

中文医学知识图谱研究及应用进展

范媛媛, 李忠民⁺

中南大学 生命科学院, 长沙 410013

⁺ 通信作者 E-mail: tmbs300600@163.com

摘要:知识图谱是赋予机器背景知识的大规模语义网络。利用知识图谱对多源异构的医学信息进行有序化组织,能有效提升海量医学资源的利用价值,推动医学智能化发展。从知识图谱的关键技术、医学知识图谱构建以及医学知识图谱的应用三个维度刻画医学领域知识图谱研究、构建与应用现状,探索未来值得研究的课题。首先,系统梳理知识表示、知识抽取、知识融合以及知识推理四种知识图谱构建关键技术的发展脉络并探讨其研究进展,分析中文医学知识图谱构建的技术难点;其次,从医学本体、全科医学知识图谱和单病种医学知识图谱三个角度阐述中文医学知识图谱已有研究并分析了中文医学知识图谱的研究特点;最后,对中文医学知识图谱在语义搜索、决策支持以及智能问答等方面的应用研究进行分析并探讨新的应用场景。针对中文医学知识图谱研究面临的术语标准化程度不高、标注语料缺乏、技术研究不够深入以及应用场景有局限性等挑战,对其未来的研究方向做出了展望。

关键词:医学知识图谱;知识表示;知识抽取;决策支持;智能问答

文献标志码:A **中图分类号:**TP18

Research and Application Progress of Chinese Medical Knowledge Graph

FAN Yuanyuan, LI Zhongmin⁺

College of Life Science, Central South University, Changsha 410013, China

Abstract: Knowledge graph is a large-scale semantic network that gives machine background knowledge. Using knowledge graph to organize heterogeneous medical information can effectively improve the utilization value of massive medical resources and promote the development of medical intelligence. This paper describes the research, construction and application status of knowledge graph in medical field from three dimensions: the key technology of knowledge graph, the construction of medical knowledge graph and the application of medical knowledge graph, and explores the topics worthy of research in the future. Firstly, the development of knowledge representation, knowledge extraction, knowledge fusion and knowledge inference are systematically summarized, their latest progress is discussed, and the technical difficulties in the construction of Chinese medical knowledge graph are analyzed. Secondly, the existing research on Chinese medical knowledge graph is illustrated from three perspectives of medical ontology, general practice knowledge graph and single disease medical knowledge graph. The research characteristics of Chinese medical knowledge graph are also analyzed. Finally, the application of medical knowledge graph in semantic search, decision support and intelligent question answering are analyzed, and the new application scenarios are discussed. In view of the challenges faced by Chinese medical knowledge graph, such as low standardization of terminology, lack of annotated corpus, insufficient technical research and limitations of applica-

基金项目:中南大学中央高校基本科研业务费专项资金(2021zzts0558);湖南省研究生科研创新项目(CX20210122)。

This work was supported by the Fundamental Research Funds for the Central Universities of Central South University (2021zzts0558), and the Postgraduate Scientific Research Innovation Project of Hunan Province (CX20210122).

收稿日期:2021-12-29 **修回日期:**2022-05-13

tion scenarios, the future research directions of Chinese medical knowledge graph are prospected.

Key words: medical knowledge graph; knowledge representation; knowledge extraction; decision support; intelligent question answering

受语义网(semantic web)概念的启发,Google公司于2012年提出了知识图谱(knowledge graph, KG)^[1],目的是为了提 高搜索引擎的效率和精确度,提供更好的搜索质量和用户体验。随后,这一概念得到了传播并广泛应用于电商、金融、教育和医疗等行业中,推动人工智能从感知智能向认知智能跨越。知识图谱是一种用图模型来描述知识和建模世界万物之间的关联关系的技术方法,它吸收了本体和语义网在知识组织和表达方面的理念,以符号形式描述物理世界中的概念及其相互关系,使得知识更易于在计算机之间和计算机与人之间交换、流通和加工^[2]。目前,国内外已经涌现出一大批通用知识图谱,如DBpedia^[3]、Freebase^[4]、Yago^[5]、CN-DBpedia^[6]、Zhishi.me^[7]以及OpenKG^[8]等都很有代表性。由于通用知识图谱具有规模大、领域宽、知识广、技术成熟等特点,在综合性搜索引擎和常识性智能问答方面已经得到了广泛应用。因此,研究人员将目光逐渐聚焦到领域知识图谱的构建及应用上。

在卫生信息化进程不断深入、医学数据规模指数增长的背景下,知识图谱作为机器认识世界的基石,无疑会在医学人工智能的实现上发挥重要的作用。早期与医学知识图谱相关的研究成果已有许多,国外有一体化医学语言系统(unified medical language system, UMLS)^[9]、医学系统命名法-临床术语(systematized nomenclature of medicine-clinical terms, SNOMED-CT)^[10]和生物医学领域语义数据集成平台(linked life data)等,国内则有中文一体化医学语言系统(Chinese unified medical language system, CUMLS)^[11]、中医药学语言系统(traditional Chinese medicine language system, TCMLS)^[12]等。有关医学知识图谱近期的研究成果如何,笔者对近五年的综述文献进行了梳理,发现国外学者比较关注知识图谱构建技术的发展,倾向于将基因组学的内容也纳入医学知识图谱中,侧重知识图谱在用药推荐、新药发现等方面的应用^[13-15]。国内学者通常从知识图谱架构、技术及在医疗服务中的应用场景等方面展开综述^[16-20],也有学者用文献计量学的方法探讨了中文医学知识图谱研究热点的变化^[21]。纵观现有的综述文献,少有学者关注通用技术在中文医学知识图谱构建方面的研究

进展,也少有学者对中文医学知识图谱已有的研究和应用成果进行系统梳理。因此,本研究将从以下三方面对中文医学知识图谱的研究现状进行综述:(1)对医学知识图谱构建的关键技术进行梳理,发现新的技术进展以及难点;(2)从医学本体构建、全科医学知识图谱构建和单病种医学知识图谱构建三方面对中文医学知识图谱已有的研究成果进行总结,以便学者寻找新的研究方向;(3)对中文医学知识图谱已有的应用成果进行梳理,并探讨未来新的应用场景。

在CNKI、PubMed、WOS、Elsevier以及谷歌学术等数据库中,采用“知识图谱(knowledge graph)”“知识表示(knowledge representation)”“知识抽取(knowledge extraction)”“知识融合(knowledge fusion)”“知识推理(knowledge reasoning)”与“医学(medicine)”“医疗(medical)”“疾病(disease)”进行组配检索,文献类型选择非综述,时间跨度限近五年,同时利用追溯法对重要文献的引文进行扩展检索,共检索出472篇文献。对外文文献进行初步的整理和归纳后,发现除英文之外还有针对印尼语^[22]、阿拉伯语^[23]、瑞典语和西班牙语^[24-25]等语种的医学命名实体识别研究,但未涉及医学知识图谱构建及应用。因此本文仅保留代表知识图谱技术进展的经典文献以及相关度较高的医学知识图谱中英文文献进行综述。

1 知识图谱构建的关键技术

知识图谱的构建指通过从大量的结构化或非结构化的数据中提取出实体、关系、属性等元素绘制成图谱,并选择合理高效的方式进行存储^[18]。根据知识图谱的逻辑结构可将知识图谱划分为两个层次:模式层和数据层^[26]。模式层存储的是用于规范实体、属性和关系,经过提炼的知识,通常借助本体库来管理,指导数据层的构建;数据层存储的则是以三元组为基本表达单元的一系列具体事实。正是由于这一逻辑结构,知识图谱衍生出了自顶向下和自底向上两种构建方式,前者常用于领域知识图谱的构建,后者常用于通用知识图谱的构建。

无论何种知识图谱构建方式,都涉及知识表示、知识抽取、知识融合以及知识推理这些关键技术,即

需要首先确定知识表示模型,然后对不同来源的数据选择不同的手段进行知识抽取,利用知识融合和知识推理技术提升知识图谱的质量,最后根据具体的应用场景设计不同的知识访问与知识呈现方式。具体流程如图1所示。本文从知识图谱的全生命周期出发,对知识图谱关键技术的研究进行分析。

1.1 知识表示

知识表示是对现实世界的一种抽象表达,知识必须经过合理的表示才能被计算机处理^[27]。从图1可以看到,知识表示主要有符号表示和向量表示两种形式。

以符号逻辑为基础的知识表示方法主要包括产生式表示法^[28]、框架表示法^[29]、语义网络表示法^[30]等,由于这几种方法都缺少严格的语义理论模型和形式化的语义定义,Baader等^[31]提出了描述逻辑语言以提升知识表示的能力,进而满足复杂程度更高的推理需要。在Tim Berners-Lee提出语义网概念后,业界需要一套标准语言来描述Web的各种信息。W3C就以描述逻辑为基础提出了资源描述框架(resource description framework, RDF)、RDF模式(resource description framework schema, RDFS)和网络本体语言(Web ontology language, OWL)来规范互联网中的知识表示,使信息可以被计算机应用程序读取并理解。

由于符号化的表示无法满足计算的需要,向量化表示很快成为了知识表示的主流形式,即将语义信息表示为稠密、低维、实值向量,通过计算习得自然语言中的复杂语义模式,以解决知识图谱面临的计算效率低和结构稀疏等问题^[32]。自Word2vec^[33]问世以来,以深度学习为代表的知识表示学习(knowledge graph representation learning, KRL)研究获得广泛关注。在Word2Vec的启发下,Bordes等提出了翻

