

融合子图结构的医学知识推理方法综述*

宋豪俊 李 燕 刘悦悦 何欣宇

(甘肃中医药大学医学信息工程学院 兰州 730101)

〔摘要〕 目的/意义 综述融合子图结构的医学知识图谱推理方法,为后续相关研究提供参考。方法/过程 阅读并分析相关文献,结合知识图谱及其推理相关知识,分析目前融合子图结构的知识推理代表模型的特点和局限性,对比其与各类知识推理方法在相关领域任务中的优势和不足,总结归纳此类推理方法在医学领域的应用现状和未来发展前景。结果/结论 未来研究应致力于探索医学领域内不同模态信息的交互关系,以丰富推理信息,从而构建更加完善的医学知识图谱,为临床实际问题提供有效解决方案。

〔关键词〕 知识推理;子图结构;图神经网络;知识图谱

〔中图分类号〕 R-058 〔文献标识码〕 A 〔DOI〕 10.3969/j.issn.1673-6036.2025.01.011

Overview of Medical Knowledge Inference Methods with Fusion Subgraph Structures

SONG Haojun, LI Yan, LIU Yueyue, HE Xinyu

College of Medical Information Engineering, Gansu University of Traditional Chinese Medicine, Lanzhou 730101, China

〔Abstract〕 **Purpose/Significance** To provide a comprehensive review of inference methods in medical knowledge graphs that incorporate subgraph structures, and to offer valuable insights for future research in the field. **Method/Process** A thorough analysis of relevant literature is conducted, integrating knowledge of knowledge graphs and inference techniques. The study highlights the features and limitations of current leading models that use subgraph structures for knowledge inference, and compares them with various other inference methods. The advantages and disadvantages of these approaches are assessed in the context of specific domain tasks. Furthermore, the current state of applications and future prospects of subgraph-based inference in the medical domain are summarized. **Result/Conclusion** Future studies should aim to explore the interaction between diverse modalities of information in the medical field to enhance inference capabilities. This will contribute to the development of more comprehensive medical knowledge graphs, thereby providing effective solutions to clinical practical challenges.

〔Keywords〕 knowledge reasoning; subgraph structure; graph neural network; knowledge graph

1 引言

知识图谱是一种用图表示真实世界实体及其关系的网络,由节点和边构成的三元组事实组成,具体形式为(头实体,关系,尾实体),其中节点代表实体,边表示实体间的关系。实体被定义为现实世界的对象或是抽象概念;关系则是用来表示实体

〔修回日期〕 2024-07-13

〔作者简介〕 宋豪俊,硕士研究生;通信作者:李燕,教授,硕士生导师。

〔基金项目〕 中国高校产学研创新基金—蓝点分布式智能计算项目(项目编号:2021LDA09002)。

之间关联的相关属性^[1]。例如，（冠心病，疾病症状，心悸）即是一个事实三元组，其头、尾实体分别是“冠心病”和“心悸”，而“疾病症状”是连接这两个实体的关系。作为结构化的语义网络，知识图谱在知识存储和管理方面具有显著优势，因此被广泛应用于问答系统^[2]、推荐系统^[3]、信息检索^[4]等领域。当前，许多开放知识图谱，如自由基础数据库^[5]和维基数据图谱^[6]，通常结构稀疏且未充分挖掘实体间的隐含关系。这些问题制约了知识图谱在各领域的应用效能，特别是在医学领域，医学知识图谱的质量直接影响着智能医学的发展。

知识推理技术利用知识图谱的显性知识预测隐性知识，进而补全图谱，可解决上述问题。随着深

度学习和自然语言处理技术不断成熟，将其应用于知识图谱构建以提升性能，已成为研究热点。近年来，将图神经网络（graph neural networks，GNN）与子图结构结合的方法展现出强大的推理能力，与传统路径推理方法相比，能够捕获更丰富的语义关系，从而更有效地推理实体间关系。

