

# 结合知识图谱的行业知识库构建方法研究\*

王得强 吴 军 关立文  
(清华大学机械工程系, 北京 100084)

**摘 要:** 首先阐述了机器学习和知识图谱的相关概念以及在行业知识库建设中的应用情况和地位, 然后结合典型算法介绍了机器学习常见的模型, 为提高行业知识库中知识的关联性并降低冗余性, 引入了行业知识图谱及其构建相关的新技术方法, 进而引出了对于行业知识库构建方法的研究, 结合智能知识库展示了知识图谱的创新性应用, 即利用知识图谱为知识库的搜索和推荐功能提供技术支持, 同时通过知识图谱对领域知识进行更加直观地展示。最后, 结合行业知识库的建设工作对机器学习和知识图谱在其中的作用发挥进行了更深一步的阐述和总结。

**关键词:** 知识图谱; 机器学习; 深度学习; 自然语言处理; 知识库

**中图分类号:** TP391      **文献标识码:** A

**DOI:** [10.19287/j.mtmt.1005-2402.2022.08.011](https://doi.org/10.19287/j.mtmt.1005-2402.2022.08.011)

## Industry knowledge base construction based on knowledge graph

WANG Deqiang, WU Jun, GUAN Liwen

(Department of Mechanical Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, CHN)

**Abstract:** This paper firstly expounds the related concepts of machine learning and knowledge map, and their applications in the construction of knowledge base and the positions in the industry. Then introduces the common model of machine learning combined with the typical algorithm. To increase the relevance of industry knowledge in the knowledge base and reduce the redundancy, this paper introduces a new technology related industry knowledge map and its construction method, thus led to the study of the method of building knowledge base for industry, and combined with intelligent knowledge base shows the innovative application of knowledge map, using the knowledge map to provide technical support for the search and recommendation feature of the knowledge base, at the same time through knowledge map shown more visually for the domain knowledge. Finally, this paper further describe the role of machine learning and knowledge map play in industry knowledge.

**Keywords:** knowledge map; machine learning; deep learning; natural language processing; knowledge base

近年来, 随着技术的飞速发展, 在制造业、医疗、农业和电子商务等诸多领域都产生了大量的行业数据和异构知识, 其中有些数据以资料文献形式被收录于中国知网、WOS 等大型的资料检索库, 有些数据则以图文等形式存在于网页中, 而这些数据的获取过程都存在着查询时间长、查询结果缺乏针对性及查询过程缺乏智能化等问题。此外, 诸多行业知识库也存在着数据的冗余性和搜索的低效性等问题, 以制造业为例, 当前制造业中产品在设计、制造、装配和服务等生命周期过程中会产生大量的

相关数据和知识, 而它们的存储普遍存在着冗余性较高、分布分散、关联性较弱等问题<sup>[1]</sup>, 如何从冗余的数据中抽取有用信息并有效表达数据之间的内在关联, 进一步利用数据的关联性实现高效的信息检索和智能推荐, 是当前制造业乃至行业知识库面临的一个重要需求。

伴随着机器学习等人工智能技术的飞速发展, 自然语言处理、图像识别等技术的应用也越来越广泛, 比如各式各样的聊天机器人、无人驾驶汽车等智能产品, 它们的出现正在为人们的生活创造便利,

\* 国家重点研发计划基金“网络协同制造和智能工厂”(2018YFB1703502)

而在行业知识库的建设过程中,如何结合机器学习构建知识图谱使知识库变得更加智能化,从而更好地服务行业研究人员和相关用户,促进行业发展,则是本文研究的主要工作。

## 1 知识图谱技术

知识图谱,在图书情报界称为知识域可视化或知识领域映射地图,是显示知识发展进程与结构关系的一系列各种不同的图形,用可视化技术描述知识资源及其载体,挖掘、分析、构建、绘制和显示知识及它们之间的相互联系,进而形象地展示学科的核心结构、发展历史、前沿领域以及整体知识架构达到多学科融合目的的现代理论。其本质上是一种揭示实体之间关系的语义网络,其当前一个普遍被接受的定义<sup>[2]</sup>是“知识图谱本质上是一种语义网络(semantic network),网络中的结点代表实体(entity)或者概念(concept),边代表实体/概念之间的各种语义关系”。