译模型TransE^[34],许多学者在这一经典模型上进行研究和改进,先后提出了TransH^[35]、TransD^[36]、TransR^[37]和TransG^[38]等基于复杂关系建模的知识表示模型。国外有学者对不同的知识表示模型在生物医学领域的应用进行了研究,在关系抽取和链接预测任务中,利用TransE进行嵌入表示的效果都优于其他常用的知识表示模型^[39-40]。随着知识表示和知识外延的扩充,越来越多的知识表示模型不断被提出,如DeepWalk^[41]、Node2Vec^[42]以及SDNE(structural deep network embedding)^[43]等。

针对知识表示学习在中文医学数据上的应用,国内学者也进行了研究。Zhao等^[44]在其研究中使用TransE模型对中文电子病历中的医学实体进行分布式表示,实验结果表明向量表示确实有利于挖掘医学知识之间的关系,并有利于推理计算。Li等^[45-46]还基于TransH模型提出了一种将知识三元组的不确定性引入到翻译学习算法中的增强模型PrTransH,并利用该模型学习中文疾病实体的嵌入向量,对从电子病历中抽取到的疾病实体进行聚类,完成了实体排序任务,实验证明该模型在中文表示学习方面优于TransH。沈思等^[47]以中文肿瘤期刊全文为研究对象,用主题词嵌入表示模型(topic word embedding, TWE)进行词向量和主题向量的词嵌入表示,然后基于孪生神经网络模型进行相似度计算,实验结果表明嵌入主题层面的语义信息有利于挖掘中文医学文本中的关联知识。

与国外研究相比,中文医学知识表示的研究大多采用单一模型,缺乏对不同模型的对比研究,也未见针对中文医学知识表示的新模型提出。但现有的研究也证实了知识表示学习能有效提升计算机对中文医学文本的处理能力,未来仍值得深入研究。

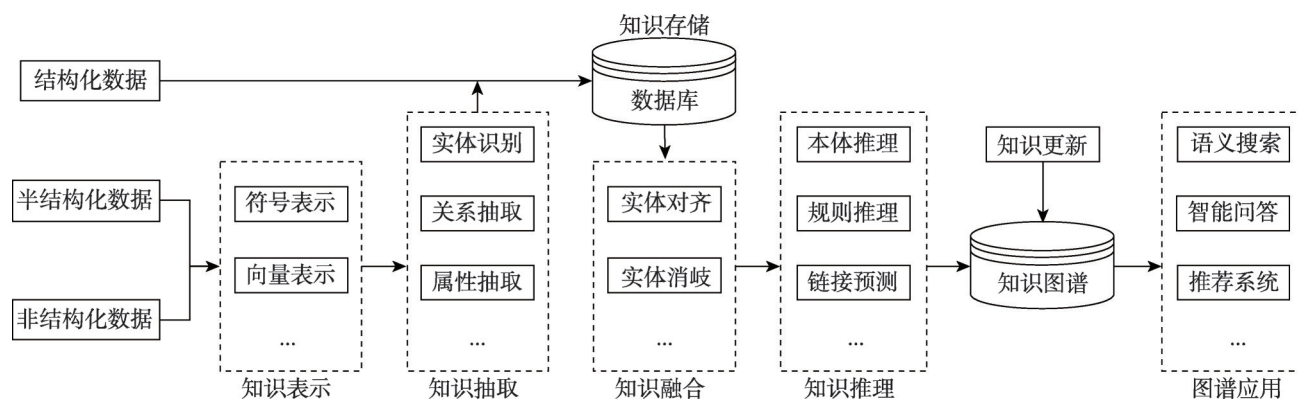


图1 知识图谱构建流程

Fig.1 Construction process of knowledge graph

1.2 知识抽取

知识抽取是实现自动化构建知识图谱的重要技术,其目的在于从不同来源、不同结构的数据中进行知识提取并存入知识图谱中^[26]。由图1可以看出,知识抽取包括了实体抽取、关系抽取和属性抽取,其中实体抽取和关系抽取最为关键。

实体抽取又称命名实体识别,常用的方法有基于词典及规则的方法、基于统计模型的方法和基于深度学习的方法。基于词典及规则的方法需要事先编制词典或制定规则,虽精确度高,但召回率低。基于统计模型的方法则过分依赖人工标注语料的质量。由于缺乏中文标注语料,现有研究多在国外的公开语料 GENIA 和 BioCreative 大赛的语料库上进行^[48-49]。基于深度学习的方法直接以文本中的词向量作为输入,可以有效地减少模型对人工标注数据的依赖,目前在命名实体识别方面的研究较多。

由于上述三种方法均存在一定的局限性,就有学者对混合实体抽取方法进行了探索。栗伟等^[50]提出了机器学习与规则结合的方法对医学实体进行抽取,以中文电子病历为数据集进行实验,取得了不错的结果。2016年,Lample等^[51]开创性地提出了长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)与条件随机场(conditional random fields, CRF)模型相结合的实体抽取方法,并在实验中取得了与传统统计方法最好结果相近的结果,很快这种模型就成为了学界研究的热点。国内许多学者在此模型的基础上结合不同的词向量预训练模型进行中文医学实体识别工作都取得了较好的结果^[52-55]。在不同的预训练模型中,基于Transformer的双向编码器表示模型(bi-directional encoder representations from transformers, BERT)能很好地处理中文医学文本中常见的一词多义问题,因此BERT-BiLSTM-CRF模型在中文医学实体识别中得到了更广泛的应用。当学界聚焦于基于深度学习的实体抽取时,Ramachandran等^[56]提出了基于词典和深度学习混合的命名实体识别方法。他们在研究中构建了医学词典,依据词典对文本进行标注,用标注数据训练深度学习模型,再用词典验证模型识别的结果。利用该混合方法进行生物医学文献命名实体识别,准确率比基线模型提升了约0.15。

关系抽取一般是在实体抽取完成之后,通过从文本中抽取实体之间的关联关系,将识别出的一系列离散实体联系起来。早期的关系抽取方法大多基于模板匹配实现,由领域专家手工编写模板,从文本

中匹配具有特定关系的实体^[26]。但由于人工构建的模板数量有限,覆盖范围较小,在系统中召回率普遍不高,因此学界开始尝试采用基于监督学习的关系抽取方法,包括最大熵方法^[57]、核函数方法^[58]和特征工程方法^[59]等,这些方法本质上还是依赖标注数据对统计模型进行训练从而实现关系抽取^[32]。为了能进一步减少模型训练对标注数据的依赖,基于弱监督学习的关系抽取方法也逐渐成为了学界的一大研究热点。目前比较有代表性的模型有Ji等^[60]提出的基于句子级注意力和实体描述的神经网络关系抽取模型(attention piecewise convolutional neural networks, APCNNs)以及Feng等^[61]基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)提出的强化学习关系分类模型(convolutional neural networks reinforcement learning, CNN-RL),还有Carlson等^[62]提出的一种基于Bootstrap算法的半监督学习方法等。

目前中文医学实体抽取的研究常用基于深度学习的方法。曹春萍等^[63]使用BioCreative V大赛的语料库与数据库进行实体关系抽取,针对长文本中存在核心实体关系不精确的问题,提出了双向简单循环神经网络与带注意力机制的卷积神经网络相结合的模型,实验验证该模型在化学物质与疾病的关系抽取中具有良好表现。丁泽源等^[64]利用公开的英文生物医学标注语料,结合翻译技术和人工标注方法构建了中文生物医学实体关系语料,然后使用结合注意力机制的双向长短期记忆网络抽取实体间的关系。实验结果表明,该方法可以准确地从中文文本中抽取生物医学实体及实体间关系。此外,高峰等^[65]在BiGRU-2ATT模型之上融合了关系发现词算法,将关系发现词作为模型的额外特征输入对诊疗关系进行抽取,有效提升了模型性能。武小平等^[66]根据中文语义中主要以词而不是字为基本单位的特点,提出了改进的基于全词掩膜的BERT-CNN模型。这两项实验均提升了中文语料关系抽取的性能,但所用数据集均为学者自主构建,难免影响模型的可移植性。

1.3 知识融合

知识图谱中的数据由于来源不同常存在异构现象,导致了知识质量的参差不齐。知识融合就是通过映射和匹配使不同来源的知识在同一框架规范下进行整合、消歧和加工。知识融合对提升知识图谱的质量、知识复用以及实现异构数据源之间的语义互通都具有重要意义。知识融合的主要任务包括实体对齐和实体消歧。

知识在不同的数据源中常出现多元共指现象, 实体对齐就是用于解决异构数据中的实体冲突、指向不明等不一致问题。传统的实体对齐方法主要依赖众包技术或者利用维基百科的信息框等结构良好的模式进行。由于人工成本较高且难以大规模应用, 基于机器学习和深度学习的实体对齐方法的研究很快就在学界兴起。决策树算法很早就被用来解决实体对齐问题, 近年仍有学者在此算法上结合知识嵌入进行深入探索^[67-68]。深度学习方面, 国内学者李文娜等^[69]利用 TransE 模型表示实体的结构信息, 利用 BERT 模型表示实体的语义信息, 并据此设计了联合语义表示模型完成了不同知识库之间的实体对齐任务。Zhang 等^[70]提出了一种基于语义和结构嵌入的相关性预测方法 (semantic & structure embeddings-based relevancy prediction, S2ERP), 该方法在使用 BERT 模型获取实体语义嵌入的同时使用图卷积网络 (graph convolutional network, GCN) 获取术语库中实体同义词和下位词的结构嵌入, 从而完成电子病历与知识库之间的实体对齐。

