

基于文献计量学和全球专利的知识图谱技术在中医药领域研究进展与趋势可视化分析

陶奕臻¹, 王雪婧², 郑伟蔗¹, 蒋慧珍¹, 郝谊彬³, 何颖柔³, 林彬⁴, 罗广波^{1*}

1. 广州中医药大学第一临床医学院, 广东 广州 510405

2. 广州中医药大学 科技创新中心, 广东 广州 510405

3. 广州中医药大学第二临床医学院, 广东 广州 510405

4. 广州中医药大学, 广东 广州 510000

摘要:目的 从文献计量学和全球专利的角度对知识图谱技术在中医药领域的研究现状、热点及趋势进行全面梳理与可视化分析, 以期为该领域的深入研究与发展提供参考。方法 系统性检索中国知网(CNKI)、万方(Wanfang)、维普(VIP)、Web of Science(WOS)中2012年1月1日—2025年12月31日的相关中英文文献。利用NoteExpress进行文献管理, 并利用CiteSpace、VOSviewer、Excel等分析工具, 从发文趋势、机构分布、核心作者合作网络、期刊来源、关键词共现与聚类、时区图等方面进行计量学分析与可视化呈现。通过Incopat专利数据库从专利申请趋势、全球地域分布、专利申请人及专利技术主题等方面检索并分析知识图谱技术在中医药领域相关全球专利申请情况。结果 共纳入745篇有效文献(中文618篇、英文127篇)及432件同族专利。知识图谱技术在中医药领域仍处于快速发展阶段, 近期研究热点主要集中于知识抽取技术的改良、知识图谱辅助诊疗、智能问答系统以及大模型与知识图谱的协同研究上, 正朝着多学科深度交叉、前沿技术融合与临床场景深耕的方向发展。中国在该领域的发文量占据绝对核心, 同时已形成较为稳定的合作网络, 但跨地域、跨学科的深度协作有待加强。专利分析表明, 全球专利申请量快速增长, 中国占据96%的主导地位。结论 知识图谱技术在中医药领域的研究正从基础构建向智能化应用深度演进, 虽然我国在专利数量上占优, 但仍面临有效专利不足、技术同质化等挑战。未来仍需加强跨学科协同、优化专利布局, 以推动该领域的高质量发展与临床转化。

关键词: 文献计量学; 知识图谱; 可视化分析; 中医药; 专利分析; CiteSpace

中图分类号: G350; TP18; R28 文献标志码: A 文章编号: 0253-2670(2026)12-4760-20

DOI: 10.7501/j.issn.0253-2670.2026.12.020

Visual analysis of research progress and trends in field of traditional Chinese medicine using knowledge graph technology based on bibliometrics and global patents

TAO Yizhen¹, WANG Xuejing², ZHENG Weizhe¹, JIANG Huizhen¹, XI Yibin³, HE Yingrou³, LIN Bin⁴, LUO Guangbo¹

1. The First Clinical Medical School, Guangzhou University of Chinese Medicine, Guangzhou 510405, China

2. Science and Technology Innovation Center, Guangzhou University of Chinese Medicine, Guangzhou 510405, China

3. The Second Clinical Medical College of Guangzhou University of Chinese Medicine, Guangzhou 510405, China

4. School of Marxism, Guangzhou University of Chinese Medicine, Guangzhou 510000, China

Abstract: Objective To comprehensively sort out and visually analyze the research status, hotspots and trends of knowledge graph technology in the field of traditional Chinese medicine (TCM) from the perspectives of bibliometrics and global patents, provide references for in-depth research and development in this field. **Methods** The relevant Chinese and English literature published

收稿日期: 2026-01-15

基金项目: 2021年度广州市基础研究计划基础与应用基础项目(202102080277); 广东省哲学社会科学创新工程特别委托项目(GD24WTCXGC09); 2024年广东省研究生教育创新计划项目(2024JGXM_038); 广州中医药大学2022年度人文社科项目(2022ZDPY03)

作者简介: 陶奕臻, 硕士研究生, 从事中医药信息化研究。E-mail: 1753492173@qq.com

*通信作者: 罗广波, 博士, 教授, 主任医师, 从事中医药治疗内分泌疾病及古籍信息化研究。E-mail: lgb@gzucm.edu.cn

between January 1, 2012, and December 31, 2025, was systematically retrieved from the CNKI, Wanfang, VIP, and Web of Science databases. Using tools such as CiteSpace, VOSviewer, and Excel, we performed bibliometric and visual analyses of publication trends, institutional and author collaboration networks, journal sources, and keyword co-occurrence and evolution. Additionally, we analyzed global patent applications from the Incopat database, focusing on application trends, geographical distribution, applicants, and technical themes. **Results** A total of 745 valid publications were included (618 in Chinese, 127 in English) and 432 patent families. Research on knowledge graph technology in TCM is in a phase of rapid development. Current hotspots focus on refining knowledge extraction techniques, developing KG-assisted diagnosis and treatment systems, intelligent question-answering, and synergistic applications with large language models. The field is moving toward deeper interdisciplinary integration and clinical application. China occupies a dominant position in both research output and patent applications (96% share), with established collaboration networks. However, cross-regional and interdisciplinary cooperation requires further strengthening. **Conclusion** Research on knowledge graph technology in the field of traditional Chinese medicine is deeply evolving from fundamental construction to intelligent applications. Despite China's quantitative advantage in patents, challenges persist, including a relative lack of high-value patents, technical homogenization, and insufficient international competitiveness.

Key words: bibliometrics; knowledge graph; visual analysis; traditional Chinese medicine; patent analysis; CiteSpace

知识在人类生存与发展中扮演着关键角色。学习与表征知识是人工智能研究中的核心任务^[1]。随着人工智能和大数据的爆炸式增长,如何恰当地组织和呈现海量知识已变得至关重要。作为图结构数据,知识图谱积累并传递着现实世界的知识体系。近年来学界与产业界普遍认识到知识图谱能有效表征复杂信息,因此迅速受到广泛关注^[2]。中医药领域的知识体系体量庞大且结构繁杂,这在很大程度上造成了其在知识表示与存储方面的局限,不利于知识的传播、传承和新知识的总结与提炼。2022年国务院发布《“十四五”中医药信息化发展规划》^[3]中明确提出:“要以信息化支撑中医药服务体系建设为主线,推动中医药业务与信息技术深度融合,推进中医药现代化”。在此背景下,随着行业对信息化与智能化应用的需求日益增长,知识图谱因其具备语义化关联、整合多源异构数据及智能推理等核心能力,已成为整合零散中医药知识、支撑中医精准医疗与知识服务的关键技术,并受到越来越多的学者关注^[4]。

文献计量学是一种通过量化分析处理科学数据、追踪学科发展、评估研究影响并识别新兴趋势的重要方法^[5],该方法对于厘清新兴技术领域的发展脉络至关重要,是进行系统性文献回顾的客观分析范式^[6]。专利分析是情报学中重点技术分析的主要手段。该研究围绕特定应用场景,系统化地收集与分析专利文献,从中提炼技术、法律及经济维度的关键信息。其价值在于能够明晰技术演进趋势、增强市场竞争优势,并有效规避潜在的知识产权风险^[7]。对于中医药知识图谱这一交叉领域而言,整

合文献计量学与专利分析尤为必要。一方面,该领域技术更新迭代迅速,从早期的本体构建、语义网络,到深度学习、图神经网络,再到当前的大语言模型技术,研究方法快速演进,通过文献计量学分析能捕捉其基础研究的前沿动态与理论突破。另一方面,该领域研究成果具有极强的应用导向与转化潜力,涉及重大产业价值与知识产权保护,专利分析则能透视其技术转化的现实路径与应用瓶颈。

本研究中的“知识图谱”特指计算机科学领域中用于表示结构化知识的语义网络。其核心在于构建实体、概念及其间的关系,以形成机器可理解和处理的知识库^[8]。这与文献计量学中用于可视化分析学科发展趋势的“科学知识图谱”有本质区别,故本研究的检索式制定、文献来源与分析目标均围绕前者展开。因此,本研究基于文献计量学方法,整合中国知网(CNKI)、万方(Wanfang)、维普(VIP)、Web of Science(WOS)多源文献数据库及Incopat专利数据,对中医药知识图谱领域的研究现状进行多维度、系统性梳理。旨在揭示该领域的知识结构、研究热点与前沿动态,以为知识图谱技术在中医药领域的深入研究和产业化应用提供科学依据与决策参考。

1 资料与方法

1.1 数据来源与检索策略

本研究为避免错误纳入相关“科学知识图谱”研究的文献,在中英文检索式中明确排除了“CiteSpace”“VOSviewer”“科学知识图谱”及“文献计量学”等关键词,从而剔除无关干扰,确保纳入文献与研究主题的一致性。

中文文献数据来自 CNKI、Wanfang、VIP 数据库；英文文献数据来自 WOS 数据库。2012 年 5 月谷歌正式发布知识图谱，标志着该技术从理论概念走向规模应用，是知识图谱技术发展的里程碑节点。故本研究以此为起点，文献检索时间范围均设置为 2012 年 1 月 1 日—2025 年 12 月 31 日。具体文献检索策略如表 1 所示。经 NoteExpress 软件剔除重复文献和无关文献后得到 618 篇中医药领域知识图谱中文文献，组成中文数据集。WOS 检索到 685 篇中医药领域知识图谱相关英文文献，剔除重复文献和无关文献后得到符合标准的文献共 127 篇，组成中医药领域知识图谱英文数据集。

相关专利数据来源于 Incopat 数据库。设定检

索式为 $TIAB = (\text{中医 OR 中药 OR 中医药 OR traditional Chinese medicine OR TCM}) \text{ AND } TIAB = (\text{知识图谱 OR 语义网络 OR 语义图谱 OR Neo4j OR 关系抽取 OR knowledge graph OR semantic network OR semantic graph OR Neo4j OR relation extraction})$ ，时间设定为 2012 年 1 月 1 日—2025 年 12 月 31 日，共检索到专利数据 566 件，采用 Incopat 数据库默认的简单同族合并后得到专利 432 件，其中国内专利有 418 件，国外专利 14 件。需要说明的是，由于专利申请自申请日起满 18 个月方可公开，部分 2024—2025 年提交的专利申请尚未被 Incopat 数据库收录，因此本研究的专利分析可能未能完全覆盖最新申请动态，对近期技术趋势的捕捉存在一定延迟。

表 1 文献检索策略

Table 1 Search strategy of literature

检索方式	数据收集
文献来源	CNKI、VIP、Wanfang、WOS 数据库
检索式	(知识图谱+语义网络+语义图谱+Neo4j+关系抽取) AND (中医+中药+中医药) NOT (CiteSpace+VOSviewer+科学知识图谱+文献计量学) $TS = (\text{"knowledge graph"} \text{ OR } \text{"semantic network"} \text{ OR } \text{"semantic graph"} \text{ OR } \text{"Neo4j"} \text{ OR } \text{"relation extraction"}) \text{ AND } TS = (\text{"traditional Chinese medicine"} \text{ OR } \text{"TCM"} \text{ OR } \text{"Chinese herb"} \text{ OR } \text{"herbal medicine"}) \text{ NOT } TS = (\text{"CiteSpace"} \text{ OR } \text{"VOSviewer"} \text{ OR } \text{"science mapping"} \text{ OR } \text{"bibliometric"})$
主题词来源	篇名、摘要、关键词
检索时间	2012 年 1 月 1 日—2025 年 12 月 31 日
纳入条件	国内外中医药领域中有关知识图谱技术的基础、应用研究的中英文文献
排除条件	研究主题无关的文献；标题、作者、机构等关键信息缺失的文献；重复文献
文献类型	论文、综述