知识图谱最早于2012年由Google正式提出,其应用是提升搜索引擎的性能。随后,知识图谱在辅助智能问答、自然语言理解、推荐计算等多个方面展现出丰富的应用价值。以辅助搜索技术为例,传统的搜索引擎依靠网页之间的超链接进而实现网页的搜索,而语义搜索是直接对事物进行搜索,如人物、机构和地点等。这些事物可能来自文本、图片、视频、音频设备等各种信息资源。而知识图谱和语义技术提供了关于这些事物的分类、属性和关系的描述,使得搜索引擎可以直接对事物进行索引和搜索<sup>[3]</sup>,如图1所示。



图1 知识图谱辅助搜索

在其他相关研究方面,廖开际等<sup>[4]</sup>针对在线医疗问答社区数据量大、规范性差、数据稀疏等问题,构建在线医疗社区问答知识图谱助力个性化医疗;钱玲飞等<sup>[5]</sup>在BiLSTM-CRF模型的基础上引入预训

练模型对实体和开放式关系进行自动抽取,提出了一种面向非结构化专利信息的知识图谱自动构建方法;杨波等<sup>[6]</sup>基于企业风险知识构建知识图谱,引入时间维度动态观测企业面临的风险因素。Bloem P等<sup>[7]</sup>在RDF编码的知识图谱上引入了一组新的实体分类基准多模态数据集,对于多个知识图谱基准实体分类任务提供至少1000个实例的测试和验证集,每个实例包含了多种模态的数据描述和特征,每个任务都能够以知识图谱结构特征进行评估。中国科学院自动化研究所张莹莹等<sup>[8]</sup>提出了基于多模态知识感知注意力机制的问答模型,在学习知识图谱中实体的多模态表示后从中寻找与问答对相关联的实体路径,由此得到问答对之间的交互关系,而对于连接问答对的不同路径间的重要性则通过注意力机制来判别。

## 2 基于机器学习和知识图谱的行业知识库建设

研究发现,目前许多行业研究人员获取资料的方式仍以文本资料为主,对于这些散布于各个地方的数据资料,各行业的建设者们急需一个专用的智能知识库,这就需要在进行知识库建设时开发相关知识提取与数据关联技术,利用机器学习算法对行业资料进行精准采集和深度挖掘,结合知识图谱形象地展示行业所在的知识结构,最终为行业研究人员和相关用户带去更为智能便利的知识库服务。

### 2.1 基于深度学习的知识图谱自动构建技术

在行业知识图谱的自动构建过程中涉及了诸多关键技术,典型代表有命名实体识别和关系抽取等,其中命名实体识别可以从行业领域的非结构化文本中抽取到预定义的本体所实例化的实体;关系抽取技术则可以用来提取行业非结构化文本中所蕴含的实体对在本体中定义的关系类别。在以上技术等支撑下,便可以自动化地以pipeline的方式构建行业知识图谱三元组。

#### (1) 命名实体识别技术

命名实体识别(named entity recognition, NER),是指识别文本中具有特定意义的实体,主要包括人名、地名、机构名、专有名词等,以及时间、数量、货币、比例数值等文字。NER技术的发展从早期基于词典和规则的方法到传统机器学习再到近年来的深度学习以及最近热门的注意力机制、图神经网络等方法,NER技术在不断适应社会需求的同时也在

随其他技术的发展而不断演进。

基于词典和规则的NER方法使用简单,准确率也较高,但词典和规则库的建立需要花费大量时间和人力,而且不同的实体类型需要定制相应的规则,移植性差<sup>[9]</sup>。基于统计机器学习的方法是利用特定的模型和已标注好的训练集对文本中的词进行标签标注,相关的NER模型有隐马尔可夫模型(hidden Markov model, HMM)、最大熵模型(maximum entropy Markov model, MEMM)、条件随机场(conditional random fields, CRF)模型和支持向量机(SVM)模型。不过基于统计的机器学习算法对人工制定的特征依赖较强,限制了该方法在仅有少量标注数据集中的深入应用。