实体对齐解决了同义异名的问题, 而实体消歧则用来解决不同知识库之间实体的同名异义问题。实体消歧的核心思想就是聚类, 关键在于如何定义实体对象与指称项之间的相似度^[2]。较为常用的一种方法为词袋模型^[71], 将当前实体指称项周边的词构建成特征向量, 利用余弦相似度进行比较从而完成聚类。然而这种方法没有考虑上下文的语义信息, 在性能上就会有一定的损失, 而后就有学者提出了基于语义上下文相似度的实体消歧方法^[72]。现有的研究大多依赖外部知识库进行实体消歧, 如 Han 和 Zhao^[73]选择以维基百科作为背景知识, 将各词条之间的关联关系融合进了实体指称项的相似度计算中, 提升了实体消歧的效果。王静等^[74]基于 DBpedia 知识库生成候选实体指称, 再利用概率模型计算实体上下文和实体指称上下文之间的相似度, 选取相似度最大的实体作为目标实体, 完成生物医学领域文献中的实体消歧并在实验中取得了 83% 的准确率。为了减少实体消歧对外部资源的依赖, Duque 等^[75]开发了一个实体消歧系统, 先以 PubMed 上下载的文摘编要为数据源, 采用无监督的方法自动构建知识图谱, 然后使用 PageRank 算法进行词义消歧。在深度学习技术方面, Vretinaris 等^[76]对图神经网络 (graph neural networks, GNN) 模型进行了改进, 将来自医学知识库的领域知识引入到查询图中, 并在负采样过

程引入了生成对抗网络 (generative adversarial network, GAN), 以避免梯度消失的问题, 从而获得更好的性能, 有效解决了医学领域的实体消歧问题。

知识融合对医学知识图谱质量的提升具有重要意义, 然而目前中文医学知识融合的研究相对较少, 高效且可扩展性强的中文医学知识融合算法仍有待深入研究。

1.4 知识推理

知识推理指通过计算从图谱中已有的实体关系中挖掘出隐含信息。知识图谱也正是由于具备可推理性而广泛应用于不同领域的具体业务中。传统的知识推理方法有基于描述逻辑推理、基于规则推理与基于案例推理等。Bousquet 等^[77]使用 DAML (DARPA agent markup language) + OIL (ontology inference layer) 描述逻辑语言对监管活动医学词典 (medical dictionary for regulatory activities, MedDRA) 执行术语推理来改进药物警戒系统中的信号检测。Chen 等^[78]采用基于规则推理的方法开发了糖尿病诊断系统以提供用药建议。由于案例推理与医疗诊断具有极高的相似性, 符合医学专家求解新问题的思维过程, 在医学领域的应用更为广泛, 国内相关研究也较多。沈亚诚和舒忠梅^[79]提出了患者病历的多元式表示法, 并结合归纳索引法与最近邻法构建了基于病历的案例推理系统。Ping 等^[80]提出了基于多重测量值的案例推理方法 (multiple measurements case-based reasoning, MMCBR) 来建立肝癌复发预测模型, 该模型综合患者在一定时间序列的多个测量指标来进行案例匹配, 实验表明模型性能优于单测量值的案例推理。陈延雪等^[81]以医疗领域的突发事件为主体, 结合基于规则和基于案例的推理方法构建了医疗应急响应决策支持系统。

随着知识数量的激增以及复杂程度的不断加深, 传统知识推理方法表现出了学习能力不足、准确率较低等缺陷, 因而基于神经网络的推理和基于图的推理很快引起学界的关注。英文医学知识推理在这方面已有一定的研究积累, 相关工作包括利用图神经网络预测蛋白质功能^[82], 利用卷积神经网络进行药物组合预测, 判断患者当前用药的合理性^[83]等。此外, Woensel 等^[84]研究了如何基于知识图谱推理出电子病历中缺失的字段。中文医学知识推理方面较有代表性的研究有陈德华等^[85]将临床数据的时序特征融入到知识推理中, 通过构建基于 LSTM 的序列增量学习层, 以端到端的方式提取三元组时序特征, 实现了对糖尿病时序知识图谱的链接预测, 为临床决策

提供更具价值的参考。Gong等^[86]提出了一种安全药物推荐框架,将药物推荐分解为一个考虑临床诊断和药物不良反应的链接预测过程,为患者提供最佳的药物推荐。利用深度学习技术对知识图谱进行推理计算有利于对知识进行挖掘,以提升知识的利用价值,未来需对深度学习在中文医学知识推理方面的应用进行深入探索。

通过对知识图谱构建的关键技术进行梳理,可以发现近年来深度学习方法在医学知识图谱构建中的使用得到了学者的广泛研究,其中知识表示和知识抽取方面的相关研究较多,而知识融合和知识推理方面的研究则较为欠缺。就中文医学知识图谱而言,突出的问题在于公开的中文医学标注语料较少,许多学者在研究中仍使用英文数据集或自行构建数据集,这会因标注数据的差异影响技术的泛化,阻碍技术的深入研究。此外,随着客观世界知识量的不断累积以及知识图谱规模的不断扩大,实体间的关系也逐渐趋于复杂,如何提升深度学习模型的算力以及精确度仍是医学知识图谱走向应用的一大挑战,因此深度学习在医学知识融合与推理方面的研究潜力还有待挖掘。

2 医学知识图谱构建

通用知识图谱知识覆盖范围广且数据量大,通常采用自底向上的方式构建,自动化程度较高。医学知识图谱属于领域知识图谱,构建的关键技术与通用知识图谱存在共性,但构建流程则有所区别。领域知识图谱构建的流程如图2^[26]所示,其中模式层对后续领域知识的获取和组织有着重要的指导意义。

由于医学领域具有相对完备的知识体系,而且医学知识具有术语多样、结构复杂、专业性强且应用场景容错率低等特点,由医学专家参与构建的医学

本体对医学知识图谱模式层的构建极具参考价值,也对医学知识图谱的快速发展起到了很大的促进作用。本文将从医学本体构建、全科医学知识图谱构建和单病种医学知识图谱构建三个角度对中文医学知识图谱构建的相关工作进行总结。

2.1 医学本体构建

本体这一概念最早来源于哲学领域,后在知识工程领域作为知识组织的一种形式被广泛使用。本体指利用基本术语表达领域知识,确定领域内共同认可的概念和概念间的关系,以用于领域内不同主体之间的交流与知识共享的形式化规范说明。目前本体采用国际通用的形式化语言OWL来规范描述领域的概念及其语义关系,使得这些知识可被人机共同理解,从而解决了人机之间、机器之间信息传递和交流的障碍^[87]。本体作为一种重要的知识组织方法,为医学领域的知识图谱构建工作提供了坚实基础,生物医学领域也一直处于本体研究的前列。国外成熟的医学本体包括SNOMED-CT、基因本体(gene ontology, GO)、疾病本体(disease ontology, DO)和人类表型本体(human phenotype ontology, HPO)等。近年来,仍有不少学者在进行这些权威本体的改良细化研究,也有学者通过参考或复用它们来构建专科疾病本体,如Shepherd等^[88]基于SNOMED-CT构建了一个本体并将其作为边界对象,以解决照顾慢性病患者的多学科卫生保健小组成员之间的语义互操作鸿沟。国内也有学者对医学本体构建进行了积极的探索。牟冬梅等^[89]基于SNOMED-CT和形式概念分析构建了甲状腺疾病本体,并利用该本体对电子病历进行标注,验证了其有用性。李晓瑛等^[90]复用了UMLS和SNOMED-CT中的语义关系,并结合从文献中获取的疾病与药物之间的治疗关系,构建了呼吸系统肿瘤本体。任慧玲等^[91]构建了中医疾病本体,并

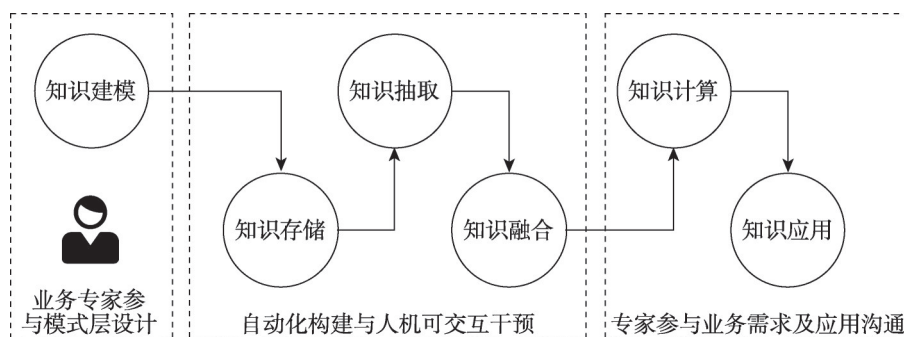


图2 领域知识图谱构建流程

Fig.2 Construction process of domain knowledge graph

完成了与 ICD-11 中文版的语义映射,为中医疾病分类统计的规范化和标准化奠定了基础。

由于国内还尚未形成权威的医学术语标准,目前学者大多参考 UMLS、SNOMED-CT 以及 MeSH (medical subject headings) 词表等国际权威术语构建中文医学本体。近年来,国内也有机构致力于中文医学术语标准化的研究并取得了一定成效,如开放医疗与健康联盟(open medical and healthcare alliance, OMAHA)于 2019 年在 HiTA 知识服务平台上发布了“七巧板”医学术语集;中国医学科学院医学信息研究所于 2020 年在 BioPortal 平台公开了他们的研究成果——精准医学本体(precision medicine ontology, PMO)^[92],这都为中文医学领域知识图谱的构建工作提供了极富价值的参考。

2.2 全科医学知识图谱构建

全科医学知识图谱旨在搜集各类医学知识,通常包含大量的疾病、症状、检查、治疗、用药等多方面的实体及语义关系,通过对这些数据进行分析 and 整合构建知识图谱,为医学领域的智能化发展提供帮助。