1.2 数据处理与可视化

本研究运用 CiteSpace (6.4.R1 版) 与 VOSviewer (1.6.20 版) 对中医药领域知识图谱相关的中英文文献进行科学计量分析。通过 CiteSpace 对机构分布、关键词时间线及突现词进行可视化，时间跨度为 2012 年 1 月 1 日—2025 年 12 月 31 日，时间切片设为 1 年，其余参数保持默认。VOSviewer 则用于关键词共现与作者合作网络分析，以识别研究热点与核心作者群。此外，利用 GraphPad Prism 9.5 统计文献数量、趋势及期刊分布；专利数据则借助 Incopat 数据库内置工具进行计量分析。

2 结果

2.1 发文量及发文趋势分析

领域的年度发文量是判断其研究规模、发展速度及学术影响力的有效指标之一^[9]。本研究共收录

中文文献 618 篇，英文文献 127 篇，共计 745 篇 (图 1-A)。从发文量和发文趋势角度看，整体呈现出先平稳发展后持续爆发增长的趋势，大致可分为 3 个阶段 (图 1-B)。第 1 阶段 (2012—2018 年)：论文数量增长缓慢，每年不到 20 篇，且本阶段所纳入文献均为中文文献，表明该领域没有引起国内外学者的广泛关注。第 2 阶段 (2019—2021 年)：论文数量逐渐增加，表明该领域逐渐进入学者视野，陆续开始有相关英文文献的发表，但仍以中文文献占据绝对主导地位。第 3 阶段 (2022—2025 年)：这一时期该领域的论文数量呈现爆发式增长趋势，中英文文献发表量均在 2024 年达到高峰，这一增长态势主要受 2 方面因素驱动。政策层面，2022 年国家中医药管理局印发《“十四五”中医药信息化发展规划》，明确提出推动中医药业务与信息技术深度融

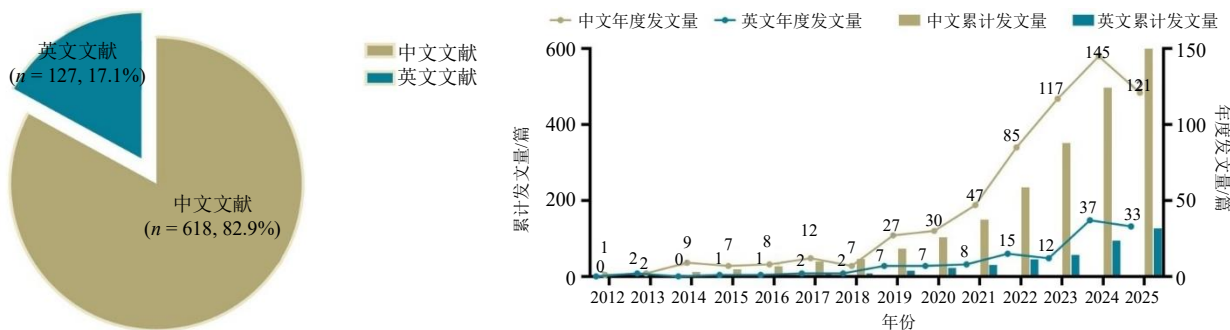


图 1 中医药知识图谱文献发文特征

Fig. 1 Publication characteristics of literature on traditional Chinese medicine knowledge graphs

合，以信息化支撑中医药服务体系建设，为知识图谱技术在中医药领域的应用提供了强有力的政策引导与资源支持；技术层面，2022年前后，以ChatGPT为代表的大语言模型技术取得突破性进展，图神经网络、检索增强生成等人工智能技术迅速发展^[10-11]，为知识图谱在众多场景中的应用提供了强大的技术支撑，该领域开始受到了国际学界的普遍关注。

2.2 研究机构、发文作者及其合作网络共现分析

2.2.1 研究机构分析

采用 CiteSpace 软件对纳入的中英文文献发表机构进行分析，同时对机构名称进行标准化合并处理，将同一机构下属的二级单位合并至其一级机构名称下（如广州中医药大学第一附属医院归属至广州中医药大学），以确保机构统计结果的准确性，从而得到机构合作网络图，图中节点的大小与文献发表数量呈正相关，节点越大则说明该机构的文献发表量越多，中心度则是衡量节点在网络中重要性指标，数值越高表示该机构在合作网络中扮演越关键的角色，如图 2 所示。对中文和英文文献累计发文章量排名前 10 的机构进行排序，如表 2 所示。其中，中文文献共有 187 家机构进行了中医药领域知识图谱的相关研究，形成了 185 条合作连线，合作网络密度为 0.0106。从核心节点来看，中国中医科学院（中心度 0.24）和北京中医药大学（中心度 0.12）处于合作网络的中心位置。同时以南京中医药大学、湖南中医药大学、江西中医药大学等中医药院校也形成了局部合作团体，但其合作呈现出明显的地域性与机构局限性，尚未发展为高密度的广泛合作网络。值得注意的是，在部分理工科或综合院校如吉林大学、华北理工大学、北京交通大学亦深度参与中医药知识图谱构建研究。

与中文文献相比，英文文献的发文机构数量较少、分布也相对均匀分散，但机构间的合作关系更加紧密，共有 123 家机构进行了该领域的研究，形成合作连线 245 条，合作网络密度为 0.0327。中国中医科学院（中心度 0.46）、北京中医药大学（中心度 0.24）同样保持相对研究优势。值得注意的是，中国科学院、北京交通大学以及浙江大学等综合性大学也展现出较高的中心度，成为连接中医药传统研究机构与计算机科学、信息科学等领域的关键桥梁。同样由于地理位置因素影响，大部分合作群中的机构为同一地区的高校，如北京中医药大学与中国中医科学院、上海中医药大学与复旦大学，而与跨省份的机构间合作较少。

在国际合作方面，已形成一定规模的学术合作网络。墨尔本大学、密歇根大学、哥本哈根大学等国际知名高校均有参与，并与国内机构建立了稳定的合作关系。其核心研究方向主要集中在以下 3 个领域：（1）基于知识图谱的中医临床辅助决策与处方推荐，该方向利用图神经网络、知识表示学习等技术，从中医临床数据中挖掘“症状-证型-方药”之间的关联规律，构建辅助诊断与处方推荐系统，代表性合作包括北京交通大学与康奈尔大学、中国中医科学院联合开发的 PresRec 系列模型^[12]，以及北京科技大学与阿尔伯塔大学合作的中医自动诊断研究^[13]；（2）中药分子机制与靶点发现的跨学科探索，该方向整合生物信息学、网络药理学与知识图谱技术，从分子层面揭示中药复方的作用机制，代表性合作包括吉林大学与鲁汶大学、密歇根大学开展的草药-疾病关系抽取研究^[14]；（3）中医学术语本体与知识库的国际化标准构建，该方向聚焦于中医药术语的规范化、本体的国际化映射以及多语言知识

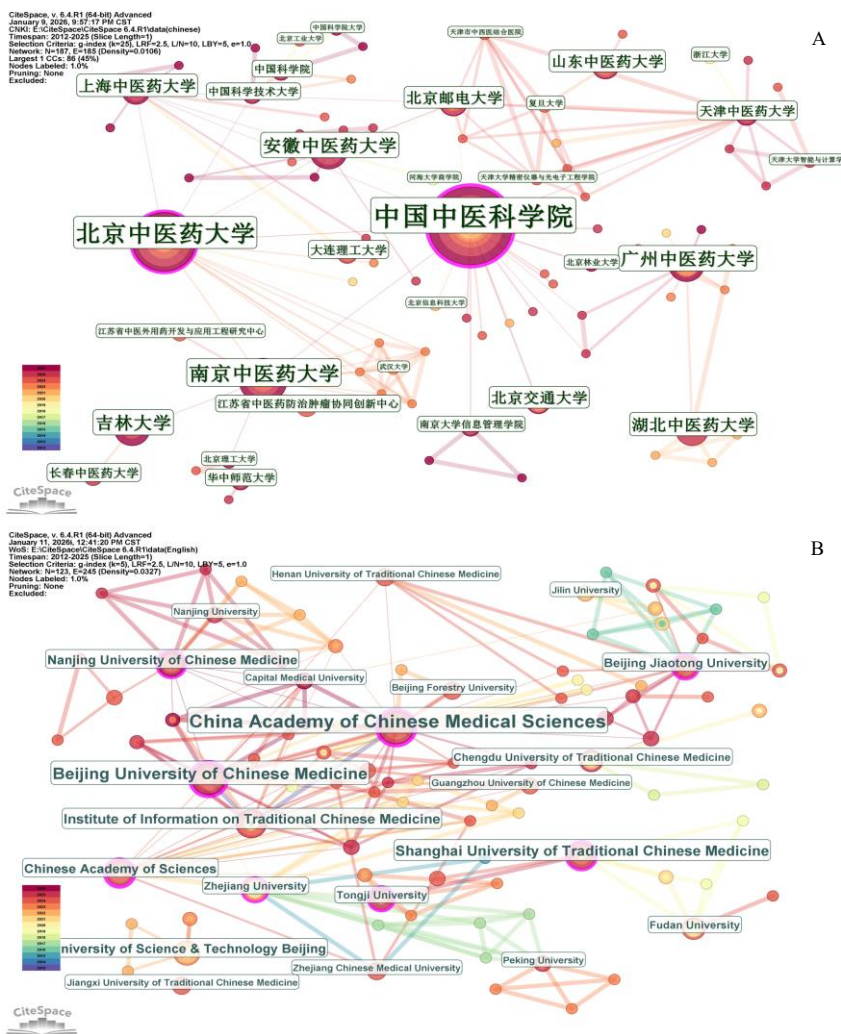


图 2 中医药知识图谱中文 (A) 和英文 (B) 文献机构合作网络

Fig. 2 Institutional collaboration networks of Chinese (A) and English (B) literature on TCM knowledge graphs

表 2 中英文文献在发文量方面排名前 10 的机构

Table 2 Top 10 institutions by number of published Chinese and English literature

序号	中文文献		英文文献	
	发文量/篇	机构	发文量/篇	机构
1	52	中国中医科学院	16	China Academy of Chinese Medical Sciences
2	22	北京中医药大学	10	Beijing University of Chinese Medicine
3	22	南京中医药大学	8	Shanghai University of Traditional Chinese Medicine
4	14	湖南中医药大学	6	University of Science and Technology Beijing
5	12	江西中医药大学	5	Nanjing University of Chinese Medicine
6	12	安徽中医药大学	4	Zhejiang University
7	10	华北理工大学	4	Tongji University
8	10	广州中医药大学	4	Fudan University
9	10	吉林大学	4	Chengdu University of Traditional Chinese Medicine
10	8	上海中医药大学	3	Beijing Jiaotong University

库的构建，代表性合作包括中国中医科学院与莱比锡大学开展的中医药学语言系统（traditional

Chinese medical language system, TCMLS）本体形式化研究^[15]。上述分析表明，英文文献的机构合作

网络在保持国内核心机构主导的同时，正逐步融入国际学术圈层，跨学科、跨地域的协同创新态势初显。未来建议进一步加强跨背景、跨机构、跨国家的合作以及学科交叉，促进团队合作与学习，为中医药知识图谱领域的跨越式、多元化发展作出贡献。

2.2.2 发文作者分析 依据普赖斯定律计算公式 $m=0.749\sqrt{n_{\max}}$ 对作者进行分析，其中 n_{\max} 表示所统计年限中发文量最多的作者发文数，发文数在 m 篇以上者被认为是高产作者。经计算，中文文献作者的 $m=3.51$ ，取整数认为发文量大于 4 篇的作者为高产作者。英文文献作者的 $m=1.8$ ，取整数认为发文量大于 2 篇的作者为高产作者。运用 VOSviewer 对高产作者进行可视化分析，结果如表