近年来深度学习模型的发展非常迅速,其在NER技术的相关应用也受到了人们的重视,相较于之前传统的机器学习模型,深度学习模型本身具有较强的泛化能力,主要可分为深度神经网络模型(如LSTM、GRU等RNN模型)、注意力模型和迁移学习模型。在深度神经网络模型方面,曾青霞等提出了BiLSTM-CRF模型<sup>[10]</sup>(如图2,是目前应用最广泛的NER方法之一),模型利用word2vec进行字符嵌入,将文本用字/词向量形式表示后使用Bi-LSTM网络进行有监督训练,识别实体类型并进行标签标注,CRF使用动态规划算法找出最优标注序列<sup>[11]</sup>。在注意力模型方面,史占堂<sup>[12]</sup>等提出一种基于CHTE(CNN-head transformer encoder)的实体识别方法。该方法在多头自注意力中结合了不同窗口大小的CNN,在增强局部特征表示的同时能够捕获潜在词信息,在NER技术中获得了不错的表现。在迁移学习模型方面,Gligic L等<sup>[13]</sup>针对标注的电子健康记录数据稀疏的问题,对未注释的电子记录进行预训练得到词向量,通过迁移学习对神经网络进行训练,取得了不错的效果。

本文采用了Bert和Ernie预训练语言模型,采取序列标注的方式进行了命名实体识别,采用的MSRA-NER数据集由微软亚研院发布,主要包括人名、地名、机构名等,最初采用Bert的原因主要有以下两点:一是其中的Transformer能比较好地捕捉语句中的双向关系;二是Bert使用了更强大的机器训练更大规模的数据,使其结果达到了全新的高度。

不过本文研究对象主要是中文资料,考虑到中文的表达体系中有许多都是以词语这种语义知识单

元为主要对象,而BERT在处理中文任务时是通过预测一个汉字进行建模,此时模型很难学出词语级的语义单元,从而影响了对完整语义表示的认知能力。在经过多次实验测试和模型研究后,本文发现基于海量数据中的实体概念等先验语义知识进行建模的Ernie模型可以较好地学习中文语境下的语义关系。

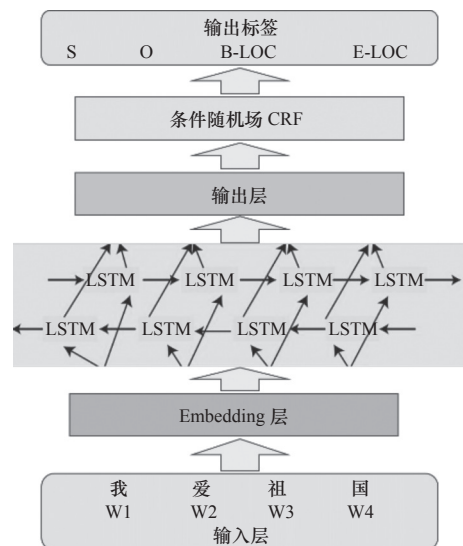


图2 基于Bi-LSTM-CRF模型的命名实体识别方法

经过相同epoch的训练后,Bert和Ernie在测试集上的表现如表1所示,可见Bert的效果还不错,但Ernie的表现更胜一筹,之后在验证集上的表现结果也是类似,故本文最终选择Ernie作为NER技术的基础模型。

表1 Bert和Ernie在测试集上的表现

模型/指标	precision	recall	f1
Bert	0.918 069	0.928 892	0.928 892
Ernie	0.940 827	0.949 102	0.944 946

## (2) 关系抽取技术

通过NER技术得到的实体之间通常没有关联,此时关系抽取的目标就是在已完成NER的基础上,进一步挖掘实体之间的关联关系,搭建起实体间内部的语义桥梁<sup>[14]</sup>。

早期的关系抽取主要是通过模式匹配算法(schema matching)来完成实体关系识别和抽取,在进行关系抽取之前,利用人工来构造实体的特征词典或规则并将其存储。在进行实体关系抽取任务时,将存储的规则与预处理后的非结构文本相匹配,

