博士导师新论

DOI:10.13193/j.issn.1673-7717.2026.01.001

基于 ChatGLM 的中医妇科知识图谱自动化构建与临床决策支持研究

汤少梁[1,2],龙秋予[1,2],李君妍[1,2],申俊龙[2],赵楠[3]
(1. 南京中医药大学大数据管理与应用系,江苏 南京 210023;2. 南京中医药大学卫生经济管理学院,江苏 南京 210023;3. 南京中医药大学人工智能与信息技术学院,江苏 南京 210023)

摘要:构建基于大语言模型的中医妇科知识图谱,旨在系统化整理并展现中医妇科领域复杂知识体系,揭示病症间的内在联系与演变规律,以提升临床决策的精准度。选取中国知网349篇中医妇科文献,采用ChatGLM通过多轮提示词模板实现零样本实体关系抽取,设计评价指标评估抽取效果,借助API接口与模型交互,使用Neo4j图数据库构建并可视化知识图谱。研究表明,ChatGLM在知识抽取方面优于传统Bi-LSTM-CRF模型,显著提升了精确率、召回率和F1值。所构建的知识图谱有效支持了中医妇科领域的临床决策,提高了诊疗效率与准确性,体现了其实用价值。

关键词:大语言模型;中医妇科;知识图谱;知识抽取;Neo4j;Bi-LSTM-CRF
中图分类号:R271.1 **文献标志码**:A **文章编号**:1673-7717(2026)01-0001-11

Research on Automated Construction and Clinical Decision Support of Traditional Chinese Medicine Gynecology Knowledge Graphs Based on ChatGLM

TANG Shaoliang[1,2], LONG Qiuyu[1,2], LI Junyan[1,2], SHEN Junlong[2], ZHAO Nan[3]
(1. Department of Big Data Management and Application, Nanjing University of Chinese Medicine, Nanjing 210023, Jiangsu, China;
2. School of Health Economics and Management, Nanjing University of Chinese Medicine, Nanjing 210023, Jiangsu, China;
3. School of Artificial Intelligence and Information Technology, Nanjing University of Chinese Medicine, Nanjing 210023, Jiangsu, China)

Abstract: The study aims to construct a knowledge graph for traditional Chinese medicine (TCM) gynecology based on large language models. The goal is to systematically organize and present the complex knowledge system of this field, revealing the intrinsic connections and evolution patterns among diseases, thereby enhancing the precision of clinical decision-making. The study selected 349 TCM gynecology papers from China National Knowledge Infrastructure (CNKI). ChatGLM was used with multi-round prompt templates to achieve zero-shot entity relationship extraction. Evaluation metrics were designed to objectively assess the extraction results. Efficient processing was achieved through API interfaces interacting with the model. The Neo4j graph database was used to construct and visualize the knowledge graph. The study shows that ChatGLM performs better in knowledge extraction compared to traditional Bi-LSTM-CRF models, significantly improving precision, recall and F1 scores. The constructed knowledge graph effectively supports the clinical decision-making in TCM gynecology, enhancing the diagnostic efficiency and accuracy and demonstrating the practical value.

Keywords: large language model; TCM gynecology; knowledge graph; knowledge extraction; Neo4j; Bi-LSTM-CRF

中医妇科作为中医学的一个重要分支,其理论根基深植于脏腑经络学说、阴阳五行理论等传统概念中。经过长期的临床实践积累,中医妇科已形成了一套独特的辨证论治体系与方药治疗原则,例如补肾益精、调理冲任脉、疏肝解郁等,这些方法在防治妇科疾病和促进女性健康方面发挥着至关重要的作用[1]。知识图谱作为一种先进的知识表示技术,能够将领域内复杂的数据与信息通过图形化方式直观展现,揭示事物间的内在联系与发展趋势,为科学研究提供有力支持[2]。在中医药领域,知识图谱的应用日益广泛,尤其是在辅助临床诊断与治疗方面展现出巨大潜力[3]。随着中医妇科领域研究的不断深入,构建和应用知识图谱也面临多重挑战。首要障碍在于中医妇科领域的文献资料数量庞大、分布零散,形式多样,导致难以高效、精准地提取出高质量的知识内容。其次,当前的研究多聚焦于特定疾病或症状的知识整合,缺少一个能涵盖整个中医妇科领域的宏观综合知识框架。同时,尽管知识图谱的构建在理论知识的收集与整理方面展现出了潜力,但在将其转化为支持临床决策的有效工具方面,仍然面临挑战。

本研究旨在探索基于ChatGLM(Chat Global Language Model)[4]的大语言模型在构建中医妇科知识图谱中的可能性与有效性。ChatGLM以其强大的自然语言处理能力和深度学习技术,在自动解析文本、提取关键信息方面表现卓越,显著提高了

基金项目:国家社会科学基金重点项目(19AZD018);江苏智慧中医药健康服务工程研究中心开放课题项目(ZHZYY202402)
作者简介:汤少梁(1969-),男,安徽芜湖人,教授,博士研究生导师,博士,研究方向:中医药数据挖掘。
通讯作者:申俊龙(1952-),男,江苏泰州人,教授,博士研究生导师,博士,研究方向:中医药现代化。E-mail:jlshen2005@126.com。
赵楠(1993-),女,山西晋中人,讲师,博士,研究方向:中医药人工智能。E-mail:280098@njucm.edu.cn。

信息处理的速度与精度。通过结合精心设计的提示词工程，ChatGLM针对中医妇科领域的特点，进一步增强信息抽取的准确度与针对性。本项工作利用ChatGLM对公开的中医文献进行实体识别与关系抽取，致力于开发一个更加精细而全面的中医妇科知识网络。希望通过这项工作，不仅能促进中医妇科知识的深入挖掘与有效利用，还能够提供更为精准的诊断依据和治疗建议，从而辅助医生进行临床决策，制定个性化的治疗方案，更好地服务于女性患者的健康需求。

1 文献回顾

1.1 中医妇科知识图谱的构建与应用研究

中医妇科知识图谱是描述中医妇科领域内疾病、症状、方剂、药物及治法之间逻辑关系的有向图，其中节点代表具体的医学概念，有向边则表示这些概念之间的关联。构建中医妇科知识图谱通常包括本体设计、实体与关系抽取以及图谱生成等步骤[5]。周涛等[6]通过定义详细的本体结构，对不同来源获取的数据进行知识融合，并采用Bi-LSTM-CRF模型结合人工规则进行知识抽取，随后利用Neo4j图数据库实现对中医妇科知识的有效组织和展示。王琨翎子[7]基于知识元理论，对中医妇科古籍中的带下病文献进行了系统性的标引与规则库构建研究，通过书目筛选、题录整理和自动标引方法，定义了详细的语义类型及语义关联，并提取了知识元特征表达式和特征词，形成了支持知识挖掘和应用的知识库。刘艺[8]通过汇集和分析《中华医典》等古籍中关于痛经的相关知识，与现代文献的Meta分析结果相结合，定义了详细的术语、属性和关系，并形成了痛经病的知识模式层，从而构建了痛经中医临床证据图谱。田赛男[9]利用文献计量学和可视化方法梳理了近40年来关于《傅青主女科》的研究文献，并通过将《傅青主女科》的内容电子化和结构化，提取了疾病、证名、证候、治法、方剂和药物等实体，定义了各实体间的关系。最终，构建了一个包含590个节点和4146条关系三元组的知识图谱。