2 知识推理相关方法

知识推理相关方法从传统简单推理发展到如今复杂的高精度推理，各方法侧重点不同以应对不断增加的任务难度。依据相关研究总结，如官赛萍等^[7]、孙水发等^[1]，面向知识图谱的推理方法，见表 1。

表 1 各类知识推理方法

推理方法类型	优势	不足	典型算法	算法原理
基于逻辑规则的推理	可解释性强且准确率高	不能解决数据稀疏性问题，不适应大规模知识图谱	路径排序算法 ^[8]	以随机游走方式挖掘关系路径，确定关键路径和节点
			关联规则挖掘算法 ^[9]	利用事实和图结构学习规则，并进行推理
基于表示学习的推理	泛化能力强、可解决图谱稀疏性问题	模型局限于图谱事实约束，可解释性差	翻译嵌入算法 ^[10]	使用低维实值向量表示三元组的实体和关系
			分布式多重关系学习算法 ^[11]	利用矩阵表示关系，计算三元组头尾实体相似度
基于神经网络的推理	具有较强的学习、推理和泛化能力	模型复杂度高，可解释性差	路径循环神经网络算法 ^[12]	以循环神经网络组合路径含义，推理多跳关系
			嵌入知识表示学习算法 ^[13]	利用神经网络学习实体关系嵌入向量，完成推理
基于 GNN 的推理	模型复杂度高	计算节点与邻居节点卷积以传递信息，完成推理	门控图神经网络算法 ^[14]	迭代传播邻居节点信息，以最终节点表示完成推理
			复合图卷积网络算法 ^[15]	适用大规模图谱，具有可解释性和强推理能力

在图谱推理方法中，基于逻辑规则的方法在充分利用规则和本体约束方面展现出主要优势，即高准确率；而基于表示学习的方法则无须大量本体设计和规则制定，有效缓解了知识图谱的稀疏性问题，但其推理结果往往缺乏可解释性。相比之下，基于神经网络的算法模型具备更强的学习能力、推理能力和泛化能力^[16]。特别是将子图结构和 GNN 算法融合的模型不仅具有高准确性和推理效率，还具备灵活性和可扩展性，可根据应用场景定义子图结构，并调整算法以适应不同问题和数据集的需

求^[17]。近年来，融合子图结构的知识推理方法备受关注，尤其在医学领域的应用展现出广泛的推广价值。本文旨在阐述该领域的研究进展及模型思路。

3 融合子图结构的医学知识推理

融合子图结构的医学知识推理主要通过子图提取、邻居节点特征聚合和图神经网络训练 3 个步骤完成隐含关系和实体的推理。根据医学知识推理任务的不同，提取的子图结构可以分为有向图和无向

图,二者的区别在于无向图仅考虑节点之间的连接关系,而有向图则需考虑边的方向、节点的入度和出度。二者的联系在于无向图可视为有向图的一种特殊情况,其中每对相连节点之间的边都是双向的。

3.1 有向子图结构

有向图是由一组节点和一组有方向的边组成的图结构,其特性在于,存在一条或两条方向相反的边,节点的方向不同可能表示不同的关系。在医学知识推理中,有向图的优势在于能够精确表达因果关系和动态过程,适用于疾病症状、治疗路径规划和疾病传播等预测任务。

3.1.1 SASR 模型 目前基于 GNN 的推理方法在捕获图的拓扑结构方面存在局限性,为了充分获取医学图谱中丰富的图拓扑信息, Sun K 等^[18]提出一种子结构感知的子图推理 (substructure-aware sub-graph reasoning, SASR) 模型,包括子结构感知模块 (substructure-aware module, SAM) 和关系相关模块 (relational correlation module, RCM)。其中, SAM 模块旨在捕获图的拓扑信息,而 RCM 模块则侧重于获取关系之间的语义相关性,最后利用两个模块的输出结果和评分函数对推理三元组进行评分。相较于大多数基于逻辑规则的推理方法, SASR 模型具有更丰富的拓扑信息,提升了局部关系推理结果的准确性。然而,当处理多个子结构时,该模型性能会降低,可能是模型过拟合和泛化能力减弱所导致的。因此,子结构数量是影响 SASR 模型推理性能的重要因素之一。