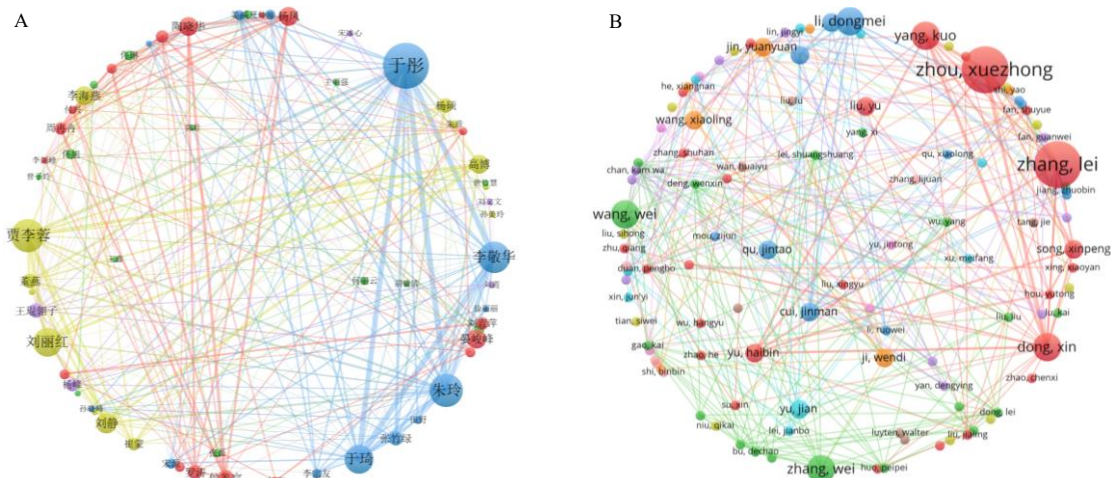
3 和图 3 所示。中文文献作者网络包含 298 个节点，542 条合作连线，合作连线密度为 0.012 2。英文文献作者网络则包含 219 个节点，形成 357 条合作连线，合作连线密度为 0.015。

中文文献中，高产作者间有一定合作关系且形成了相对稳定的 3 个研究团队，见图 3-A。以于彤-李敬华-朱玲为核心的研究团队规模最大，研究时间较早，早期（2014—2016 年）集中于构建标准化的语义网络^[16-17]与顶层中医药术语本体^[18-19]；而后逐步转向面向各类应用场景的大规模知识图谱的构建与实践，并围绕中医临床、方剂与名医传承等具体领域探索其应用。而以贾李蓉-刘丽红为核心的研究则围绕 TCMLS 的语义网络框架这一基础性

表 3 中英文文献发文量排名前 10 的作者

Table 3 Top 10 authors by number of published Chinese and English literature

序号	中文文献			英文文献		
	作者	首次发文年份	发文量/篇	作者	首次发文年份	发文量/篇
1	于彤	2014	22	Zhou Xuezhong	2020	5
2	贾李蓉	2014	16	Zhang Dezheng	2024	5
3	朱玲	2014	16	Zhang Lei	2022	5
4	李敬华	2017	15	Xie Yonghong	2020	3
5	于琦	2017	14	Zhang Wei	2022	3
6	刘丽红	2016	14	Yang Yun	2020	3
7	杨涛	2021	11	Yang Tao	2024	3
8	胡孔法	2021	10	Yang Kuo	2024	3
9	刘静	2014	10	Wang Wei	2021	3
10	陶晓华	2015	9	Ruan Chunyang	2019	3



图中不同颜色代表不同的作者合作群，节点大小表示其发文频次。

Different colors in the figure represent different author collaboration groups, and the size of the nodes indicates their publication frequency.

图 3 中医药知识图谱中文 (A) 和英文 (B) 作者合作网络

Fig. 3 Author collaboration networks of Chinese (A) and English (B) literature on TCM knowledge graphs

工作为核心^[20],在中药功效、传统针灸、中医优势病种等具体领域进行了语义模型的深化与应用,并延伸到知识问答系统等技术的研究^[21-22]。以陶晓华-侯鉴宸为核心的研究团队,其研究则聚焦于运用“知识元”理论对经典古籍进行深度结构化解析,并系统建立了“知识体-知识元-语义”多层知识表示体系^[23],将其应用于如《伤寒论》《经方实验录》等多部古籍中^[24-25]。在此基础上,进一步探索了基于古籍知识图谱的处方推荐算法等智能应用场景^[26]。

与中文文献作者合作网络的连线密度比较,英文文献作者呈现更为显著的科研集群特征,且跨团队学术交流更为密切,见图 3-B。其中累计发文量最大的是以周雪忠-张磊为代表的北京交通大学-中国中医科学院联合研究团队,该团队致力于研究基于异构网络的关系抽取、知识表示学习与图神经网络^[27],将其应用于中医处方推荐、药物靶点预测及临床辅助诊断等任务^[28],并在此基础上研发融合“辨证论治”临床路径的智能推荐系统^[12,29]。而在中医药文本命名实体识别方面和知识图谱诊断方面,以张德政为代表的北京科技大学的研究团队使用小样本实体识别、远程监督算法优化,解决了标注数据稀缺与噪声问题,为构建高质量中医药知识图谱提供了规模化、高精度的实体抽取能力^[30-31]。在此基础上还进一步开展了融合强化学习与动态权重推理路径的辨证模型研究^[13]。

2.3 发文期刊分析

将中英文文献的发文期刊进行汇总统计,中文

文献共发表在 145 种期刊上,英文文献共发表在 65 种期刊上,排名前 10 的中英文期刊如表 4 所示。中文文献位居前 3 的期刊分别是中国数字医学(24 篇)、世界科学技术—中医药现代化(21 篇)和医学信息学杂志(13 篇)。英文文献总体文章刊登数量有限,位居前 3 的期刊分别为 *IEEE Access*(7 篇)、*JMIR Medical Informatics*(7 篇)、*BMC Medical Informatics and Decision Making*(6 篇)。从期刊的学科分布来看,中文期刊主要集中在中医学与医学信息学领域,而英文期刊则呈现出更为广泛的跨学科分布,涵盖医学信息学、计算机材料、循证医学等。这种分布特征表明,中医药知识图谱研究与信息科学、计算机技术等领域深度融合的趋势,体现了该领域鲜明的跨学科特性。

2.4 关键词分析

2.4.1 关键词聚类分析 关键词是快速了解特定领域前沿和热点的有效手段^[32]。基于 VOSviewer 对中英文文献关键词进行聚类分析,共得到 1 183 个中文文献关键词,319 个英文文献关键词。采用关联强度算法进行聚类,并自动计算聚类合理性指标。依据 VOSviewer 默认聚类参数,中英文关键词聚类的模块化(Q)值均大于 0.3,平均轮廓系数均大于 0.6,表明聚类结构显著,具有统计学意义。中文文献图谱选取频数 ≥ 3 的关键词进行呈现,英文图谱选取频数 ≥ 2 的关键词进行呈现,图中每个节点对应 1 个关键词,节点大小表示该关键词在该文献集中出现的频率。中英文聚类数量差异源于两数据

表 4 发表中医药知识图谱中英文文献的主要期刊

Table 4 Major journals for publishing Chinese and English literature on TCM knowledge graphs

中文文献			英文文献				
期刊	发文量/篇	核心收录	期刊	发文量/篇	影响因子	JCR 分区	中科院分区
中国数字医学	24	科技	<i>IEEE Access</i>	7	3.4	2	3
世界科学技术—中医药现代化	21	中文、科技	<i>JMIR Medical Informatics</i>	7	3.1	2	3
医学信息学杂志	13	科技	<i>BMC Medical Informatics and Decision Making</i>	6	2.9	1	3
中国中医药信息杂志	12	科技	<i>Evidence-Based Complementary and Alternative Medicine</i>	5	0.8	3	4
中国实验方剂学杂志	9	中文、科技	<i>Phytotherapy Research</i>	5	6.7	1	1
中国中医基础医学杂志	9	科技	<i>Journal of Pharmaceutical Analysis</i>	4	3.1	2	3
中华中医药学刊	8	中文、科技	<i>Computers, Materials & Continua</i>	4	1.6	4	4
中医杂志	8	中文、科技	<i>Digital Chinese Medicine</i>	4		未收录	未收录
南京中医药大学学报	7	中文、科技	<i>Chinese Medicine</i>	3	5.3	1	3
中国中医药图书情报杂志	7	否	<i>Medicine</i>	2	1.3	2	4

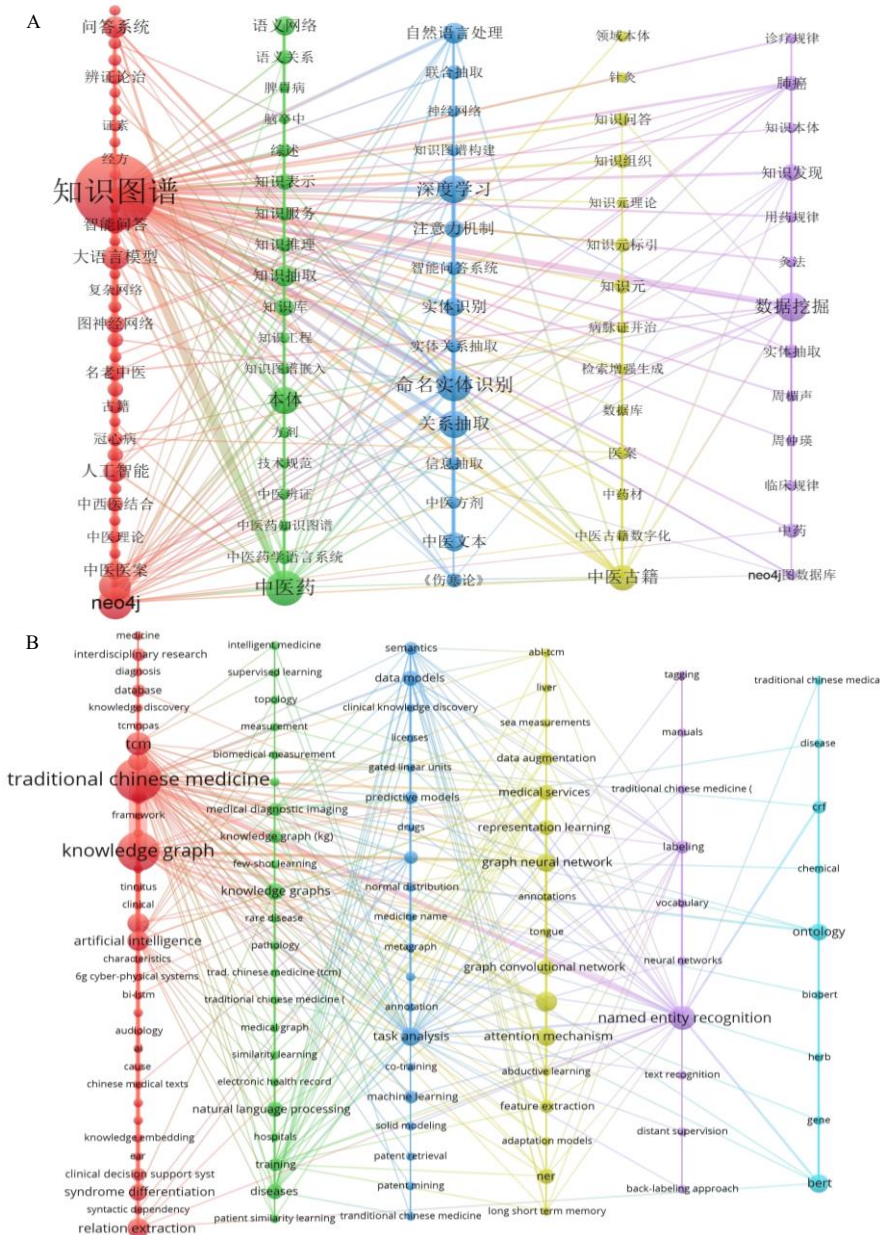
影响因子数据来源于科睿唯安发布的 2024 年《期刊引证报告》(Journal Citation Reports, JCR)。

Impact factor data is sourced from the 2024 Journal Citation Reports (JCR) released by Clarivate.

