

2014—2024 年基于知识图谱的 临床决策支持系统构建研究热点及趋势

张山¹, 刘璐¹, 丁舒^{1,2}, 吴瑛¹

(1.首都医科大学 护理学院, 北京 100069; 2.首都医科大学附属北京朝阳医院 护理部, 北京 100043)

【摘要】 目的 梳理近 10 年基于知识图谱的临床决策支持系统构建研究的热点及未来发展趋势, 为临床医务工作者应用信息化技术助力临床工作提供参考。**方法** 采用 CiteSpace 软件对 Web of Science 核心合集数据库中相关文献进行分析, 包含年发文量、国家、机构、共被引期刊以及关键词聚类等。**结果** 最终纳入了 114 篇英文文献, 中国发文量最多(52 篇, 占 45.61%)。3 个研究热点分别为知识图谱的构建数据基础、构建技术与方法和实际应用, 未来研究主要围绕本体、疾病、精准医疗、机器学习、数据库和知识表示。**结论** 越来越多的学者投入至基于知识图谱的临床决策支持系统构建研究中, 为医院管理者推动医院信息化提供了参考价值。

【关键词】 知识图谱; 临床决策支持系统; 构建; 研究热点; 可视化分析

doi:10.3969/j.issn.2097-1826.2024.12.011

【中图分类号】 R47 **【文献标识码】** A **【文章编号】** 2097-1826(2024)12-0043-05

Research Hotspots and Trends in the Construction of Clinical Decision Support System Based on Knowledge Graph from 2014 to 2024

ZHANG Shan¹, LIU Lu¹, DING Shu^{1,2}, WU Ying¹ (1.School of Nursing, Capital Medical University, Beijing 100069, China; 2.Department of Nursing, Beijing Chaoyang Hospital Affiliated to Capital Medical University, Beijing 100043, China)

Corresponding author: WU Ying, Tel: 010-83911766

【Abstract】 Objective To review the research hotspot and future trends in the construction of clinical decision support system based on a knowledge graph in the last 10 years, and to provide reference for clinical medical workers to apply information technology to their work. **Methods** CiteSpace software was used to analyze the literature in the core Web of Science collection database, including the annual number of publications, countries, institutions, cited journals, and keywords. **Results** 114 articles were finally included, with the largest number of published papers in China (52 articles, accounting for 45.61%). 3 research hotspots were obtained, including the data foundation of knowledge graph construction, technology and method of construction, and practical application. Future research was to focus on ontology, disease, precision medicine, machine learning, databases, and knowledge representation. **Conclusions** More scholars are engaged in the research of CDSS construction based on knowledge graphs in order to provide reference for managers to promote informatization in hospitals.

【Key words】 knowledge graph; clinical decision support system; construction; research hotspot; visual analysis

[Mil Nurs, 2024, 41(12): 43-47]

《“健康中国 2030”规划纲要》和《国务院关于积极推进“互联网+”行动的指导意见》强调要规范和推动“互联网+医疗”服务, 加快医院信息化建设^[1, 2]。目前, 我国绝大多数医院应用了医院信息系统(hospital information system, HIS), 尤其是临床决策支持系统(clinical decision support system, CDSS)的应用, 在规范医护人员的行为和提高工作

效率中发挥了重要作用^[3]。传统的基于知识的 CDSS 主要依赖于医护人员推理使用的相同的知识做出判断和建议, 具有易理解、透明度高、可解释性强等优点。但这种方法推理缺乏灵活性、处理效率低、新知识加入困难^[4]。近年来, 随着人工智能技术的不断发展, 基于知识图谱的 CDSS 具有知识推理灵活、处理效率高、新知识更新灵活等特点, 能够优化搜索引擎返回的结果, 提高用户搜索质量及体验^[5-6]。因此, 本研究对近 10 年国际关于基于知识图谱的 CDSS 构建研究进行可视化分析, 以期临床医务工作者应用

【收稿日期】 2024-08-05 **【修回日期】** 2024-10-29

【基金项目】 国家自然科学基金(72304196)

