

基于大语言模型的医学人工智能类课程 AI教学助手开发与实践

尹梓名, 何 宏, 任浩冉, 林 勇

上海理工大学健康科学与工程学院, 上海

收稿日期: 2025年10月14日; 录用日期: 2025年11月18日; 发布日期: 2025年11月26日

摘 要

在AI大语言模型赋能教育的背景下, 针对通用大模型对课程知识不熟悉的问题, 本研究基于DeepSeek-R1模型, 结合RAG技术, 以Dify低代码平台为基础, 通过优化提示词(设定角色、明确格式)、构建课程知识库(导入教材等资料)等手段, 构建了《智能医疗技术》课程AI答疑教学助手。该课程助手可7×24小时响应, 支持多轮追问, 82%使用者认可其解决课后即时疑问的价值, 还能强化知识应用理解。研究指出其在高阶思维培养、知识更新上尚有局限, 未来可向个性化学习伴侣发展。该方法显著降低开发门槛, 为医学人工智能教育工具创新提供了一种有效的实践模式。

关键词

医学人工智能, 大语言模型, 人才培养, DeepSeek

Development and Practice of AI Teaching Assistants for Medical Artificial Intelligence Courses Based on Large Language Models

Ziming Yin, Hong He, Haoran Ren, Yong Lin

School of Health Science and Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: October 14, 2025; accepted: November 18, 2025; published: November 26, 2025

Abstract

Against the backdrop of education empowered by AI large language models (LLMs), and in response to the issue that general-purpose large models are not familiar with course-specific knowledge,

文章引用: 尹梓名, 何宏, 任浩冉, 林勇. 基于大语言模型的医学人工智能类课程 AI 教学助手开发与实践[J]. 创新教育研究, 2025, 13(11): 633-639. DOI: 10.12677/ces.2025.1311913

this study, based on the DeepSeek-R1 model, integrates Retrieval-Augmented Generation (RAG) technology and takes the Dify low-code platform as the foundation. Through measures such as optimizing prompts (setting roles, clarifying formats) and constructing a course knowledge base (importing teaching materials and other resources), an AI Q&A teaching assistant for the “Intelligent Medical Technology” course has been built. This course assistant can provide 24/7 responses and support multi-turn follow-up questions. Eighty-two percent (82%) of users recognize its value in resolving immediate post-class doubts, and it can also enhance the understanding of knowledge application. The study points out that it still has limitations in the cultivation of higher-order thinking and knowledge updating, and can develop into a personalized learning companion in the future. This method significantly lowers the development threshold and provides a new paradigm for the innovation of educational tools in medical artificial intelligence.

Keywords

Artificial Intelligence in Medicine, Large Language Model, Talent Cultivation, DeepSeek

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

在数字化时代，教育领域正经历深刻变革，高校教师肩负着提升教学质量、推动科研创新和高效管理学生的重任[1]。人工智能技术的发展，为教育领域带来了许多创新变革和实践应用的可能。其中，AI大语言模型的发展极大地推动了教育中各个领域的智能化[2]。虽然目前 AI 大语言模型技术在教育领域中的应用还处于刚刚起步阶段，但其发展趋势已经非常明显[3]。未来教育中，AI 大语言模型将成为教师 and 学生的优秀助手，帮助他们更快、更准确地教授和学习知识[4]。

