare [EB/OL]. [2024-11-10]. <https://logicloom.in/interactive-patient-education-tools-a-game-changer-in-healthcare/>.
- [12] MAREY A, SAAD A M, KILLEEN B D, et al. Generative artificial intelligence: enhancing patient education in cardiovascular imaging[J]. BJR Open, 2024, 6(1): tzae018.
- [13] DAVE M, PATEL N. Artificial intelligence in healthcare and education[J]. Br Dent J, 2023, 234(10): 761-764.
- [14] BOLTON E, VENIGALLA A, YASUNAGA M, et al. BioMedLM: a 2.7B parameter language model trained on biomedical text [EB/OL]. [2024-11-10]. <http://arxiv.org/abs/2403.18421>.
- [15] LI C Y, WONG C, ZHANG S, et al. LLaVA-med: training a large language-and-vision assistant for biomedicine in one day [EB/OL]. [2024-11-10]. <http://arxiv.org/abs/2306.00890>.

引用本文

周介立,周禄庭,辛弘毅. 5A MedAgent: 面向患者教育的医疗大语言模型多智能体协作系统[J]. 元宇宙医学, 2024, 1(4): 12-16.

ZHOU J L, ZHOU L T, XIN H Y. 5A MedAgent: a multi-agent collaborative system based on large language models for patient education[J]. Metaverse Med, 2024, 1(4): 12-16.