

老年疾病康复知识图谱构建与应用探索*

方攀¹ 曹宇汀² 丁子啸¹ 张顺¹ 李兆融¹ 曾震宇¹ 朱睿²

(¹ 阿里巴巴集团 杭州 311121 ² 同济大学附属养志康复医院 上海 200092)

〔摘要〕 目的/意义 构建面向老年疾病康复的知识图谱，以探索预防、康复一体化的居家老年人自主管理体系，提高智能老年疾病康复和照护体系的个性化水平和效能，为应对人口老龄化提供助力。方法/过程 通过自然语言处理算法、医学专家人工标注构建面向老年疾病康复的知识图谱，使用 Med-BERT + BiLSTM + CRF 组合算法进行实体抽取，并搭建基于知识图谱的智能问答系统。结果/结论 新设计的面向老年疾病康复的知识图谱质量达到预期，基于知识图谱的问答系统能够为老年用户提供交互友好的知识获取方式。
〔关键词〕 老年医学；疾病康复；知识图谱；问答系统；自然语言处理
〔中图分类号〕 R-058 **〔文献标识码〕** A **〔DOI〕** 10.3969/j.issn.1673-6036.2023.08.008

Preliminary Study on the Construction and Application of Knowledge Graph for Rehabilitation of Senile Diseases

FANG Pan¹, CAO Yuting², DING Zixiao¹, ZHANG Shun¹, LI Zhaorong¹, ZENG Zhenyu¹, ZHU Rui²

¹Alibaba Group, Hangzhou 311121, China; ²YangZhi Rehabilitation Hospital, Tongji University, Shanghai 200092, China

〔Abstract〕 **Purpose/Significance** To build a knowledge graph for the rehabilitation of elderly diseases, in order to explore a home-based elderly self-management system that integrates prevention and rehabilitation, improve the personalized level and efficiency of the intelligent elderly disease rehabilitation and care system, and provide help for coping with the aging population. **Method/Process** Based on natural language processing (NLP) algorithms and the manual annotation from medical experts, a knowledge graph for geriatrics is built, which is performed by Med-BERT + BiLSTM + CRF combination algorithm, and an intelligent question answering system is established based on the knowledge graph. **Result/Conclusion** The quality of the newly designed knowledge graph for the rehabilitation of senile diseases meets the expectation, and the question answering system based on knowledge graph provides an interactive and friendly way for the elderly users to acquire knowledge.
〔Keywords〕 geriatrics; disease rehabilitation; knowledge graph; question answering system; natural language processing (NLP)

1 引言

知识图谱概念源自关于语义网的设想，即试图

通过图结构构建并描述世界万物的关联，从而实现对对象层面对信息知识的搜索获取^[1]。其出现之前已经诞生许多知名开源知识库/本体，如 Word-Net^[2]、DBpedia^[3]和 Freebase^[4]等。2012 年随着知识图谱被用于知名搜索引擎中而流行起来^[5]，目前已广泛应用于搜索引擎、智能问答、语言理解、推荐计算、大数据决策分析等众多工业和学术领域^[6]。从应用内容看，知识图谱主要分为大规模通用知识图谱^[7]和垂直领域知识图谱^[8]。常见的通用

〔修回日期〕 2023-03-27
〔作者简介〕 方攀，高级工程师，发表论文 1 篇；通信作者：朱睿，副教授，博士生导师。
〔基金项目〕 国家重点研发计划（项目编号：2020YFC2008703）。

知识图谱有 Google Knowledge Graph^[9]、Wikidata^[10]、YAGO^[11]、DBpedia^[3] 等。通用知识图谱内容具有全面化和常识化特点，而垂直领域知识图谱设计目的是解决专业领域中复杂的概念知识。医疗领域已有大量知识体系和知识图谱相关工作，例如《国际疾病分类》第 10 版^[12]、《统一医学语言系统》^[13]、《医学系统命名法－临床术语》^[14]、BioPortal^[15]、Bio2RDF^[16] 等，对医学概念进行定义、描述并确定从属关联，以实现医学领域专业术语标准化、为医学文献检索提供支撑等。然而，这些知识图谱仍不能满足智慧医疗医学知识描述结构化、精细化和自动化的需求^[17]。因此，针对医疗数据跨语种、专业性强、结构复杂等特点^[18]，更多支持医学数字信息化应用的相关医学知识图谱被研发出来，如中医药知识图谱^[19-20]、中文症状库^[21]、医学百科知识图谱^[22]、中文医学知识图谱^[17] 等。医学领域不同场景所对应知识体系和内容差别较大，而通用医学知识图谱存在跨方向导致的内容和概念约束，因此很难实现全面而有效。