便可提取出三元关系组<sup>[15]</sup>。之后相继发展出了基于统计机器学习和基于深度学习的关系抽取模型，不过基于统计机器学习的抽取模型存在计算量大、边缘模糊等问题。而基于深度学习的模型在理解高阶语义特征时有更好的表现，所以近年来受到了较多的关注。陈晓玲等人针对现有 Word2vec、ELMo 和 BERT 等语言模型存在无法解决多义词、融合上下文能力差、运行速度慢等缺点，提出了嵌入 ALBERT 预训练语言模型的关系抽取模型<sup>[16]</sup>，在植物描述文本的实体关系抽取任务中取得了不错的效果。

本文采用了 Bert 和 Ernie 预训练语言模型进行了关系抽取实验，采用的数据集是百度发布的 DuEE 1.0 中文事件抽取数据集，包含 65 个事件类型的 1.7 万个具有事件信息的句子（2 万个事件）。

经过多次训练和实验测试后，基于 Ernie 预训练模型的关系抽取方法表现更加出色，最终本文采用 Ernie 作为关系抽取技术的基础模型，之后在此基础上再做改进。

## 2.2 基于机器学习的多模态资料挖掘

对于多数归档到现有资料库（如 CNKI、WOS）中的文献资料，它们给出了关于自身内容的关键词和摘要以方便读者进行查询学习，然而这些对于许多散落于网页上的资料来说并不具备，因此如何对这些资料进行关键词提取和摘要总结是我们在建设行业智能知识库时需要考虑的问题。

关键词提取算法一般分为有监督和无监督两类。有监督的提取方法是首先构建一个词表，然后判断文档与词表中每个词的匹配程度，以类似打标签的方式提取关键词，精度较高但需要大量的标注数据和更新数据，人工成本比较高。无监督方法则不需要人工构建和维护的词表，目前较常用的算法主要有 TF-IDF 算法、TextRank 算法和主题模型算法（包括 LSA、LSI、LDA 等）。

知识库的数据源来自众多平台，其形式众多，比如文本、语音、图片甚至视频形式。因此需要利用知识提取与关联技术对其中的生产技术进行精准采集与深度挖掘，通过语义挖掘和知识推理构建提取与关联关系，对多模态资料赋予统一文本样式的标签，方便后续构建多源技术资料的知识图谱。

对于文本数据，可以根据其文本长短进行内容划分、摘要提取等预处理，之后再行文本分类便可提取文本数据对应的标签。

对于语音数据，可通过语音分离技术对目标语

音进行预处理，以实现语音增强和抗干扰，其中语音分离的整个过程主要分为五个部分：时频分解—>特征提取—>分离目标—>模型训练—>波形合成。之后进行特征提取，在解码器中利用声学模型、词典和语言模型将声音信号转化成文本数据，过程如图 3 所示。进而再进行文本分类便可提取语音数据对应的标签。

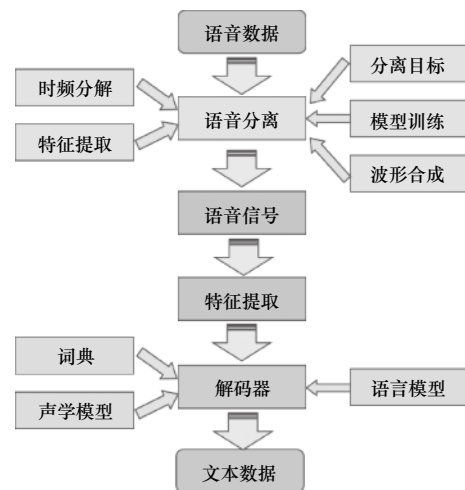


图 3 语音数据的分类流程

对于图片数据，可以通过图片内容识别、图像理解等技术对图片中的信息进行提取，并转化成相对应的文本，之后通过文本分类技术便可得到原图片数据对应的标签。

对于视频数据，可以采用多模态模型进行处理，即同时采集视频中的图像信息和语音

音信息，对于图像信息的采集，可以输入视频划分成  $K$  个片段，每个随机取一帧，之后可利用两个 CNN 网络分别提取空间和时序特征。在进行特征处理后和语音信息进行融合，最终输出视频数据对应的解释文本，之后通过文本分类技术便可得到原视频数据对应的标签。