【作者简介】 张山, 博士, 副教授, 电话: 010-83916504

【通信作者】 吴瑛, 电话: 010-83911766

信息化技术助力临床工作提供实践参考。

1 资料与方法

1.1 文献检索策略 英文文献来源是 Web of Science(WOS)核心合集数据库,主题检索词为(knowledge graph) AND (clinical decision support system OR clinical decision support OR clinical decision-making OR clinical decision aid system OR nursing decision support system OR nursing decision support OR nursing decision-making)。检索时间为 2014 年 1 月至 2024 年 6 月。

1.2 文献纳入与排除标准 文献纳入标准:(1)主题限定为“知识图谱”和“临床决策支持系统”相关的文献;(2)文献类型仅限于研究论文和综述;(3)文献语言为英文。文献排除标准:(1)缺失关键信息;(2)重复发表的文献。通过 Citespace 软件对检索到的文献进行去重处理,最终得到 114 篇英文文献。

1.3 研究方法 采用 CiteSpace 6.2.R4 软件对文献进行可视化分析,时间分区设定为 1 年,网络连接强度为 Cosine。(1)采用 Excel 软件对发文量进行绘制;(2)在发文国家/机构/文献共被引情况分析,选择 country/institution/cited journal 作为节点类型,并设定 Top50 的阈值;(3)高频关键词分析:选择 keyword 作为节点类型,并设定 Top30 的阈值,采用了最小生成树法和修剪切片网络对图谱进行了修剪;(4)关键词聚类分析:采用 Log-Likelihood Ratio 算法对关键词进行聚类分析,聚类模块值 Q 值 >0.3 表示聚类结构显著,聚类平均轮廓值 S 值 >0.5 表示聚类合理^[7];(5)设定了伽马值 γ 为 0.4,最小持续时间为 1,突发检测的灵敏度为 2.0。

2 结果

2.1 文献检索结果 近 10 年发文数量呈逐年上升的趋势,尤其是 2023 年呈现出发文高峰,见图 1。

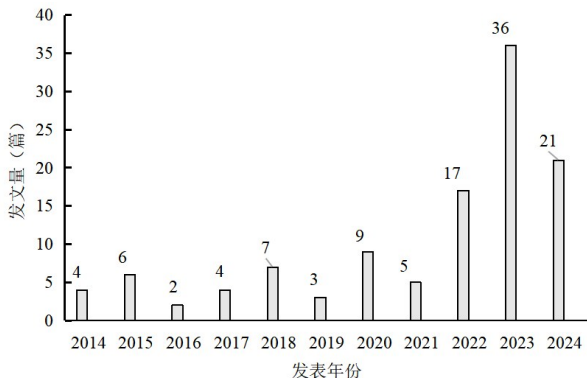


图 1 2014—2024 年研究年发文量

2.2 发文国家 29 个国家发表英文文献, E 值为 37, 密度值为 0.0911。发文量排名前 5 的国家: 中国 52 篇(45.61%), 中心性 0.18; 美国 34 篇(29.82%), 中心性 0.34; 德国 8 篇(7.02%), 中心性 0.39; 加拿大 7 篇(6.14%), 中心性 6.14; 英国 7 篇(6.14%), 中心性 0.23。

2.3 发文机构 发文机构有 282 个(由于本文纳入的文献多数是由多个机构合作完成, 因此, 发文机构数量多于纳入文献数量), E 值为 530, 密度为 0.0134, 发文最多的机构为中国的浙江大学(8 篇, 占 7.02%), 其次是清华大学(5 篇, 占 4.39%)、英国牛津大学(4 篇, 占 3.51%)。

2.4 关键词

2.4.1 高频关键词 排名前 20 的英文关键词可分为知识图谱的构建数据基础、构建技术与方法和实际应用 3 个方面。知识图谱构建数据基础包括电子健康记录、数据库、本体、知识、框架, 围绕构建基于知识图谱的 CDSS 所需的基础知识和数据资源。知识图谱构建技术与方法主要涉及深度学习、机器学习、自然语言处理、分类、知识表示、模型, 围绕构建基于知识图谱的 CDSS 开发和应用的关键词与方法。在实际应用方面, 主要从临床决策支持、决策支持、诊断、预测、照护、疾病、精准医疗、系统等方向进行应用, 见表 1。