近年来随着多项国家未来规划和相关法规发布，科学普及工作受到高度重视^[23]。在医学科普方面，有研究^[24]表明，相较于传统科普模式（包括科普文章、科普视频以及科普讲座），智慧科普模式（依托知识图谱、人工智能、物联网等技术形成的可互动体验的科普课程和活动）能更有效地激发患者对慢性病的关注，并显著提高科学普及质量和患者依从性。知识图谱作为知识载体，其最大优势在于能使获取知识以可视化形式呈现出来^[25]。因此，基于知识图谱开发的智能系统能发挥知识本身的价值，将科普内容快速直观地呈现给老年人群。然而，现阶段仅个别研究是从科普类文章中获取相应实体和关系^[26]，绝大部分现有医学知识图谱的关注主题是医学领域专业知识的层次逻辑和关联，缺少将医学专业知识和科普性知识相融合的知识图谱。

为应对上述挑战，本研究使用深度自然语言处理技术和信息挖掘技术，通过专家标注和机器自动构建技术实现老年疾病康复知识图谱构建，包含

图谱构建的架构（schema）设计、三元组数据的获取方法、自动化标注算法模型以及基于图谱的问答应用。

2 老年疾病康复知识图谱构建

2.1 图谱构建流程

采用人机结合方案构建老年疾病康复知识图谱，见图 1。首先由医学专家参考国际标准医学术语集，结合真实康复案例，确定图谱需要覆盖的疾病范围和内容，确定图谱的架构。根据图谱架构确定标注标准。由医学专业人员根据标注标准对医学文本样本进行标注，供机器学习并生成自动标注模型，包括医学实体和概念描述，以及内容间的链接关系。从权威性、覆盖面和内容契合度出发收集全量医学文本（包括专业医学知识和科普性医学知识），由机器自动提取后，通过人机结合方式进行后处理，如内容改写、实体概念归一和融合，得到形式统一的结构化数据，载入图数据库中，即形成基础版本老年疾病康复知识图谱。

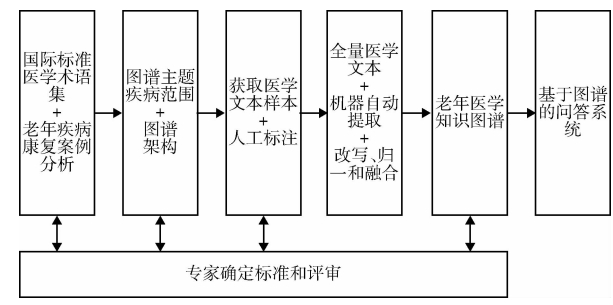


图 1 图谱构建流程

2.2 老年疾病康复知识表示体系

2.2.1 概念体系 根据疾病干预特点，老年疾病康复图谱中共包含 9 种常见老年疾病干预措施，构成图谱整体框架内容。同时，为避免在标注过程中产生歧义，各节点概念由医学专家团队严格定义，见表 1。在定义框架下，该知识图谱的可视化结果，见图 2。