3.1.2 CoMPILE 模型 医学图谱中往往存在复杂的关系,而无向子图无法有效处理不对称和反对称关系。因此, Mai S 等^[19]提出一种新的关系推理消息传递神经网络模型 (communicative message passing neural networks for in-ductive relation reasoning, CoMPILE)。该模型通过提取封闭有向子图,并运用边缘感知关注机制来聚合局部邻域特征和全体实体信息。因采用有向封闭图,在处理非对称和反对称关系时无须引入大量参数计算。总体上, CoMPILE 模型利用有向子图解决了归纳关系推理中非对称关系的处理问题;引入增强边缘关注和边缘节点交互

机制,以更好地学习节点和边缘的嵌入,从而更准确地评估归纳关系推理。

3.1.3 Meta-iKG 模型 医学图谱中除了存在复杂关系外,还存在少量关系的图谱。GNN 在处理少量关系样本时,推理性能可能会急剧下降。针对此问题, Zheng S 等^[20]提出基于子图的元学习器模型 (meta-learner inductive knowledge graph, Meta-iKG),该模型由特定关系学习模块和元学习器两个模块组成。特定关系学习模块是学习具体关系的 GNN,而元学习器则是学习初始化参数,使微小变化能显著改进损失函数。具体而言,该模型使用元学习器训练 GNN,通过更新 GNN 参数和元学习率优化模型性能,以适应少量医学关系样本数据的推理。Meta-iKG 模型通过在大量和少量数据任务之间的交替训练,适应新任务时能快速学习和泛化。但该模型可能存在参数更新频率不足导致模型在处理大量关系数据时性能下降的问题,以及在面对少量关系数据时过拟合的风险。

3.1.4 ISS-NR 模型 智能问答系统已逐渐成为人工智能研究领域的热门话题之一,知识图谱在问答系统领域显现出强大的能力^[21]。但目前智能医学问答系统在处理知识图谱链接缺失和动态场景下新实体的问题时面临挑战。陈子阳等^[22]提出一种融合子图结构的神经式知识库问答模型 (incorporating sub-graph structure via neural reasoning, ISS-NR)。该模型继承了神经式推理方法的预训练思想,缓解了链接缺失问题。同时,子图构建、子图信息表示及融合解决了新实体冷启动的问题,提高了泛化能力。然而,模型多次使用 Dijkstra 算法^[23]可能导致对实体稠密区域处理速度较慢,需优化子图抽取模块。

3.2 无向子图结构

无向图是由一组节点和一组无方向的边组成的图,仅表示两节点间的连接关系不可能存在其他关系。其在医学知识推理方面擅长表示对称关系和相似性,在数据聚类 and 社群发现中具有优势,适用于相似性分析、合作网络和流行病学等研究任务。

3.2.1 SubGLP 模型 基于路径的推理在医学知识推理中往往存在路径选取单一、误差累积等问

题。于慧琳等^[24]提出的子图链接预测模型（sub-graph link prediction, SubGLP）可解决这些问题，通过构建关系子图和节点子图、对多条路径上节点的语义信息进行综合考虑实现实体间的隐含关系预测。该模型主要结合高阶 GNN 捕获子图高阶语义特征，并使用图同构算法^[25]将 1-GNN 扩展到 k-GNN。最后通过池化和聚合得到子图表示，再经非线性变换压缩，完成实体间的隐含关系预测。Sub-GLP 模型虽解决了路径推理中的选取单一和误差累积问题，但也可能存在一些问题。如路径抽取可能错过长距离路径，限制子图训练规模；子图融合可能导致信息丢失和冗余，影响预测准确性。