表 1 排名前 20 高频关键词

序号	关键词	频次	中心性
1	knowledge graph (知识图谱)	23	0.24
2	electronic health records (电子健康记录)	11	0.33
3	clinical decision support (临床决策支持)	10	0.23
4	deep learning (深度学习)	9	0.12
5	system (系统)	8	0.09
6	classification (分类)	8	0.17
7	knowledge representation (知识表示)	7	0.03
8	diagnosis (诊断)	7	0.37
9	prediction (预测)	7	0.17
10	care (照护)	6	0.08
11	machine learning (机器学习)	6	0.22
12	ontology (本体)	6	0.15
13	decision support (决策支持)	5	0.18
14	knowledge (知识)	5	0.28
15	model (模型)	5	0.07
16	database (数据库)	5	0.28
17	disease (疾病)	5	0.07
18	framework (框架)	4	0.13
19	precision medicine (精准医疗)	4	0.21
20	natural language processing (自然语言处理)	4	0.13

2.4.2 关键词聚类分析 英文文献的关键词聚类 Q 值为 0.7659, S 值为 0.9325, 说明聚类合理。聚类结果为 #0 network analysis(网络分析)、#1 knowledge

识图谱 CDSS 的构建过程,对图谱进行补充和完善,以确保临床决策的准确性和权威性^[14]。除此之外,外部数据源能够辅助提供患者个体化的医疗健康数据,如,可穿戴设备获取的数据,有助于构建更全面的基于医疗健康知识图谱的 CDSS。Stavropoulos 等^[15]构建了基于规则框架的医学知识图谱,可将患者可穿戴设备中检测出的健康问题进行可视化,以促进临床决策。随着医学研究的不断进步和临床数据的不断积累,不同类型的数据源需定期更新以保持基于知识图谱 CDSS 知识库的时效性和准确性。

3.2.2 基于知识图谱 CDSS 构建的技术与方法 基于本研究结果,基于知识图谱 CDSS 构建的主要技术与方法为另一研究热点。如,知识表示方法用于将医疗知识以结构化的形式表示出来,便于 CDSS 在推断过程中的应用,提升了医疗信息的可理解性^[16]。深度学习、机器学习和自然语言处理等技术为从复杂的医疗数据中提取和表示知识提供了方法,帮助 CDSS 识别和理解医疗文本中的关键信息,提高基于知识图谱 CDSS 的准确性和实用性^[16-17]。例如,Zhu 等^[18]基于依存句法和图卷积神经网络提出了 GraphSynt 方法,利用双向长短期记忆网络学习句子模式,图卷积神经网络结合注意力机制细化知识,从非结构化病历中提取中医文本复杂关系,为 CDSS 提供更为可靠的诊断建议,而且,通过挖掘病历中的医疗信息,CDSS 还可为医生提供个性化的治疗方案建议。此外,基于知识图谱的 CDSS 需具备强大的推理能力,能够根据患者的临床表现和医学知识库中的知识,进行准确的诊断和治疗推荐^[19]。因此,CDSS 需具备高效的推理机制和算法,以确保决策的准确性和可靠性。Liu 等^[20]采用图神经网络和注意力机制设计了基于知识图谱的认知推理模型,用于辅助全科医生进行临床诊断和治疗,该模型的准确率为 78.73%,召回率 93.40%。基于知识图谱的 CDSS 实现了患者就诊推理过程的可视化,以及增强了临床医生对于疾病发生的可解释性,医生可直观地了解 CDSS 是如何根据患者的病史、症状、检查结果等信息进行推理和诊断,从而更加信任和采纳 CDSS 提供的建议。

3.2.3 基于知识图谱 CDSS 的应用研究 基于知识图谱 CDSS 的应用研究为该领域近十年的研究热点。基于知识图谱的 CDSS 能够提供诊断支持、治疗方案推荐、患者预后预测等临床决策支持服务,帮助医生做出更准确的诊断和治疗决策^[21]。如,Li 等^[21]构建了基于知识图谱的胃癌治疗推荐系统,包含了 207 个节点和 300 个关系,CDSS 与多学科团队治疗建议的总体一致性为 92.96%,可辅助医生制

定更有效的治疗决策。此外,精准医疗也受益于 CDSS 提供的个性化照护方案。如,Wu 等^[22]基于元学习的因果图学习算法框架,开发了生物学个性化因果推理知识图谱,该算法能够更好地理解数据中的潜在模式,从而对因果图做出更准确的预测,降低了 20%~30% 错误发现率,进一步增强了知识图谱作为 CDSS 知识库的可靠性和实用性。在临床实践中,医护人员面临着海量的医疗数据和复杂的诊断治疗问题,基于知识图谱的 CDSS 帮助医务工作者更加全面、深入地了解患者的病情和治疗方案,进而提高治疗效果和患者满意度。