表 1 图谱框架内容及其概念定义

图谱节点概念	定义
药物	指能影响机体器官生理功能及细胞代谢活动，用于预防、治疗及诊断疾病的物质。包括口服药物、注射药物以及外用药物
生活方式	指个人日常生活的活动内容及方式，主要包括饮食、卫生等
运动疗法	指在医疗专业人员指导下，通过器械、徒手或自身力量使患者获得全身或局部运动功能、感觉功能提高的训练方法
辅助设备	用于监测患者健康状况的辅助设备及代偿肢体功能缺陷的辅助设备。前者主要包括血压计、血氧饱和计、心电仪等；后者主要包括矫形器、拐杖、轮椅等
物理治疗因子疗法	指利用声、光、电、磁、冷、热、水、机械等物理因子的物理性质进行治疗。常见物理因子疗法包括红外线、激光、冷热敷袋、牵引、水疗等
心理治疗及宣教	心理治疗指在专业与法律许可下，使用相关治疗方法解决患者情感、行为、精神等方面功能不良带来的苦恼，心理治疗主要包括个别心理治疗和集体心理治疗。宣教指通过专业化信息传播及心理干预增加患者及家属对疾病的认识，协助患者适应医护环境，提高患者依从性
环境改造	根据患者生活能力及治疗目标对环境进行相应设定，为患者自理提供有效帮助
认知训练	根据患者认知水平设计特定科学化测评及系统化训练，实现注意、感知、记忆、思维及计算等多种认知功能提升
急救措施	对突发状况采取快速且科学的行动，从而保障患者生命安全

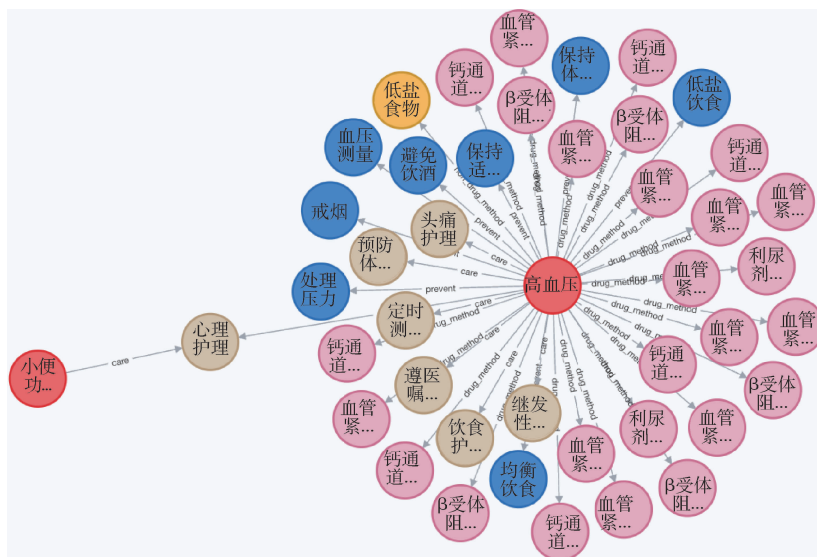


图2 高血压图谱

2.2.2 关系体系 (表2)

表2 老年疾病康复知识图谱关系描述框架
(以高血压为例, 部分)

实体	关系类型	实体类型	实体
高血压	预防控制	生活方式	均衡饮食
		生活方式	保持适中体重
		生活方式	避免饮酒
	药物治疗	药物	硝苯地平
		药物	维拉帕米
		药物	卡托普利
		药物	氯沙坦

老年疾病康复知识图谱的关系体系，如“疾病-预防控制-生活方式”“疾病-药物治疗-药物”“疾病-药物禁忌-药物”等。以高血压为例的知识图谱关系体系描述框架。

2.3 知识生产和图谱构建

2.3.1 知识源 选取国际/国家医学标准术语集、医学书籍、临床路径应用指南、《人民日报》健康版以及百科类网络资源作为知识源。知识源

多样性可保证知识图谱内容的专业性和可读性。其中，国际/国家医学标准术语集是国际/国家权威机构研究、制定、测试、批准和发布的资源，是一种面向计算机应用、以概念为中心、能够揭示不同概念之间临床关系的系统，特点在于权威性较高、专业性较强^[27]。医学书籍包括医学教材和医学科普读物，特点是信息来源可靠、内容覆盖全面。临床路径是针对某一种疾病建立的一套标准化治疗方法与治疗程序，是一种确保医疗质量、控制医疗成本、优化医疗服务的专业化管理工具^[28]。《人民日报》健康版中的“保健养生”和“慢病预防”板块包含老年疾病相关知识，行文风格面向普通公众，文稿由专家审核，其医学相关内容能很好地平衡专业性和可读性，与该知识图谱的运用场景契合度较高。