集的关键词规模不同以及领域知识结构的差异。聚类编号为算法自动生成的顺序标签，仅用于区分不同主题簇，不代表优先级或重要程度。生成的关键词聚类共现图见图 4，出现频次前 15 位的关键词词见表 5。

关键词聚类分析能够揭示研究领域的内在结构和主题分布。结合图 4-A，中文文献形成了 5 个具有代表性的聚类，每个聚类代表该领域的 1 个子主题或研究方向。聚类 1 是一个综合性集群，包含

“neo4j”“大语言模型”“智能问答”“图神经网络”“知识图谱”等关键词，节点体积较大，显示其为该领域核心研究方向。该聚类突出技术与中医理论的深度融合，尤其是图神经网络、自然语言处理在中医诊疗辅助、处方推荐系统等场景中的应用。聚类 2 以“中医药学语言系统”“本体”和“知识表示”“中医药”为核心，该聚类强调通过构建领域本体和语义网络，建立规范的知识体系，以支持后续的语义检索、知识服务。聚类 3 则集中于“命名实体识别”



图中不同颜色代表不同的聚类主题，节点大小代表关键词出现频次。

Different colors in the figure represent different clustering topics, and the size of the nodes indicates the frequency of keyword occurrences.

图 4 中医药知识图谱关键词中文 (A) 和英文 (B) 聚类图

Fig. 4 Clustering maps of keywords in Chinese (A) and English (B) literature on TCM knowledge graphs

表5 中医药知识图谱中英文文献中出现频次前15位的关键词

Table 5 Top 15 keywords by occurrence frequency in Chinese and English literature on TCM knowledge graphs

序号	中文文献		英文文献	
	出现频次	关键词	关键词	出现频次
1	392	知识图谱	traditional Chinese medicine	36
2	64	neo4j	knowledge graph	27
3	52	命名实体识别	named entity recognition	19
4	51	中医药	artificial intelligence	18
5	43	数据挖掘	deep learning	16
6	41	深度学习	herb recommendation	16
7	39	关系抽取	relation extraction	14
8	37	本体	task analysis	8
9	36	中医古籍	attention mechanism	7
10	32	大语言模型	BERT	6
11	27	人工智能	graph neural network	6
12	22	问答系统	large language model	5
13	21	自然语言处理	syndrome differentiation	4
14	19	知识抽取	ontology	4
15	17	中医文本	medical services	3

“关系抽取”“注意力机制”等自然语言处理技术，并与“《伤寒论》”“中医方剂”等文献资源紧密结合。该聚类致力于从中医古籍和临床文本中自动化抽取实体和关系，以构建高质量的知识图谱。同时还与“智能问答系统”形成关联，体现了从文本挖掘到实际应用的转化趋势。聚类4围绕“中医古籍数字化”和“知识组织”展开，涉及“知识元标引”“领域本体”和“检索增强生成”（retrieval augmented generation, RAG）等技术。该聚类关注中医古籍文献的保存与利用，通过引入知识元理论、RAG等技术，旨在提升古籍知识的可访问性与可利用性。聚类5规模较小，但以“neo4j图谱数据库”“数据挖掘”和“临床规律”为重点，强调实践应用。该聚类侧重于从真实世界临床数据中挖掘诊疗与用药规律，并利用图数据库进行可视化分析与知识发现。

同样对英文关键词进行聚类，共形成6个不同的聚类，结果如图4-B所示。聚类1以“artificial intelligence”“large language model”为核心，集中体现了大语言模型、人工智能等前沿技术在中医辨证、辅助诊疗与知识发现中的深入应用。聚类2涵盖“electronic health record”“patient similarity learning”等关键词侧重于整合多源临床数据，构建面向电子病历和患者相似度学习的医疗知识图谱。聚类3和聚类4则主要研究知识表示学习与图卷积

网络等模型。聚类5、6则聚焦于中医药文本的自动化标注、实体识别技术以及本体构建。

对比中英文文献关键词聚类图谱（图4-A、B），二者在技术方法取向上呈现出显著差异。中文文献的聚类结果中，“命名实体识别”“关系抽取”“注意力机制”等技术类关键词与“《伤寒论》”“中医方剂”“中医古籍”等数据来源类关键词紧密关联，反映出中文研究致力于将前沿技术适配于中医药特有的文本类型，如古籍文献、医案等复杂文本的处理；而英文文献的聚类中，“graph neural network”“deep learning”“large language model”等前沿技术关键词占据核心位置，且与“electronic health record”“patient similarity learning”“herb recommendation”等应用场景直接关联，显示出英文研究更偏向前沿算法的探索性应用，注重图神经网络、对比学习、扩散模型等最新技术在具体任务上的性能突破。结合图5-A、B可发现与人工智能相关的研究在中英文文献中均为最活跃、发表年份最新的方向，而中文文献中关于“知识元”及“知识标引”的相关研究近年来成为研究热点。

2.4.2 关键词时间线分析 关键词时区图是以文献发表年份为X轴，关键词聚类标签为Y轴，通过连线将关键词之间进行连接，图中节点的大小反映了关键词的热度指数，颜色变化呈现由冷至暖的色

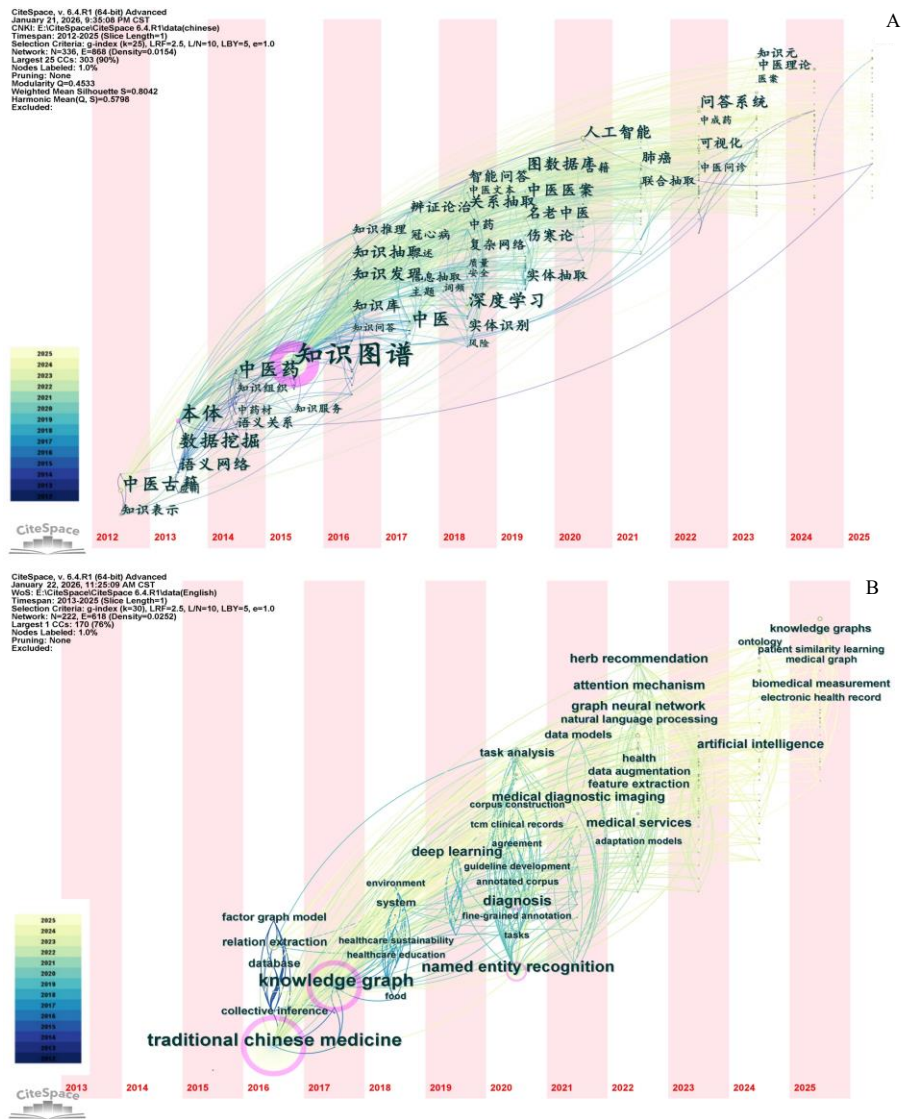


图5 中医药知识图谱中文 (A) 和英文 (B) 文献关键词时区图

Fig. 5 Keyword time zone maps for Chinese (A) and English (B) literature on TCM knowledge graphs

谱，反映出研究热点的时序分布特征^[32]。可直观地展示中医药知识图谱领域各研究方向在不同时期的动态演进与研究焦点，具体见图5。

中文文献的关键词时间线覆盖跨度广，整体跨度主要包含3个时间段。早期阶段(2012—2015年)：关键词以“中医古籍”“知识表示”“本体”为主，研究重点聚焦于中医知识本体的概念框架与语义关系构建。本体的构建可帮助实现知识的共享、复用和数据间的互联，为知识图谱奠定良好的基础内容^[33]。中期阶段(2016—2020年)：逐渐转向知识图谱构建的关键技术的适配性开发上，如“知识融合”“知识抽取”“实体识别”等关键词占据主导，这些技术的综合利用对于构建全面、高效的中医药

知识图谱至关重要^[34]。近期则以“问答系统”“人工智能”等关键词为代表，突出以实际场景应用为特点。以知识图谱为基础融合前沿人工智能相关技术，如模型微调、RAG来实现知识问答、知识推荐、辅助诊断等服务。相比之下，英文文献关键词时间线则主要集中于2016—2025年，整体研究热点分布相对集中，但研究方向多侧重于领域的前沿应用场景。近年来其突现关键词以“deep learning”“graph neural network”“herb recommendation”为代表。如Long等^[35]聚焦个性化诊疗辅助场景，用知识图谱储存采集到的真实世界中的患者信息结合自注意力和自监督策略开发了新型深度学习框架，以提高在处方推荐等不同层级的聚类任务中的实用性。

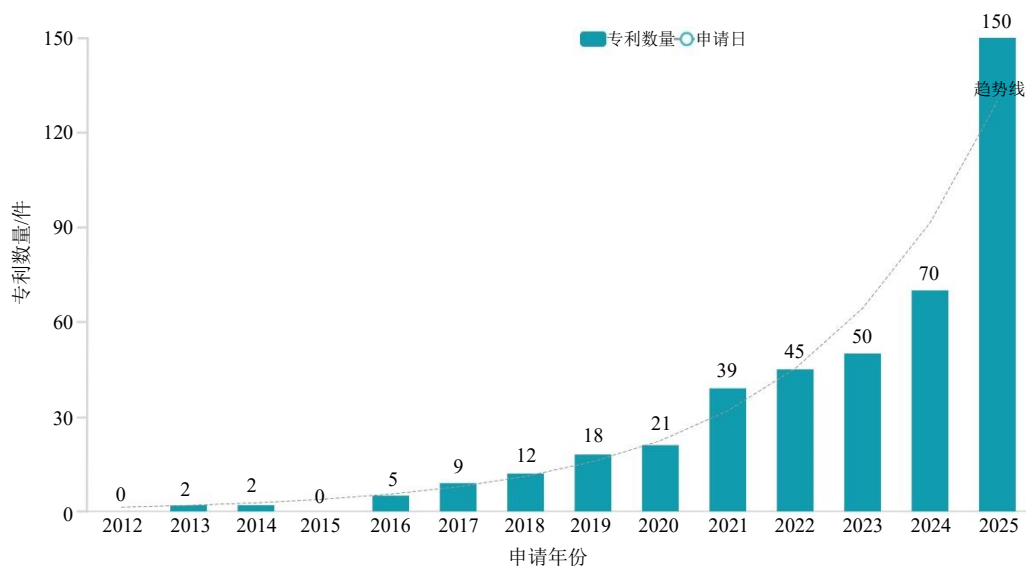
从图5中可以进一步发现中英文研究在构建思路上的范式差异。中文文献的时间线呈现清晰的阶段性特征：早期以本体构建为核心，中期聚焦关键技术攻关，近期转向智能应用开发。这一演进路径体现了自上而下的构建模式——先通过本体构建确立知识框架，再逐步填充实例数据并开发上层应用，这与中医药知识体系本身的层级性和规范性需求密切相关。中医理论具有完整的概念体系和术语标准，需要顶层设计来保证知识组织的系统性和一致性，因此本体先行成为中文研究的必然选择。而英文文献的时间线则相对集中，多数文献发表于

2018年之后，且相关前沿技术的研究初期即大量涌现，体现了从具体任务和数据出发，自下而上的构建模式。通过算法驱动的方式直接构建知识图谱及应用系统，更强调算法的通用性和可复现性，因而在技术前沿探索上更为活跃。

3 中医药知识图谱专利分析结果

3.1 中医药知识图谱专利申请趋势

专利申请数量是衡量技术发展与应用活跃度的重要指标^[36]。本研究对中医药知识图谱领域全球专利申请数量整体发展趋势进行了深入分析，旨在明确该技术主题的演进阶段，具体见图6。



图中数据为经简单同族合并后的专利数量。

Data in the figure represents the number of patents after simple family consolidation.