3.3 基于知识图谱的临床决策支持系统构建的研究趋势 基于突现词分析,未来该领域的研究将围绕 ontology(本体)、disease(疾病)、precision medicine(精准医疗)、machine learning(机器学习)、database(数据库)、knowledge representation(知识表示)等方向进一步深入发展。未来研究正朝着更加个性化的医疗护理方案迈进,同时大数据管理和智能分析技术在推动医疗创新中起着关键作用。本体通过对领域内不同的实体、关系和属性进行约束,在构建疾病相关知识的结构化表示中扮演着重要作用,进而推动了精准医疗领域的变革,使得医疗决策能够基于个体患者的遗传、环境及生活方式等多维度信息实现高度个性化^[23]。未来研究应注重医学本体的标准化和共享化,以便促进基于知识图谱的疾病相关 CDSS 间的知识共享^[24]。学者们可参考一体化医学语言系统、国际医学规范术语全集以及专家建议等构建知识图谱的本体模型。同时,知识表示将为复杂数据的整合与理解提供支持,使得研究者能够构建出更加精确、全面的疾病模型,进而指导精准医疗实践^[25]。在构建基于知识图谱 CDSS 的过程中,机器学习未来将成为连接海量医疗数据与精准治疗方案的重要技术,通过对海量医疗数据库资源进行深度挖掘和分析,将多源异构数据进行整合与利用,形成全面的疾病知识网络,并且能够基于患者的个性化特征提供精准医疗建议^[22,26]。未来,随着医疗数据的快速增长和人工智能技术的迅猛发展,基于知识图谱的 CDSS 将更加高效的辅助医护人员进行临床护理决策。

4 小结

随着技术发展和政策支持,越来越多的学者投入至 CDSS 的相关研究,各个国家的学者和机构之间的合作关系仍需得到进一步的深化。基于知识图谱的 CDSS 有助于推动医疗行业的智能化发展。未来,研究者需要深入探究知识图谱本体的标准化和共享化、基于人工智能技术的精准医疗以及高性能