尽管目前已有大量研究致力于中医妇科知识图谱的构建，然而，在确保数据的全面性、精确性以及提高其在实际应用中的有效性方面，仍存在诸多挑战。首先，鉴于中医妇科领域文献资料的广泛性、分散性和多样性，实现从这些资源中高效、准确地提取高质量知识成为了一项关键任务。其次，现有研究多集中于特定疾病或症状的知识整合，而缺乏从整体视角出发，构建一个能够全面覆盖中医妇科领域的综合性知识体系。最后，目前构建的中医妇科知识图谱侧重于理论知识的集成，而未能有效转化为实际诊疗过程中的临床决策支持工具，难以充分发挥其应用价值。

1.2 大语言模型在医学知识图谱领域的应用概况

大语言模型(Large Language Models，LLMs)[10]是自然语言处理领域中的一项重要进展，基于深度学习技术尤其是转换器架构(Transformer架构)[11]，能够理解和生成接近人类水平的文本。模型通过在大规模文本数据集上进行训练，学会了捕捉复杂的语言模式、语法结构以及语义关系[12]。Transformer架构利用自注意力机制有效地并行处理序列信息，特别擅长处理长距离依赖问题。大语言模型通常先在一个大规模的文本语料库上进行无监督预训练以学习通用的语言表示，随后再利用少量标注数据对模型进行有监督微调使其适应特定任务如情感分析[13]、机器翻译[14]及问答系统[15]等，并且能够在给定上下文的情况下生成连贯且相关的响应，支持从简单的文本补全到复杂的对话理解等多种应用场景[16]。

近年来，大语言模型与知识图谱的融合研究成为业界关注的焦点。这两种技术本质上互为补充：大语言模型能够处理和生成自然语言文本，而知识图谱则提供结构化的知识表示[17-18]。在知识图谱的研究中，大语言模型被广泛应用于多个关键任务，包括知识图谱嵌入[19]、补全[20]、构建[21]、基于知识图谱的文本生成以及问答系统[22]，极大地推动了知识图谱的实际应用。朱金阳[23]首先通过构建面向中医医案的关系抽取模型RLTP，显著提高了中医药知识图谱的构建效率。紧接着，他们整合了中西医结合的肝病知识，形成了一个包含68 714个实体和467 280条关系的知识图谱。在此基础上，使用预训练的LLaMA2中文模型进行微调，构建了专门针对医疗领域的问答大模型ZhongJing。此外，他们还提出了一种针对中医药领域的评估方法TCMEval，用于评估大语言模型在中医药领域的专业性和准确性。GAO Y等[24]通过整合医学知识图谱和新颖的图模型DR. KNOWS来增强大规模语言模型在自动诊断生成中的性能。他们从美国国家医学图书馆的统一医学语言系统(UMLS)中构建了医学知识图谱，但并未对大语言模型进行额外的预训练，而是将知识图谱作为辅助工具，用于帮助解释和归纳复杂的医学术语和概念，从而增强语言模型的理解能力和输出质量。杨波等[25]提出了一种基于大语言模型的命名实体识别方法(NERLLM)，他们首先对用户输入的文本进行错误词处理和问题分类，然后利用ChatGPT进行实体识别，并通过规定输出格式的指令来确保结果的规范化。识别出的实体和意图随后被发送到医疗知识图谱中进行查询，以获取最终的答案。该方法展示了大语言模型在医学文本中具有较高的准确性和泛化能力，并且能够有效识别非连续实体和嵌套实体。

大语言模型与知识图谱的融合，为构建精准、全面的中医妇科领域知识体系提供了新的解决方案。相较于传统依赖于人工数据标注的深度学习方法，大语言模型凭借其在自然语言理解与生成上的独特优势，能够更高效、准确地从海量文献中抽取关键信息，弥补现有知识图谱中的信息空白，从而显著提升知识图谱的完整性和信息密度。大语言模型的高精度与优秀的泛化能力，确保了其在处理未见数据集和应对不同应用场景时，依然能够保持优异的准确性与适应性。通过这种融合策略，不仅有效克服了传统中医妇科知识图谱在数据全面性和精确度上的固有限制，也加速了中医妇科领域知识体系的构建与完善，为临床决策提供了更为坚实的数据支持。

2 研究框架

本文提出基于大语言模型进行零样本学习的方法来自动实现中医妇科知识图谱中实体识别与关系抽取。通过从大量中医文献中提炼关键信息，构建一个全面细致的中医妇科知识图谱，以揭示不同妇科问题间的内在联系与发展规律，促进对疾病机理的理解，并为临床决策提供科学依据。研究框架如插页Ⅰ图1所示。

2.1 数据来源和预处理

本研究的数据来源于中国知网(CNKI)数据库，通过设定检索条件："SU =('中医'+'中医药'+'中医药疗法') AND SU =('妇科'+'妇科疾病')"，对2010年1月—2024年6月发表的442篇相关期刊文献进行系统性搜索。最终，从搜索结果中筛选出符合条件的文献共计349篇。考虑到ChatGLM对最大文本输入长度的限制为8000字，且为了确保文献内容在输入过程中保持其排版结构的完整性，采取了分批输入的策略。具体而言，将原始的349篇文献内容按照上下文的连贯性原则，拆分成了508个独立的文本片段。这一拆

分过程使得每篇文献平均被分割成约1.45篇文本，从而在不超过输入限制的前提下，保留了文献内容的整体连贯性和逻辑结构。

2.2 实体关系设计

在构建中医妇科知识图谱的过程中，本研究采用了基于本体论的方法来系统化地定义领域内的关键实体、实体间关系以及属性。该方法类似于面向对象程序设计中的类定义，是创建知识图谱的基础架构。本体构建的层次结构主要通过3种方式实现：自顶向下法、自底向上法以及两者相结合的方式[26]。本研究采取了自顶向下的方法，在相关领域专家指导下，并结合中医妇科学的特性进行了系统化的本体构建。

首先，本文明确中医妇科领域的知识范畴，并评估了现有本体资源的可复用性。确定了本体中涵盖的关键术语，这些术语被分类为疾病、证候、治法、方剂、中药和穴位等核心类别。对于每个大类，进一步细分出具体的子类别。例如，“疾病”大类下包括月经失调、不孕不育症及白带异常等多种具体疾病类型。确立了类的层次结构后，进一步定义了不同实体间的逻辑关系。具体而言，这种关系网络包括：疾病由特定证候引发，而证候则通过相应的治法进行干预；每种治法则依赖于具体的方剂来实现其疗效；方剂本身是由多种药物组合而成；同时，这些药物不仅直接作用于疾病的治疗，还与针灸学中的穴位相结合，共同参与对疾病的综合调理。最终，形成了一套从病因到疗法、再到实际应用的系统性框架，为深入理解及科学实践提供了坚实的基础。实体关系设计如表1所示。

表1 实体—关系—实体

实体	关系	实体	备注
疾病	is_syn	证候	疾病→证候
证候	is_tre	治法	证候→治法
治法	is_pre	方剂	治法→方剂
方剂	is_tcm	中药	方剂→中药
疾病	is_acu	穴位	疾病→穴位