图6 中医药知识图谱专利申请数量年度分布及趋势

Fig. 6 Annual distribution and trend of patent applications for TCM knowledge graphs

从年度申请数量来看，目前申请数量较少，但呈逐年上升趋势，不同阶段特征显著。2012—2015年为初始阶段，专利申请数量极低，表明此时知识图谱技术在中医药领域的应用尚处于探索期，技术成熟度和市场关注度较低。从2016年起，专利申请量进入稳步增长期，从2016年的5件逐步上升至2020年的21件，年均增幅显著。这可能得益于中医药知识图谱在临床辅助决策、名医经验传承等场景中的应用取得初步成果，证明了其技术可行性与实用价值，吸引了更多研究者参与。而2021—2025年则进入高速增长阶段，特别是2024—2025年分别达到70件和150件，创历史新高。这一爆发式增长得益于人工智能技术的突飞猛进和诸如《关于促进数字中医药发展的若干意见》^[37]等政策文件的

发布，这一趋势也与前文中论文发文量的增长相呼应，进一步表明知识图谱已成为中医药现代化的重要工具。

3.2 中医药知识图谱专利地域分布

为揭示不同国家或组织在中医药知识图谱领域的技术创新活跃度，本研究对其专利的全球分布进行了深入分析。如图7-A所示，中医药知识图谱专利在全球的地域分布十分集中，中国在该领域占据绝对主导地位，以96%的专利持有量成为全球核心研发区域。中医药知识图谱是一个高度依赖本土知识体系与文化语境的技术领域，其发展根植于深厚的中医药理论、庞大的临床数据与丰富的药材资源，这些核心要素均集中在中国，从而催生了本土研发机构的绝对创新主体地位。相比之下，其他国

家和地区的申请量总和仅为4%，分布则极为分散，其研究方向多致力于将中医诊疗经验转化为量化的客观数据，并与硬件设备结合服务诊疗；同时，其在自然语言处理或数据挖掘方法上也侧重于开发通用技术工具，并将其应用于中医药文本这一特定场景。

在国内层面，专利分布呈现出以北京为核心、东部沿海省份协同发展的多极化格局(图7-B)。北京以84件的申请量遥遥领先，彰显其在承接国家级重点项目、汇聚顶尖高校与科研机构方面的绝对优势，已成为全国中医药知识图谱技术创新的策源地。紧随其后的广东、浙江、江苏等沿海经济强省，凭借其在数字技术与人工智能产业的先发优势，积

极推动这些前沿技术与传统中医药的深度融合，从而形成了显著的技术落地与专利产出能力。对比分析不同地区的申请人类型构成，可见其主体构成存在显著差异：北京以高校(37件)和科研单位(23件)为绝对主力，其创新主要由国家重大项目、基础理论与学科建设驱动，致力于构建中医药知识图谱从基础本体、术语标准到核心算法的完整技术体系；而广东则以企业(29件)为第一大创新主体，更侧重于面向临床辅助诊断、健康管理产品、智能问答系统等具体应用场景的技术开发，高效地进行技术转化和产品孵化。国内专利申请的分布格局，清晰地揭示了中医药知识图谱技术创新与区域经济水平、科技实力与政策引导之间的高度关联。

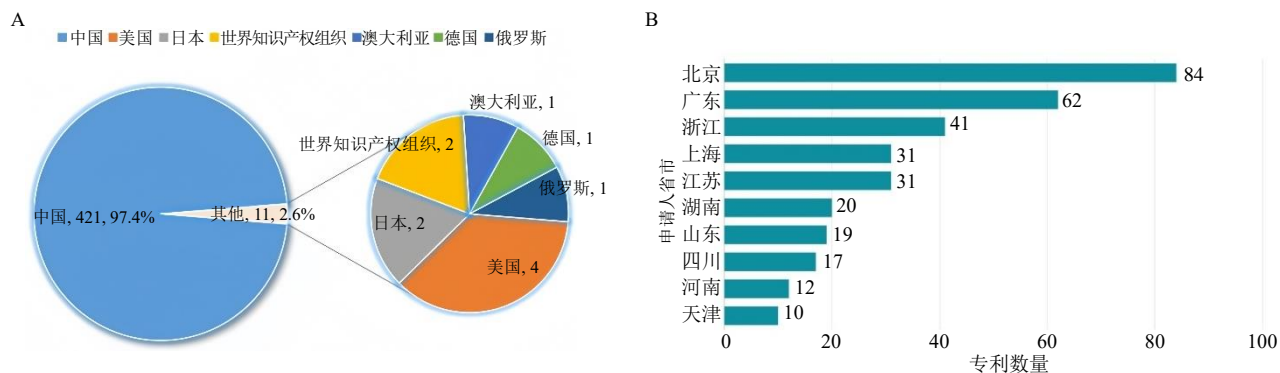


图7 中医药知识图谱专利申请全球地域分布 (A) 与中国省市分布 (B)

Fig. 7 Global geographic distribution (A) and Chinese provincial distribution (B) of patent applications for TCM knowledge graphs

3.3 中医药知识图谱专利申请人分析

机构名称已进行标准化合并处理，同一法人单位的下属二级机构统一归并至上级机构。从申请人类型占比来看(图8-B)，高等院校(占比44.98%)是该领域绝对的核心创新力量，其专利申请量远超其他类型主体。高校凭借其在基础理论、交叉学科研究方面的优势，主导着知识本体构建、知识抽取、知识推理等核心技术的突破。紧随其后的是企业(占比33.20%)和科研单位(占比11.97%)，三者共同构成了专利申请总量的主体。从申请人专利数量来看(图8-A)，中国中医科学院位居首位(18件)，其技术布局呈现出基础研究与知识服务并重的特征。一方面，持续深耕中医药术语标准化与本体构建，为领域发展奠定基础性知识框架。另一方面，聚焦基于知识图谱驱动的中医药知识服务系统、智能推荐与问答系统^[38-39]，技术上常运用大语言模型、检索增强、知识图谱融合等手段，覆盖从顶层

本体构建到下游知识服务的全链条。北京科技大学作为理工科高校，技术布局侧重于关键技术方法攻关，强调算法创新与领域知识深度融合，其专利申请方向则主要为中医典籍与医案的知识图谱构建方法，以及基于知识图谱的专病辨证推理系统构建方面^[40-41]。平安科技(深圳)有限公司技术布局则呈现出鲜明的产品化与场景化导向，其技术布局围绕中医智能辅助诊疗具体环节，如患者症状实体获取、辅助问诊及药物组合抽取中，直接服务于临床决策支持系统的开发^[42-43]。这种市场驱动的创新模式反映了企业在技术转化中的独特优势。成都中医药大学则在中医古籍的数字化与知识挖掘有突出贡献，其专利主要针对中医古籍知识图谱构建、古籍异体字处理、隐含语义关联等技术难题^[44-46]，致力于将传统古籍资源转化为可计算、可分析的结构化知识库，依托中医药院校特色资源形成了差异化的专利布局赛道。

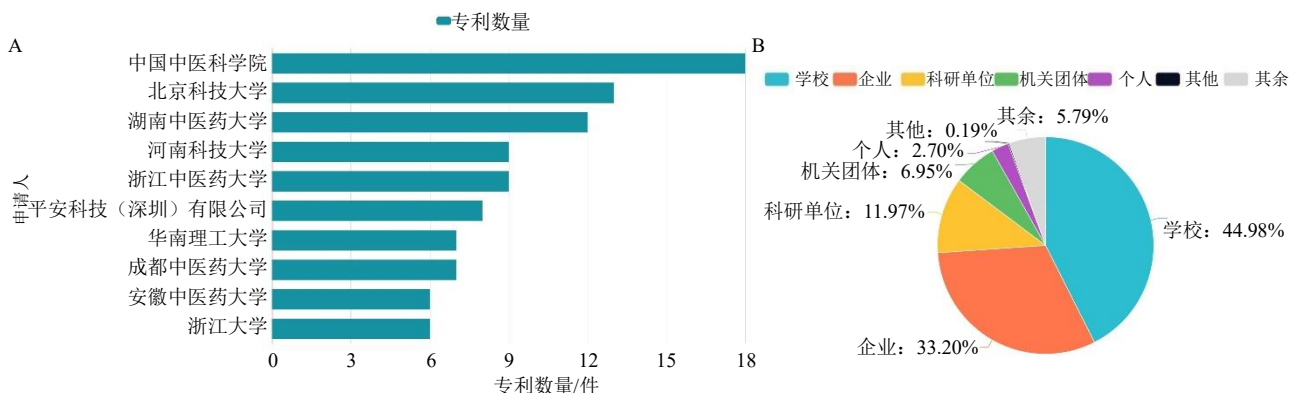


图 8 中医药知识图谱专利前 10 位申请人 (A) 与申请人类型 (B)

Fig. 8 Top 10 applicants (A) and applicant types (B) for patents on TCM knowledge graphs

3.4 中医药知识图谱专利技术主题分析

当前, 中医药知识图谱领域的专利申请在国际专利分类 (international patent classification, IPC) 中分布相对集中, 主要包含 G16H (297 件)、G06F (296 件) 和 G06N (261 件) 2 类, 同时涵盖 A61K、G06T、A61B 等相关类别, 具体分布见表 6。其中, G16H (占比 68.7%) 与 G06F (占比 68.5%) 构成该领域专利分布的核心。G16H 类专利主要关注医疗保健数据的结构化处理与通信技术, 其内容多集中于中医知识的结构化存储与文本语义解析上, 从而

为知识图谱的构建提供底层数据支撑; G06F 类专利则侧重于电数字数据处理方法与系统, 申请方向则主要面向可直接服务于中医证候分类、疾病预测与健康状态评估等核心应用模型的开发。这表明当前中医药知识图谱的专利申请热点聚焦于医疗数据的结构化处理与智能化应用, 主要涵盖中医辨证推理、健康状态辨识、临床辅助决策及知识服务系统构建等应用, 反映出该领域正深度融入中医药信息化与智能诊疗的发展进程, 展现出较强的创新活力与广泛的应用前景。

表 6 中医药知识图谱专利主要 IPC 小类申请情况

Table 6 Application status for major IPC subclasses of patents on TCM knowledge graphs

IPC 代码 (小类)	IPC 释义	专利数量/件	占比/%
G16H	医疗保健信息学, 即专门适用于处理或处理医疗或医疗保健数据的信息和通信技术	297	68.7
G06F	电数字数据处理	296	68.5
G06N	基于特定计算模型的计算装置	261	60.4
A61K	用于医疗、牙科或洗漱用品的制剂	31	7.1
G06T	图像数据处理或生成	23	5.3
A61B	诊断; 外科手术; 鉴定	16	3.7
G16C	计算化学; 化学信息学; 计算材料科学	13	3
G01N	通过测定材料的化学或物理性质来研究或分析材料	10	2.3
G06Q	专门适用于行政、商业、财务、管理或监督目的的信息和通信技术; 不包含在其他类目中的专门适用于行政、商业、财务、管理或监督目的的系统或方法	10	2.3
G06V	图像或视频识别或理解	9	2.2

