

大语言模型在中医古籍智能解读与临床辅助诊疗中的应用

周晓艳, 陈 猛, 盖文婷*

淮安市淮安医院(淮安市肿瘤医院)中医科, 江苏 淮安

收稿日期: 2026年3月13日; 录用日期: 2026年4月6日; 发布日期: 2026年4月14日

摘 要

中医药经典古籍承载数千年理论精髓与临床经验, 是传承创新核心载体, 但文辞深奥、知识零散、非标准化术语, 导致古籍传承低效、经典与临床脱节; 通用大语言模型(LLM)直接应用于中医领域, 易出现知识幻觉、辨证偏差、结论无经典依据等问题, 难以满足临床科研需求。针对上述痛点, 本文构建融合检索增强生成(RAG)与中医知识图谱的LLM优化框架, 以四大经典古籍、名老中医医案、国标术语及方剂药材数据为数据集, 经文本预处理、知识融合、小样本微调、RAG约束等流程, 实现古籍深度解读、临床辨证、方剂推荐、配伍校验全流程功能。实验选取200条古籍片段、150例临床医案构建测试集, 从五大维度开展对比实验, 结果显示, 优化框架古籍术语识别准确率92.3%, 临床辨证一致率88.7%, 方剂合规律率94.2%, 幻觉率降至4.7%, 远优于通用模型与单一知识图谱模型。该框架实现中医经典与临床诊疗闭环衔接, 解决LLM中医应用可信性难题, 为古籍活化、基层诊疗规范化、名医经验传承提供可行方案, 助力中医药数字化智能化转型。

关键词

大语言模型(LLM), 中医, 知识图谱, 检索增强生成(RAG), 临床辅助诊疗

The Application of LLM in the Intelligent Interpretation of Classical Chinese Medical Texts and Clinical Diagnostic Support

Xiaoyan Zhou, Meng Chen, Wenting Gai*

Department of Traditional Chinese Medicine, Huai'an Hospital of Huai'an City (Huai'an Cancer Hospital),
Huai'an Jiangsu

*通讯作者。

文章引用: 周晓艳, 陈猛, 盖文婷. 大语言模型在中医古籍智能解读与临床辅助诊疗中的应用[J]. 临床医学进展, 2026, 16(4): 2945-2953. DOI: 10.12677/acm.2026.1641552

Abstract

Classical texts of Traditional Chinese Medicine (TCM) encapsulate thousands of years of theoretical essence and clinical experience, serving as the core vehicle for the transmission and innovation of this discipline. However, their archaic language, fragmented knowledge and non-standardised terminology have led to inefficient transmission of these texts and a disconnect between classical texts and clinical practice. The direct application of general-purpose large language models (LLMs) to the field of TCM is prone to issues such as knowledge illusions, diagnostic biases and conclusions lacking classical support, making it difficult to meet the demands of clinical research. To address these challenges, this paper constructs an optimised LLM framework that integrates Retrieval-Augmented Generation (RAG) with a TCM knowledge graph. Utilising a dataset comprising four major classical texts, case records from renowned senior TCM practitioners, national standard terminology, and data on formulae and medicinal materials, the framework undergoes text pre-processing, knowledge fusion, few-shot fine-tuning, and RAG constraints to achieve end-to-end capabilities in classical text interpretation, clinical pattern differentiation, formula recommendation, and ingredient compatibility verification. For the experiments, a test set comprising 200 classical text excerpts and 150 clinical case records was constructed. Comparative experiments were conducted across five dimensions. The results demonstrated that the optimised framework achieved a 92.3% accuracy rate in classical text terminology recognition, an 88.7% consistency rate in clinical pattern differentiation, and a 94.2% compliance rate for formulae, whilst reducing the hallucination rate to 4.7%. These results significantly outperform those of general-purpose models and models relying on a single knowledge graph. This framework achieves a closed-loop integration between classical TCM texts and clinical diagnosis and treatment, addressing the credibility challenges associated with the application of Large Language Models (LLMs) in TCM. It provides a viable solution for the revitalisation of classical texts, the standardisation of primary-level diagnosis and treatment, and the transmission of renowned physicians' expertise, thereby supporting the digital and intelligent transformation of Traditional Chinese Medicine.