2.3 基于ChatGLM的实体关系抽取

现有研究表明，大语言模型在实体识别和关系抽取等自然语言处理任务中表现出色[27]。然而，在构建中医妇科知识图谱的具体应用中，实现零样本条件下的实体及实体间关系的精准抽取仍面临一定挑战。鉴于中医妇科文献主要以中文书写，本文选择了国内开发的大语言模型ChatGLM，而非国际上广泛使用的OpenAI ChatGPT，以此来更好地适应中文语境中的专业术语与表达方式。尽管存在专门针对中医药领域的垂直大模型，但由于这些模型尚处于测试开发阶段，其稳定性和性能尚未达到预期水平，因此决定采用更加成熟且拥有丰富知识库支持的通用大语言模型。为了高效地利用ChatGLM进行信息抽取，采用API接口的方式与模型交互。通过调用API，可以直接将文献数据输入到模型中，并快速获取模型返回的实体识别和关系抽取结果，从而大幅度提高了处理速度和效率。此外，API还允许灵活配置请求参数，如调整提示词工程设计、控制输出格式等，使得可以根据具体需求优化模型的表现。对于ChatGLM的具体使用，本文拟定了包括模型选择、温度参数（temperature）以及核取样（top_p）参数在内的基础设置方案，以确保生成的内容既保持稳定性又具有一定的多样性，如插页Ⅰ图2所示。

2.3.1 提示词工程 提示词工程（Prompt Engineering）[28]是一种系统化的方法，专注于设计、优化和完善输入给大语言模型的提示，以确保用户意图能够被精确传达。通过精心设计和不断改进提示或指令，可以引导模型生成预期的输出，从而有效地支持多种任务的完成[29]。对于从大语言模型中获取准确、相关且连贯的回答而言，提示词工程至关重要，已成为用户实现最优应用效果的核心技能之一。

研究表明，提示词的设计对大语言模型在知识抽取方面的表现具有显著影响：不同提示词及多轮次提示的应用会导致知识抽取效果出现明显差异[28]。为此，本文构建了5种不同类型的多轮提示词模板，用于5种实体关系的知识抽取任务，并进行了对比实验来评估这5种提示词模板的表现。其中，A模版是最基础的提示词设计，旨在通过简单的指令引导模型完成知识抽取任务，不包含任何额外的优化策略，用于初步探索模型的基础性能。B模板则专注于增强模型对关键信息的关注度。C模板致力于平衡模型的敏感度和鲁棒性。而D模板重点考察模型在跨领域应用中的表现。E模板综合考虑了前4种模板的优点。对比实验中所采用的5种提示词模板设计如插页Ⅱ图3所示。

本研究最终选择了提示词模板E作为相对最优化的提示词方案。结合抽取样例的分析表明，该提示词模板能够有效引导大语言模型准确识别出诸如“肾虚”“气血生化乏源”等证候，“补肾调冲汤”等方剂，以及“熟地黄”“当归”等中药，并且能够正确建立这些实体间的复杂关系，例如“肾虚 is_syn 气血生化乏源”“补肾 is_pre 补肾调冲汤”“补肾调冲汤 is_tcm 熟地黄”。

2.3.2 思维链 此外，本研究特别强调了思维链（Chain of Thought）[30]原则的应用。思维链是一种有效策略，用于引导大型语言模型处理复杂的推理任务。通过在提示中嵌入逐步分析和解决问题的逻辑步骤，这种方法能够促使模型生成一系列反映问题内在逻辑结构的中间推理结果。这种策略不仅有助于提高最终答案的准确性，而且增加了问题解决过程的透明度和可解释性，使用户能够更清晰地理解模型是如何达到特定结论的[31]。针对实体关系抽取任务，本文将这一复杂过程分解为3个明确阶段。

实体识别：这是流程的第一步，目标是准确地从文本中找出所有已被准确定义的实体。这些实体包括穴位、疾病、药物等具体项目。在这个阶段，需要确保模型能够有效地捕捉到每一个潜在的重要信息点，为后续的关系抽取打下坚实的基础。

实体间关系提取：一旦确定了所有相关实体之后，接下来的任务就是根据上下文信息来确定它们之间的关系类型。例如，“当归”与“痛经”之间可能存在某种治疗作用或关联。此步骤要求模型不仅要理解单个实体的意义，还要能把握住不同实体间的相互联系及其背后的含义。

格式化输出：最后一步涉及将前面两步得到的结果按照预定义的JSON格式进行整理输出。这样做不仅便于数据存储和管理，也为进一步的数据分析提供了便利条件。正确无误地遵循指定格式对于保证后续Neo4j构建知识图谱顺利开展至关重要。

通过采用这种分而治之的方法，并结合思维链策略，确保了每个步骤的独立性和有效性，同时又保持了整个流程的一致性和连贯性。插页Ⅱ图4展示了思维链的设计思路。

在筛选出相对最优化的提示词模版E后，随即展开了针对5种实体关系的知识抽取实验，涵盖了全部文本样本。为进一步提升实验结果质量，本研究采取了正则表达式与人工校验结合的二次清洗方式，对自动化抽取的三元组进行筛选，在尽可能减少人为干预的情况下有效排除明显的错误条目及冗余

信息。最终,将JSON格式的三元组结果与文本内容对齐,以确保数据的一致性,便于后续处理与评估。

3 实验结果

3.1 评估指标

在自然语言处理任务中,最常用的评价指标包括精确率(Precision)、召回率(Recall)和F1值(F1 Score)。精确率衡量的是模型预测为正的样本中实际为正的比例,其计算公式:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (1)$$

其中,TP(True Positive)表示真正例,即正确预测为正类的样本数;FP(False Positive)表示假正例,即错误地预测为正类的样本数。

召回率衡量的是所有实际为正的样本中被正确预测为正的比例,其计算公式:

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

其中,FN(False Negative)表示假反例,即实际为正类但被错误地预测为负类的样本数。

F1值是精确率和召回率的调和平均数,用于综合评估模型性能,它考虑了精确率和召回率之间的平衡,其计算公式:

$$F1 = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (3)$$

3.2 提示词工程的性能对比试验

为了深入研究提示词工程在中医妇科实体关系抽取场景下对大语言模型性能的影响,本文使用了上述5种不同的提示词模板进行实际任务测试。以下是三点主要发现:①准确率差异:不同的提示词模板会影响模型的准确率。一些模板能更有效地引导模型聚焦关键信息,例如疾病与证候之间的关联性或方剂组成成分的具体细节,从而提高实体间关系的识别精度。②敏感度与鲁棒性:特定类型的提示词模板可使模型对于输入数据中细微变化表现出不同程度的敏感性或鲁棒性。例如,过于具体或限制性强的条件可能会导致模型更容易受到异常值或噪声数据的影响;相反,采用更加开放式的提问方式,则能够增强模型处理多样化表达形式时的灵活性和适应力,这对于从非标准化文献中提取有用信息尤为重要。③跨领域表现:鉴于中医妇科知识图谱涉及多个相关但有所区别的子领域(如生殖分娩、内分泌失调等),因此本研究也考察了不同提示策略如何影响模型在跨领域应用时的表现。理想的提示词设计不仅需保证高精度,还应具备优秀的迁移学习能力,以确保模型在新领域或未见数据集上的有效性。表2显示了上述5种不同提示词模版的性能得分。

表2 5种提示词模版的性能得分 单位:%

提示模板	Precison	Recall	F1
A	63.02	64.98	63.98
B	77.72	75.49	76.59
C	76.25	81.74	78.90
E	78.37	73.16	75.68
D	81.71	86.10	83.86

3.3 ChatGLM与Bi-LSTM-CRF的性能对比实验

为了客观评价ChatGLM在实体关系抽取任务上的性能,并探讨其在构建知识图谱的可行性,本文选取了Bi-LSTM-CRF作为基线模型进行对比分析[32]。Bi-LSTM-CRF模型结合了双向长短期记忆网络和条件随机场,能够有效捕捉序列中的上下文信息,并在命名实体识别和关系抽取任务中表现出良好的性能。为确保对比分析的科学性和有效性,本文采用了标准的评估指标,包括精确率、召回率和F1值。这些指标有助于全面衡量模型在识别和抽取实体及其间关系时的准确度与完整性。数据集被按照8∶2的比例分为训练集与测试集,其中训练集包含279个样本,而测试集则由70个样本组成。两种模型在相同测试集上的对比结果汇总见表3。