3.2.2 GraphDrop 模型 针对医学图谱结构复杂性导致推理模型存在解释性较弱等问题，Mai S 等^[26]提出基于可解释子图的关系推理模型（graph dropout, GraphDrop）。该模型通过丢弃对关系预测产生负面影响的边和节点，保留重要的逻辑路径以提高预测结果和可解释性。丢弃方式有两种：硬丢弃和软丢弃。软/硬丢弃函数设计旨在识别和滤除噪声节点和边，使 GNN 能够动态保留信息丰富的部分。GraphDrop 模型的显著优势在于能够动态地生成预测并解释预测过程。同时，为了确保在删除节点和边之后仍能保持连通性，该模型设计了拓扑损失函数来约束丢失操作，但存在的问题是，在处理大度节点时，可能会出现逻辑规则被截断和信息被过度删除的情况。

3.2.3 GraIL 模型 在常见的医学图谱推理方法中，往往忽略了捕获知识图谱背后蕴含的组合逻辑规则，这导致模型训练时缺失完整的实体集信息，使推理结果存在较大偏差。Teru K 等^[27]提出的模型（graph inductive learning, GraIL）可解决这一问题。该模型的核心思想是提取节点 u 、 v 周围的子图结构，预测两节点间的关系 r_i ，即主要通过提取目标节点无向子图、子图节点标记与特征构造、目标三

元组评分 3 个子任务完成节点间隐含关系的预测。GraIL 模型探究了关系预测的新方法，能够预测在训练过程中未见过的节点之间的关系。然而，该模型的缺陷在于忽略了边与节点之间的双向信息传递，仅侧重于节点到节点的信息传递，这种单向传递机制削弱了关系在信息传递中的作用。

3.3 总结及讨论

融合子图结构的知识推理方法典型模型，见表 2。医学知识推理结果直接影响临床决策和治疗方案，因此在准确性和解释性方面必须维持高标准。融合子图结构的推理方法在准确性评估方面主要依赖于一些评价指标。一是平均倒数排名（mean reciprocal rank, MRR），衡量模型在给定查询中返回正确答案的排名位置。二是命中率指标（hit at n , Hit@ n ），表示模型在返回的前 n 个结果中是否包含正确答案，该值越高，说明模型的准确性越高。三是平均准确率（mean average precision, MAP），是用于评估信息检索系统和排序模型性能的重要指标，该值越高，表示模型性能越好。在解释性方面，该方法通过捕捉局部结构特征和适应多跳路径，提高推理结果的解释性。例如，在分析疾病与基因关系时，子图结构可捕捉图中的局部结构特征，展示疾病与多个相关基因之间的具体连接，从而帮助理解每个基因在疾病中的作用。多跳路径推理可以揭示复杂关系链条的具体细节，展示从起始节点到目标节点每一跳的关系，使推理过程直观易懂。例如，在药物重定位研究中，多跳路径的推理可展示药物通过多层基因调控影响疾病的具体过程。综上，融合子图结构的推理方法需通过强化捕捉局部结构和适应多跳路径的能力，以提升推理结果的解释性；并结合各评价指标进行综合判断，突出调整侧重点，充分发挥融合子图结构在知识推理中的优势。

表 2 融合子图结构的知识推理方法典型模型

模型	简要描述	优点	不足
SASR	由 SAM 和 RCM 两个模块构成，各模块输出用于评分函数	考虑实体和关系的拓扑结构，强化了节点和边缘特征	处理多子结构时，模型过拟合、泛化能力差

续表 2

模型	简要描述	优点	不足
CoMPILE	以神经网络为框架，对有向子图进行关系预测	在处理非对称和反对称关系时不必增加大量参数	不适用复杂图谱且推理过程难以解释
Meta - iKG	由特定关系学习和元学习器组成，通过元学习器训练图神经网络	能处理不同类型关系图且能快速适应新任务并泛化	参数更新频率不足导致模型性能下降
ISS - NR	一种融合子图结构的神经式知识库问答模型	兼顾实体语义与结构信息且解决了实体冷启动问题	面对实体稠密区，子图抽取耗时较长
SubGLP	分别构建节点、关系子图实现隐含关系推理	构建节点和边子图以捕获更多邻域信息	子图融合时可能存在信息丢失和冗余
GraphDrop	设计软/硬丢弃函数过滤掉有噪声的节点和边缘	生成预测的同时可解释获得预测结果的过程	过多删除节点和边缘可能导致信息损失
GraIL	对局部结构进行推理，能学习独立于实体的关系语义	能够预测在训练过程中看不到的节点之间的关系	忽略边与节点的双向信息传递