开放资源是早期全科医学知识图谱构建的主要数据来源,Lin 等^[93]以公共医疗网站上爬取的数据和医院的电子临床数据为数据源,搭建了 MED-Ledge 系统,该系统可对医学数据进行有效的处理和分析,并绘制成知识图谱以支持各种真实的医疗保健应用。刘燕等^[94]和魏自强等^[95]以垂直性医疗网站中的医学知识为数据基础构建了医疗知识图谱,并对其应用进行了探讨。此外,Shi 等^[96]还利用某城市卫生信息系统中的医疗服务数据构建了一个语义健康知识图谱,以便从这些离散的医疗文本数据中挖掘有价值的信息,使医疗信息系统中积累的数据得以充分利用。近年来,不断积累的电子病历数据也引起了学界的广泛关注,其中有些学者就利用电子病历构建了知识图谱,为临床决策提供支持^[97-98]。聂莉莉等^[99]还以权威的医学文献和书籍为数据源,在医学专家的帮助下梳理了呼吸系统常见疾病及其症状之间的关系,以“疾病-症候-特征”为模型构建了呼吸系统医疗诊断知识图谱。阮彤等^[100]利用上海曙光医院已有的中医临床知识库作为数据基础,利用文本信息抽取和关系数据转换(database to RDF, D2R)等信息技术,通过领域专家构建的模式层将疾病库、症状库、中草药库和方剂库进行了融合,构建了一个中医药知识图谱。

全科医学知识图谱的构建是医学数据向知识化

转变的重要尝试,不同渠道的医学信息的积累也使得全科医学知识图谱的规模不断扩大。目前,中文全科医学知识图谱相关研究已有一定的积累,但如何提升数据的质量以满足医学具体应用场景的需求仍是亟待解决的关键问题。

2.3 单病种医学知识图谱构建

由于医学应用场景对知识精确度要求较高,全科医学知识图谱在数据精度方面的缺陷导致了其应用的局限性。近年来许多学者展开了对单病种医学知识图谱构建的研究。单病种医学知识图谱往往以某一疾病为核心节点,通过梳理该疾病的临床指南构建某疾病的知识模型,再结合一系列技术手段完成知识图谱的构建。

目前单病种知识图谱涉及的疾病种类已经非常丰富,如 Weng 等^[101]提出一种基于语义分析的医学知识图谱自动构建框架,并基于此框架利用 886 例高血压患者病历构建了高血压知识图谱。糖尿病知识图谱的构建也有学者进行了研究^[102-103]。精神疾病方面,Huang 等^[104]依据 UMLS 的概念层级和医学术语对从科研文献、临床指南、维基百科和电子病历中获取的抑郁症相关数据进行了整合,构建了抑郁症知识图谱,并开发了相应的系统对图谱进行管理和更新。马欢欢^[105]则基于癫痫患者的电子病历构建了癫痫知识图谱。此外,还有 Chai^[106]利用某三甲医院的甲状腺疾病患者的电子病历,结合医院已有的知识库进行甲状腺疾病相关实体和关系的抽取,构建了甲状腺疾病知识图谱,并采用样例数据测试了其辅助诊断的可用性。Fang 等^[107]从电子病历和医学网站(寻医问药网、百度百科和春雨医生)中抽取了垂体腺瘤相关信息,在临床专家的帮助下构建了垂体腺瘤知识图谱,为临床决策提供支持。另外,慢性肾脏病^[108]、心血管疾病^[109]以及近年突发的新冠肺炎^[110],均有学者在其知识图谱构建及应用方面进行了研究。然而中文的单病种医学知识图谱大多针对较常见的疾病,国外已经有学者对罕见病知识图谱的构建与应用展开了研究^[111-112],这也是中文医学知识图谱未来值得研究的方向。

近年来,中文医学知识图谱构建的研究成果不断增加并呈现以下特点:一是图谱构建的数据来源趋于多样化,包括科研文献、临床指南、医疗百科、电子病历等;二是图谱类型从全科医学知识图谱发展到单病种医学知识图谱,且涉及的疾病种类日益丰富,在应用层面也取得了较好的成果。然而中文医

学知识图谱的研究仍存在一些难点和挑战。首先,医学本体对医学知识图谱的构建具有重要的指导意义,然而目前国内尚未形成权威的中文医学术语,不同研究采用的知识结构并不统一,这阻碍了现有医学知识图谱的融合,不利于研究的深入。其次,现有的中文单病种医学知识图谱大多针对常见病和多发病,如何利用知识图谱辅助罕见病的诊断和治疗也是未来亟待解决的问题。

3 医学知识图谱应用

通用知识图谱的应用方向在医学领域大都适用,但医学知识图谱也因医学领域的不同业务而延伸出了更广泛的应用场景,本文将对医学知识图谱在语义搜索、决策支持、智能问答及其他方面的应用进行分析。

3.1 语义搜索

Google提出知识图谱时就是用于优化搜索引擎的检索质量,通过语义关系分析为用户匹配更精确的检索结果,并将结果结构化地展示给用户。

在医学领域也有许多专用的搜索引擎,美国的在线健康网站Healthline就是一个基于知识库的医学信息搜索引擎,用户可以利用疾病名称、症状名称、药物名称和治疗手段等字段进行检索,还可以查询当地的医院和医生信息等,涵盖的医学信息非常全面。国内主流的医学搜索引擎有搜狗明医、寻医问药网、春雨医生、医脉通等,还有一些客户端产品,如腾讯医典、科大讯飞与学习强国联合推出的讯飞健康平台等,这些平台都在使用知识图谱相关技术来优化其语义搜索功能。

中文医学知识图谱在语义搜索方面的应用也有一些代表性的研究:其一为于彤等^[113]开发的一个大型语义搜索平台TCMSearch,该平台融入了语义视图和基于领域本体的语义索引,可以为领域专家提供更智能的信息检索服务;另外一项则是中国中医科学院的贾李蓉等^[114]开发的中医药学语言系统,该系统中也使用了包含12万余个概念、60万余个术语以及127万余个语义关系的中医药知识图谱,通过在检索系统中嵌入“知识卡片”以及一个“知识地图”展示系统,将中医领域的概念进行可视化展示。近年来,有学者在搜索的基础上进行了扩展研究。Wang等^[115]开发了一个基于知识的医学信息检索系统,不仅从UMLS中提取信息作为背景知识库以优化搜索结果,还对该系统在医学临床决策和个性推荐等方

面的应用进行了研究。刘崇^[116]从寻医问药网和39健康网等网站采集数据构建了医学知识图谱,并开发了医疗知识搜索系统。该系统可借助知识图谱理解用户的意图,以更直观、精确的方式返回用户所需的医疗知识,还能向用户推荐相关的社区问答链接供用户查阅。

3.2 决策支持

知识图谱可以实现对各类医学知识的关联与整合,通过一定规则的逻辑推理从已有的知识中得出一些新的结论,为用户制定决策提供支持。目前医学知识图谱在临床诊疗决策支持、药物研发决策支持和应急响应决策支持方面均有应用。

国外医学知识图谱早期在临床诊疗决策支持方面的应用较多,近年来的研究集中在了药物研发方面,如利用知识图谱实现药物重定位或揭示药物之间的相互作用,为药物研发提供决策支持^[117-119]。此外,Gentile等^[120]利用药物说明书构建了知识图谱,通过对药物说明书进行解析并与知识图谱进行匹配,能快速识别并标注出新版说明书中变更的字段,为药物审查人员提供决策支持,提升审查效率。

中文医学知识图谱的应用主要还是集中在临床诊疗决策支持上,如王昊奋等^[121]将其构建的医学知识图谱应用于上海林康医疗信息技术有限公司的医疗质量与患者安全辅助监控系统中,检测抗生素的不合理使用情况。Zhao^[122]开发了一个临床决策支持系统,该系统可以持续监测患者的生命体征参数,并在几个级别上计算风险分级,结合知识图谱识别患者存在的风险,以便医护人员及时做出干预。除了此类面向医护人员的决策支持研究,也有学者在其研究中考虑了患者的需求。武家伟等^[123]利用互联网开放数据构建了“疾病-症状”知识图谱,并融合深度学习技术设计实现了问诊推荐系统,在患者查询疾病相关问题时可以为患者推荐合适的医生和医院,以便患者做进一步的诊断和治疗。

此外,中文医学知识图谱在医疗突发事件应急响应方面的应用也有研究。根据医疗突发事件知识图谱可以推理实际救援的资源调配方案,辅助应急决策者做出更高效的决策措施^[81]。

3.3 智能问答

智能问答系统可以通过自然语言处理技术理解用户的提问,从海量数据中查询用户所需的答案并反馈给用户。基于医学知识图谱开发智能问答系统可以帮助患者实现自查自诊,缓解医护人员人手不

足的压力。

Watson 机器人是最早在医学领域应用的智能问答平台^[124],而后诸多学者开始对医学智能问答系统展开研究。郑懿鸣等^[125]构建了中医药知识图谱,并基于自然语言处理技术开发了智能问答系统,然而该系统仅针对疾病和症状提供用药推荐,问答类型过于单一。王继伟等^[126]在其开发的智能问答系统中使用了基于共享层的卷积神经网络与词频-逆文本频率(term frequency-inverse document frequency, TF-IDF)结合的混合算法,以保证系统能准确地获取用户输入的问句类型并匹配最接近的模板,从而实现更丰富的问答交互。此外,针对单病种的智能问答系统也有学者研究,如田迎等^[127]从抑郁症论文摘要中抽取其知识三元组,构建了抑郁症知识图谱,并采用模板匹配的方法开发了抑郁症智能问答系统。在新冠肺炎持续肆虐的当下,也有学者开发了新冠肺炎智能问答系统^[128-129],既有助于民众获取最新疫情信息以避免恐慌,也能帮助疫情防控相关部门的咨询人员缓解压力。

除以上应用场景之外,Gopez 等^[130]还基于医保政策构建了知识图谱,用于辅助医保审查,减少医保欺诈事件的发生。黄智生等^[131]还将知识图谱用于微博平台进行自杀监控预警。也有学者对临床指南的图谱化表示^[132]进行了尝试。