最终，由显性知识、隐性知识和推理产生的新知识作为智能生产线关键技术知识库开发所需要的知识源，由多模态技术资料标签构成的知识图谱则助力实现智能生产线关键技术知识库的智能检索与推荐等功能。

## 2.3 基于知识图谱的知识库智能引导和推荐

对于获取到的文本数据，除了直接进行归类入库之外，还对这些文本数据集进行了可视化预处理，将某个领域的数据集进行属性整理和识别，生成该领域的词频云图和知识图谱，用户可以自行选择浏

览,更加直观地了解和把握该领域的发展情况和脉络,为后续查询使用提供了一个很好的参考和指导,具体应用可见后文。

另外,引文与其所在的新发表的论文在内容上大多是相关的,而之后新发表的论文又被其他论文引用……伴随着科学研究的不断推进,逐渐形成了一个知识重组到产生新知识再到知识重组的循环,这个循环随着新知识的出现变得越来越大,最终形成了引文网络,借此可以追根溯源,也可以追踪未来发展。由此便可以为知识库设计智能推荐系统,其基础就是数据集中所有的文献资料组成的知识网络,网络中节点之间的桥梁则可以是关键词、作者等,由此加强各文献之间的纽带关系,最终服务于用户。

以关键词的智能推荐为例,作为一篇论文的核心概括,对关键词的分析可使读者大致把握文章主题。一般认为,关键词对在同一文献中出现的次数越多,则代表这两个主题越紧密。因此,计算出文献数据集内的所有主题词对的共现频率并将其作为该词对的关联权重,之后构建由这些词对关联权重所组成的共词网络。当用户输入查询意图时,除了对该意图进行精确匹配和模糊匹配之外,系统会根据共词网络找出与用户意图相关的其他关键词,并根据权重大小进行重要性排序,从而实现为用户提供更深层次的知识推荐。

考虑到部分技术资料可能未提供较为全面的关键词属性,对于这样的文章,本文通过之前训练好的Ernie-NER模型对其进行实体识别,再结合ErnieGram关系抽取等模型对其建立知识图谱进行技术铺垫。

此类方法还可以用在作者的智能推荐中,即构建一个作者共现网络。系统除了精确查询和模糊匹配用户的查询意图,还会根据共词网络找出与相关的其他作者并进行更深层次的知识推荐。

## 2.4 行业知识库建设

首先提取和分析来自生产制造企业、科研机构、互联网数据库等的知识数据,通过挖掘现有生产实践积累与互联网资源,基于语义挖掘技术构建知识图谱,实现了大量技术知识的提取与关联,开发了多种行业的技术资料库,包括行业专题知识库、行业专利技术库、行业技术文献库等,如图4所示。具体设计工作大体上可以分为以下几个步骤:需求分析、概要设计、详细设计和代码编写等。

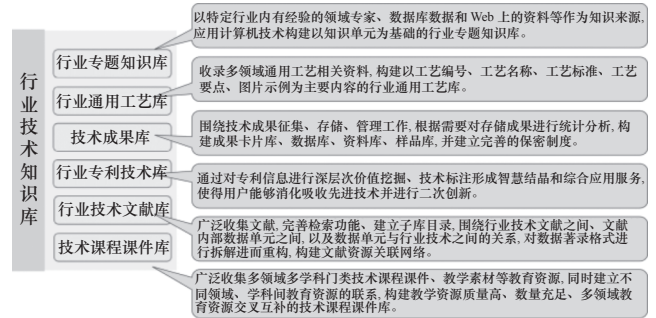


图4 行业知识库解析

完成前期调研工作后,在技术资料库建设上,利用C#语言在VS2017软件平台上编写了控制台应用程序,并链接至SQL Server 2014数据库处理数据资料。

在登录界面上设置了3层权限管理功能用来分配用户权限:超级管理员、普通管理员和普通用户。其中,超级管理员可以添加/删除用户,配置所有用户权限并使用数据库的所有功能。普通管理员可以录入或者修改文件,在对文件进行上述操作时系统会记录相关信息以便后续联系。而普通用户拥有在资料库中查询某项资料以及查看所有资料的权限,同时也可以系统在留言区对管理员提出意见,方便和维护者进行沟通,有利于技术资料库的不断发展。其中系统初期的登录界面如图5所示。