2.3.2 专家标注 框架中每项概念内容形式差异较大，其中“药物”“物理治疗因子疗法”“辅助设备”等概念的内容是术语名词，但是“环境改造”“生活方式”等内容更多是以描述性短语呈现，如“吞咽障碍”的“环境改造”有“进食时关掉电视或收音机”等，“生活方式”有“避免粗糙、干硬食物”等。此外，对较大段落标注有不同要求：对术语名词形式的内容，标注时只能划定术语名词内容；对描述型短语形式的内容，要求划定完整描述，独立语义清晰；对大段落内容，以判断的形式标注，表示该内容是否适用于某一框架。最终经专家标注的 812 篇文章，包含 1 762 个实体和短语结构。

2.3.3 算法模型自动标注 不同内容有不同文本形式，因此采用不同模型标注。整体算法模型架构为：用规则匹配和实体抽取模型提取医学实体名词，用序列标注和句法分析模型提取医学长文本内容，用分类模型判别长文本内容。为避免不同内容间的关系单一，通过文章内容主体和抽取内容构建三元组信息。算法模型自动标注架构，见图 3。

2.4 面向医学实体名词抽取的方法

命名实体识别是自然语言处理（natural lan-

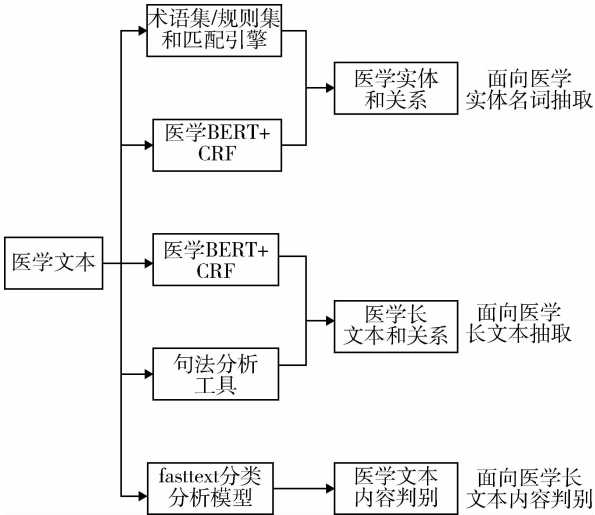


图3 算法模型自动标注架构

guage processing, NLP) 领域的经典问题。该知识图谱以医学实体为目标实体，为提高深度学习模型准确性，设计两种标注算法。一是基于术语集和模板的硬匹配方法。在术语集方面，已经积累 10 万级别医学术语，包括疾病、检查、设备和药物等。在模板方面，医学专家通过医学名词的命名规范和特点梳理出几千条正则表示模板。硬匹配的优点是匹配元素均经过专家梳理，最大程度保证匹配内容准确性。通过抽样匹配结果，准确率达 100%，但是召回率只有 36%。为解决匹配不够灵活和低召回率问题，引入另一种标注算法，即基于深度学习模型的抽取方法。相关工作包括双向长短期记忆（bidirectional long short-term memory, BiLSTM）模型以及 BiLSTM + 条件随机场（conditional random field, CRF）模型等。但是这两种方法都无法直接使用，BiLSTM 模型方案在本项目场景下表现较差，关键原因之一就是标注数据量不够，深度学习模型很容易过拟合到小数据集上。基于变换器的双向编码器表征（bidirectional encoder representations from transformers, BERT）+ BiLSTM + CRF 模型效果相对较好。预训练的 BERT 模型能输出较好的 Token 嵌入向量，BiLSTM 能很好地保留文本序列信息，CRF 模块能保证连续内容的完整性，见图 4。