4 总结与展望

医学知识图谱的研究将不断推进海量医学数据的智能化处理,推动医学智能化的脚步。本文通过对医学知识图谱的关键技术、构建及应用进行分析,发现中文医学知识图谱的研究存在医学术语标准化程度不高、标注语料缺乏、技术研究不够深入以及应用场景有局限性等问题,现对中文医学知识图谱未来的研究方向做出以下展望。

(1)中文医学术语的标准化问题需进一步研究。标准的医学术语不仅能从模式层上指导医学知识图谱的构建,还能促进现有医学知识图谱的融合,以实现医学知识的互联互通,这对中文医学知识图谱的研究和应用有着重要意义。其次,中文医学标注语料的研究及共享将成为新的发展方向。医学领域语料标注需要耗费大量的人力、物力,而医学知识图谱的研究又依赖高质量的标注语料。在保证数据质量的前提下,未来学界和业界应该更注重中文医学标注语料的研究和共享,以减少研究成本,提升研

究效率。

(2)人工智能技术在医学知识图谱构建中的应用需更加深入,特别是加强深度学习在中文医学知识融合和知识推理方面的研究,通过提升模型的性能及泛化能力,形成中文医学知识图谱构建的技术体系或通用平台,以满足更多研究工作的需要。此外,在知识表示和知识抽取方面,不同语种在语言结构和表达上的差异理论上会对深度学习模型的效果造成一定的影响,未来可以从语言学的角度对中文特征进行深入分析,探索针对中文医学知识表示和抽取的新技术。

(3)中文医学知识图谱未来需要探索更广阔的应用前景。随着互联网中医学数据的不断积累,医学知识图谱的可用价值已经远远超出了疾病知识的查询和辅助诊断,药物研发、临床指南的图谱化以及突发公共卫生事件的应对等都将是未来医学知识图谱值得探索的应用场景。

参考文献:

- [1] SINGHAL A. Introducing the knowledge graph: things, not strings[J]. Official Google Blog, 2012, 5: 16.
- [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.
LIU Q, LI Y, DUAN H, et al. Knowledge graph construction technology[J]. Journal of Computer Research and Development, 2016, 53(3): 582-600.
- [3] LEHMANN J, ISELE R, JAKOB M, et al. DBpedia: a large-scale, multilingual knowledge base extracted from wikipedia[J]. Semantic Web, 2015, 6(2): 167-195.
- [4] BOLLACKER K D, COOK R P, TUFTS P. Freebase: a shared database of structured general human knowledge[C]//Proceedings of the 22nd AAAI Conference on Artificial Intelligence, Vancouver, Jul 22-26, 2007. Menlo Park: AAAI, 2007: 1962-1963.
- [5] SUCHANEK F M, KASNECI G, WEIKUM G. Yago: a large ontology from Wikipedia and WordNet[J]. Journal of Web Semantics, 2008, 6(3): 203-217.
- [6] XU B, LIANG J, XIE C, et al. CN-DBpedia2: an extraction and verification framework for enriching Chinese encyclopedia knowledge base[J]. Data Intelligence, 2019, 1(3): 271-288.
- [7] NIU X, SUN X R, WANG H F, et al. Zhishi.me-weaving Chinese linking open data[C]//LNCS 7032: Proceedings of the 10th International Semantic Web Conference, Bonn, Oct 23-27, 2011. Berlin, Heidelberg: Springer, 2011: 205-220.
- [8] CHEN H J, HU N, QI G L, et al. OpenKG chain: a blockchain infrastructure for open knowledge graphs[J]. Data Intelligence, 2021, 3(2): 205-227.
- [9] MCDONALD F S, ELKIN P L. UMLS concept indexing

- for production databases: a feasibility study[J]. Journal of the American Medical Informatics Association, 2001, 8(5): 512-514.
- [10] DONNELLY K, SNOMED C T. The advanced terminology and coding system for eHealth[J]. Studies in Health Technology and Informatics, 2006, 121: 279-290.
- [11] 李丹亚, 胡铁军, 李军莲, 等. 中文一体化医学语言系统的构建与应用[J]. 情报杂志, 2011, 30(2): 147-151.
LI Y D, HU T J, LI J L, et al. Construction and application of Chinese unified medical language system[J]. Journal of Intelligence, 2011, 30(2): 147-151.
- [12] 贾李蓉, 刘静, 于彤, 等. 中医药知识图谱构建[J]. 医学信息学杂志, 2015, 36(8): 51-53.
JIA L R, LIU J, YU T, et al. Construction of traditional Chinese medicine knowledge graph[J]. Journal of Medical Informatics, 2015, 36(8): 51-53.
- [13] NICHOLSON D N, GREENE C S. Constructing knowledge graphs and their biomedical applications[J]. Computational and Structural Biotechnology Journal, 2020, 18: 1414-1428.
- [14] MOHAMED S K, NOUNU A, NOVÁČEK V. Biological applications of knowledge graph embedding models[J]. Briefings in Bioinformatics, 2021, 22(2): 1679-1693.
- [15] MACLEAN F. Knowledge graphs and their applications in drug discovery[J]. Expert Opinion on Drug Discovery, 2021, 16(9): 1057-1069.
- [16] 侯梦薇, 卫荣, 陆亮, 等. 知识图谱研究综述及其在医疗领域的应用[J]. 计算机研究与发展, 2018, 55(12): 2587-2599.
HOU M W, WEI R, LU L, et al. Research review of knowledge graph and its application in medical domain[J]. Journal of Computer Research and Development, 2018, 55(12): 2587-2599.
- [17] 修晓蕾, 吴思竹, 崔佳伟, 等. 医学知识图谱构建研究进展[J]. 中华医学图书情报杂志, 2018, 27(10): 33-39.
XIU X L, WU S Z, CUI J W, et al. Advances in studies on construction of medical knowledge graphs[J]. Chinese Journal of Medical Library and Information Science, 2018, 27(10): 33-39.
- [18] 袁凯琦, 邓扬, 陈道源, 等. 医学知识图谱构建技术与研究进展[J]. 计算机应用研究, 2018, 35(7): 1929-1936.
YUAN K Q, DENG Y, CHEN D Y, et al. Construction techniques and research development of medical knowledge graph[J]. Application Research of Computers, 2018, 35(7): 1929-1936.
- [19] 刘烨宸, 李华昱. 领域知识图谱研究综述[J]. 计算机系统应用, 2020, 29(6): 1-12.
LIU Y C, LI H Y. Survey on domain knowledge graph research[J]. Computer Systems & Applications, 2020, 29(6): 1-12.
- [20] 谭玲, 鄂海红, 匡泽民, 等. 医学知识图谱构建关键技术及研究进展[J]. 大数据, 2021, 7(4): 80-104.
TAN L, E H H, KUANG Z M, et al. Key technologies and research progress of medical knowledge graph construction [J]. Big Data Research, 2021, 7(4): 80-104.
- [21] 赵悦淑, 王军, 王蕊, 等. 中文医学知识图谱研究进展[J]. 中国数字医学, 2021, 16(6): 86-91.
ZHAO Y S, WANG J, WANG R, et al. Advances in studies on Chinese medical knowledge graph[J]. China Digital Medicine, 2021, 16(6): 86-91.
- [22] SOOMRO P D, KUMAR S, BANBHRANI A A S, et al. Bio-NER: biomedical named entity recognition using rule-based and statistical learners[J]. International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 2017, 8(12): 163-170.
- [23] LAKEL K, BENDELLA F, BENKHADDA S. Named entity recognition for psychological domain: challenges in document annotation for the Arabic language[C]//Proceedings of the 1st International Conference on Embedded & Distributed Systems, Oran, Dec 17-18, 2017. Piscataway: IEEE, 2017: 39-43.
- [24] WEEGAR R, PÉREZ A, CASILLAS A, et al. Deep medical entity recognition for Swedish and Spanish[C]//Proceedings of the 2018 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine, Madrid, Dec 3-6, 2018. Piscataway: IEEE, 2018: 1595-1601.
- [25] WEEGAR R, PÉREZ A, CASILLAS A, et al. Recent advances in Swedish and Spanish medical entity recognition in clinical texts using deep neural approaches[J]. BMC Medical Informatics and Decision Making, 2019, 19(7): 1-14.
- [26] 王昊奋, 漆桂林, 陈华钧. 知识图谱方法、实践与应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2019.
WANG H F, QI G L, CHEN H J. Knowledge graph method, practice and application[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2019.
- [27] 肖仰华, 徐波, 林欣, 等. 知识图谱概念与技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2020.
XIAO Y H, XU B, LIN X, et al. Concept and technology of knowledge graph[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2020.
- [28] SHORTLIFFE E H. Computer-based medical consultations: MYCIN[M]. New York: Elsevier Scientific Publishing Company, Inc., 1976.
- [29] MINSKY M. A framework for representing knowledge[J]. Computation & Intelligence, 1995: 163-189.
- [30] COLLINS A M, QUILLIAN M R. Retrieval time from semantic memory[J]. Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior, 1969, 8(2): 240-247.
- [31] BAADER F, HORROCKS I, SATTLER U. Description logics [J]. Foundations of Artificial Intelligence, 2008, 3: 135-179.
- [32] 刘知远, 孙茂松, 林衍凯, 等. 知识表示学习研究进展[J]. 计算机研究与发展, 2016, 53(2): 247-261.
LIU Z Y, SUN M S, LIN Y K, et al. Knowledge representation learning: a review[J]. Journal of Computer Research and Development, 2016, 53(2): 247-261.