表3 ChatGLM与Bi-LSTM-CRF的性能对比 单位:%

模型	Precison	Recall	F1
ChatGLM	81.71	86.10	83.86
Bi-LSTM-CRF	74.34	76.93	75.61

根据表3的数据可以看出ChatGLM相较于Bi-LSTM-CRF模型,在所有关键评估指标上均取得了显著优势,尤其是在精确率和召回率方面表现尤为突出,F1值提升了8.25%。这不仅反映了ChatGLM在理解复杂文本内容方面的强大能力,也体现了它在精准提取实体关系方面的卓越性能。

3.4 中医妇科知识图谱构建

随后,本文将ChatGLM提取到的三元组信息整合并转换为CSV格式,将其导入至Neo4j数据库中,从而构建了一个中医妇科知识图谱。三元组是构成知识图谱的基本单元,每一个三元组由主体、谓语和客体组成。Neo4j作为存储与查询平台的优势在于其对大规模关系型数据集的高效处理能力,适用于中医妇科这样高度依赖于实体间复杂相互作用来理解其内在逻辑的知识领域[33]。该知识图谱包含57个疾病实体、313个证候实体、429个治法实体、370个方剂实体、1466个中药实体、86个穴位实体,共计2721个实体,10 348条关系。插页Ⅲ图5和插页Ⅳ图6分别展示了中医妇科中常见疾病——痛经与不孕症的知识图谱子图示例。本中医妇科知识图谱涵盖了丰富的中医学术语和相关概念,通过关系链接形成了一个直观且互相关联的知识网络,不仅揭示了实体间的潜在模式与内在联系,还能够促进对中医妇科领域的深入理解和研究。此外,借助于Neo4j强大的Cypher查询语言支持,可以轻松实现对特定主题或路径的深入探究。相较于单纯依靠关键词匹配的传统搜索方式,基于知识图谱的信息检索能够更好地捕捉到问题的本质,提供更为精准且具有上下文背景的答案。

4 中医妇科知识图谱在临床决策支持中的应用

在中医妇科的学术研究与临床实践中,知识图谱作为一种前沿的技术手段,正逐步彰显其独特的价值与潜力。本段旨在深入探讨中医妇科知识图谱在临床决策支持中的应用,通过基于现代文献构建出的知识图谱,挖掘其在为临床医生提供科学依据和有力支持方面的价值。

4.1 中医妇科知识图谱的有效性

《傅青主女科·调经》中记载:“妇人有经水忽来忽断,时疼时止,寒热往来者,人以为血之凝也,谁知是肝气不舒乎……方用加味四物汤。”其中,治疗痛经的加减四物汤,即由当归、川芎等组成,旨在补血调血,治疗血虚肝郁之痛经。而在痛经的图谱示例(插页Ⅲ图5)中也明确指出了“当归”与“川芎”具有活血调经的功效,这一观点与《傅青主女科》中的描述相吻合。现代研究通常仍旧沿袭古籍中的经验,将中医妇科常见病分为“经、带、胎、产、杂”五大类[34],这种分类方式也反映在本文基于ChatGLM构建的知识图谱中。为进一步验证知识图谱内容的准确性及其与当前临床实践的一致性,本文还参考了最新版本的《中医妇科常见病诊疗指南》,对比分析显示,知识图谱不仅准确反映了上述五大类别的存在,而且对于每一类别下的具体疾病类型也有详尽记录。插页Ⅴ图7展示了基于ChatGLM构建的中医妇科知识图谱的疾病分类体系。

4.2 中医妇科知识图谱的实用性

在确保所构建的知识图谱有效性同时，本段着重强调了中医妇科知识图谱在应用中的实用性。中医妇科作为中医学的一个重要分支，其传统理论强调从整体出发、注重阴阳平衡与气血调和，并且主张预防为主、防治结合的原则。

4.2.1 精准检索与关联分析 以《古今妇科医案经方集萃》[35]和《中国当代针灸名家医案》[36]中的具体医案为例，进一步阐述本中医妇科知识图谱在临床决策支持中的具体应用途径。在图8医案一中，患者因长期痛经就诊，表现为经期疼痛剧烈，血块排除后疼痛缓解，伴有四肢不温、面色苍白等症状。通过上述审症求因的结果，医生可以初步判断疾病的病因及证候，并利用中医妇科知识图谱这一工具，针对患者的证候类型进行精准检索。知识图谱凭借其强大的关联分析能力，能够迅速将这些证候与中医妇科领域内的相关疾病进行匹配，从而有效缩小可能的疾病范畴，为初步诊断提供有力依据。进一步地通过知识图谱中的证候分类及扩展关联模块，医生能够更为细致地判断或补充患者所属的证候类型，包括区分寒热虚实等病性以及明确病变所在的部位，如脏腑、经络、气血等。在探求病因、落实病位和分辨病性的基础上，医生会对患者的疾病与证候进行综合诊断。通过知识图谱，形成了“证候判断疾病、疾病关联证候”的诊断过程模式。在医案一中，患者的症状与“血瘀型痛经”的特征高度一致，经上述过程综合判断将其诊断为“寒凝血瘀型痛经”。图8医案二为王凤仪治疗不孕症医案之一，据医者按语，该患者体肥胖多湿，又恣食膏粱厚味，可初步诊断为“痰湿证”。根据知识图谱检索，将疾病定位至“不孕症”。再结合与不孕症相关联的证候可将病因病机补充为“痰湿内生，气机不畅，胞络受阻，不能摄精，故难成孕”，综合诊断该患者可为痰湿内阻型不孕症。知识图谱中关于此类疾病的证候信息详尽而全面，包括证候的定义以及与之相关联的治疗原则等，为医生提供了科学、系统的前期参考，为后续制定个性化的治疗方案奠定了坚实基础。这一过程不仅彰显了中医妇科知识图谱在临床决策支持中的重要作用，也进一步推动了中医妇科临床实践的精准化。

4.2.2 辅助制定全面的个性化治疗方案 本研究所构建的中医妇科知识图谱不仅能够用于精确判断证候和快速定位疾病，还能够有效辅助医生制定全面的个性化的治疗方案。在古籍文献中，对于一些特定领域如穴位的具体使用方法及药物间的协同效应等方面的记载可能不够详尽，难以做到面面俱到。为了解决这一问题并促进中医妇科理念与现代医学实践的有效融合，本文构建的基于最新研究成果、临床经验和专家共识的中医妇科知识图谱不仅收录了经典文献中关于疾病分类和药物信息的内容，更重要的是补充了许多古籍所未能充分覆盖的信息点。

针对图8医案一中的寒凝血瘀型痛经，经典文献及现实医案普遍推荐采用温经散寒、活血化瘀的治法，诸如少腹逐瘀汤等经典方剂常被用作治疗首选。然而，在临床实践中，药物间的协同效应对于提升治疗效果具有不可忽视的重要性。例如，知识图谱揭示了少腹逐瘀汤中当归与川芎的协同作用，能够显著增强活血调经的效果；同时，小茴香与干姜的配伍，则能共同促进温经散寒的功效。此外，知识图谱还提供了多种可能的配伍选择，如加入艾叶以增强温经散寒之力，或添加桃仁以加强活血化瘀的效果，医生可以根据患者的具体情况和症状表现，结合知识图谱中的药物协同效应信息，灵活调整方剂中的药物配伍和剂量，这种知识的深度挖掘与关联均为医生提供了丰富且精准的个性化治疗选项。