Keywords

LLM, Traditional Chinese Medicine, Knowledge Graphs, RAG, Clinical Decision Support

Copyright © 2026 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

中医药作为我国特色医学体系，历经数千年积淀，形成以《黄帝内经》《伤寒论》《金匮要略》《温病条辨》四大经典为核心的理论与诊疗体系，是传承与临床的核心依据。但实际应用中，中医古籍存在三大传承壁垒：

- 一是古文深奥、异体字多、无标准断句，学习门槛高、周期长；
- 二是知识表述碎片化，病名、证候、方药术语不统一，难以形成系统体系；
- 三是经典理论与现代临床衔接不畅，基层医师难以落地转化。

随着中医药现代化进程加快,打破传承壁垒、衔接经典与临床,成为行业迫切需求。

大语言模型(LLM)在自然语言理解、推理生成方面的优势,为中医药智能化提供了新路径,已在医学文本处理、辅助诊断等领域初步应用[1]。但通用 LLM 直接用于中医领域局限明显:训练数据缺乏中医专业知识,对证候、病机、配伍等核心概念理解偏差,专业性不足;固有的知识幻觉问题,易表现为编造古籍、扭曲辨证、推荐违规方剂,影响临床安全与权威性;现有中医 AI 研究多停留在古籍简单数字化、方剂基础挖掘层面,未形成“古籍解读-知识提炼-临床落地”一体化框架,无法解决核心痛点。

当前中医药智能化研究正从传统机器学习向大模型应用转型,但相关研究仍处于起步阶段,多数成果仅实现古籍简单翻译、单一症状方剂检索,未兼顾中医辨证整体性与经典权威性,缺乏幻觉约束机制,也未贴合临床完整诊疗流程。为此,本文构建“LLM+RAG+中医知识图谱”融合框架,通过双重知识约束优化模型性能,打造专业、可信、实用的中医药智能服务体系。

本文创新点:一是构建多维度中医领域数据集并完成标准化预处理;二是提出 RAG 与知识图谱双约束机制,大幅降低模型幻觉率;三是实现古籍解读与临床诊疗闭环联动;四是通过量化实验与专家盲验证性能,提供可复制技术参考。

2. 相关工作

2.1. 中医古籍数字化与知识挖掘研究

中医古籍数字化是中医药智能化基础,早期研究仅停留在扫描存档、电子录入层面,仅支持简单检索,无法实现知识提炼与语义解读。后续研究借助规则匹配、词典匹配、传统机器学习开展文本挖掘,实现病名、证候、方药等基础实体抽取,但这类方法依赖人工规则,泛化能力差,难以处理古籍歧义、省略、隐喻表述,无法梳理实体逻辑关联,知识利用率极低[2]。

2.2. 中医药知识图谱构建与应用

中医药知识图谱可将零散知识整合为“病-证-法-方-药”关联网络,是中医药智能化研究热点,现有研究多围绕核心实体构建图谱,应用于方剂检索、辅助辨证等场景。但传统图谱短板突出:构建依赖人工标注与专家审核,成本高、更新慢;内容偏静态,难以融合动态临床数据,灵活性不足;仅支持结构化检索,无法完成自然语言交互与深度推理,无法满足临床动态需求[3]。

2.3. 大语言模型在医学领域的应用进展

大语言模型在通用医学领域应用广泛,国外聚焦西医辅助诊疗,国内逐步拓展至中医领域,但现有成果缺陷明显:多直接使用通用模型做简单提示词优化,未开展中医领域专项微调,缺乏权威知识约束,导致辨证混乱、解读偏离经典;未解决幻觉问题,输出内容无法溯源,临床风险高;未贴合中医整体观与辨证论治核心,仅实现碎片化功能,未形成完整应用体系[4]。

2.4. 现有研究不足总结

综上,现有中医药智能化与大模型结合研究存在三大核心不足:

一是未形成古籍解读-知识提炼-临床诊疗一体化闭环,传承与临床脱节;

二是通用模型缺乏中医适配,专业准确率低、幻觉问题突出;

三是技术应用单一,未融合知识图谱与 RAG 双重优势,可信性与实用性不足。

本文针对以上问题,构建贴合中医核心逻辑的 LLM 应用框架,填补相关研究空白。

3. 数据来源与预处理

3.1. 研究数据来源

本研究遵循权威、规范、实用原则，选取四类公开权威中医数据，经专业医师筛选校准，构建高质量数据集，总数据量约 160 万字，如图 1 所示，具体如下：

1) 经典古籍数据：选取《黄帝内经》《伤寒论》《金匱要略》《温病条辨》原文及权威校注，剔除伪作与非权威注解，保留核心条文、病机、方剂等核心内容，共计约 60 万字，为古籍解读模块核心数据支撑[5]。