目前，随着 AI 大语言模型技术的快速发展，教育科研工作者在对 AI 大语言模型进行认知和理解的同时，也在教育领域里开展了一系列的实践应用探索。特别是 2025 年初，随着 DeepSeek 的横空出世，其开源和低成本硬件配置的特性，使得 DeepSeek 大模型被广泛应用于各行各业，并有很多成功案例[5]。近日，中国人民大学、北京师范大学、北京交通大学等高校发布消息，表示正在探索开展有关 DeepSeek 的实践应用，部分高校已在自主研发的教学课程平台中接入该大模型[6]。中国人民大学 e 问 e 答服务平台正式接入 DeepSeek-R1，在北京高校中率先本地化部署该 AI 大模型，帮助师生一键解决各类需求。全新升级后的平台不仅可以自如回答校内服务相关的 1300 余条标准问题，还支持校园办公自动化、科研项目辅助、学术资源分析等多领域应用，提供信息查询、对话交流、知识问答等服务。北京师范大学利用该校培养方案、教学手册、教学大纲等高质量语料，为近万门课程本地化部署 DeepSeek-R1 大模型。登录智能“课程中心”，学业规划、知识问答、概念讲解、资源推荐、解题启发、论文润色等功能一目了然，为师生提供定制化、情境化的教学辅助，还支持学生的个性化与探究式学习需求。北京交通大学教学运行中心在智慧教学课程平台中全面接入 DeepSeek-R1 大模型，利用其在数学、代码、自然语言处理等方面的强大推理能力，帮助教师高效解决教学过程中各类复杂问题。该校表示，目前“深度思考”功能对全校教师开放，后续将逐步对学生开放，并上线更多功能。大语言模型化身为智能“助教”，为师生深度思考赋能。随着智能“助教”陆续上线，不少高校鼓励师生应用大模型赋能学习和生活。大语言模型是基于公共通用领域数据集训练出来的，对于授课内容并不了解，因此需要对大语言模型的回答做出一定的约束和指导。

目前,虽已有一些研究利用大语言模型构建问答机器人,辅助教学[7][8],但是在教育领域未见有将大语言模型应用于医学 AI 课程的研究。本研究基于大语言模型应用开发平台 Dify,利用大模型中的检索增强生成(Retrieval-Augmented Generation, RAG)技术[9],开发了一个基于 DeepSeek-R1 的教学大模型,专门回答笔者负责授课的《智能医疗技术》这门课的各类相关问题,为学生创造更优质、丰富的学习体验。本文是首次将大语言模型引入医学 AI 教育领域的研究,既是一次有益的尝试,也是对本领域空白的填补。

2. 方法

2.1. 大语言模型应用开发平台

开发大语言模型的应用需要一个软件平台。Dify 是一个开源的 LLM 应用开发平台,能够帮助开发者快速构建并部署可用于生产环境的生成式 AI 应用[10]。平台通过可视化界面提供低代码开发体验,用户能够以拖拽方式设计 workflow、管理提示词并集成知识库,从而降低开发 AI 应用的技术难度。Dify 支持集成数百种开源和商业大语言模型(包括 ChatGPT、DeepSeek 等),内置强大的 RAG 引擎,能够处理多种格式的文档,提升模型回答的准确性和专业度。目前, Dify 已广泛应用于智能客服、企业知识库、内容生成、政务服务及流程自动化等多个领域,有效提升了开发效率与业务智能化水平。Dify 中包含多种可编辑的类型,我们计划构建一个用于存储课程课件并能够解答学生问题的系统,因此选择基于聊天助手来搭建课程助手。

整个课程 AI 助手的构建过程可以分为两步,一是构建《智能医疗技术》这门课的文本型知识库,将已有的课程 PPT、课程参考材料、教材等做成大模型可以访问的知识库的形式,供大模型在回答问题时调用。二是通过 Dify 调用 DeepSeek-R1 模型,构建可以回答各类教学问题的《智能医疗技术》大模型。

在搭建课程助手的过程中,最重要的三个配置部分是提示词、知识库以及一些用于增强 Web 应用用户体验的功能。提示词用于约束 AI 输出的专业性和准确性;知识库则通过 RAG 技术为模型回答提供外部信息支持;其他功能则着重于优化用户与助手交互的界面和流程。

2.2. 优化提示词

提示词是与大语言模型进行交互的指令,其质量直接决定了模型输出的效果。设计和优化提示词的过程被称为提示词工程,其核心策略与实用技巧如下:

在策略层面,首先需要编写清晰、无歧义的指令,明确告知模型需要完成的任务。对于复杂任务,应将其拆解为一系列简单的子任务,这模仿了人类解决复杂问题的思维方式。此外,我们还可以要求模型展示其推理过程,例如通过“思维链”方式逐步解决问题,这相当于给了模型更多的思考时间,能提升答案的可靠性。在调试时,需要系统地测试不同提示词带来的输出变化,并通过人工或自动评估进行迭代优化。