4 应用现状及未来展望

4.1 应用现状

医学知识图谱的构建旨在将海量的医学知识和临床诊断数据进行可视化处理，是推动医学智能化和自动化的关键所在^[28]。融合子图结构的知识推理方法在医学领域的应用涉及多个方面，如药物研发、疾病诊断与预测、智能辅助诊断系统等。在药物研发方面，知识推理技术可以帮助发现药物的潜在靶点，并预测药物相互作用。Yu Y 等^[29]提出一种锚定知识图谱的相关子图提取模型，通过自注意力的方式在子图内生成推理路径，实现多类型药物相互作用预测。在疾病诊断与预测方面，通过分析患者的临床数据和生理指标，能发现潜在的疾病模式和预测指标。邵想想等^[30]利用有向关系 GNN^[31]推理模型对肺癌知识图谱进行推理，对缺失的疾病、症状等实体推理出可靠的结果。在智能辅助诊断系统方面，补全后的图谱信息量更丰富，能够帮助医生诊断疾病和制定治疗规划。

此外，这类推理方法在医学领域的应用还进一步拓展到流行病学分析、医学影像分析和生物信息学等领域。在流行病学分析中，知识推理可预测传染病传播趋势，为制定有效的控制措施提供科学依据。在医学影像分析中，图结构可表示图像特征间的相似性和关联性，实现图像自动化分析和疾病监

测。在生物信息学方面，知识推理有助于理解生物学系统的结构和功能，揭示生物学过程的机制和规律，并发现新的生物学知识，从而推动生物信息学的深入发展。

4.2 未来展望

融合子图结构的医学知识推理方法是一个充满挑战和机遇的研究领域，将不同的子图信息融合，以更全面、准确地理解知识的关系和模式，是提升知识推理准确率的趋势。一是跨模态信息融合与交互。医学数据通常以多模态形式存在，将不同模态的医学信息表示为不同子图是一项具有挑战的任务。未来，融合不同子图以挖掘跨模态知识关联，并解决多模态任务，将成为研究的一大热点。二是动态子图学习。考虑到当下部分医学知识图谱以动态图谱的形式呈现，设计能实时捕捉动态演化信息、及时更新和调整子图结构的动态医学知识图谱推理方法，是亟待解决的问题。三是多尺度子图聚合。为适应复杂且多样化的医学知识推理任务，构建多层次的子图结构以获得更加丰富和复杂的子图表示，是当前面临的挑战之一。

5 结语

融合子图结构的医学知识推理方法能够更好地捕获知识之间的关系和结构信息，是一种强大的知

识表示和推理技术。本文从无向图和有向图两个维度出发,阐述了相关模型的原理、特点、优势及存在的问题,并归纳和展望此类推理方法的应用现状及未来研究方向。总体而言,融合子图结构的医学知识推理方法对医学信息化、智能化发展发挥着举足轻重的作用。然而,该领域的发展尚存不完善之处,有待不断优化和创新,以更好地服务于未来的医学研究和应用。