4 讨论

4.1 研究领域概况

本研究通过整合利用 CiteSpace、VOSviewer 等可视化工具, 系统性分析 2012—2025 年发表在 CNKI、Wanfang 和 WOS、Incopat 等数据库的 745 篇文献 (中文 618 篇、英文 127 篇) 及 432 件专利,

以探析中医药知识图谱技术的研究热点与未来发展趋势。该领域文献数量持续稳定增长, 并呈现显著的阶段性特征。前期该领域发文量少且均为中文文献。这主要源于知识图谱作为新兴的知识表示技术, 其与中医药的结合尚属探索阶段。国内得益于中医药信息化、标准化建设的政策引导与资源投入^[47], 以及

对利用现代技术挖掘中医药知识体系的迫切需求,促使相关研究在国内率先积累。而同期国际学界这一交叉领域的认知与关注极为有限,参与度较低。后期则得益于全球范围内人工智能(尤其是大语言模型与复杂网络分析)的迅猛发展,为知识图谱在中医药知识体系中的应用创造了扎实的技术条件;同时,2022年11月,国家中医药管理局印发《“十四五”中医药信息化发展规划》,其中首次提出“构建中医古籍人工智能技术应用平台和中医药知识服务系统”,直接推动了“知识抽取”“语义网络”“智能问答”等研究方向在随后2年内的集中涌现,吸引了包括计算机科学、情报学在内的多学科国际团队参与,发文量快速增长,并推动了相关高水平英文成果的产出。

从发文机构与作者的角度来看,当前知识图谱在中医药领域的研究力量高度集中于国内,形成了以中医药院校与科研机构为核心、理工科院校积极参与的研究格局,核心学者之间形成较为稳定的团队协作模式,但其合作目前仍主要集中于机构内部或同一区域内,跨地域、跨背景的深度合作尚有较大提升空间。这种地域集聚性在领域研究早期利于形成稳定的研究团队,围绕特定优势方向进行长期、深入的知识积累,但同时伴随着研究不断深入,机构间的合作缺乏往往导致本体构建质量不一、知识图谱重复建设等资源浪费问题^[48]。亟需建立面向全国中医药知识图谱标准化数据管理平台,通过技术手段确保数据安全可信,以破解资源共享难题,并设立相关科研基金专项,鼓励跨区域、跨机构的联合团队申报,多维度推动领域内进一步创新。

从研究内容来看,中英文文献的研究内容均聚焦于知识表示、知识抽取与转化应用上,体现了该领域技术发展的内在规律,但呈现出不同的侧重。中文文献研究脉络完整,早期集中于中医本体与语义网络构建,中期深入知识抽取与知识融合等关键技术,致力于从古籍、方剂、医案等非结构化文本中自动化构建高质量知识库,近期则聚焦于大语言模型与智能问答等技术并与临床、教学场景进行深度融合,推动知识从静态存储向动态智能服务转化^[49]。相较而言,英文研究则更偏向技术前沿驱动,其研究聚焦于人工智能、深度学习及图神经网络等前沿算法在辅助个性化诊疗、处方推荐、药物发现等具体问题上的应用。这一现象背后是数据基础与研究范式差异双重机制共同作用的结果。国内研究能直

接、系统地获取并数字化中医古籍、名医医案及临床数据,这为构建从顶层本体到具体应用的完整知识体系提供了可能,其研究方向紧密对接国家战略需求,以“大语言模型与知识图谱协同”为例,2024年7月国家中医药管理局与国家数据局联合印发的《关于促进数字中医药发展的若干意见》中,明确“鼓励运用大数据、人工智能等新技术开展适用性研究,打造中医药大模型等行业数字技术底座”,这为“大语言模型”“检索增强生成(RAG)”“知识图谱补全”等前沿方向提供了直接的政策背书,以解决知识传承断代、临床辅助决策等重大现实问题。而英文研究则更嵌合国际计算机科学领域的学术研究范式,注重研究创新性、可复现性及在顶级会议或期刊的发表。

然而,在发文量快速增长的同时,也面临技术同质化与低水平重复的问题。具体而言,现行科研评价体系对论文和专利数量的侧重,使得部分研究倾向于选择技术路径成熟、产出周期短的“追随式”选题,围绕常见病种和通用方法的成果大量产出;中医古籍与临床医案数据标注成本高、跨机构共享困难,也在客观上限制了技术路径的多元化探索。

4.2 研究热点及趋势分析

4.2.1 中医药领域知识抽取技术

中医药领域知识抽取技术是指从中医文本数据中识别和提取药物、症状、证型等实体以及它们之间的关系的过程,是构建中医药知识图谱的关键任务之一^[50-51]。其研究热点主要分为实体抽取和关系抽取2个方面。

(1) 实体抽取: 实体抽取又被称为命名实体识别(named entity recognition, NER), 主要用于识别中医药文本中具有特定意义和研究价值的实体。在早期,主要采用基于规则^[52]与基于词典的2类方法,且多数研究将其独立应用,亦有文献对不同方法的效果进行了对照分析^[53]。尽管二者皆可准确抽取,且即使在没有训练数据的情况下,也能获得较好抽取结果,但其严重依赖词典质量和人工制定的规则,会耗费大量的人力、物力,并且在面临迁移至不同领域时带来挑战。在处理中医药领域复杂文本和不断更新、变化的数据上存在巨大瓶颈。因此,后续研究开始逐渐转向基于统计学思想的传统机器学习方法,其中以条件随机场(conditional random field, CRF)算法最受关注^[54]。近年来,深度学习已成为机器学习领域的研究热点,因其较传统机器学习在实体识别中准确率高,开始逐渐普及并被改

进、组合使用以进一步提高识别的准确性和效率，尤以双向长短期记忆网络-条件随机场(bidirectional long short-term memory with conditional random field, BiLSTM-CRF)方法使用最多^[55-56]。该模型结合了双向编码器表征法(bidirectional encoder representations from transformers, BERT)的深度双向语义表征能力、BiLSTM的长距离序列依赖捕获能力以及CRF的输出标签约束能力，尤其适用于中医古籍和医案中实体边界模糊、句式灵活、存在大量嵌套实体的文本特征。郑光敏等^[57]基于BERT-BiLSTM-CRF，提出一种先抽取关系和后抽取实体的自动抽取知识模型，在中医药NER任务中取得了优异的性能。Jia等^[58]提出了一种基于远程监督的跨度级命名实体识别中医实体提取模型，该模型从中医知识图谱中获取领域词典，使用BERT预训练语言模型作为文本特征编码器，并通过多层神经网络对实体进行检测和分类。

(2) 关系抽取：关系抽取是指从包含多个已知实体的文本中提取实体之间的关系。关系抽取最初依赖于基于规则的方法^[59]，多是由特定领域的专家手动编写模板来匹配关系，往往需耗费大量的时间和精力，且可移植性较差。随后机器学习方法便被引入该领域，并取得了一定的效果。如杨晓欢等^[60]对中医学相关文献摘要进行特征提取，在此基础上构建了关系抽取的支持向量机分类模型，主要用于识别中医方剂与疾病之间的关系。基于深度学习的关系抽取方法解决了传统机器学习中特征提取误差传播的问题，成为近些年的研究热点^[61]。刘道等^[62]构建半监督学习框架下基于SimBERT的关系抽取模型，以解决样本数量不均衡和中医文本关系抽取过程中的多词一义问题。Bai等^[14]使用基于卷积神经网络的分段注意力机制的模型来提取局部语义特征，从而在完成实体提取任务后提取之间的关系。Xu等^[63]引入联合抽取框架，利用图卷积网络在文档级中医文本上抽取联合实体关系，以提升中医实体关系提取的效率。

4.2.2 知识图谱辅助诊疗应用 在中医诊疗过程中，中医师个人的知识水平、临床经验都决定着实际临床疗效。而基于知识图谱构建的临床辅助诊疗系统可以通过知识推理的方式，为医生提供准确的辨证诊断信息，支持临床决策，从而提高诊断及用药的精确性。

在辅助诊断方面，当前研究聚焦于专病知识图

谱构建，通过整合临床指南、名老中医医案及论文文献数据，来构建起结构化知识网络以达到辅助决策的目的。胡嘉元^[64]使用Gephi软件构建病机内涵知识图谱，并基于图谱建立中医临床个性化诊疗决策支持系统，应用于中医药防治心血管疾病的辅助诊疗中。付子轩等^[65]针对中西医结合治疗急腹症构建知识图谱，并提出基于不完备知识库的关联规则挖掘结合随机游走的诊疗推理算法，将诊断和用药可视化，相较于基于本体规则的知识推理方法，其曲线下面积(area under curve, AUC)值高出15.18%，精确度高出30.36%，从而辅助基层医生进行疾病诊疗和临床决策。Qi等^[66]提出融合大语言模型与图神经网络的处方推荐模型，通过构建症状图与药对图并嵌入外部知识，在生成的推荐列表中，前5味药的精确率达到22.1%，前20味药的召回率达到32.5%，分别比基线模型提高4.7%和6%，实现了症状表征与草药推荐的高效匹配。Jin等^[67]则基于中医文献与处方数据构建知识图谱，利用图注意力网络提取症状与草药的共现与路径特征，并引入“君、臣、佐、使”等组方规律作为预测约束，增强了推荐结果的中医理论合理性。Zhang等^[68]进一步聚焦个性化推荐，提出一种知识图谱扩散模型，通过患者属性提示微调与图谱扩散增强语义获取，结合图卷积网络融入症状-药物交互模式，并在多个数据集上验证了其在临床个性化诊疗支持中的有效性。

4.2.3 中医药领域知识图谱智能问答系统 智能问答系统是当前人机交互领域的研究热点。通过将知识图谱作为知识来源，能够更准确地理解自然语言问题，并根据用户的真实意图提供更贴切的答案。目前基于知识图谱的问答系统主要分为4大类：基于模板匹配的方法、基于语义解析的方法、基于深度学习的方法、基于大语言模型的方法。前两者因其构建和维护需耗费巨大的人力成本且泛化能力、可解释性较弱等原因，近年来已较少使用^[69]。在基于深度学习的方法方面，Li等^[70]提出BERT+Slot-Gated模型，在面对方剂与中药的问答任务中，体现实体识别精确率和召回率的调和平均数 F_1 值达0.996，意图识别准确率达99.75%，并在微信公众号实现了轻量化服务部署。基于大语言模型的方法则进一步利用了其突出的生成能力，通过RAG、图谱增强生成(GraphRAG)，将知识图谱中的相关三元组作为提示信息输入大语言模型，从而增强回答的准确性与可信度，有效减少大语言模型的“幻

觉”问题。其中，RAG将三元组作为外部知识注入生成过程，可提升回答的事实准确性和可解释性；GraphRAG则在此基础上利用知识图谱的结构化语义信息，对检索结果进行重排序和上下文增强，在多跳推理和复杂关系问答中表现更优。董兆安等^[71]利用GraphRAG技术构建中医药知识问答系统，相较于直接使用大语言模型，其回答准确率提升8.33%；李明等^[72]则基于《伤寒论》等古籍构建方剂知识图谱，并借助RAG实现方剂组成、主治等信息的精准问答；周宗桢^[73]进一步提出将知识图谱转化为指令调优数据集，结合低秩适应（low-rank adaptation, LoRA）等高效微调技术，提升了大语言模型在中医疫病领域的专业问答能力。

4.2.4 大语言模型与知识图谱协同互增研究 大语言模型虽在语义理解与文本生成方面表现卓越，但其可解释性弱、易产生“幻觉”等问题也较为突出；知识图谱虽能提供结构化、可解释的知识支撑，却受限于构建成本高、内容不完整等瓶颈。两者之间的互增可以缓解所存在的局限性，并正在推动中医药知识工程的研究范式发生深刻转变^[74]。综合关键词聚类与时区分析，“大语言模型”“知识图谱”“知识抽取”与“问答系统”等关键技术已形成现阶段最紧密的关系。传统的知识图谱研究目标是投入大量人力构建一个静态、封闭的领域知识库，应用则受限于基于规则或模板查询及可视化分析；当前，随着大语言模型的技术突破，两者之间的协同互增，已然贯穿从自动化构建到场景化应用的全过程。