图5 知识库系统登录界面

除了系统登录模块,整个知识库系统还包括知识库查询、建议反馈和知识库维护三大模块,下面将主要介绍知识库查询模块。

如图6所示为知识库查询初始界面,通过点击主菜单中的“智能知识检索知识库”按钮进入。此界面主要有5个功能按钮:“词频云图”、“查询”、“知识图谱”、“实时笔记”和“详文网站”。在界面的资料表格中,会自动列出当前数据库中所包含的所有资料信息,当用户点击某项资料的任意单元格信息(如作者、文章名称)时,在表

格右侧的副文本框中会自动列出该单元格所属文献的摘要或总结，方便参考和学习。



图6 知识库查询界面

若用户有明确的查询需求，则可直接选择查询条件并输入关键字，点击“查询”按钮即可完成精确查询和模糊匹配，查询出的资料呈现到中部的表格中。若用户未查询到理想的资料，可以选择系统的智能推荐功能：在界面的右下方有两信息栏，分别是“作者推荐”和“关键词推荐”，当用户输入关键词查询后，在两信息栏中会自动提供相关信息，比如查询条件为作者“刘克平”，如图7所示，在“作者推荐”信息栏中会显示所有和“刘克平”在该领域共同发文的作者，并根据共同发表次数排序，使用户能了解与目标作者有研究联系的其他作者，此时用户点击推荐栏中的任一位新作者（如“李岩”），在左下方表格中会显示和该作者直接相关的文献资料推荐给用户。对于关键词推荐，过程基本类似，此处便不再赘述。



图7 查询界面的智能推荐功能

对于没有明确查询目标或者对该领域还不太了解的用户，本系统通过智能引导设计体现了它的友好性。用户选择包括“词频云图”和“知识图谱”，当点击“词频云图”按钮后，会弹出词频云图选择界面，如图8a所示，此时用户可选择该领域中的“作者词频云图”或“关键词词频云图”，当点击“知识图谱”按钮后，会弹出知识图谱选择界面，如图8b所示，此时用户可以选择该领域中的“关

键词图谱”、“作者图谱”或“所属机构图谱”，在每个图谱下还可以选择“整体网络”和“子热点网络”。通过浏览“词频云图”和“知识图谱”，用户可以更迅速地把握该领域的主要研究热点，为之后的进一步使用该系统做好铺垫。



(a) 词频云图展示 (b) 知识图谱展示

图8 智能引导模块设计效果图

此外，为方便用户学习，在查询界面设计了支持图片插入和保存功能的笔记记录板，当用户记录好图文笔记后，点击相关按钮即可保存。另外还有建议反馈模块、可进行资料编辑的知识库维护模块等等。

### 2.5 知识库建设流程总结

在资料库建设时，从行业原始技术资料中提取各领域的知识网络是行业技术资料库开发的关键问题，由于原始技术资料具有海量分散异构的特点，实现对行业知识的深度挖掘与精细管理较为困难。因此本课题提出了一种基于知识图谱的工业技术知识入库方法，实现实体与实体之间、实体与其属性参数之间的关联，设计了多个维度的行业技术资料库开发、完善与维护方案。综上所述，一个行业技术知识库的开发过程可归纳为如图9所示。