2) 国家标准术语数据：采用《中医病证分类与代码》《中华人民共和国药典》《中医临床诊疗术语》等国家标准文件，统一病名、证候、治法、方剂、药材标准名称，构建标准化术语库，共计约 40 万字，为术语归一与知识结构化提供依据[6]。

3) 临床医案数据：选取公开出版的国医大师、名老中医经典医案，以及三甲中医院脱敏临床诊疗记录，筛选辨证清晰、方药完整、疗效明确的有效医案，涵盖内科常见病症，共计约 45 万字，用于模型临床辨证微调与效果测试。

4) 方剂配伍与禁忌数据：整理方剂君臣佐使配伍规则、中药十八反十九畏禁忌、常用药材剂量范围、妊娠禁忌等内容，共计约 15 万字，作为临床辅助诊疗的安全约束依据[7]。

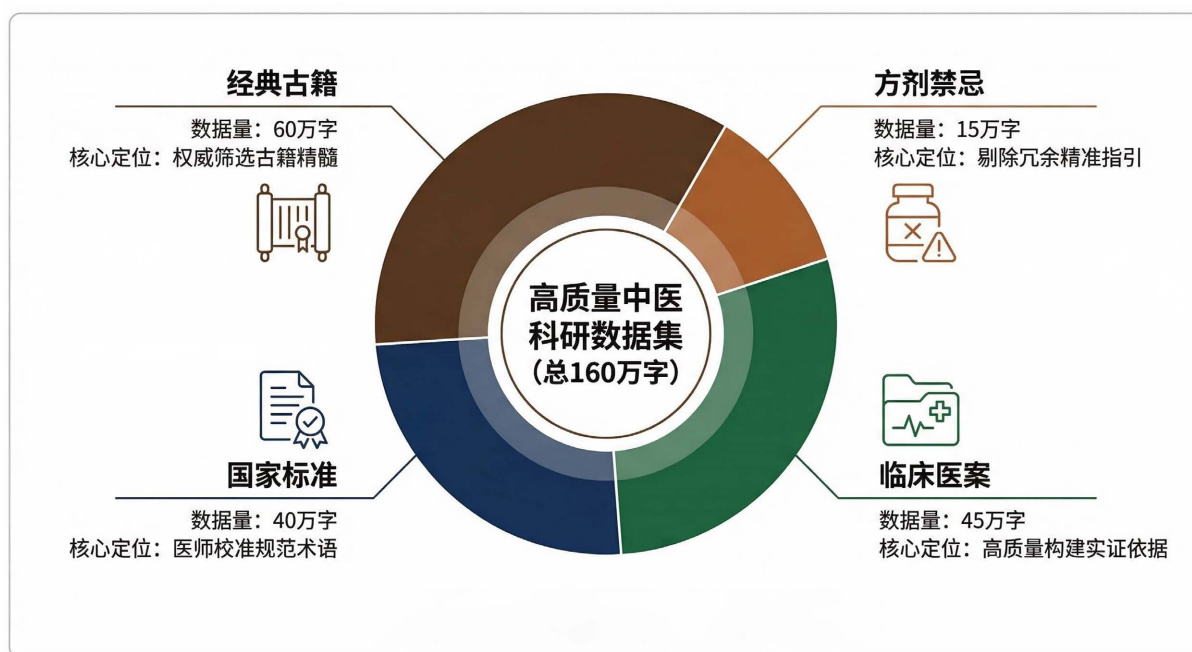


Figure 1. Sources of research data

图 1. 研究数据来源图

3.2. 文本标准化预处理流程

中医古籍与医案多为非结构化古文，存在表述不规范、术语混乱等问题，直接使用会影响模型效果，因此本文采用人工辅助 + LLM 初处理的方式，完成全流程标准化预处理，如图 2 所示，具体步骤如下：