- [33] MIKOLOV T, SUTSKEVER I, CHEN K, et al. Distributed representations of words and phrases and their compositionality[C]//Proceedings of the 27th Annual Conference on Neural Information Processing Systems, Lake Tahoe, Dec 5-8, 2013. Red Hook: Curran Associates, 2013: 3111-3119.
- [34] BORDES A, USUNIER N, GARCÍA-DURÁN A, et al. Translating embeddings for modeling multi-relational data [C]//Proceedings of the 27th Annual Conference on Neural Information Processing Systems, Lake Tahoe, Dec 5-8, 2013. Red Hook: Curran Associates, 2013: 2787-2795.
- [35] WANG Z, ZHANG J W, FENG J L, et al. Knowledge graph embedding by translating on hyperplanes[C]//Proceedings of the 28th AAAI Conference on Artificial Intelligence, Québec City, Jul 27-31, 2014. Menlo Park: AAAI, 2014: 1112-1119.
- [36] JI G L, HE S Z, XU L H, et al. Knowledge graph embedding via dynamic graphing matrix[C]//Proceedings of the 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th International Joint Conference on Natural Language Processing of the Asian Federation of Natural Language Processing, Beijing, Jul 26-31, 2015. Stroudsburg: ACL, 2015: 687-696.
- [37] LIN Y, LIU Z, SUN M, et al. Learning entity and relation embeddings for knowledge graph completion[C]//Proceedings of the 29th AAAI Conference on Artificial Intelligence, Austin, Jan 25-30, 2015. Menlo Park: AAAI, 2015: 2181-2187.
- [38] XIAO H, HUANG M L, ZHUX Y. TransG: a generative model for knowledge graph embedding[C]//Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, Berlin, Aug 7-12, 2016. Stroudsburg: ACL, 2016: 2316-2325.
- [39] CHOI W, LEE H. Inference of biomedical relations among chemicals, genes, diseases, and symptoms using knowledge representation learning[J]. IEEE Access, 2019, 7: 179373-179384.
- [40] CHANG D, BALAŽEVIĆ I, ALLEN C, et al. Benchmark and best practices for biomedical knowledge graph embeddings[C]//Proceedings of the 19th SIGBioMed Workshop on Biomedical Language Processing. Stroudsburg: ACL, 2020: 167-176.
- [41] PEROZZI B, AL-RFOU R, SKIENA S. DeepWalk: online learning of social representations[C]//Proceedings of the 20th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, New York, Aug 24-27, 2014. New York: ACM, 2014: 701-710.
- [42] GROVER A, LESKOVEC J. Node2Vec: scalable feature learning for networks[C]//Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, San Francisco, Aug 13-17, 2016. New York: ACM, 2016: 855-864.
- [43] WANG D X, CUI P, ZHU W W. Structural deep network embedding[C]//Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, San Francisco, Aug 13-17, 2016. New York: ACM, 2016: 1225-1234.
- [44] ZHAO C, JIANG J, GUAN Y, et al. EMR-based medical knowledge representation and inference via Markov random fields and distributed representation learning[J]. Artificial Intelligence in Medicine, 2018, 87: 49-59.
- [45] LI L F, WANG P, WANG Y, et al. PrTransH: embedding probabilistic medical knowledge from real world EMR data [J]. arXiv:1909.00672, 2019.
- [46] LI L, WANG P, YAN J, et al. Real-world data medical knowledge graph: construction and applications[J]. Artificial Intelligence in Medicine, 2020, 103(19): 101817.
- [47] 沈思, 孙豪, 王东波. 基于深度学习表示的医学主题语义相似度计算及知识发现研究[J]. 情报理论与实践, 2020, 43(5): 183-190.
- SHEN S, SUN H, WANG D B. Research on topics semantic similarity calculation and knowledge discovery of medical based on deep learning representation[J]. Information Studies: Theory & Application, 2020, 43(5): 183-190.
- [48] 隋明爽, 崔雷. 结合多种特征的CRF模型用于化学物质-疾病命名实体识别[J]. 现代图书情报技术, 2016(10): 91-97.
- SUI M S, CUI L. Extracting chemical and disease named entities with multiple-feature CRF model[J]. New Technology of Library and Information Service, 2016(10): 91-97.
- [49] 李丽双, 何红磊, 刘珊珊, 等. 基于词表示方法的生物医学命名实体识别[J]. 小型微型计算机系统, 2016, 37(2): 302-307.
- LI L S, HE H L, LIU S S, et al. Research of word representations on biomedical named entities recognition[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2016, 37(2): 302-307.
- [50] 栗伟, 赵大哲, 李博, 等. CRF与规则相结合的医学病历实体识别[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(4): 1082-1086.
- LI W, ZHAO D Z, LI B, et al. Combining CRF and rule based medical named entity recognition[J]. Application Research of Computers, 2015, 32(4): 1082-1086.
- [51] LAMPLE G, BALLESTEROS M, SUBRAMANIAN S, et al. Neural architectures for named entity recognition[J]. arXiv: 1603.01360, 2016.
- [52] 李丽双, 郭元凯. 基于CNN-BLSTM-CRF模型的生物医学命名实体识别[J]. 中文信息学报, 2018, 32(1): 116-122.
- LI L S, GUO Y K. Biomedical named entity recognition with CNN-BLSTM-CRF[J]. Journal of Chinese Information Processing, 2018, 32(1): 116-122.
- [53] 杨培, 杨志豪, 罗凌, 等. 基于注意机制的化学药物命名实体识别[J]. 计算机研究与发展, 2018, 55(7): 1548-1556.
- YANG P, YANG Z H, LUO L, et al. An attention-based approach for chemical compound and drug named entity recognition[J]. Journal of Computer Research and Development, 2018, 55(7): 1548-1556.
- [54] LI L, JIANG Y. Integrating language model and reading control

- gate in BLSTM-CRF for biomedical named entity recognition[J]. IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics, 2018, 17(3): 841-846.
- [55] GAO W C, ZHENG X H, ZHAO S S. Named entity recognition method of Chinese EMR based on BERT-BiLSTM-CRF[C]//Proceedings of the 4th International Conference on Advanced Algorithms and Control Engineering, Sanya, Jan 29-31, 2021. Bristol: IOP Publishing, 2021: 012083.
- [56] RAMACHANDRAN R, ARUTCHELVAN K. Named entity recognition on bio-medical literature documents using hybrid based approach[J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2021. DOI: 10.1007/s12652-021-03078-z.
- [57] KAMBHATLA N. Combining lexical, syntactic, and semantic features with maximum entropy models for information extraction[C]//Proceedings of the 42nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, Barcelona, Jul 21-26, 2004. Stroudsburg: ACL, 2004: 178-181.
- [58] 刘克彬, 李芳, 刘磊, 等. 基于核函数中文关系自动抽取系统的实现[J]. 计算机研究与发展, 2007, 44(8): 1406-1411. LIU K B, LI F, LIU L, et al. Implementation of a kernel-based Chinese relation extraction system[J]. Journal of Computer Research and Development, 2007, 44(8): 1406-1411.
- [59] UZUNER O, MAILLOA J, RYAN R, et al. Semantic relations for problem-oriented medical records[J]. Artificial Intelligence in Medicine, 2010, 50(2): 63-73.
- [60] JI G, LIU K, HE S, et al. Distant supervision for relation extraction with sentence-level attention and entity descriptions[C]//Proceedings of the 31st AAAI Conference on Artificial Intelligence, San Francisco, Feb 4-9, 2017. Menlo Park: AAAI, 2017: 3060-3066.
- [61] FENG J, HUANG M, ZHAO L, et al. Reinforcement learning for relation classification from noisy data[C]//Proceedings of the 32nd AAAI Conference on Artificial Intelligence, New Orleans, Feb 2-7, 2018. Menlo Park: AAAI, 2018: 5779-5786.
- [62] CARLSON A, BETTERIDGE J, WANG R C, et al. Coupled semi-supervised learning for information extraction[C]//Proceedings of the 3rd International Conference on Web Search and Web Data Mining, New York, Feb 4-6, 2010. New York: ACM, 2010: 101-110.
- [63] 曹春萍, 何亚喆. 融合BSRU和ATT-CNN的化学物质与疾病的关系抽取方法[J]. 小型微型计算机系统, 2020, 41(4): 794-799. CAO C P, HE Y Z. Extracting relationships between chemical substances and diseases with bidirectional simple recurrent unit and attention based convolutional neural network[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2020, 41(4): 794-799.
- [64] 丁泽源, 杨志豪, 罗凌, 等. 基于深度学习的中文生物医学实体关系抽取系统[J]. 中文信息学报, 2021, 35(5): 70-76. DING Z Y, YANG Z H, LUO L, et al. A Chinese biomedical entity relationship extraction system based on deep learning[J]. Journal of Chinese Information Processing, 2021, 35(5): 70-76.
- [65] 高峰, 杨佳欣, 顾进广. 融合关系发现词与深度学习的诊疗关系抽取[J]. 计算机应用与软件, 2021, 38(12): 168-173. GAO F, YANG J X, GU J G. Extraction of diagnosis and treatment relationship based on fusion relation discovery words and deep learning[J]. Computer Applications and Software, 2021, 38(12): 168-173.
- [66] 武小平, 张强, 赵芳, 等. 基于BERT的心血管医疗指南实体关系抽取方法[J]. 计算机应用, 2021, 41(1): 145-149. WU X P, ZHANG Q, ZHAO F, et al. Entity relation extraction method for guidelines of cardiovascular disease based on bidirectional encoder representation from transformers[J]. Journal of Computer Applications, 2021, 41(1): 145-149.
- [67] MCCARTHY J F, LEHNERT W G. Using decision trees for coreference resolution[C]//Proceedings of the 14th International Joint Conference on Artificial Intelligence, Montréal Québec, Aug 20-25, 1995. San Mateo: Morgan Kaufmann, 1995: 1050-1055.
- [68] 苏佳林, 王元卓, 靳小龙, 等. 自适应属性选择的实体对齐方法[J]. 山东大学学报(工学版), 2020, 50(1): 14-20. SU J L, WANG Y Z, JIN X L, et al. Entity alignment method based on adaptive attribute selection[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2020, 50(1): 14-20.
- [69] 李文娜, 张智雄. 基于联合语义表示的不同知识库中的实体对齐方法研究[J]. 数据分析与知识发现, 2021, 5(7): 1-9. LI W N, ZHANG Z X. Entity alignment method for different knowledge repositories with joint semantic representation[J]. Data Analysis and Knowledge Discovery, 2021, 5(7): 1-9.
- [70] ZHANG J, ZHANG Z, ZHANG H, et al. From electronic health records to terminology base: a novel knowledge base enrichment approach[J]. Journal of Biomedical Informatics, 2021, 113: 103628.
- [71] BAGGA A, BALDWIN B. Entity-based cross-document coreferencing using the vector space model[C]//Proceedings of the 36th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and 17th International Conference on Computational Linguistics, Quebec, Aug 10-14, 1998. Stroudsburg: ACL, 1998: 79-85.
- [72] ZHU G, IGLESIAS C A. Exploiting semantic similarity for named entity disambiguation in knowledge graphs[J]. Expert Systems with Applications, 2018, 101: 8-24.
- [73] HAN X P, ZHAO J. Named entity disambiguation by leveraging Wikipedia semantic knowledge[C]//Proceedings of the 18th ACM Conference on Information and Knowledge Management, Hong Kong, China, Nov 2-6, 2009. New York: ACM, 2009: 215-224.
- [74] 王静, 谭绍峰, 贺东东, 等. 基于上下文特征的领域文献实