此外，中医妇科知识图谱的价值远不止于对经典方剂的重现及药物间相互作用和协同增效机制的揭示，其更核心的意义在于为医生提供全面的治疗建议与指导，尤其对于年轻医生而言，能够提供一个全面、系统的知识框架。具体而言，图8医案一为患者提供的是单纯药物治疗，尽管医案本身未涉及穴位治疗，但本研究所构建的知识图谱能够依据中医妇科的整体观念和个体化治疗原则，推荐相关的穴位按摩或针灸治疗方案，如选取三阴交、足三里等关键穴位进行针刺，以进一步调和气血、缓解疼痛。而图8医案二中则采取的是单一的针灸疗法：取脾俞、三阴交为理气血而化痰湿；关元、八髎为调冲任而补下焦即怀孕。但本研究所构建的知识图谱还补充了在针灸治疗的同时服用苍附导痰丸等方剂，这也是治疗痰湿型不孕症的经典方剂之一，由苍术、香附、枳壳、陈皮、茯苓、半夏、胆南星、甘草等药物组成，具有燥湿化痰、行气解郁的功效，适用于痰湿内阻、气机不畅所致的不孕症。这种以除湿理气通经为法，针药并施而收功的疗法也常见于多个相似医案。对于疑难杂症，针刺配合药物，常能相得益彰。这种方剂与穴位治疗的综合应用，不仅极大地丰富了治疗手段，也显著提升了治疗效果，提供了更为全面、多元化的方案支持。

因此，在面对中医妇科领域复杂多变的疾病时，本研究所构建的知识图谱为医生提供了一个涵盖方剂、针灸、穴位治疗等多方面内容的全面知识库。这不仅有助于年轻医生更快速、准确地做出诊断和治疗决策，还促进了中医妇科临床实践的规

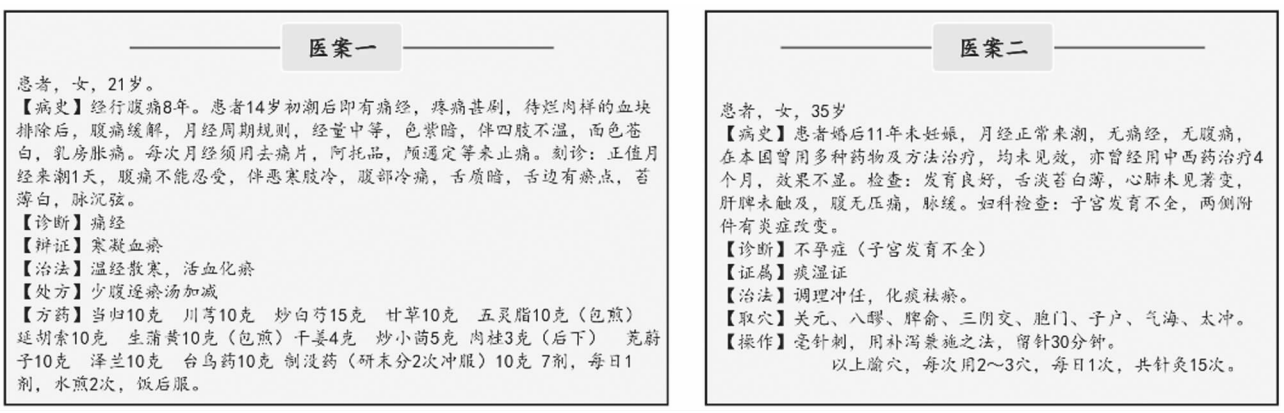


图8 中医妇科医案两则

范化与精准化,为中医妇科领域的持续发展注入了新的活力。

5 总结

本研究采用大语言模型 ChatGLM,经由零样本学习方法成功构建了中医妇科知识图谱。通过处理与分析 349 篇文献,结合优化的提示词工程与链式思考策略,实现了高效知识抽取。实验结果显示,相较于 Bi-LSTM-CRF 模型,ChatGLM 在精确度、召回率及 F1 值上表现更优,尤其在复杂文本理解和实体关系抽取方面优势明显。利用 Neo4j 图数据库可视化的中医妇科知识图谱不仅有助于精确判断证候和快速定位疾病,同时能有效辅助医生制定个性化治疗方案,为临床决策提供坚实的科学依据,提升医疗决策的效率与准确性,具有重要的应用价值。本研究虽然展示了大语言模型在构建中医妇科知识图谱上的优势,但仍存在文献覆盖范围有限及对特定医学术语过度依赖的局限。未来的研究将致力于扩展文献资料库,纳入古籍与医案,以丰富知识图谱的内容;同时,开发专门针对中医妇科领域的垂直智能体,以优化算法,增强其对非标准化及中医特有概念的理解能力,从而进一步提升知识图谱的实用性和准确性。