在实用技巧层面,明确任务目标是首要原则,可以根据输出效果动态调整对内容深度和长度的要求。提示词可以遵循以下模板进行设计:为模型设定一个具体的角色(如“你是一名专业的智能医疗技术课程助手”),有效激活其相关知识库,使回答更专业;明确规定输出格式(如列表、表格、JSON 对象),提升可读性,也便于后续自动化处理;提供少量输入输出示例的“少样本提示”,帮助模型快速掌握任务模式和风格要求。

2.3. 构建知识库

知识库作为 RAG 的核心部分,能够为模型提供外部知识,减少幻觉,提高回答准确性。在 Dify 中

构建知识库时，我们为课程助手准备了教材内容，以文档形式导入，并进入分段配置环节。分段策略包括通用分段和父子分段，我们根据教材内容的特点选择了父子分段，以兼顾检索精度和上下文完整性。在索引方式上，我们选择了基于语义的高质量索引而非经济索引，以提升检索准确性。检索方式选用混合检索，经测试后设定语义检索与关键词检索的比例为 7:3。参数方面，top K 设为 5，score 阈值设为 0.6，未开启重排序。

2.4. 辅助功能

为优化对话体验，我们启用了 Dify 平台自带的多个实用功能。变量模块可在对话前收集用户信息，用于个性化提示词和开场白；开场白功能会展示引导语，帮助用户快速了解助手能力。每次回答后，系统可自动推荐后续问题，辅助对话深入。平台还支持文本与语音的互相转换，方便用户通过语音输入或听取回答。此外，回答中会标注所引用的知识库内容，增强答案的可信度和可追溯性。

3. 基于大语言模型的课程助手设计实践

设计时使用以下技巧：策略上，指令清晰、任务拆解、让模型展示思考过程，并通过测试持续优化。技巧上，明确任务目标，用“角色 + 格式 + 示例”的结构让回答更专业、易用。以下是我们在构建聊天助手时编写提示词的一个例子。

1、角色

你是一名专为学习智能医疗技术课程的学生设计的助教助手，主要任务是帮助学生理解人工智能、大数据、物联网等技术在医疗领域中的应用原理与实现方案。你的语言风格需亲切、有耐心，避免过度学术化，能够将复杂的技术概念转化为易于理解的表述，适应不同基础水平学生的学习需求。

2、指令

1) 结合知识库的内容回答学生提出的专业问题。

2) 回答问题时需包含以下内容：

① 知识点摘要(1~2 句话概括核心内容)。

② 技术原理(分点说明机制)。

③ 应用案例(如果知识库中有提到，列举实际场景，如医院名称、效果数据，否则不输出)。

3、示例

学生问题：“什么是基于混合推理的诊断决策支持系统？”

回答：

知识点摘要：基于混合推理的诊断决策支持系统通过结合规则推理(基于临床指南)和案例推理(基于历史病例)，有效提升非典型疾病诊断的准确率，解决单一推理方法的局限性。

技术原理：

① 规则推理机制：利用临床指南构建知识库，将文本指南转化为可执行的推理规则(如 IF-THEN 形式)，通过逻辑推理处理典型症状疾病(如明确分类的偏头痛)。

② 案例推理机制：通过历史病例库存储患者数据(如症状、体征)，使用相似度计算(如加权求和公式)匹配新病例，并采用优化算法(如免疫粒子群算法)动态调整特征权重，处理症状重叠的非典型病例。

③ 混集成策略：系统先进行规则推理，若结果置信度低(如相似度低于阈值 0.8)，自动切换到案例推理，实现“知识 + 数据”的串联互补，模拟临床医师的分析性与非分析性思维。

应用案例：

实际场景：在国内某三甲医院国际头痛中心(2013~2014 年数据)，该系统用于原发性头痛分诊，针对

非典型症状患者(如“可能的偏头痛”)。

效果数据:

规则推理单独应用时,非典型偏头痛诊断召回率仅 62.71%,精度 78.76%。混合推理系统显著提升性能:召回率升至 97.02%(提高 34.31 个百分点),精度达 93.14%(提高 7.09 个百分点),且 ROC 曲线 AUC 值从 0.661 提升至 0.983,证实其诊断准确率更高。

意义:该系统降低了误诊风险(如偏头痛误诊率从 86.2%大幅改善),支持临床医师快速处理复杂病例。

4、约束

- 1) 避免使用未经证实的案例或虚构数据。
- 2) 若问题超出范围,需明确声明“本助手存储知识有限,更多问题请咨询任课教师”。
- 3) 复杂概念需用比喻或图示描述。

4. 系统展示

图 1 是本研究开发的《智能医疗技术》课程助手。用户可以以与其他大模型聊天的形式与其互动。可以问课程上的问题,课程助手在查阅知识库后,调用 DeepSeek-R1 大模型给出自然语言模式的回答。图 1 中所示为用户询问“什么是目标驱动推理?”,课程助手给予的回答。



Figure 1. Teaching assistant for the course “Intelligent Medical Technology” based on large language models

图 1. 基于大语言模型的《智能医疗技术》课程教学助手

5. 讨论

从技术实现维度看，Dify 的低代码开发特性与《智能医疗技术》课程问答助手的构建需求形成了显著适配性，这一适配性成为助手落地应用的核心支撑。一方面，Dify 提供的可视化工作流编排功能，降低了 AI 应用开发的技术门槛——无需复杂的代码编写，即可完成“用户提问 - 意图识别 - 知识库匹配 - 模型生成回答”的全流程设计，这对于课程团队而言，大幅缩短了开发周期，仅需 1~2 周即可完成基础版本搭建，且后续可根据课程内容更新灵活调整工作流程。另一方面，Dify 的多模型支持与 RAG 技术集成能力，精准匹配了《智能医疗技术》课程的知识特性，单一模型难以兼顾知识的专业性与多样性，而借助 Dify 可同时接入 DeepSeek 等多类模型，并通过 RAG 技术将课程教材、课件、行业标准等私有知识导入知识库，使助手回答既能依托通用模型的逻辑生成能力，又能锚定课程专属知识，有效避免了通用大模型“知识泛化”、“偏离课程范围”的问题。

从教学应用场景出发，该问答助手价值主要体现在“个性化辅导补充”与“知识内化强化”两方面，但也受限于技术特性存在明显的应用边界。在个性化辅导层面，助手突破了传统课堂“教师 - 学生”模式下辅导资源有限的瓶颈：课程学习者常存在“碎片化学习需求”、“羞于提问”等问题，而助手可实现 7×24 小时响应，且支持多轮对话追问(如用户提问“什么是联邦学习？”，可进一步追问“联邦学习在慢性病管理中的应用案例”)，形成“问题 - 解答 - 延伸”的闭环辅导。据初步用户反馈，82% 的使用者认为助手帮助其解决了“课后即时性知识疑问”，弥补了课堂教学的时间空白。在知识内化层面，助手通过“场景化问答”强化了课程知识的实践关联——例如，在回答“智能监护设备的数据传输协议”时，助手会结合课程中的“远程医疗系统架构”知识点，补充“协议选择对数据实时性与安全性的影响”，引导学习者从“记忆知识点”转向“理解知识应用逻辑”，这与《智能医疗技术》作为“技术 + 应用”交叉课程的教学目标高度契合。

但需正视的是，助手在复杂教学场景中仍存在明显局限。其一，由于传统 RAG 技术依赖静态 top-k 检索，仅能返回与查询字面最相似的片段，无法满足高阶思维的全局需求，在“高阶思维培养”场景中作用有限：该课程的核心目标之一是培养学习者“AI 医疗方案设计能力”(如针对某类疾病设计 AI 辅助筛查方案)，这类问题需结合临床需求、技术可行性、伦理风险等多维度综合分析，而助手当前仅能基于知识库内容提供“要素罗列”(如方案需包含数据来源、模型选择、验证方法)，无法像教师一样引导学习者进行“需求拆解 - 方案权衡 - 风险评估”的深度思考，易导致学习者陷入“知识堆砌而无整合能力”的困境。可借助混合知识库检索(融合文本知识库与知识图谱)实现深层次的逻辑推理和数据关联，解决高阶思维推理局限。其二，在“知识动态更新”场景中响应滞后：《智能医疗技术》领域技术迭代速度快，而助手的知识库更新依赖人工上传新资料、重新构建检索索引，存在 1~2 周的更新周期，导致部分前沿技术内容无法及时纳入回答。因此，需要任课教师每年至少及时更新一次知识库，有条件的可以多更新几次，使得系统回答可以跟上人工智能技术的发展。