的数据库构建,为医院管理者推动医院信息化提供参考价值。

【参考文献】

- [1] 中共中央国务院.“健康中国 2030”规划纲要[EB/OL].[2024-07-08]. https://www.gov.cn/gongbao/content/2016/content_5133024.htm.
- [2] 国务院办公厅.国务院办公厅关于促进“互联网+医疗健康”发展的意见[EB/OL].[2024-07-08].http://www.gov.cn/zhengce/content/2018-04/28/content_5286645.htm.
- [3] 许杰,周瑜,夏星球,等.重症医学专科大数据平台的建设及应用[J].中华急诊医学杂志,2022,31(1):129-132.
- [4] 张山,崔薇,吴瑛.基于指南的临床决策支持系统使用依从性影响因素的研究进展[J].中国实用护理杂志,2023,39(13):98-103.
- [5] SANTOS A, COLAÇO A R, NIELSEN A B, et al. A knowledge graph to interpret clinical proteomics data[J]. Nat Biotechnol, 2022, 40(5):692-702.
- [6] 方攀,曹宇汀,丁子嘯,等.老年疾病康复知识图谱构建与应用探索[J].医学信息学杂志,2023,44(8):42-48.
- [7] CHEN C, HU Z, LIU S, et al. Emerging trends in regenerative medicine: a scientometric analysis in CiteSpace[J]. Expert Opin Biol Ther, 2012, 12(5):593-608.
- [8] MURALI L, GOPAKUMAR G, VISWANATHAN D M, et al. Towards electronic health record-based medical knowledge graph construction, completion, and applications: a literature study[J/OL].[2024-07-08]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1532046423001247?via%3Dihub>. DOI: 10.1016/j.jbi.2023.104403.
- [9] HAO S R, GENG S C, FAN L X, et al. Intelligent diagnosis of jaundice with dynamic uncertain causality graph model[J]. J Zhejiang Univ Sci B, 2017, 18(5):393-401.
- [10] LYU K W, TIAN Y, SHANG Y, et al. Causal knowledge graph construction and evaluation for clinical decision support of diabetic nephropathy[J/OL].[2024-07-08]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1532046423000199?via%3Dihub>. DOI: 10.1016/j.jbi.2023.104298.
- [11] YANG R, YE Q, CHENG C L, et al. Decision-making system for the diagnosis of syndrome based on traditional chinese medicine knowledge graph[J/OL].[2024-07-08]. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC8853781/>. DOI: 10.1155/2022/8693937.
- [12] WANG W G, FENG Y Y, ZHAO H Y, et al. Mdpg: a novel multi-disease diagnosis prediction method based on patient knowledge graphs[J/OL].[2024-07-08]. <https://link.springer.com/article/10.1007/s13755-024-00278-7>. DOI: 10.1007/s13755-024-00278-7.
- [13] ZHAO C, JIANG J C, GUAN Y, et al. EMR-based medical knowledge representation and inference via Markov random fields and distributed representation learning[J]. Artif Intell Med, 2018(87):49-59.
- [14] WANG L, XIE H M, HAN W T, et al. Construction of a knowledge graph for diabetes complications from expert-reviewed clinical evidences[J]. Comput Assist Surg, 2020, 25(1):29-35.
- [15] STAVROPOULOS T G, MEDITSKOS G, LAZAROU I, et al. Detection of health-related events and behaviours from wearable sensor lifestyle data using symbolic intelligence: a proof-of-concept application in the care of multiple sclerosis[J/OL].[2024-07-08]. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC8470200/>. DOI: 10.3390/s21186230.
- [16] LI L F, WANG P, WANG Y, et al. A method to learn embedding of a probabilistic medical knowledge graph: algorithm development[J/OL].[2024-07-08]. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC7273238/>. DOI: 10.2196/17645.
- [17] CHEREDA H, BLECKMANN A, MENCK K, et al. Explaining decisions of graph convolutional neural networks: patient-specific molecular subnetworks responsible for metastasis prediction in breast cancer[J/OL].[2024-07-08]. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC7953710/>. DOI: 10.1186/s13073-021-00845-7.
- [18] ZHU J Y, GONG O Y, LIU X, et al. Deep learning-based relation extraction model for Chinese medical case in 6G cyber physical model[J/OL].[2024-07-08]. <https://link.springer.com/article/10.1007/s11277-024-11025-2#citeas>. DOI: 10.1007/s11277-024-11025-2.
- [19] GOODWIN T R, HARABAGIU S M. Knowledge representations and inference techniques for medical question answering[J]. ACM Trans Intell Syst Technol, 2018, 9(22):1-26.
- [20] LIU Q H, TIAN Y, ZHOU T S, et al. An explainable and personalized cognitive reasoning model based on knowledge graph: toward decision making for general practice[J]. IEEE J Biomed Health, 2024, 28(2):707-718.
- [21] LI S C, LI Z, XUE K, et al. GC-CDSS: Personalized gastric cancer treatment recommendations system based on knowledge graph[J/OL].[2024-07-08]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1386505624000650?via%3Dihub>. DOI: 10.1016/j.ijmedinf.2024.105402.
- [22] WU H, SHI W Q, WANG M D. Developing a novel causal inference algorithm for personalized biomedical causal graph learning using meta machine learning[J/OL].[2024-07-08]. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11129385/>. DOI: 10.1186/s12911-024-02510-6.
- [23] LONG H, ZHU Y, JIA L R, et al. An ontological framework for the formalization, organization and usage of TCM-Knowledge[J/OL].[2024-07-08]. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC6454592/>. DOI: 10.1186/s12911-019-0760-9.
- [24] HU J, HUANG Z X, GE X W, et al. Development and application of Chinese medical ontology for diabetes mellitus[J/OL].[2024-07-08]. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC10799385/>. DOI: 10.1186/s12911-023-02405-y.
- [25] BU X S, LU L, ZHANG Z, et al. A general outpatient triage system based on dynamic uncertain causality graph[J]. IEEE Access, 2020(8):93249-93263.
- [26] WOODMAN R J, KOCZWARA B, MANGONI A A. Applying precision medicine principles to the management of multimorbidity: the utility of comorbidity networks, graph machine learning, and knowledge graphs[J/OL].[2024-07-08]. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC10885565/>. DOI: 10.3389/fmed.2023.1302844.

(本文编辑:王园园)