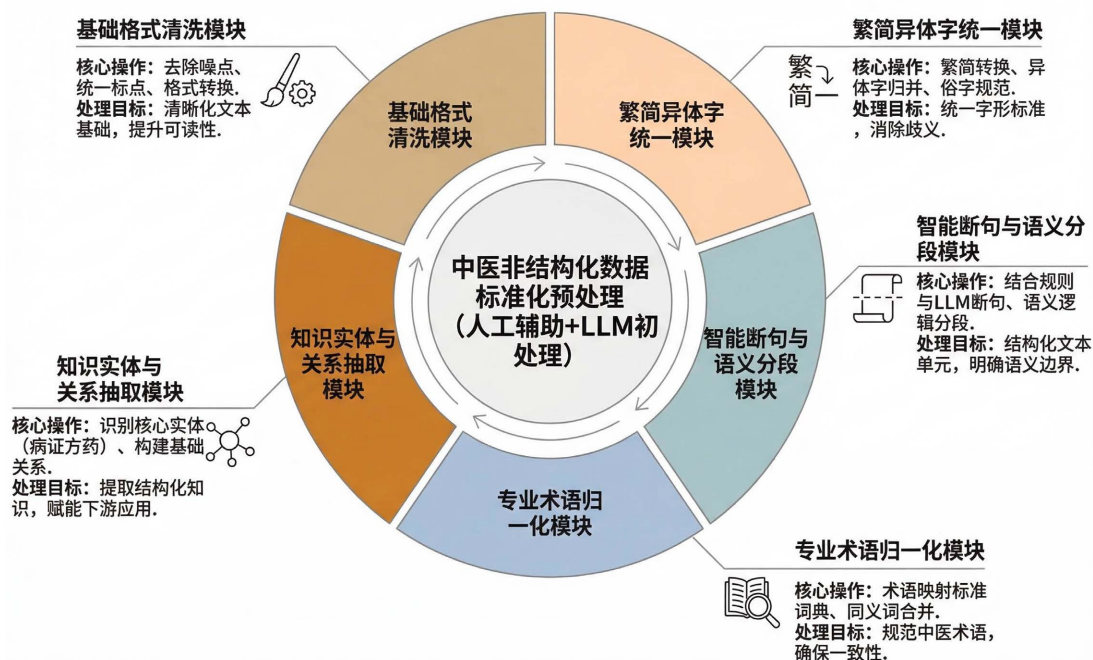


Figure 2. Pre-treatment process
图 2. 预处理流程图

Table 1. Example of prompt words
表 1. 具体提示词示例

抽取任务	提示词设计	示例输入	示例输出
实体抽取	请从中医文本中, 抽取疾病、证候、病机、治法、方剂、药材类实体, 遵循[实体类型: 实体名称]格式。	外感风寒, 恶寒发热, 无汗, 治宜辛温解表, 方用麻黄汤。	[疾病: 风寒感冒] [证候: 风寒束表证] [治法: 辛温解表] [方剂: 麻黄汤] [药材: 麻黄]
关系抽取	请从中医文本中, 抽取疾病 - 证候、证候 - 病机、方剂 - 药材核心关联, 遵循[实体 1-关系 - 实体 2]格式。	风寒感冒多表现为风寒束表证, 治疗常用麻黄汤, 由麻黄组成。	[风寒感冒 - 对应证候 - 风寒束表证] [麻黄汤 - 组成药材 - 麻黄]

1) 基础格式清洗: 剔除古籍扫描文本中的乱码、污渍痕迹、冗余标点、空白段落, 统一文本字体、分段格式与标点符号, 去除与核心知识无关的序文、跋文等内容, 保留核心条文、医案、方剂、病机论述, 确保文本简洁规整。

2) 繁简与异体字统一: 将古籍中的繁体文字、异体字、通假字全部转换为国家标准简体中文, 针对中医专属异体字、药材别名, 对照药典术语库统一替换, 消除文字差异带来的解读障碍。

3) 智能断句与语义分段: 针对古籍无标点、无断句的问题, 采用微调后的轻量级 LLM 进行古文智能断句, 结合中医语义逻辑完成段落划分, 避免断句错误导致语义偏差, 断句结果经中医医师审核校准, 准确率达 100%。

4) 专业术语归一化: 以国家标准术语库为依据, 修正文本中非规范术语, 将同一概念的不同表述替换为标准名称, 确保全数据集术语一致, 消除术语混乱带来的理解偏差。

5) 知识实体与关系抽取：基于小样本提示词引导，让 LLM 抽取文本中核心实体与关联关系，实体涵盖疾病、证候、病机、治法、方剂、药材等，关系涵盖疾病 - 证候、证候 - 病机、方剂 - 药材等核心关联。