作者贡献: 宋豪俊负责研究设计、文献分析、论文撰写;李燕负责提供指导;刘悦悦、何欣宇负责论文修订。

利益声明: 所有作者均声明不存在利益冲突。

参考文献

- 1 孙水发,李小龙,李伟生,等.图神经网络应用于知识图谱推理的研究综述[J].计算机科学与探索,2023,17(1):27-52.
- 2 SEN H, LEI Z, XU J Y, et al. Answering natural language questions by subgraph matching over knowledge graphs [J]. IEEE transactions on knowledge and data engineering, 2018, 30 (5): 824-837.
- 3 PALUMBO E, RIZZO G, TRONCY R. Entity2rec: learning user-item relatedness from knowledge graphs for top-n item recommendation [C]. Como: The Eleventh ACM Conference on Recommender Systems, 2017.
- 4 CORCOGLIONITI F, DRAGONI M, ROSPOCHER M, et al. Knowledge extraction for information retrieval [C]. Heraklion: The Semantic Web. Latest Advances and New Domains, 13th International Conference, ESWC 2016, 2016.
- 5 BOLLACKER K, EVANS C, PARITOSH P, et al. Freebase: a collaboratively created graph database for structuring human knowledge [C]. Vancouver: The 2008 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data, 2008.
- 6 AUER S, BIZER C, KOBILAROV G, et al. DBpedia: a nucleus for a web of open data [C]. Busan: International Semantic Web Conference, 2007.
- 7 官赛萍,靳小龙,贾岩涛,等.面向知识图谱的知识推理研究进展[J].软件学报,2018,29(10):2966-2994.
- 8 刘峤,韩明皓,江浏祎,等.基于双层随机游走的关系推理算法[J].计算机学报,2017,40(6):1275-1290.
- 9 GALÁRRAGA L A, TEFLIOUDI C, HOSE K, et al.

- AMIE: association rule mining under incomplete evidence in ontological knowledge bases [C]. Rio de Janeiro: The 22nd International Conference on World Wide Web, 2013.
- 10 BORDES A, USUNIER N, GARCIA-DURAN A, et al. Translating embeddings for modeling multi-relational data [J]. Advances in neural information processing systems, 2013, 26 (12): 2767-2775.
- 11 YANG B, YIH W, HE X, et al. Embedding entities and relations for learning and inference in knowledge bases [EB/OL]. [2024-03-12]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1412.6575>.
- 12 NEELAKANTAN A, ROTH B, MCCALLUM A. Compositional vector space models for knowledge base completion [EB/OL]. [2024-03-12]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1504.06662>.
- 13 XIE R, LIU Z, JIA J, et al. Representation learning of knowledge graphs with entity descriptions [C]. New York: The AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2016.
- 14 LI Y, TARLOW D, BROCKSCHMIDT M, et al. Gated graph sequence neural networks [EB/OL]. [2024-03-12]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1511.05493>.
- 15 SHANG C, TANG Y, HUANG J, et al. End-to-end structure-aware convolutional networks for knowledge base completion [C]. New York: The AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2019.
- 16 张仲伟,曹雷,陈希亮,等.基于神经网络的知识推理研究综述[J].计算机工程与应用,2019,55(12):8-19,36.
- 17 ALSENTZER E, FINLAYSON S, LI M, et al. Subgraph neural networks [J]. Advances in neural information processing systems, 2020, 33 (11): 8017-8029.
- 18 SUN K, JIANG H J, HU Y, et al. Substructure-aware subgraph reasoning for inductive relation prediction [J]. The journal of supercomputing, 2023, 79 (18): 21008-21027.
- 19 MAI S, ZHENG S, YANG Y, et al. Communicative message passing for inductive relation reasoning [C]. New York: The AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2021.
- 20 ZHENG S, MAI S, SUN Y, et al. Subgraph-aware few-shot inductive link prediction via meta-learning [J]. IEEE transactions on knowledge and data engineering, 2022, 35 (6): 6512-6517.
- 21 闫悦,郭晓然,王铁君,等.问答系统研究综述[J].计算机系统应用,2023,32(8):1-18.

(下转第 92 页)

3

李荣, 毛玉兰. 高校图书馆泛学科化服务探究 [J]. 大学图书情报学刊, 2020, 38 (4): 60 – 63.

4

刘森晶, 马雪梅. 基于用户兴趣模型的数字多媒体信息智能推送方法 [J]. 自动化技术与应用, 2021, 40 (8): 52 – 56.

5

董燕辉. 基于用户兴趣模型的强化推荐系统研究 [D]. 青岛: 中国石油大学 (华东), 2024.

6

陈逸君. “用户兴趣—算法推断—内容呈现” 模型——微博推荐流的运作机制探析 [J]. 现代传播 (中国传媒大学学报), 2022, 44 (5): 143 – 152.