一方面，大语言模型被用于高效构建与补全知识图谱，有效解决了在中医古籍与医案文本处理中面临的实体抽取难、标注成本高的问题，从而促进中医知识图谱开发的自动化和智能化。Li等^[75]针对风湿病古籍文献，结合大语言模型自动标注与人工复核，构建了首个风湿病专病知识图谱，并提出了适配古籍语义特点的实体抽取新方法；Zhang等^[4]通过微调ChatGLM3-6B模型，优化了中文中医文本的语义理解与结构化抽取，协同BERT实体识别模型，系统化地构建了通用中医知识图谱。另一方面，知识图谱作为可靠的结构化知识源，通过RAG等技术融入大语言模型的推理过程。Duan等^[76]基于新安医学医案构建知识图谱，并开发了融合知识图谱的医案问答系统，其答案忠实度、相关性等评估指标均超过0.93，安全性与实用性显著优于纯大语言模型。以上研究为解决中医药领域知识隐性

化、经验结构化与服务智能化等长期挑战提供了可期的实现路径。

4.3 专利申请热点与趋势

本研究检索2012年1月1日—2025年12月31日Incopat专利数据库知识图谱技术在中医药领域相关的专利，得到专利数据518件，进行同族合并后得到专利432件，其中国内专利有421件，占比97.4%，国外专利11件，占比2.6%，显示出我国在该领域中的绝对主导地位与高度活跃的态势。

尽管专利申请数量增长显著，但专利质量与转化仍面临严峻挑战。在当前专利法律状态中，处于“审中”阶段的专利占比高达46.6%，反映出该领域正处于创新发展的快速增长期，“有效”专利占比仅为24.5%，表明技术迭代较快，多数专利尚未经过充分的市场检验，其最终能否获得授权以及授权后转化成果都存在不确定性。进一步对失效专利的成因剖析发现，失效专利中“撤回”（占比45.9%）与“驳回”（占比38.7%）构成了绝对主体，两者合计高达84.6%。这一特征背后存在多重深层原因：首先，专利申请质量问题是根本原因。部分专利申请存在创新高度不足、公开不充分、撰写质量不高等问题，高校及科研单位作为主要申请主体，其部分专利申请源于科研考核需求，存在“数量导向”倾向^[77]。同时，领域技术迭代速度快于专利审查周期，知识图谱、人工智能等领域技术更新迅速，专利审查周期相对较长，部分申请在审查阶段核心技术已被行业新技术迭代，丧失授权前景，申请人因此主动撤回或放弃答复。从技术主题分布来看，当前中医药知识图谱的专利技术主题多集中于数据处理（G06F）与医疗信息系统（G16H）等分类，其在内容上呈现出一定的同质化，多数专利聚焦于通用知识图谱构建方法与常见病证的辅助诊断，而在跨模态知识融合、患者个性化四诊信息动态推理，以及面向专病全程管理的知识服务等方面的专利仍相对有限。

4.4 研究热点与专利布局的差异分析

通过对比分析中英文文献关键词聚类和专利技术主题分布，可以发现二者存在明显差异。前沿算法模型及领域本体构建在学术研究中讨论热烈，但在专利布局中相对薄弱；而专利则多集中于诊疗辅助系统集成与通用数据处理方法等领域，在底层知识表示模型（如G06N领域）的原创性专利研究薄弱。首先，从技术成熟度看，文献中的前沿算法

多为底层、通用技术，其创新点常被视为算法本身，在专利申请中面临更高的创造性审查与授权不确定性，导致研究者更倾向于以学术论文形式进行发表。其次，在商业价值与产业化路径上，专利主要分布的 G16H/G06F 领域对应着明确的临床需求、相对较短的产品开发周期和清晰的市场回报模式。而前沿算法的商业价值实现往往需要经过漫长的场景适配与合规验证，其高风险、长周期的特性抑制了即时的专利布局动机。这种“产-学”目标错位，加之科技成果转化机制不畅，共同导致了现阶段二者之间的差异。

针对中医药知识图谱领域有效专利不足、技术同质化、竞争力不足等挑战。为此提出以下建议：

(1) 强化以质量为导向的专利培育机制。在政策引导与评审体系中，进一步突出专利的创新高度、技术成熟度与临床适用性。鼓励围绕现阶段中医临床重点、难点场景，如多模态数据下的辨证推理、专病全周期知识服务等方向开展高价值专利布局。通过加强财政补贴，降低专利研发与维持成本，吸引创新型人才参与关键技术攻关。(2) 构建“产-学-研-用”协同的成果转化生态。推动企业、高校、科研院所与临床医疗机构建立深度融合的创新联合体，围绕真实世界需求确定研究方向，形成从技术研发、专利保护到产品孵化的一体化链条。同时支持第3方专业机构开展专利价值评估，加速高潜力专利的临床验证与市场推广。(3) 拓展全球化视野与标准话语权。在夯实国内专利布局的基础上，鼓励创新主体通过 PCT 等途径开展国际专利申请，积极介入中医药数字标准、健康数据模型等国际规范的研究与制定。通过专利与技术标准相结合，提升我国在中医药智能化领域的国际影响力与产业竞争力。

5 结论

本研究基于文献计量学与专利分析的整合视角，对 2012—2025 年知识图谱技术在中医药领域应用的相关文献与专利进行了系统性可视化分析。结果显示，知识图谱技术在中医药领域的领域仍处于快速发展的阶段，多学科交叉特点显著，其发展深受人工智能技术进步与中医药信息化政策推动。机构与作者合作网络方面，其合作网络呈现显著的地域集聚性，虽利于早期区域内研究成果快速积累，但也可能制约未来进一步跨域协同发展。由于数据基础与研究范式的差异，中英文文献在研究内

容上各有侧重，中文研究凭借国内数据与政策等优势，构建了从本体、抽取到应用的完整链条；而英文文献则更侧重于前沿算法在具体任务上的探索。从关键词的聚类和时间线分析中可知，以大语言模型、RAG 为代表的人工智能技术正与知识图谱深度融合，推动知识图谱从静态、功能单一的知识库转变为增强大模型专业性、可信性与可解释性的关键基础设施。专利分析表明，我国在该领域的创新活动极为活跃，专利申请量占据全球主导地位，且技术主题高度聚集于 G16H 与 G06F，而在底层知识表示与推理模型（如 G06N）的原创性专利布局薄弱。同时“产-学”两界研究内容存在错配差异，这直接导致了有效专利不足、技术方向同质化、专利竞争力不足等问题。

知识图谱为中医药领域提供了一种新的知识存储与利用方式，具有广泛的应用前景。展望未来，应设立国家级跨地域、跨学科的专项研发基金项目，建立全国范围的知识图谱标准化数据管理平台，打破地域、学科壁垒，形成体系化的协同创新生态。同时，优化专利质量与布局策略，相关政策导向与科研评价体系需从追求数量转向激励高质量、前瞻性专利，应重点扶持当前专利布局薄弱但临床需求迫切的核心领域：针对中医诊断的核心特征，跨模态四诊知识图谱构建需解决舌象、脉象、问诊文本等多源异构数据的对齐与融合难题，可参考跨模态预训练模型构建中医专用的多模态编码器，实现四诊信息的语义关联与协同推理；针对大语言模型应用中的“幻觉”问题，大语言模型与知识图谱协同互增应聚焦 RAG 与 GraphRAG 的深度融合，提升中医智能问答与辅助决策的准确性与可信度。针对知识图谱构建成本高、更新慢的瓶颈，多智能体驱动的自动化构建与可解释推理需探索多智能体协作框架，将知识抽取、融合、推理等任务分解为多个智能体协同完成，结合强化学习与因果推理技术，实现推理路径可追溯、可理解，大幅降低构建与维护成本。

随着上述技术方向的突破，可提高获取中医知识的全面性和准确性，以解决传统知识表示的碎片化问题，降低构建知识图谱成本。通过加快构建“产-学-研-用”协同生态、加强高质量专利培育与全球化布局、参与国际标准制定等策略，将技术优势切实转化为知识产权优势与产业竞争力，从而为中医药的现代化传承与创新提供坚实支撑。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

参考文献

- [1] Ji S X, Pan S R, Cambria E, *et al.* A survey on knowledge graphs: Representation, acquisition, and applications [J]. *IEEE Trans Neural Netw Learn Syst*, 2022, 33(2): 494-514.
- [2] Peng C Y, Xia F, Naseriparsa M, *et al.* Knowledge graphs: Opportunities and challenges [J]. *Artif Intell Rev*, 2023, 56(11): 13071-13102.
- [3] 国家中医药管理局. 国家中医药管理局关于印发“十四五”中医药信息化发展规划的通知 [EB/OL]. (2022-12-05) [2026-04-28]. <http://www.natcm.gov.cn/guicaisi/zhengcewenjian/2022-12-05/28427.html>.
- [4] Zhang B, Li R F, Yin K D, *et al.* Construction and application of traditional Chinese medicine knowledge graph based on large language model [J]. *Interdiscip Sci Comput Life Sci*, 2026, 18: 734-746.
- [5] Li X, Lei L. A bibliometric analysis of topic modelling studies (2000—2017) [J]. *J Inf Sci*, 2021, 47(2): 161-175.
- [6] Liu S Y, Zhang S H. A bibliometric analysis of computer-assisted English learning from 2001 to 2020 [J]. *Int J Emerg Technol Learn*, 2021, 16(14): 53.
- [7] 张旭, 雷孝平. 国内外专利情报分析方法、技术与应用研究进展 [J]. *情报学进展*, 2012, 9: 287-321.
- [8] Wu T X, Qi G L, Li C, *et al.* A survey of techniques for constructing Chinese knowledge graphs and their applications [J]. *Sustainability*, 2018, 10(9): 3245.
- [9] 王晚霞, 冯茹, 叶孟亮, 等. 肠道菌群与糖尿病领域研究现状与未来趋势预测 [J]. *中国药理学杂志*, 2025, 60(9): 893-906.
- [10] Farhat F, Silva E S, Hassani H, *et al.* The scholarly footprint of ChatGPT: A bibliometric analysis of the early outbreak phase [J]. *Front Artif Intell*, 2024, 6: 1270749.
- [11] Yao R F, Shen Z H, Xu X Y, *et al.* Knowledge mapping of graph neural networks for drug discovery: A bibliometric and visualized analysis [J]. *Front Pharmacol*, 2024, 15: 1393415.
- [12] Dong X, Zhao C X, Song X P, *et al.* PresRecST: A novel herbal prescription recommendation algorithm for real-world patients with integration of syndrome differentiation and treatment planning [J]. *J Am Med Inform Assoc*, 2024, 31(6): 1268-1279.
- [13] El-Shafai W, Mahmoud A A, El-Rabaie E M, *et al.* Traditional Chinese medicine automated diagnosis based on knowledge graph reasoning [J]. *Comput Mater Continua*, 2022, 71(1): 159-170.
- [14] Bai T, Guan H T, Wang S, *et al.* Traditional Chinese medicine entity relation extraction based on CNN with segment attention [J]. *Neural Comput Appl*, 2022, 34(4): 2739-2748.
- [15] Long H, Zhu Y, Jia L R, *et al.* An ontological framework for the formalization, organization and usage of TCM-Knowledge [J]. *BMC Med Inform Decis Mak*, 2019, 19(2): 53.
- [16] 于彤, 崔蒙, 李海燕, 等. 中医药学语言系统的语义网络框架: 一个面向中医药领域的规范化顶层本体 [J]. *中国数字医学*, 2014, 9(1): 44-47.
- [17] 朱玲, 于彤, 杨峰. 基于关键词的中医古籍概念实体间语义关系发现研究 [J]. *中国数字医学*, 2016, 11(5): 73-75.
- [18] 朱玲, 李敬华, 于琦, 等. 中医哮喘领域本体的构建 [J]. *中国实验方剂学杂志*, 2017, 23(15): 222-226.
- [19] 于彤, 于琦, 李敬华, 等. 中医药本体服务系统 [J]. *中国数字医学*, 2015, 10(6): 105-107.
- [20] 贾李蓉, 于彤, 李海燕, 等. 中医药语义网络的顶层框架研究 [J]. *中国数字医学*, 2015, 10(3): 54-57.
- [21] 朱彦, 朱玲, 高博, 等. 中药功效语义网络的构建及应用 [J]. *中华中医药杂志*, 2016, 31(5): 1710-1715.
- [22] 张宇, 贾李蓉, 郭新峰, 等. 基于语义表达的中医药优势病种网络模型的构建 [J]. *中华医学图书情报杂志*, 2021, 30(1): 25-30.
- [23] 杨凤, 侯鉴宸, 邢琛林, 等. 基于知识元标引与知识图谱的中医古籍知识表示、获取与发现研究 [J]. *中国中医基础医学杂志*, 2023, 29(6): 954-959.
- [24] 李芊芊, 付兴, 杨凤, 等. 基于“病脉证并治”诊疗思维的《伤寒论》知识图谱构建与应用 [J]. *世界科学技术—中医药现代化*, 2022, 24(9): 3613-3621.
- [25] 周冉冉, 邢琛林, 李芊芊, 等. 基于知识元标引与知识图谱探析《经方实验录》“病脉证并治”思维 [J]. *中国中医基础医学杂志*, 2024, 30(7): 1210-1215.
- [26] 耿雪茹, 张建桐, 侯鉴宸, 等. 基于药性驱动配伍机制语义建模的处方推荐算法 [J]. *北京邮电大学学报*, 2025, 48(5): 128-135.
- [27] Wan H Y, Moens M F, Luyten W, *et al.* Extracting relations from traditional Chinese medicine literature via heterogeneous entity networks [J]. *J Am Med Inform Assoc*, 2016, 23(2): 356-365.
- [28] Duan P B, Yang K, Su X, *et al.* HTINet2: Herb-target prediction via knowledge graph embedding and residual-like graph neural network [J]. *Brief Bioinform*, 2024, 25(5): bbae414.
- [29] Yang K, Dong X, Zhang S H, *et al.* PresRecRF: Herbal prescription recommendation via the representation fusion of large TCM semantics and molecular knowledge [J]. *Phytomedicine*, 2024, 135: 156116.