参考文献

[1] 韩延华,刘淑君,宋秀珍,等. 当代中医妇科名家学术思想源流探究[J]. 中华中医药杂志,2008,23(3):189-191.
[2] 刘峤,李杨,段宏,等. 知识图谱构建技术综述[J]. 计算机研究与发展,2016,53(3):582-600.
[3] 翟东升,娄莹,阚慧敏,等. 基于多源异构数据的中医药知识图谱构建与应用研究[J]. 数据分析与知识发现,2023,7(9):146-158.
[4] GLM T,ZENG A,XU B,et al. ChatGLM:A family of large language models from GLM-130b to glm-4 all tools[J]. arXiv Preprint arXiv,2024,2406:12793.
[5] 王松,李正钧,杨涛,等. 中医药知识图谱研究现状及发展趋势[J]. 南京中医药大学学报,2022,38(3):272-278.
[6] 周涛,常凯. 基于 Neo4j 的中医妇科知识图谱构建研究[J]. 信息技术与信息化,2024(6):209-212.
[7] 王琨翎子. 基于知识元理论的中医妇科古籍带下病文献标引与规则库构建研究[D]. 北京:中国中医科学院,2023.
[8] 刘艺. 痛经中医临床证据图谱研究[D]. 保定:河北大学,2023.
[9] 田赛男.《傅青主女科》证治规律及知识图谱构建研究[D]. 长沙:湖南中医药大学,2022.
[10] ZHAO W X,ZHOU K,LI J,et al. A survey of large language models[J]. arXiv Preprint arXiv,2303,2023:18223.
[11] HAN K,XIAO A,WU E,et al. Transformer in transformer[J]. Advances in Neural Information Processing Systems,2021,34:15908-15919.
[12] CHANG Y P,WANG X,WANG J D,et al. A survey on evaluation of large language models[J]. ACM Trans Intell Syst Technol,2024,15(3):1-45.
[13] MAO R,LIU Q,HE K,et al. The biases of pre-trained language models:an empirical study on prompt-based sentiment analysis and emotion detection[J]. IEEE Trans Affect Comput,2023,14(3):1743-1753.
[14] ZHANG B,HADDOW B,BIRCH A. Prompting large language model for machine translation:A case study[C]// International Conference on Machine Learning. PMLR,2023:41092-41110.
[15] SHAO Z W,YU Z,WANG M,et al. Prompting large language models with answer heuristics for knowledge-based visual question answering[C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Vancouver,BC:IEEE,2023:14974-14983.
[16] GAO Y,XIONG Y,GAO X,et al. Retrieval-augmented generation for large language models:A survey[J]. arXiv preprint arXiv,2023,2312:10997.
[17] SUN J,XU C,TANG L,et al. Think-on-graph:Deep and responsible reasoning of large language model with knowledge graph[J]. arXiv Preprint arXiv,2023,2307:7697.
[18] LUO L,LI Y F,HAFFARI G,et al. Reasoning on graphs:Faithful and interpretable large language model reasoning[J]. arXiv Preprint arXiv,2023,2310:1061.
[19] 张洪程,李林育,杨莉,等. 基于对比学习与语言模型增强嵌入的知识图谱补全[J]. 计算机工程,2024,50(4):168-176.
[20] 李源,马新宇,杨国利,等. 面向知识图谱和大语言模型的因果关系推断综述[J]. 计算机科学与探索,2023,17(10):2358-2376.
[21] TRAJANOSKA M,STOJANOV R,TRAJANOV D. Enhancing knowledge graph construction using large language models[J]. arXiv Preprint arXiv,2023,2305:4676.
[22] 陈明,刘蓉,熊回香. 基于医疗知识图谱的智能问答系统研究[J]. 情报科学,2023,41(12):118-126.
[23] 朱金阳. 基于知识图谱的肝病智能问答的研究[D]. 南京:南京中医药大学,2024.
[24] GAO Y,LI R,CASKEY J,et al. Leveraging a medical knowledge graph into large language models for diagnosis prediction[J]. arXiv Preprint arXiv,2023,2308:14321.
[25] 杨波,孙晓虎,党佳怡,等. 面向医疗问答系统的大语言模型命名实体识别方法[J]. 计算机科学与探索,2023,17(10):2389-2402.
[26] 徐增林,盛泳潘,贺丽荣,等. 知识图谱技术综述[J]. 电子科技大学学报,2016,45(4):589-606.
[27] 鲍彤,章成志. ChatGPT 中文信息抽取能力测评——以三种典型的抽取任务为例[J]. 数据分析与知识发现,2023,7(9):1-11.
[28] MESKÓ B. Prompt engineering as an important emerging skill for medical professionals:tutorial[J]. J Med Internet Res,2023,25:50638.
[29] WHITE J,FU Q,HAYS S,et al. A prompt pattern catalog to enhance prompt engineering with chatgpt[J]. arXiv Preprint arXiv,2023,2302:11382.
[30] WEI J,WANG X,SCHUURMANS D,et al. Chain-of-thought prompting elicits reasoning in large language models[J]. Advances in Neural Information Processing Systems,2022,35:24824-24837.
[31] FENG G,ZHANG B,GU Y,et al. Towards revealing the mystery behind chain of thought:a theoretical perspective[J]. Advances in Neural Information Processing Systems,2024,36:15408.
[32] 肖瑞,胡冯菊,裴卫. 基于 BiLSTM-CRF 的中医文本命名实体识别[J]. 世界科学技术-中医药现代化,2020,22(7):2504-2510.
[33] 徐安迎,胡孔法,杨涛. 基于 Neo4j 的肺癌中医诊疗知识图谱构建研究[J]. 世界科学技术-中医药现代化,2023,25(4):1456-1461.
[34] 郑泳霞,余璟玮,刘晓琳,等. 基于方证分析下中医妇科常见证候的Ⅲ级分类与规律研究[J]. 世界中医药,2024,19(9):1312-1315,1323.
[35] 李翠萍,卢金镶. 古今妇科医案经方集萃[M]. 上海:第二军医大学出版社,2008.
[36] 王雪苔,刘冠军. 中国当代针灸名家医案[M]. 长春:吉林科学技术出版社,1991:26.