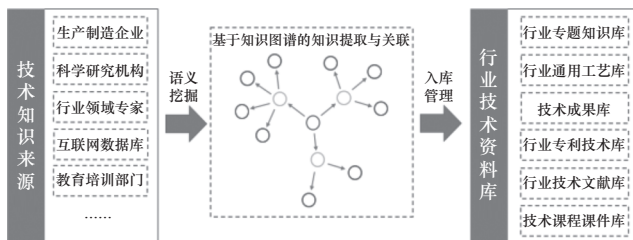


图9 行业知识库开发过程

### 3 结语

本文以当今行业知识库建设朝着专业化和智能化发展的需求出发，结合机器学习和知识图谱的相关技术简要介绍了相关的发展和应用情况，并以自

身研究项目为例进行了部分相关技术的详细介绍。

### 参 考 文 献

- [1] 张栋豪, 刘振宇, 郑维强, 等. 知识图谱在智能制造领域的研究现状及其应用前景综述[J]. 机械工程学报, 2021, 57(5): 90-113.
- [2] 王萌, 王昊奋, 李博涵, 等. 新一代知识图谱关键技术综述[J/OL]. 计算机研究与发展: 1-18[2022-03-16]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1777.TP.20220301.1217.002.html>.
- [3] 王昊奋, 漆桂林. 知识图谱: 方法、实践与应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2019.
- [4] 廖开际, 黄琼影, 席运江. 在线医疗社区问答文本的知识图谱构建研究[J]. 情报科学, 2021, 39(3): 51-59, 75.
- [5] 钱玲飞, 崔晓蕾. 基于数据增强的领域知识图谱构建方法研究[J]. 现代情报, 2022, 42(3): 31-39.
- [6] 杨波, 廖怡著. 面向企业动态风险的知识图谱构建与应用研究[J]. 现代情报, 2021, 41(3): 110-120.
- [7] Bloem P, Wilcke X, van Berkel L, et al. kgbench: A collection of knowledge graph datasets for evaluating relational and multimodal machine learning [C]. Proc of the 18th European Semantic Web Conf. Berlin: Springer, 2021: 614-630.
- [8] Zhang Y Y, Qian S S, Fang Q, et al. Multi-modal knowledge-aware attention network for question answering[J]. Journal of Computer Research and Development, 2020, 57(5): 1037-1045.
- [9] 江千军, 桂前进, 王磊, 等. 命名实体识别技术研究进展综述[J]. 电力信息与通信技术, 2022, 20(2): 15-24.
- [10] 曾青霞, 熊旺平, 杜建强, 等. 结合自注意力的BiLSTM-CRF的电子病历命名实体识别[J]. 计算机应用与软件, 2021, 38(3): 159-162.
- [11] 陈茹, 卢先领. 融合空洞卷积神经网络与层次注意力机制的中文命名实体识别[J]. 中文信息学报, 2020, 34(8): 70-77.
- [12] 史占堂, 马玉鹏, 赵凡, 等. 基于CNN-Head Transformer编码器的中文命名实体识别[J/OL]. 计算机工程: 1-10 [2022-03-16].
- [13] Gligic L, Kormilitzin A, Goldberg P, et al. Named entity recognition in electronic health records using transfer learning bootstrapped neural networks[J]. Neural Networks, 2020, 121: 132-139.
- [14] 邱凌, 张安思, 李少波, 等. 航空制造知识图谱构建研究综述[J]. 计算机应用研究, 2022, 39(4): 968-977.
- [15] 刘辉, 江千军, 桂前进, 等. 实体关系抽取技术研究进展综述[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(S2): 1-5.
- [16] 陈晓玲, 唐丽玉, 胡颖, 等. 基于ALBERT模型的园林植物知识实体与关系抽取方法[J]. 地球信息科学学报, 2021, 23(7): 1208-1220.

第一作者: 王得强, 男, 1997年生, 硕士研究生, 研究方向为机器学习、自然语言处理、数据挖掘, 已发表论文1篇。E-mail: [15504661292@163.com](mailto:15504661292@163.com)

通信作者: 吴军, 男, 1978年生, 博士, 副教授, 主要研究方向为数控机床、机器人设计、动力学及控制。E-mail: [jhwu@mail.tsinghua.edu.cn](mailto:jhwu@mail.tsinghua.edu.cn)

(编辑 高扬)

(收修改稿日期: 2022-03-11)

文章编号: 20220813

如果您想发表对本文的看法, 请将文章编号填入读者意见调查表中的相应位置。