- [30] Ma Y K, Liu Y, Zhang D Z, *et al.* A multigranularity text driven named entity recognition CGAN model for traditional Chinese medicine literatures [J]. *Comput Intell Neurosci*, 2022, 2022: 1495841.
- [31] Zhang D Z, Xia C, Xu C, *et al.* Improving distantly-supervised named entity recognition for traditional Chinese medicine text via a novel back-labeling approach [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 145413-145421.
- [32] 梅佳华, 王勇森, 查学志, 等. 基于文献计量学的小檗碱研究动态及焦点可视化分析 [J]. *中草药*, 2025, 56(17): 6317-6333.
- [33] 张德政, 谢永红, 李曼, 等. 基于本体的中医知识图谱构建 [J]. *情报工程*, 2017, 3(1): 35-42.
- [34] Qu X L, Tian Z W, Cui J M, *et al.* A review of knowledge graph in traditional Chinese medicine: Analysis, construction, application and prospects [J]. *Comput Mater Continua*, 2024, 81(3): 3583-3616.
- [35] Long J J, Niu J H, Wang H P, *et al.* RTGN: Robust traditional Chinese medicine graph networks for patient similarity learning [J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2025, 29(3): 2185-2198.
- [36] Yuan Y J, Fu Q H, Zhang Y Q, *et al.* CAR-based cell therapy: Evaluation with bibliometrics and patent analysis [J]. *Hum Vaccines Immunother*, 2021, 17(11): 4374-4382.
- [37] 王青云. 《关于促进数字中医药发展的若干意见》印发 [J]. *中医药管理杂志*, 2024, 32(16): 29.
- [38] 雷蕾, 李海燕, 高彤, 等. 一种新型大模型中医药课程资源智能问答方法和系统: 中国, CN120144706B [P]. 2025-08-26.
- [39] 于彤, 张谢华, 李敬华, 等. 一种基于大语言模型的中医知识图谱生成方法及系统: 中国, CN119446558A [P]. 2025-02-14.
- [40] 谢永红, 蒋彦钊, 石英杰, 等. 一种基于知识图谱的伤寒辨证推理系统: 中国, CN110827990B [P]. 2022-08-19.
- [41] 张德政, 金佩, 谢永红, 等. 一种中医理论典籍的知识图谱构建方法: 中国, CN109190113B [P]. 2021-08-31.
- [42] 郭维, 阮晓雯, 吴振宇. 一种辅助问诊方法、装置、存储介质以及电子设备: 中国, CN118262935B [P]. 2025-09-19.
- [43] 郭维, 阮晓雯, 王建明. 一种病患症状的获取方法及装置、存储介质、计算机设备: 中国, CN118098620B [P]. 2025-09-19.
- [44] 温川飙, 付勇智, 杨静, 等. 中医古籍知识图谱构建方法、设备、介质: 中国, CN120509470B [P]. 2025-11-11.
- [45] 温川飙, 徐鑫垚, 杨静, 等. 中医古籍隐含语义与显式术语的关联方法、系统和介质: 中国, CN120611717B [P]. 2025-10-17.
- [46] 杨静, 徐鑫垚, 温川飙, 等. 中医古籍异体字字典构建及文本对齐方法、系统和介质: 中国, CN120744144B [P]. 2026-02-03.
- [47] 2025 谭平, 刘惠娜, 韦昌法. 融合大语言模型与知识图谱的抑郁症中西医结合智能问答系统构建研究 [J]. *上海中医药杂志*, 2025, 59(7): 1-10.
- [48] 曾子玲, 张华敏, 于彤, 等. 知识图谱及其关键技术在中医药领域的研究与应用综述 [J]. *世界科学技术—中医药现代化*, 2022, 24(2): 780-788.
- [49] 黄贺瑄, 王晓燕, 顾正位, 等. 医学知识图谱构建技术及发展现状研究 [J]. *计算机工程与应用*, 2023, 59(13): 33-48.
- [50] Zhao Q, Li J Q, Xu C, *et al.* Knowledge-enhanced relation extraction for Chinese EMRs [J]. *Prof*, 2020, 22(4): 57-62.
- [51] Fei H, Ren Y F, Zhang Y, *et al.* Enriching contextualized language model from knowledge graph for biomedical information extraction [J]. *Brief Bioinform*, 2021, 22(3): bbaa110.
- [52] Zhou X Z, Liu B Y, Wu Z H, *et al.* Integrative mining of traditional Chinese medicine literature and MEDLINE for functional gene networks [J]. *Artif Intell Med*, 2007, 41(2): 87-104.
- [53] 刘凯, 周雪忠, 于剑, 等. 基于条件随机场的中医临床病历命名实体抽取 [J]. *计算机工程*, 2014, 40(9): 312-316.
- [54] 朱可, 李义凯, 李炜弘, 等. 面向中医古籍的知识抽取研究进展 [J]. *世界科学技术—中医药现代化*, 2025, 27(11): 3295-3303.
- [55] 郑子强. 面向慢性肾脏病中医医案的知识图谱学习与推理研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2020.
- [56] 张艺品, 关贝, 吕荫润, 等. 深度学习基础上的中医实体抽取方法研究 [J]. *医学信息学杂志*, 2019, 40(2): 58-63.
- [57] 郑光敏, 易天源, 唐东昕, 等. 基于 BERT-BiLSTM-CRF 模型的中国民族药知识抽取 [J]. *武汉大学学报: 理学版*, 2021, 67(5): 393-402.
- [58] Jia Q, Zhang D Z, Xu H F, *et al.* Extraction of traditional Chinese medicine entity: Design of a novel span-level named entity recognition method with distant supervision [J]. *JMIR Med Inform*, 2021, 9(6): e28219.
- [59] 于彤, 朱玲, 李敬华, 等. 中医文本信息抽取系统 [J]. *中国医学创新*, 2015, 12(21): 108-110.
- [60] 杨晓欢, 单娅辉, 解丹, 等. 面向文摘的中药方剂与疾病关系抽取 [J]. *世界科学技术—中医药现代化*, 2017, 19(7): 1167-1172.
- [61] 张吉祥, 张祥森, 武长旭, 等. 知识图谱构建技术综述 [J]. *计算机工程*, 2022, 48(3): 23-37.
- [62] 刘道, 龚庆悦, 李铁军, 等. 基于 SimBERT 的中医医案实体间关系抽取 [J]. *软件导刊*, 2022, 21(11): 12-18.
- [63] Xu W X, Wang L, Zhang M C, *et al.* A joint entity Relation

- Extraction method for document level traditional Chinese medicine texts [J]. *Artif Intell Med*, 2024, 154: 102915.
- [64] 胡嘉元. 病机主导的中医临床个性化诊疗模式及决策支持系统构建 [D]. 北京: 北京中医药大学, 2020.
- [65] 付子轩, 周鹏, 任海燕, 等. 基于知识图谱的中西医结合急腹症诊疗推理分析 [J]. *中国实验方剂学杂志*, 2023, 29(11): 190-199.
- [66] Qi J Z, Wang X Y, Yang T. Traditional Chinese medicine prescription recommendation model based on large language models and graph neural networks [A] // *2023 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM)* [C]. Turkiye: IEEE, 2023: 4623-4627.
- [67] Jin Z, Zhang Y, Miao J X, et al. A knowledge-guided and traditional Chinese medicine informed approach for herb recommendation [J]. *Front Inf Technol Electron Eng*, 2023, 24(10): 1416-1429.
- [68] Zhang C B, Tan L, Wang Y R, et al. TCM_DiffPR: Knowledge graph diffusion model for personalized traditional Chinese medicine recommendation [J]. *J Intell Inf Syst*, 2025, doi: 10.21203/rs.3.rs-6047566/v1.
- [69] 刘新亮, 徐雨时, 李杜白, 等. 基于知识图谱的问答方法综述 [J]. *计算机应用*, 2025, 45(1): 1-21.
- [70] Li R, Ren G, Yan J F, et al. Intelligent question answering system for traditional Chinese medicine based on BSG deep learning model: Taking prescription and Chinese materia Medica as examples [J]. *Digital Chin Medicine*, 2024, 7(1): 47-55.
- [71] 董兆安, 秦可豪, 周子力, 等. 基于 GraphRAG 的中医药知识问答系统 [J]. *曲阜师范大学学报: 自然科学版*, 2025, 51(1): 1-11.
- [72] 李明, 罗晓兰, 朱邦贤. 中医古籍方剂数据挖掘与知识问答系统构建 [J]. *图书馆论坛*, 2025, 45(4): 49-59.
- [73] 周宗楨. 中医疫病文献的知识图谱构建与应用研究 [D]. 南京: 南京中医药大学, 2024.
- [74] 贾子硕, 张俭鸽, 贺浩峰, 等. 大模型与知识图谱互增技术与应用综述 [J]. *计算机科学*, 2025, 52(1): 1-16.
- [75] Li H T, Xia C M, Hou Y J, et al. TCMRD - KG: Innovative design and development of rheumatology knowledge graph in ancient Chinese literature assisted by large language models [J]. *Front Pharmacol*, 2025, 16: 1535596.
- [76] Duan Y C, Zhou Q Q, Li Y, et al. Research on a traditional Chinese medicine case-based question-answering system integrating large language models and knowledge graphs [J]. *Front Med*, 2025, 11: 1512329.
- [77] 甘子珍, 孙涛涛. 中国高校的失效专利及其情报价值探析 [J]. *科技创新与应用*, 2019, 9(26): 24-27.

[责任编辑 潘明佳]