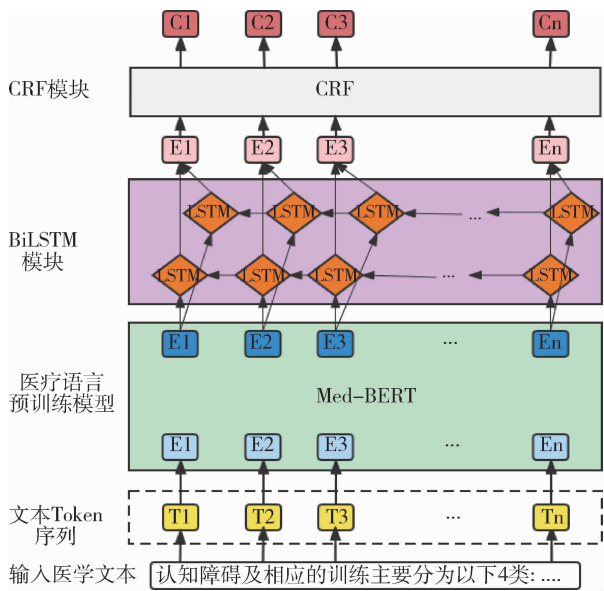


图4 深度学习抽取模型

首先通过 BIEO 方式为已标注文本生成标签序列。实体第 1 个字符用“类别 - B”表示，例如“药物 - B”；中间字符用“类别 - I”表示，例如“药物 - I”；末位字符用“类别 - E”表示，例如“药物 - E”；其他不是目标标签内容的文本字符用“O”表示，最后形成 C 种标签。预处理数据集后，得到模型训练需要的标签序列集合 $Y = [Y_1, Y_2, \dots, Y_n]$ ，其中每个元素 Y_i 是一条标签序列，而每一条序列可以表示为 $Y_i = [y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{in}]$ ，其中每个元素就是文本对应的标签类别，示例如下：[“O”，“药物 - B”，“药物 - I”，“药物 - E”，“O”，...]。

输入的文本集合为 $X = [X_1, X_2, \dots, X_n]$ ，其中每个对象对应 1 条文本序列 $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}]$ 。

模型主要由 BERT 模块、BiLSTM 模块和 CRF 模块构成，其中模型参数用“ θ ”表示。

训练阶段，文本序列集合 X 作为输入，标签序列集合 Y 作为输出。实体抽取任务可以简化为多类别分类问题，选择交叉熵损失函数作为模型训练的损失函数 L 。计算方式如下，其中 l_n 表示每个样本的损失， $\hat{y}$ 表示输入， y_n 表示目标， C 代表目标类别数目， N 代表每个最小批的样本数目。

$$L = \frac{\sum_{n=1}^N l_n}{N}$$

(1)

$$l_n = - \sum_{c=1}^c \log \frac{\exp(\hat{y}_{nc})}{\sum_{c=1}^c \exp(\hat{y}_{ni})} \cdot y_{nc}$$

(2)

推理阶段，文本 Token 通过 BERT 模型获取 Token 的嵌入向量；在 CRF 模块中嵌入向量作为输入，输出是每一个 Token 属于不同类型标签的概率。最后通过维特比算法输出最大概率的标签序列。采用准确性（precision，P）和召回率（recall，R）评估抽取模型的性能表现，计算方式如下，其中 E 表示标注正确的实体集合， T 表示模型标注的实体集合。最终在测试数据上，模型准确性达到 86.53%。

$$P = \frac{|E \cap T|}{|T|}$$

(3)

$$R = \frac{|E \cap T|}{|E|}$$

(4)

为了进一步提升模型性能，采用医疗语言预训练模型替换默认的 BERT 中文预训练模型。因为默认的中文 BERT 预训练是在新闻类文本上训练的，和医疗文本内容存在一定差距，导致其在医疗领域表现远不如通用文本。而医疗预训练模型是在大量医学文本上训练的，且通过医学术语集和知识图谱进行增强学习，采用医疗术语词全词掩码和通用知识文本预测的方式训练语言模型，进一步提升医疗文本 Token 的向量学习。与硬匹配方式结合后在最终抽样中达到 96.44% 的召回率和 92.05% 的准确率，见表 3。

表3 实体抽取算法模型性能对比（%）

模型	准确性	召回率
BiLSTM	71.34	74.04
BiLSTM + CRF	75.92	77.86
BERT + CRF	86.53	87.75
BERT + BiLSTM + CRF	87.56	88.51
Med - BERT + BiLSTM + CRF	92.05	96.44

2.5 面向医学长文本抽取的方法

长文本抽取从模型结构和任务角度来看与实体抽取是一样的，但是同时抽取两种不同形式的内容时，实体抽取效果下降许多，且长文本内容召回率

下降严重。因此针对长文本内容抽取采用单独训练模型,模型结构和训练方式同上。从抽取结果来看,准确率不如模型抽取医学实体。考虑长文本常以动宾结构、动状结构、定宾结构形式呈现,因此,尝试利用句法分析工具对结果进行修正,利用长文本抽取模型和句法分析模型同时标注文本序列,抽取模型参考句法分析结果对标注进行补齐和修正,作为最终结果。最后抽样结果为组合算法模型召回率达到 98.85%,准确性达到 91.34%。