- 体消歧算法[J]. 北京生物医学工程, 2018, 37(4): 398-402.
- WANG J, TAN S F, HE D D, et al. Entity disambiguation algorithm for domain document based on context feature [J]. Beijing Biomedical Engineering, 2018, 37(4): 398-402.
- [75] DUQUE A, STEVENSON M, MARTINEZ-ROMO J, et al. Co-occurrence graphs for word sense disambiguation in the biomedical domain[J]. Artificial Intelligence in Medicine, 2018, 87: 9-19.
- [76] VRETINARIS A, LEI C, EFTHYMIOU V, et al. Medical entity disambiguation using graph neural networks[C]// Proceedings of the 2021 International Conference on Management of Data. New York: ACM, 2021: 2310-2318.
- [77] BOUSQUET C, HENEGAR C, LOUËT A L, et al. Implementation of automated signal generation in pharmacovigilance using a knowledge-based approach[J]. International Journal of Medical Informatics, 2005, 74(7/8): 563-571.
- [78] CHEN R C, HUANG Y H, BAU C T, et al. A recommendation system based on domain ontology and SWRL for anti-diabetic drugs selection[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(4): 3995-4006.
- [79] 沈亚诚, 舒忠梅. 基于案例推理的病历表示与系统架构研究[J]. 南方医科大学学报, 2007, 27(7): 1114-1116.
- SHEN Y C, SHU Z M. Study on medical record representation and system architecture based on case reasoning[J]. Journal of Southern Medical University, 2007, 27(7): 1114-1116.
- [80] PING X O, TSENG Y J, LIN Y P, et al. A multiple measurements case-based reasoning method for predicting recurrent status of liver cancer patients[J]. Computers in Industry, 2015, 69: 12-21.
- [81] 陈延雪, 杨长春, 葛天一, 等. 基于知识推理的医疗应急响应机制研究[J]. 小型微型计算机系统, 2022, 43(3): 638-643.
- CHEN Y X, YANG C C, GE T Y, et al. Research on medical emergency response mechanism based on knowledge reasoning[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2022, 43(3): 638-643.
- [82] IOANNIDIS V N, MARQUES A G, GIANNAKIS G B. Graph neural networks for predicting protein functions[C]// Proceedings of the 8th IEEE International Workshop on Computational Advances in Multi-Sensor Adaptive Processing, Le Gosier, Dec 15-18, 2019. Piscataway: IEEE, 2019: 221-225.
- [83] WANG S, REN P, CHEN Z, et al. Order-free medicine combination prediction with graph convolutional reinforcement learning[C]// Proceedings of the 28th ACM International Conference on Information and Knowledge Management, Beijing, Nov 3-7, 2019. New York: ACM, 2019: 1623-1632.
- [84] WOENSEL W V A N, ARMSTRONG C, RAJARATNAM M, et al. Using knowledge graphs to plausibly infer missing associations in EMR data[J]. Public Health and Informatics: Proceedings of MIE, 2021, 281: 417-421.
- [85] 陈德华, 殷苏娜, 乐嘉锦, 等. 一种面向临床领域时序知识图谱的链接预测模型[J]. 计算机研究与发展, 2017, 54(12): 2687-2697.
- CHEN D H, YIN S N, YUE J J, et al. A link prediction model for clinical temporal knowledge graph[J]. Journal of Computer Research and Development, 2017, 54(12): 2687-2697.
- [86] GONG F, WANG M, WANG H, et al. SMR: medical knowledge graph embedding for safe medicine recommendation [J]. Big Data Research, 2021, 23: 100174.
- [87] 李健康, 张春辉. 本体研究及其应用进展[J]. 图书馆论坛, 2004, 24(6): 80-86.
- LI J K, ZHANG C H. Research and application development on ontology[J]. Library Tribune, 2004, 24(6): 80-86.
- [88] SHEPHERD M, SAMPALLI T. Ontology as boundary object [C]// Proceedings of the 12th International ISKO Conference, Mysore, Aug 6-9, 2012. Würzburg: Ergon, 2012: 131-137.
- [89] 牟冬梅, 张艳侠, 黄丽丽, 等. 基于 SNOMED CT 和 FCA 的医学领域本体构建研究[J]. 情报学报, 2013, 32(6): 653-662.
- MU D M, ZHANG Y X, HUANG L L, et al. Constructing medical ontology based on SNOMED CT and FCA[J]. Journal of the China Society for Scientific and Technical Information, 2013, 32(6): 653-662.
- [90] 李晓瑛, 李丹亚, 夏光辉, 等. 肿瘤本体构建研究[J]. 数字图书馆论坛, 2015(8): 37-42.
- LI X Y, LI D Y, XIA G H, et al. Research on the construction of tumor ontology[J]. Digital Library Forum, 2015(8): 37-42.
- [91] 任慧玲, 李晓瑛, 王哲, 等. 面向分类统计的传统医学疾病本体构建研究[J]. 中华医学图书情报杂志, 2020, 29(11): 1-7.
- REN H L, LI X Y, WNAG Z, et al. Classification and statistics-oriented development of disease ontology for traditional Chinese medicine[J]. Chinese Journal of Medical Library and Information Science, 2020, 29(11): 1-7.
- [92] HOU L, WU M, KANG H Y, et al. PMO: a knowledge representation model towards precision medicine[J]. Mathematical Biosciences and Engineering, 2020, 17(4): 4098-4114.
- [93] LIN K H, WU M S, WANG X L, et al. MEDLedge: a Q&A based system for constructing medical knowledge base[C]// Proceedings of the 11th International Conference on Computer Science & Education, Nagoya, Aug 23-25, 2016. Piscataway: IEEE, 2016: 485-489.
- [94] 刘燕, 傅智杰, 李姣, 等. 医学百科知识图谱构建[J]. 中华医学图书情报杂志, 2018, 27(6): 28-34.
- LIU Y, FU Z J, LI J, et al. Generation of medical encyclopedia knowledge graph[J]. Chinese Journal of Medical Library and Information Science, 2018, 27(6): 28-34.
- [95] 魏自强, 郑伟伟, 许永康. 基于百科知识的医疗数据知识图谱构建[J]. 网络安全技术与应用, 2020(10): 86-88.
- WEI Z Q, ZHENG W W, XU Y K. Construction of a medical data knowledge graph based on the encyclopedia