基于 ChatGLM 的中医妇科知识图谱自动化构建与临床决策支持研究

（正文见 1－6 页）

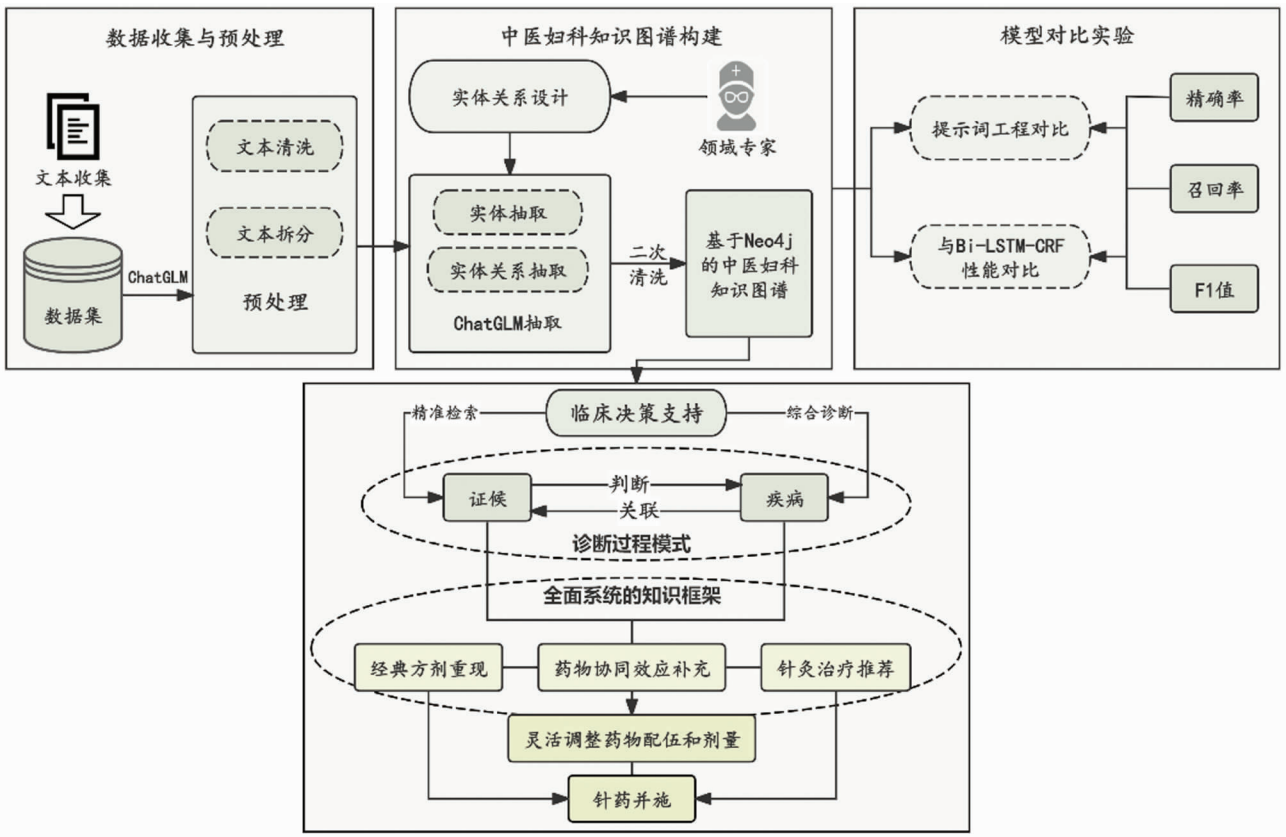


图 1　研究框架

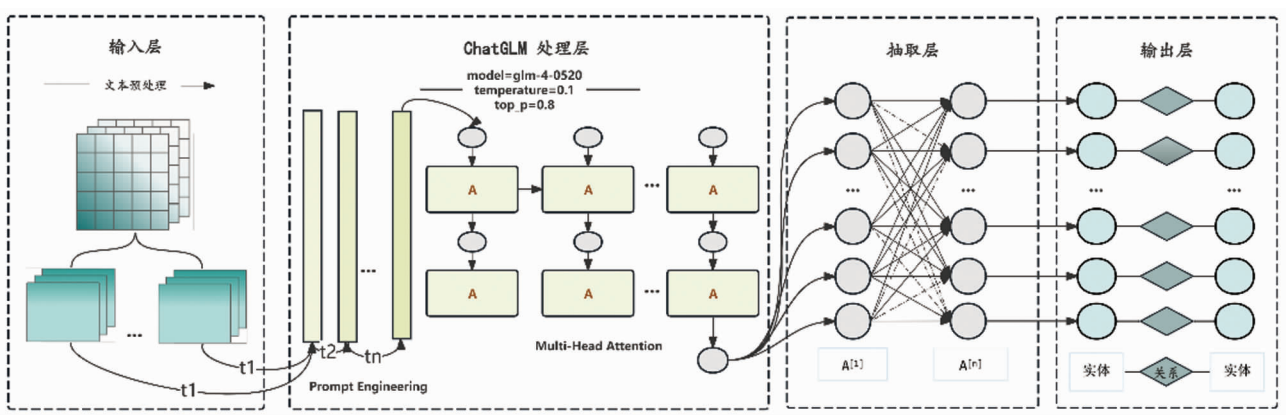


图 2　ChatGLM 模型架构



图3 提示词工程实体关系抽取样例

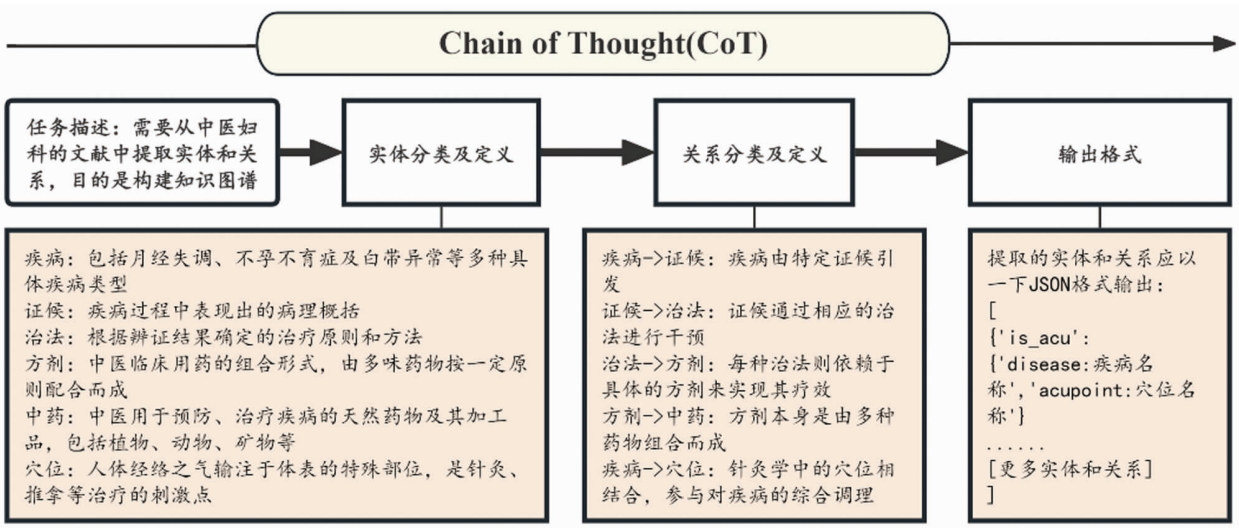