2.6 面向医学长文本内容判别的方法

对于长文本内容判别任务,采用成熟流行的 NLP 工具 Fasttext^[29],对文本内容是否适合宣教建模。Fasttext 的 Hieraechical Softmax 和 N-gram 机制进一步优化深度模型效果,提高运行效率。通过在专家标注的数据上训练,分类模型在测试数据集上达到 96.5% 的准确性。

3 基于知识图谱的问答系统构建

3.1 意图和槽位设计

在搜索和问答领域,普遍采用通过“意图”和“模板槽位”对应内容理解用户文本输入的方法。例如问题“如何预防高血压”,意图是“预防控制”,槽位是“高血压”。通过判别抽取关键信息来结构化用户请求,结构化的形式为“预防控制”+“高血压”。根据先前梳理的图谱内容,意图主要包括“紧急处理”“预防控制”等,槽位主要包含疾病和功能障碍等,如“高血压”“吞咽障碍”等。用户请求文本结构化涉及两个模型,意图判别算法模型和槽位填充算法模型。意图判别算法模型主要获取用户请求问题的意图,其关系到返回的内容;槽位填充算法模型主要获取用户请求问题的主体,其关系到返回内容的对象。在本研究中,意图判别准确率达到 95%,槽位填充模型准确率达到 99%。

3.2 图数据查询语句生成

经过结构化用户请求文本获取“意图”和“槽位”,就可以模板化生成图数据库的查询语句。例

如通过问题“如何预防高血压”可以提取意图“预防控制”和槽位“高血压”,能够进一步生成 Cypher 语句“MATCH (m: Disease) [r: prevent] -> (n: Lifestyle) where m. name = ‘高血压’ return m. name, r. name, n. name”。查询语句能够从知识图谱中查询到疾病“高血压”,并通过“预防方式”的关系关联到“生活方式”实体对应的内容“保持适中体重;保持体能活跃;血压测量;均衡饮食;处理压力;低盐饮食;避免饮酒;戒烟”。

4 讨论

本课题构建以老年疾病康复为主题的知识图谱以及基于知识图谱的问答系统,主要涉及以下 3 点。一是老年疾病康复知识图谱的架构设计,区别于一般面向医学专家的专业而复杂的知识图谱,该图谱目标受益人群是老年群体,特点是在保证知识图谱内容专业的同时提高可读性。二是自动化医疗文本标注模型和自动化归一融合算法模型构建,通过多链路组合方式实现对不同形态文本内容的自动抽取。三是基于知识图谱问答系统的搭建,为用户提供交互友好的知识获取方式。

《“十四五”健康老龄化规划》对推动老年健康服务高质量发展提出明确要求。但是目前老年人获取健康教育的渠道比较单一,主要为报刊和书本等,且目前流通的健康信息存在更新速度快、可靠程度参差不齐等问题。为解决上述问题,该知识图谱在知识获取方面涵盖医学标准术语集、医学教材、临床指南、临床实践文件等,保证医学相关内容的专业性。考虑到该知识图谱的目标人群为老年人,因此将健康科普文列为知识源之一,增加回答信息的可读性,更适合老年人阅读和理解,提升主动健康教育效果。因此,本研究构建的基于知识图谱的智能问答系统在促进老年人群疾病康复方面具有较好的应用前景。

知识图谱整体质量和问答系统效果达到预期,但是构建自动化医疗文本标注模型和归一融合算法模型依然充满挑战,与完全取代人工标注和后加工的目标仍存在距离。本研究的局限性在于训练模型