- knowledge[J]. Network Security Technology & Application, 2020(10): 86-88.
- [96] SHI L, LI S, YANG X, et al. Semantic health knowledge graph: semantic integration of heterogeneous medical knowledge and services[J]. BioMed Research International, 2017: 2858423.
- [97] 黄梦醒, 李梦龙, 韩惠蕊. 基于电子病历的实体识别和知识图谱构建的研究[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(12): 3735-3739.
- HUANG M X, LI M L, HAN H R. Research on entity recognition and knowledge graph construction based on electronic medical records[J]. Application Research of Computers, 2019, 36(12): 3735-3739.
- [98] 谢沂林, 蔡培强, 姜伟, 等. 基于图数据库的电子病历存储方法[J]. 信息技术与信息化, 2021(8): 134-137.
- XIE Y L, CAI P Q, JIANG W, et al. Electronic medical record storage method based on the graph database[J]. Information Technology and Informatization, 2021(8): 134-137.
- [99] 聂莉莉, 李传富, 许晓倩, 等. 人工智能在医学诊断知识图谱构建中的应用研究[J]. 医学信息学杂志, 2018, 39(6): 7-12.
- NIE L L, LI C F, XU X Q, et al. Study on application of artificial intelligence in the building of medical diagnosis knowledge graph[J]. Journal of Medical Informatics, 2018, 39(6): 7-12.
- [100] 阮彤, 孙程琳, 王昊奋, 等. 中医药知识图谱构建与应用[J]. 医学信息学杂志, 2016, 37(4): 8-13.
- RUAN T, SUN C L, WANG H F, et al. Construction of traditional Chinese medicine knowledge graph and its application[J]. Journal of Medical Informatics, 2016, 37(4): 8-13.
- [101] WENG H, LIU Z, YAN S, et al. A framework for automated knowledge graph construction towards traditional Chinese medicine[C]//LNCS 10594: Proceeding of the 2017 International Conference on Health Information Science. Cham: Springer, 2017: 170-181.
- [102] 杨佳琦. 基于中文自然语言处理的糖尿病知识图谱构建[D]. 包头: 内蒙古科技大学, 2020.
- YANG J Q. Construction of diabetes knowledge graph based on Chinese natural language processing[D]. Baotou: Inner Mongolia University of Science & Technology, 2020.
- [103] 刘勇, 齐梦霖. 基于糖尿病防治的医学知识图谱构建的研究[J]. 医学信息, 2020, 33(18): 11-14.
- LIU Y, QI M J. Research on the construction of medical knowledge graph based on diabetes prevention and treatment[J]. Journal of Medical Information, 2020, 33(18): 11-14.
- [104] HUANG Z S, YANG J, VAN HARMELEN F, et al. Constructing knowledge graphs of depression[C]//LNCS 10594: Proceedings of the 6th International Conference on Health Information Science, Moscow, Oct 7-9, 2017. Cham: Springer, 2017: 149-161.
- [105] 马欢欢. 基于电子病历的癫痫医学知识图谱构建的研究[D]. 曲阜: 曲阜师范大学, 2020.
- MA H H. Research on the construction of epilepsy medical knowledge graph based on electronic medical records[D]. Qufu: Qufu Normal University, 2020.
- [106] CHAI X. Diagnosis method of thyroid disease combining knowledge graph and deep learning[J]. IEEE Access, 2020, 8: 149787-149795.
- [107] FANG A, LOU P, HU J, et al. Head and tail entity fusion model in medical knowledge graph construction: case study for pituitary adenoma[J]. JMIR Medical Informatics, 2021, 9(7): e28218.
- [108] 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.
- ZHENG Z Q. Research on knowledge graph learning and reasoning for TCM prescription of chronic kidney disease [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2020.
- [109] 付洋, 刘茂福, 乔瑞. 心脏病中文知识图谱的构建[J]. 武汉大学学报(理学版), 2020, 66(3): 261-267.
- FU Y, LIU M F, QIAO R. Construction of Chinese knowledge graph of heart disease[J]. Journal of Wuhan University (Natural Science Edition), 2020, 66(3): 261-267.
- [110] 杨帅, 王小红, 赵志刚, 等. COVID-19知识图谱构建与应用研究[J]. 青岛大学学报(工程技术版), 2021, 36(4): 22-29.
- YANG S, WANG X H, ZHAO Z G, et al. Research on the construction and application of COVID-19 knowledge graph [J]. Journal of Qingdao University (Engineering & Technology Edition), 2021, 36(4): 22-29.
- [111] REUMANN M, GIOVANNINI A, NADWORN Y B, et al. Cognitive DDx assistant in rare diseases[C]//Proceedings of the 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Honolulu, Jul 18-21, 2018. Piscataway: IEEE, 2018: 3244-3247.
- [112] ZHU Q, NGUYEN D T, GRISHAGIN I, et al. An integrative knowledge graph for rare diseases, derived from the Genetic and Rare Diseases Information Center (GARD) [J]. Journal of Biomedical Semantics, 2020, 11(1): 1-13.
- [113] 于彤, 陈华钧, 李敬华. 面向中药新药研发的语义搜索系统[J]. 中国医学创新, 2013, 10(33): 152-154.
- YU T, CHEN H J, LI J H. A semantic search system for pharmaceutical manufacturing in traditional Chinese medicine[J]. Medical Innovation of China, 2013, 10(33): 152-154.
- [114] 贾李蓉, 于彤, 崔蒙, 等. 中医药学语言系统研究进展[J]. 中国数字医学, 2014, 9(10): 57-59.
- JIA L R, YU T, CUI M, et al. Progress of research on the language system of traditional Chinese medicine[J]. China Digital Medicine, 2014, 9(10): 57-59.
- [115] WANG H L, ZHANG Q P, YUAN J H. Semantically enhanced medical information retrieval system: a tensor factorization based approach[J]. IEEE Access, 2017, 5: 7584-7593.
- [116] 刘崇. 基于知识图谱的医疗知识搜索研究[D]. 杭州: 浙江理工大学, 2018.

- LIU C. Research of the medical knowledge based on knowledge graph[D]. Hangzhou: Institutes of Technology of Zhejiang, 2018.
- [117] SINGH A V, NEGI A. Towards better drug repositioning using joint learning[C]//Proceedings of the 16th IEEE-India-Council International Conference, Rajkot, Dec 13-15, 2019. Piscataway: IEEE, 2019: 1-4.
- [118] PARK C, PARK J, PARK S. AGCN: attention-based graph convolutional networks for drug-drug interaction extraction [J]. Expert Systems with Applications, 2020, 159: 113538.
- [119] GELETA D, NIKOLOV A, EDWARDS G, et al. Biological insights knowledge graph: an integrated knowledge graph to support drug development[J]. bioRxiv, 2021. DOI: 10.1101/2021.10.28.466262.
- [120] GENTILE A L, GRUHL D, RISTOSKI P, et al. Personalized knowledge graphs for the pharmaceutical domain[C]//LNCS 11779: Proceedings of the 18th International Semantic Web Conference, Auckland, Oct 26-30, 2019. Cham: Springer, 2019: 400-417.
- [121] 王昊奋, 张金康, 程小军. 中文开放链接医疗数据的构建 [J]. 中国数字医学, 2013, 8(4): 5-8.
WANG H F, ZHANG J K, CHENG X J. The construction of Chinese open link medical data[J]. China Digital Medicine, 2013, 8(4): 5-8.
- [122] ZHAO T. An ontology-based decision support system for interventions based on monitoring medical conditions on patients in hospital wards[D]. Agder: University of Agder, 2014.
- [123] 武家伟, 孙艳春. 融合知识图谱和深度学习方法的问诊推荐系统[J]. 计算机科学与探索, 2021, 15(8): 1432-1440.
WU J W, SUN Y C. Recommendation system for medical consultation integrating knowledge graph and deep learning method[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2021, 15(8): 1432-1440.
- [124] FERRUCCI D, LEVAS A, BAGCHI S, et al. Watson: beyond jeopardy[J]. Artificial Intelligence, 2013, 199: 93-105.
- [125] 郑懿鸣, 翟洁, 胡晓龙, 等. 基于中医药知识图谱的智能问答与用药推荐系统[J]. 电子技术与软件工程, 2019(20): 134-135.
ZHENG Y M, ZHAI J, HU X L, et al. Intelligent question answering and medication recommendation system based on the TCM knowledge graph[J]. Electronic Technology & Software Engineering, 2019(20): 134-135.
- [126] 王继伟, 梁怀众, 樊伟, 等. 基于中文医疗知识图谱的智能问答系统设计与实现方法[J]. 中国数字医学, 2021, 16(2): 54-58.
WANG J W, LIANG H Z, FAN W, et al. Design and implementation of intelligent Q&A system based on Chinese medical knowledge graph[J]. China Digital Medicine, 2021, 16(2): 54-58.
- [127] 田迎, 单娅辉, 王时绘. 基于知识图谱的抑郁症自动问答系统研究[J]. 湖北大学学报(自然科学版), 2020, 42(5): 587-591.
TIAN Y, SHAN Y H, WANG S H. The research of depression automatic question answering system based on knowledge graph[J]. Journal of Hubei University (Natural Science), 2020, 42(5): 587-591.
- [128] 任燕春, 赵瑛, 王铁, 等. 基于新冠肺炎知识图谱的智能问答系统研究[J]. 内蒙古科技大学学报, 2021, 40(3): 287-292.
REN Y C, ZHAO Y, WANG T, et al. Intelligent question and answer system based in COVID-19 knowledge graph [J]. Journal of Inner Mongolia University of Science and Technology, 2021, 40(3): 287-292.
- [129] 董佳琳, 张宇航, 徐永康, 等. 基于知识图谱的新冠疫情智能问答系统[J]. 信息技术与信息化, 2021(6): 258-261.
DONG J L, ZHANG Y H, XU Y K, et al. COVID-19 intelligent question and answer system based on knowledge graph [J]. Information Technology and Informatization, 2021(6): 258-261.
- [130] LÓPEZ V, RHO V, BRISIMI T S, et al. Benefit graph extraction from healthcare policies[C]//LNCS 11779: Proceedings of the 18th International Semantic Web Conference, Auckland, Oct 26-30, 2019. Cham: Springer, 2019: 471-489.
- [131] 黄智生, 胡青, 顾进广, 等. 网络智能机器人与自杀监控预警[J]. 中国数字医学, 2019, 14(3): 3-6.
HUANG Z S, HU Q, GU J G, et al. Web-based intelligent agents for suicide monitoring and early warning[J]. China Digital Medicine, 2019, 14(3): 3-6.
- [132] 崔佳伟. 肾细胞癌临床指南多层次知识建模与图谱化表示研究[D]. 北京: 北京协和医学院, 2020.
CUI J W. Research on multi-level knowledge modeling and graphical representation of clinical guidelines for renal cell carcinoma[D]. Beijing: Peking Union Medical College, 2020.



范媛媛 (1997—), 女, 河南孟州人, 硕士研究生, 主要研究方向为信息组织、知识图谱。

FAN Yuanyuan, born in 1997, M.S. candidate. Her research interests include organization of information and knowledge graph.



李忠民 (1971—), 女, 湖南邵阳人, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为医学信息学、医学信息组织。

LI Zhongmin, born in 1971, Ph.D., associate professor, M.S. supervisor. Her research interests include medical informatics and medical information organization.