未来，随着《智能医疗技术》课程教学对“AI 辅助工具”需求的深化，这类问答助手有望向“个性化学习伴侣”方向发展：通过分析学习者的提问记录、错题情况，构建“个人知识图谱”，自动识别知识薄弱点，推送针对性的学习资源与问答内容，实现“千人千面”的教学辅助。同时，需警惕“技术依赖”风险——助手始终应定位为“教师的辅助工具”，而非替代教师在“高阶思维培养”、“价值引导”等方面的核心作用，唯有实现“技术工具”与“教师主导”的协同，才能真正推动《智能医疗技术》课程教学质量的提升。

6. 结论

本文介绍了一种基于 Dify 和大语言模型 DeepSeek 构建的课程教学答疑助手构建方法。凭借 Dify 的低代码、多模型支持、RAG 集成等特性，在“降低开发门槛”、“补充个性化辅导”、“强化知识内化”

等方面展现出显著价值,有助于学生在课下进行复习、自学,为智能医疗教育领域的教学工具创新提供了可行的实践方式。

基金项目

1) 2025 年度上海理工大学教师发展研究项目, DeepSeek 大语言模型赋能的医学人工智能类课程教学研究与实践(编号: CFTD2025YB18);

2) 2025 年度上海理工大学教师发展研究项目, AI 赋能医工交叉专业人才培养课程体系优化新范式探索(编号: CFTD2025ZD08)。

参考文献

- [1] 王春娟, 解萧语, 李馥佳. 生成式人工智能赋能教育数字化变革: 理论、现状与对策[J/OL]. 智库理论与实践: 1-14. <https://www.cnndoi.org/Resolution/Handler?doi=10.19318/j.cnki.issn.2096-1634.20250213.0007>, 2025-09-25.
- [2] 纳里曼·法瓦丁, 李荷. 人工智能将如何重塑世界与大学教育[J]. 教育国际交流, 2025(3): 10-13.
- [3] 胡姣. 大语言模型赋能数据驱动教学决策的模型构建与应用研究[D]: [博士学位论文]. 上海: 华东师范大学, 2024.
- [4] 姜文印, 刘宸宇, 王宇兴, 等. 大语言模型在大学物理实验课程中的应用探究[J]. 大学物理, 2025, 44(7): 36-44+77.
- [5] 杨满福, 桑新民. 从 Deep-Learning 到 DeepSeek: 人工智能赋能大学功能范式重构的挑战、转型与新生态[J]. 现代教育技术, 2025, 35(4): 5-13.
- [6] 王洲. 多所高校上线 DeepSeek, 为师生深度思考赋能[EB/OL]. <https://www.peopleapp.com/column/30048331796-500006107630>, 2025-09-25.
- [7] 卢宇, 余京蕾, 陈鹏鹤. 基于大模型的教学智能体构建与应用研究[J]. 中国电化教育, 2024(7): 99-108.
- [8] 吴林静, 王瑾洁, 向雪琳. 面向主题的智能问答机器人对学习过程和学习结果影响的实证研究[J]. 数字教育, 2023, 9(3): 1-7.
- [9] 华子荀, 王炜, 廖绿优, 等. 生成式人工智能 RAG 路径赋能课程设计: 课程小语言模型构建与教学实践[J]. 广东第二师范学院学报, 2025, 45(5): 31-44.
- [10] 曹建辉. 基于 Dify 知识库的 TSW2500 型发射机智能辅助系统设计与应用[J]. 网络安全和信息化, 2025(6): 76-79.