所用标注数据样本数量不足、质量不佳,在未来研究中,需要进一步提升模型训练所用数据的数量和质量,同时可以尝试其他深度学习模型。

参考文献

- SHADBOLT N, HALL W, BERNERS - LEE T. The semantic web revisited [J]. IEEE intelligent systems, 2006, 21 (3): 96 - 101.
- MILLER G A, RICHARD B, CHRISTIANE F, et al. Introduction to WordNet: an on - line lexical database * [J]. International journal of lexicography, 1990, 3 (4): 235 - 244.
- BIZER C, LEHMANN J, KOBILAROV G, et al. DBpedia - a crystallization point for the web of data [J]. Web semantics science services & agents on the world wide web, 2009, 7 (3): 154 - 165.
- 李俊. 语义数据库 Freebase 研究 [J]. 现代图书情报技术, 2011, 27 (10): 18 - 23.
- DONG X, GABRILOVICH E, HEITZ G, et al. Knowledge vault: a web - scale approach to probabilistic knowledge fusion [J]. SIGKDD explorations, 2014 (8): 601 - 610.
- 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.
- 孙雨生, 常凯月, 朱礼军. 大规模知识图谱及其应用研究 [J]. 情报理论与实践, 2018, 41 (11): 138 - 143.
- 孙僖. 垂直领域知识图谱构建的关键技术研究 [D]. 北京: 北京邮电大学, 2019.
- STEINER T, VERBORGH R, TRONCY R, et al. Adding realtime coverage to the Google knowledge graph [C]. Boston: The International Semantic Web Conference, 2012.
- VRANDECIC D, KRTOETZSCH M. Wikidata: a free collaborative knowledgebase [J]. Communications of the ACM, 2014, 57 (10): 78 - 85.
- SUCHANEK F M, KASNECI G, WEIKUM A G. Yago - a large ontology from Wikipedia and WordNet [J]. Web semantics science services & agents on the world wide web, 2008, 6 (3): 203 - 217.
- ELSWORTHY A M, CLAESSEN S M, GRAHAM B, et al. ICD - 10 - AM: the international statistical classification of diseases and related health problems, 10th revision, Australian modification: tabular list of diseases [J]. Social science & medicine, 2013, 97 (97): 1 - 6.
- PRAKASH N, CHEN R, CYNTHIA B. UMLS concept indexing for production databases: a feasibility study [J]. Journal of the American medical informatics association, 2001, 8 (1): 512.
- DONNELLY K. SNOMED - CT: the advanced terminology and coding system for eHealth [J]. Studies in health technology & informatics, 2006, 121: 279 - 290.
- NOY N F, SHAH N H, WHETZEL P L, et al. BioPortal: ontologies and integrated data resources at the click of a mouse [J]. Nucleic acids research, 2009, 37: W170 - W173.
- FRANÇOIS BELLEAU, TOURIGNY N, GOOD B, et al. Bio2RDF: a semantic web atlas of post genomic knowledge about human and mouse [C]. Evry: 5th International Workshop on Data Integration in the Life Sciences (DILS 2008), 2008.
- 奥德玛, 杨云飞, 穗志方, 等. 中文医学知识图谱 CMeKG 构建初探 [J]. 中文信息学报, 2019, 33 (10): 1 - 9.
- 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.
- 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): 4.
- 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): 6.
- TONG R, WANG M, JIAN S, et al. An automatic approach for constructing a knowledge base of symptoms in Chinese [C]. Shenzhen: The 2016 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM), 2017.
- 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): 31 - 37.
- 陈婕, 刘光然. 基于 CiteSpace 5.0 的科普资源研究知识图谱分析 [J]. 软件导刊, 2018, 17 (9): 5.
- 李琳, 陈磊磊, 费鸿翔, 等. 沉浸式体验科普对医院慢性病管理服务的影响 [J]. 中国卫生资源, 2022, 25 (3): 381 - 384.
- 廖凤灵. 科学知识图谱构建与应用方法研究 [D]. 武汉: 武汉大学, 2018.
- 陈琳. 基于 Web 的时间线医疗数据可视化和心血管疾病科普性知识图谱设计 [D]. 广州: 华南理工大学, 2020.
- 任慧玲, 郭进京, 孙海霞, 等. 医学术语标准化研究的思考 [J]. 医学信息学杂志, 2018, 39 (5): 2 - 7.
- 李明子. 临床路径的基本概念及其应用 [J]. 中华护理杂志, 2010, 45 (1): 59 - 61.
- 白子诚, 周艳玲, 张龔. GM - FastText 多通道词向量短文本分类模型 [J]. 计算机系统应用, 2022, 31 (9): 403 - 408.