具体提示词示例如表 1 所示，并通过实验对抽取质量进行校验，确保其符合中医知识图谱构建的核心需求。

抽取效果通过 150 条古籍片段及临床医案样本进行校验，实验结果如表 2 所示：

Table 2. Extracted effect

表 2. 抽取效果

抽取类型	平均准确率(%)	平均召回率(%)	平均 F1 值(%)
实体抽取	94.0	93.2	93.6
关系抽取	92.9	92.3	91.6

根据表 2 显示，抽取效果良好，抽取结果可形成结构化数据表，完整保留核心信息，为知识图谱与向量库构建奠定坚实基础，确保后续模型优化及功能实现的可靠性。

3.3. 数据质量控制

审核标准严格遵循《中医临床诊疗术语》《中华人民共和国药典》等国家标准及四大经典古籍权威校注版本，为保障数据质量，本研究建立双重审核机制，审核标准严格遵循《中医临床诊疗术语》《中华人民共和国药典》等国家标准，明确核心审核要点：中医副主任医师首轮审核聚焦术语规范性、实体与关系抽取准确性、语义解读合理性，重点修正术语不统一、抽取偏差、语义理解偏差等相关错误；中药师专项审核聚焦方剂组成、药材炮制、用药禁忌等核心内容，重点核查方剂配伍合规性、药材使用规范性、禁忌事项完整性，确保所有相关内容符合临床诊疗规范。

审核流程严格遵循“首轮专项审核 - 专项复核 - 分歧校准”三步法：

第一步：由中医副主任医师完成首轮审核，修正术语、抽取、语义类错误并标注审核意见；

第二步：由中药师对方剂、药材、禁忌等内容专项审核，补充修正相关问题并反馈审核结果；

第三步：汇总两轮审核意见，若两人审核无分歧，则判定为审核合格；若出现分歧内容，组成审核小组(含 1 名中医主任医师、1 名资深中药师、1 名中医古籍研究专家)进行集体讨论校准，结合国家标准与经典依据形成最终审核结论。经审核，最终数据集术语准确率达 98% 以上，满足模型应用要求。

4. 基于 LLM 的中医智能应用框架

4.1. 框架总体架构

本研究 LLM 应用框架核心目标为兼顾古籍解读专业性与临床诊疗安全性，采用递进式架构，通过 RAG 检索增强与知识图谱结构化双重约束，解决大模型幻觉问题，贴合中医“整体观念、辨证论治”核心思维[8]，分为数据层、预处理层、知识融合层、模型优化层、应用落地层，各模块协同形成技术闭环。

框架以高质量中医数据集为基础，经预处理完成标准化与知识抽取，通过知识融合层构建图谱与向量库，在模型层完成领域微调与 RAG 嵌入，最终落地两大核心功能。相较于单一 LLM 模型，本框架新增双重约束：一是知识图谱逻辑约束，保障输出符合中医理论；二是 RAG 检索约束，确保结论可追溯至权威典籍，从根源杜绝幻觉，保障临床可靠。

4.2. 中医领域知识图谱构建

知识图谱是框架核心约束模块，梳理中医知识逻辑，为 LLM 提供结构化依据，避免辨证与配伍错误，

围绕“病-证-机-法-方-药”核心链条构建：

1) 核心实体定义：选取中医药核心知识实体，分为疾病、证候、病机、治法、方剂、药材六大类，同时补充剂量、禁忌、用法等辅助实体，覆盖中医诊疗全流程知识。

2) 逻辑关系梳理：明确实体间中医理论关联，构建完整关系网络，核心关系包括疾病对应证候、证候关联病机、病机匹配治法、治法对应方剂、方剂包含药材、药材存在配伍禁忌等，形成贴合临床辩证逻辑的知识链条。

3) 存储与动态更新：采用图数据库存储知识图谱，支持结构化查询与关联推理，同时预留更新接口，可后续新增古籍、医案数据，实时扩充知识体量，保证图谱时效性。

4.3. RAG 检索增强生成模块设计

RAG 模块是解决大模型幻觉的核心，采用“先检索、后生成”逻辑，确保输出内容有经典依据，运行流程分为四步：

1) 向量库构建：将预处理后的标准化古籍文本、医案、标准术语库转化为向量数据，存储至专用向量数据库，实现文本内容数字化索引，支撑快速精准检索。

2) 相关内容召回：用户输入查询指令后，系统先将指令转化为向量，与向量库数据做相似度匹配，召回 Top15 相关权威文本片段，优先选取经典古籍原文、名老中医医案等高质量内容。