7

于彤, 苏大明, 尹仁芳, 等. 中医药知识服务平台构建的研究 [J]. 中国医学创新, 2014, 11 (15): 120 – 123.

8

许海玉, 刘振明, 付岩, 等. 中药整合药理学计算平台的开发与应用 [J]. 中国中药杂志, 2017, 42 (18): 3633 – 3638.

9

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.

10

谢云霏, 高博, 季巍巍, 等. 中医药科研人员知识服务需求调查分析 [J]. 中国中医药图书情报杂志, 2023,

47 (5): 5 – 10.

11

王欣, 张冬梅. 基于科研用户兴趣模型的知识推送服务模式研究 [J]. 图书情报工作, 2017, 61 (7): 50 – 56.

12

杨凤. 基于半结构式访谈的名老中医原创思维方法应用研究 [D]. 北京: 北京中医药大学, 2020.

13

陈悦宁, 刘宏潇. 基于半结构式访谈与扎根理论强直性脊柱炎中医辨治名家经验 [J]. 北京中医药, 2023, 42 (5): 513 – 516.

14

吴毅, 吴刚, 马颂歌. 扎根理论的起源、流派与应用方法述评——基于工作场所学习的案例分析 [J]. 远程教育杂志, 2016, 35 (3): 32 – 41.

15

谢雁鸣, 廖星. 基于扎根理论的定性数据主题抽题分析法探析 [J]. 辽宁中医杂志, 2008 (11): 1665 – 1668.

16

李芳, 李灏漫, 毕文静, 等. 意义建构视域中医学生学科信息需求分析及服务实现路径 [J]. 医学信息学杂志, 2024, 45 (3): 89 – 95.

17

卢恒, 李文洁, 石剑兰. 基于扎根理论的图文社区老年用户信息交流行为影响因素研究 [J]. 数字图书馆论坛, 2023, 19 (8): 77 – 86.

(上接第 68 页)

22

陈子阳, 廖劲智, 赵翔, 等. 融合子图结构的神经推理式知识库问答方法 [J]. 计算机科学与探索, 2021, 15 (10): 1870 – 1879.

23

DIJKSTRA E W. A note on two problems in connexion with graphs [EB/OL]. [2024 – 03 – 12]. [https://scholar.google.com/scholar?hl=en&as_sdt=0,3&q=DIJKSTRA E W. A note on two problems in connexion with graphs&btnG=](https://scholar.google.com/scholar?hl=en&as_sdt=0,3&q=DIJKSTRA+E+W.+A+note+on+two+problems+in+connexion+with+graphs&btnG=).

24

于慧琳, 陈炜, 王琪, 等. 使用子图推理实现知识图谱关系预测 [J]. 计算机科学与探索, 2022, 16 (8): 1800 – 1808.

25

XU X, FENG W, JIANG Y, et al. Dynamically pruned message passing networks for large – scale knowledge graph reasoning [EB/OL]. [2024 – 03 – 12]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1909.11334>.

26

MAI S, ZHENG S, YANG Y, et al. Dynamic graph dropout for subgraph – based relation prediction [J]. Knowledge – based systems, 2022, 250 (8): 1 – 13.

27

TERU K, DENIS E, HAMILTON W. Inductive relation prediction by subgraph reasoning [C]. Virtual: International Conference on Machine Learning, 2020.

28

董文波, 孙仕亮, 殷敏智. 医学知识推理研究现状与发展 [J]. 计算机科学与探索, 2022, 16 (6): 1193 – 1213.

29

YU Y, HUANG K, ZHANG C, et al. SumGNN: multi – typed drug interaction prediction via efficient knowledge graph summarization [J]. Bioinformatics, 2021, 37 (18): 2988 – 2995.

30

邵想想, 胡孔法, 戴彩艳. 基于 RED – GNN 的名老中医诊治肺癌知识图谱推理 [J]. 软件导刊, 2023, 22 (3): 112 – 117.

31

ZHANG Y, YAO Q. Knowledge graph reasoning with relational digraph [C]. Virtual: The ACM Web Conference, 2022.