图4 思维链设计思路

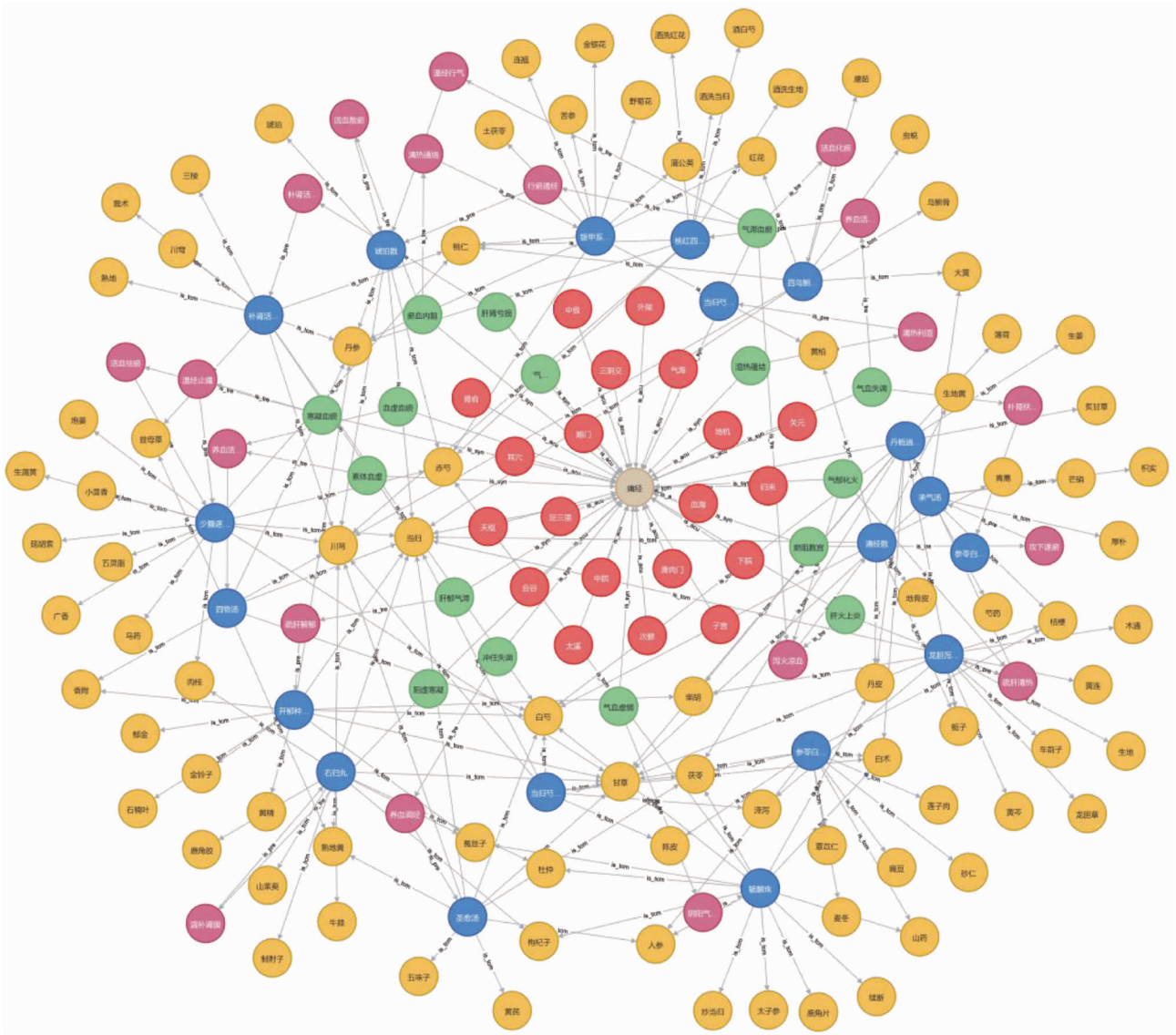


图 5　中医妇科知识图谱子图示例——月经病（痛经）

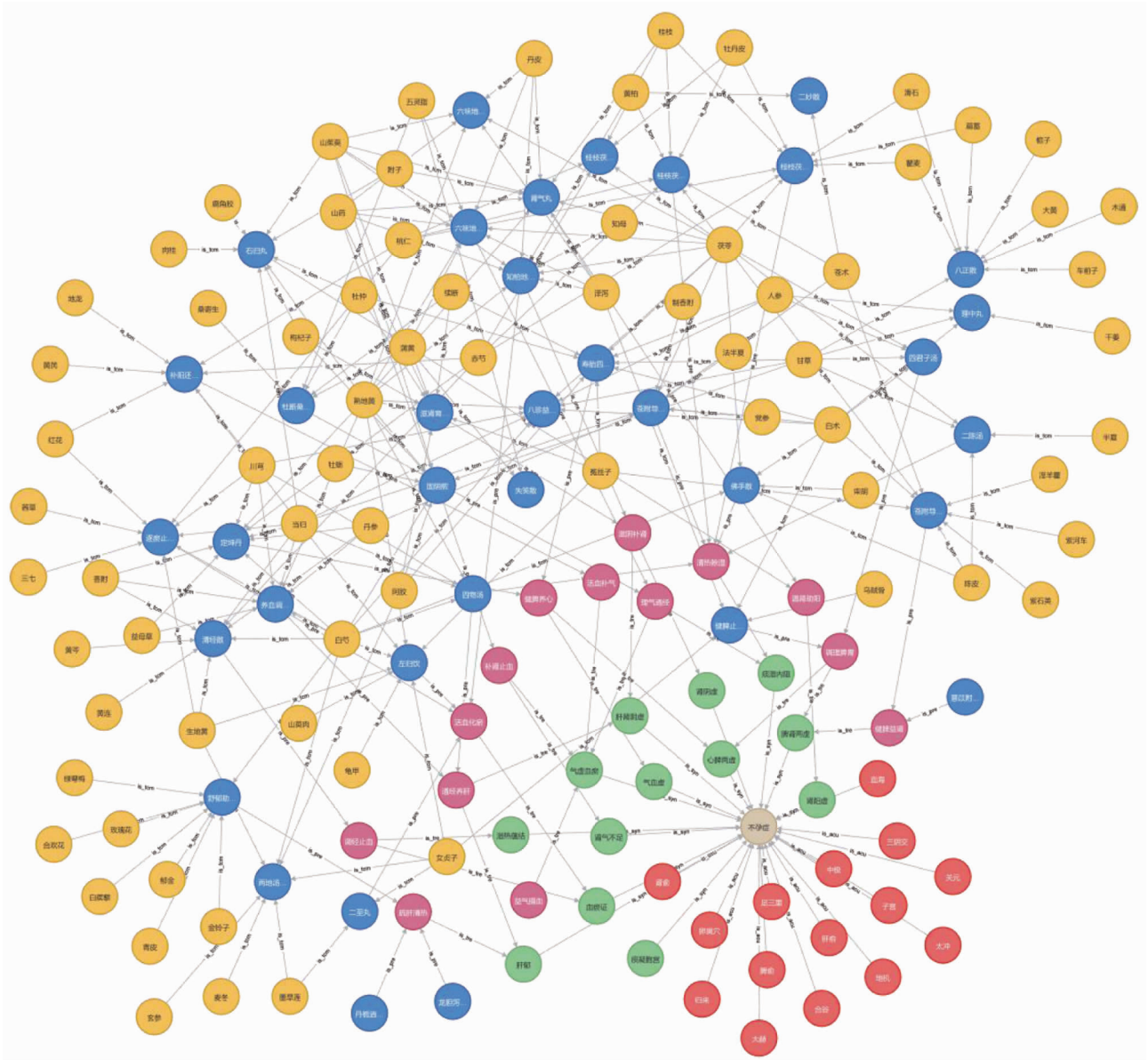


图 6　中医妇科知识图谱子图示例——杂病（不孕症）

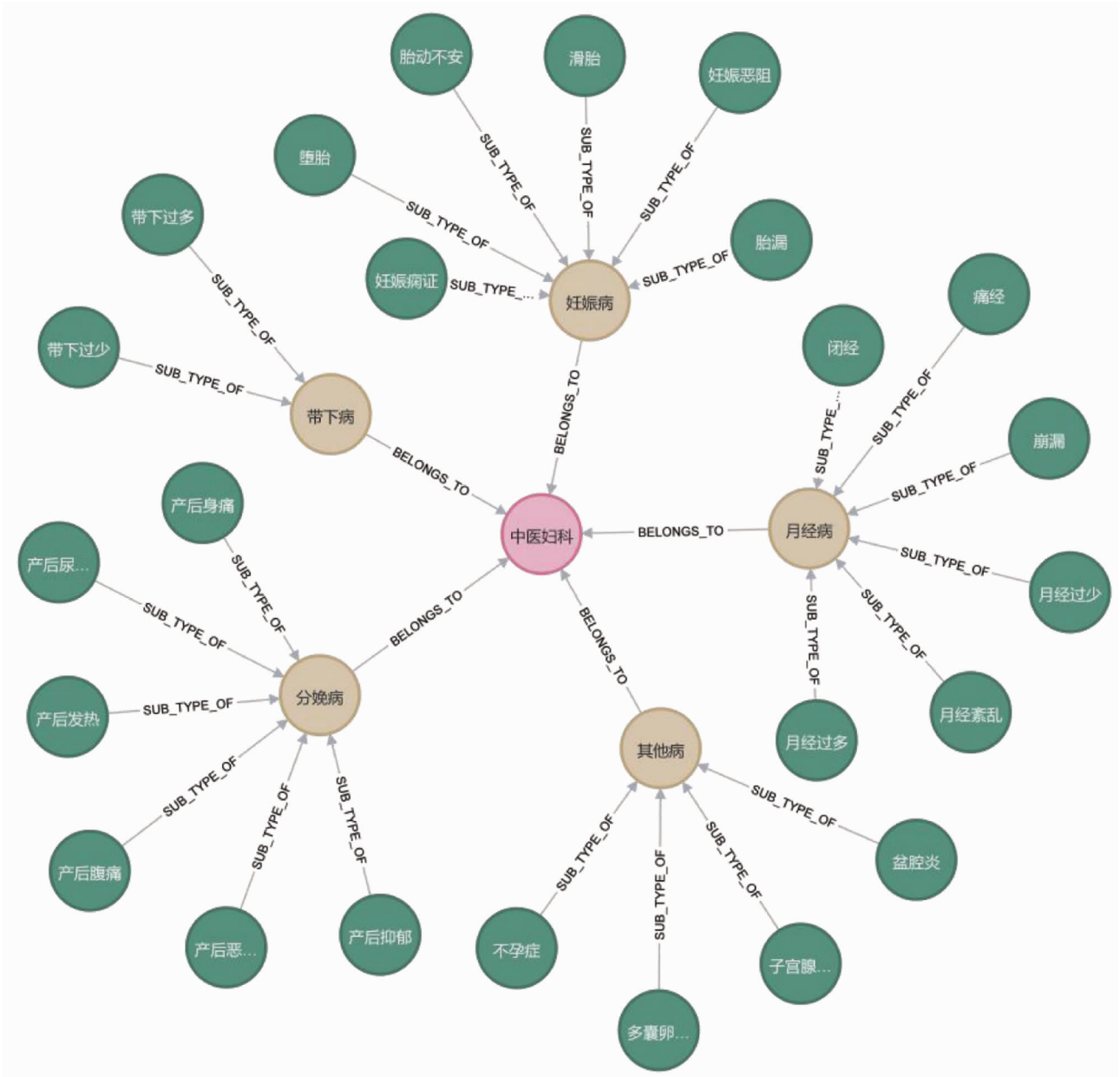


图 7 中医妇科疾病分类体系