3) 内容重排筛选：通过微调后的 LLM 对召回内容做相关性与权威性排序，剔除无关、低质内容，保留 Top5 最贴合指令、最具权威性的文本，作为模型生成核心依据。

4) 提示词优化生成：将筛选后的权威文本、知识图谱逻辑约束、临床安全规则嵌入模型提示词，引导模型基于给定内容生成解读或诊疗方案，明确要求标注内容来源，实现全程可追溯。

4.4. LLM 领域微调与推理优化

基座模型选用开源中文轻量级大模型，兼顾性能与部署成本，针对中医特性开展小样本专项微调，无需大规模参数训练，核心目标：精准识别中医术语，理解古籍与临床症状表述；掌握“四诊合参-辨证论治-方剂化裁”完整临床逻辑；牢记配伍禁忌、剂量范围等安全规则。推理阶段加入双重校验：图谱逻辑校验与安全规则校验，不合格内容自动重新生成，保障临床安全。

4.5. 核心应用功能模块

框架最终落地两大核心功能，完全贴合中医药传承与临床需求：

1) 中医古籍智能解读模块：针对用户输入的古籍条文，实现多层次深度解读，包括古文精准白话翻译、核心病机与治法提炼、对应方剂详解、条文临床应用指导，同时标注条文出处、相关医案佐证，兼顾理论深度与实用性，助力快速吃透古籍精髓。

2) 临床辅助诊疗模块：完全遵循中医临床流程，用户输入四诊信息后，模型先完成证候判别、病机解析，再匹配对应治法、推荐经典方剂及化裁建议，最后自动校验配伍与剂量合规性，生成完整辅助方案并标注古籍依据，方便临床医师参考核对。

5. 实验设计与结果分析

5.1. 实验设置

5.1.1. 实验分组

为验证框架有效性，设置三组对比实验，统一实验环境与数据集，排除外部干扰：

- 对照组 1: 通用中文大模型, 未做任何中医领域微调与知识约束;
- 对照组 2: 大模型 + 单一中医知识图谱, 仅加入知识图谱逻辑约束, 无 RAG 检索增强;
- 实验组: 本研究 LLM + RAG + 中医知识图谱融合框架。

5.1.2. 测试数据集与评估人员

测试集从总数据中随机抽取, 且不参与模型微调, 保证实验客观性, 包含古籍测试片段 200 条、临床测试案例 150 例。由 2 名 10 年以上临床经验中医主治医师开展盲评, 评估人员不知晓分组信息, 最终结果取平均值。

5.1.3. 评估指标

结合中医专业特性与模型性能要求, 选取 5 项核心评估指标:

- 术语识别准确率: 模型正确识别中医专业术语的数量占总术语数量的比例;
- 语义解读一致率: 模型古籍解读内容与专家解读的语义吻合比例;
- 临床辨证一致率: 模型辨证结果与名老中医辨证结果的吻合比例;
- 方剂配伍合规率: 模型推荐方剂无配伍禁忌、剂量合格的比例;
- 模型幻觉率: 模型编造内容、偏离经典、逻辑错误的内容占总输出内容的比例。

5.2. 实验结果

三组模型实验结果见表 3, 实验组各项指标均显著优于对照组, 充分验证框架优化效果, 幻觉率大幅降低至临床可接受范围。

Table 3. Results from three sets of model experiments

表 3. 三组模型实验结果

实验分组	术语识别准确率	语义解读一致率	临床辨证一致率	方剂配伍合规率	模型幻觉率
对照组 1	67.5%	62.3%	53.2%	71.6%	28.4%
对照组 2	81.2%	78.5%	72.1%	85.3%	12.8%
实验组	92.3%	90.1%	88.7%	94.2%	4.7%

5.3. 结果分析与案例验证

实验数据显示, 通用大模型专业性极差, 核心指标均低于 72%, 幻觉率高达 28.4%, 完全无法用于中医领域; 加入知识图谱约束后, 模型性能明显提升, 幻觉率下降, 但仍存在语义与辨证偏差, 核心原因是缺乏经典原文检索支撑; 实验组通过双约束机制, 各项指标达临床实用水平, 幻觉率降至 4.7%, 有效解决大模型中医应用核心痛点。

典型案例验证: 针对《伤寒论》麻黄汤相关条文, 对照组 1 仅做简单字面翻译, 辨证结果错误; 对照组 2 能识别对应证候, 但无明确经典依据支撑; 实验组完成精准翻译、病机提炼、方剂详解, 完整标注出处与配套医案, 专业性远优于对照组。临床症状输入后, 对照组 1 出现辨证错误、推荐违规方剂等问题, 对照组 2 存在辨证偏差, 实验组可精准辨证、推荐合规方剂, 结果与名老中医结论完全一致。

6. 讨论

6.1. 研究优势与应用价值

本研究框架优势与应用价值突出: 技术层面, 通过 RAG 与知识图谱双约束攻克 LLM 幻觉难题, 兼

顾知识结构化与语义推理特性；内容层面，紧扣中医整体观与辨证论治核心，实现经典传承与临床诊疗闭环联动；实用层面，模型轻量化易部署，可广泛适配中医教学、基层临床、古籍研究、名医经验传承等场景，有效降低中医学习门槛，规范基层诊疗流程，全面提升中医药知识利用与服务水平。

6.2. 研究局限性

本研究存在一定局限：数据集以常见病症与经典古籍为主，疑难杂症、专科病症覆盖不足；仅采用文本数据，未融合舌诊、脉诊等多模态临床数据，与临床四诊合参实际流程存在差距；方剂个体化化裁能力偏基础，适配复杂病症的灵活性有待提升；实验仅为离线测试，未开展大规模真实临床落地验证，后续需进一步优化迭代。

6.3. 未来研究方向

未来研究将从四方面重点优化：扩充疑难病症、专科古籍数据，完善数据集覆盖面；融合舌象、脉象等多模态数据，打造更贴合临床的四诊合参模型；深化模型专项微调，提升方剂个体化化裁与复杂病症适配能力；开展多中心真实临床验证，迭代优化模型性能，同时引入隐私计算技术保障医疗数据安全，推动框架规模化落地应用。

7. 结论

本文针对中医古籍传承难、经典与临床脱节、大模型中医应用幻觉与专业偏差等核心问题，构建“LLM + RAG + 中医知识图谱”融合框架，经数据标准化预处理、双重知识约束、检索增强、领域专项微调，实现古籍深度解读与临床辅助诊疗两大核心功能。实验结果证明，该框架大幅提升模型专业准确率、有效降低幻觉发生率，各项性能指标均优于通用模型与单一约束模型，具备高专业性、可信性与实用性。

该框架实现中医药经典与人工智能深度融合，为破解中医传承壁垒、规范基层诊疗、沉淀名医经验提供了可行技术方案，对推动中医药数字化、智能化、标准化发展具有重要意义。未来将持续优化模型性能、扩充优质数据、推进临床落地验证，全力助力中医药传承创新与高质量发展。

参考文献

- [1] 王衍鸿, 罗斌, 田建辉, 等. 大语言模型在中医肿瘤学科研究与临床教学中的应用[J]. 中国中医药现代远程教育, 2025, 23(18): 4-7.
- [2] 李兵, 佟琳, 张华敏. 中医典籍数智化应用发展路径与展望[J]. 中国中医基础医学杂志, 2025, 31(12): 2078-2081.
- [3] 刘轩琦, 褚伟, 王晓玉, 等. 数智化环境下人机协同的中医药语义知识组织与知识服务研究[J]. 图书与情报, 2025(6): 11-24.
- [4] 佟琳, 柴忠言, 李兵, 等. 中医药典籍知识融合推理大模型构建与应用研究[J]. 中国中医基础医学杂志, 2025, 31(12): 2130-2135.
- [5] 苏照琛, 李鸿涛, 张伟娜, 等. 中医药古籍元数据规范设计与应用[J]. 中国中医基础医学杂志, 2025, 31(12): 2088-2092.
- [6] 张华敏, 李兵. 中医典籍数智化研究与应用专栏导语[J]. 中国中医基础医学杂志, 2025, 31(12): 2077.
- [7] 梁天一, 刘鹏. 新中国成立以来中医古籍整理规范研究[J]. 中医药文化, 2025, 20(5): 491-497.
- [8] 史兴阳, 张磊, 刘思鸿, 等. 中医药知识组织研究主题分析与典籍知识组织研究的对策[J]. 中国中医基础医学杂志, 2025, 31(12): 2093-2097.