

面向电力领域的知识图谱与大模型融合关键技术及其典型应用

闫玮丹¹, 齐冬莲^{1,2}, 闫云凤², 彭继慎¹, 郭炳延²

(1. 辽宁工程技术大学电气与控制工程学院, 葫芦岛 125105; 2. 浙江大学电气工程学院, 杭州 310027)

摘要: 大语言模型(large language model, LLM)及其衍生的多模态大模型因其强大的生成能力、泛化能力引发了 AI 新变革, 但存在幻觉问题、可解释性差等不足。知识图谱(knowledge graph, KG)具备推理结果可解释、可增量知识更新等能力, 但交互能力较差。该文综述了知识图谱与大模型技术的发展历程、关键技术、优势与局限。针对电力数据与业务特点, 分析了两者应用于电力领域的主流方法, 建立了面向电力领域的知识图谱与大模型相融合的技术架构, 重点分析了各应用场景的可行性, 并指出了未来面临的挑战和可能的研究方向。

关键词: 知识图谱; 大语言模型; 人工智能; 设备运检; 电力调度

Key Technologies and Typical Applications of Knowledge Graph and Large Language Model Fusion in the Power Sector

YAN Weidan¹, QI Donglian^{1,2}, YAN Yunfeng², PENG Jishen¹, GUO Bingyan²

(1. College of Electrical and Control Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China;

2. College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: Large language models (LLMs) and their derived multimodal large models have driven a new AI revolution due to their powerful generation and generalization capabilities. However, they have limitations such as hallucination problems and poor interpretability. Knowledge graphs (KGs) have the capabilities of explainable reasoning results and incremental knowledge updates, whereas, its interactive capabilities are weak. This paper reviews the development history, key technologies, advantages and limitations of KGs and LLMs. Focusing on the characteristics of power data and operational features, this paper analyzes mainstream approaches of applying KGs and LLMs in the power domain. A technical architecture that integrates KGs and LLMs for the power sector is established. The feasibility of each application scenario is analyzed in detail. Finally, the paper points out future challenges and potential research directions in this field.

Key words: knowledge graph; large language model; artificial intelligence; equipment operation and inspection; power dispatching

0 引言

随着社会数字化程度的不断提高, 各行各业迎来了大数据时代, 爆炸式增长的多模态数据为行业发展带来了前所未有的挑战与机遇^[1]。电力行业发展至今, 在电网运行规模、电力设备数量、电力业务难度、设备与监测手段智能化程度等方面不断提高, 积累了海量历史数据与经验, 如何充分挖掘数据价值并实现智能化是电力领域不断研究的难题。

电力数据呈现多样性、异构性、复杂性等特点, 且不同业务数据间存在隐藏的关联关系。例如: 针对电力设备, 存在设备消缺、故障处理、巡视定检、高压试验等不同业务, 且为掌握设备健康状况、运

行状态, 利用不同类型的感知装置监测其电流、温度等多维度数据。电力设备状态的精确判断依赖于对所有数据的综合分析, 传统的数据分析方法已无法满足当前数据的复杂度与体量。因此, 为了实现多源异构数据的智能分析, 知识图谱(knowledge graph, KG)^[2]技术成为关键。

知识图谱是一种包含丰富语义信息与图结构信息的结构化知识表达形式, 具备多模态数据融合、知识路径可视化、推理结果可解释^[3]、可增量知识更新等能力, 将高精度领域知识通过因果、顺承、时序^[4]、上下位等不同关系组织并利用, 在电力、金融、司法等重要行业有众多成功应用案例。电力领域对知识图谱的应用主要集中在知识检索、智能

问答、设备状态评估、故障诊断等场景,构建电力问检^[5]、电力调度^[6]、高压输电^[7]、配电网^[8]等多个电力知识图谱,为电力业务智能化与数字化转型提供了技术支撑^[9]。

2022年11月,OpenAI发布了以GPT(generative pre-trained transformer)为基础的大型语言模型(large language model, LLM)(简称“大模型”)聊天机器人ChatGPT^[10],引发了广泛讨论和关注。大模型因大规模训练参数与大量预训练数据具备强大的自然语言处理能力、上下文学习能力^[11]和生成能力,在智能问答、机器翻译、语义搜索^[12]等任务中表现优异。2023年3月,GPT-4^[13]的发布标志着大模型进入多模态时代,具备图像生成、异构数据处理等能力。大模型发展至今涌现出一批如GPT系列^[13-16]、Claude系列^[17]、Qwen^[18]、GLM^[19]等优秀模型,成为当前人工智能领域最热的研究方向,是各国的战略布局方向。2017年,我国发布《新一代人工智能发展战略》^[20],《2024年国务院政府工作报告》提出要深化大数据、人工智能等研发应用,开展“人工智能+”行动,电力行业是重要方向之一。

相较于普通人工智能算法,大模型具备更强的学习上下文的能力、涌现能力、泛化能力,更适合处理复杂任务,且大模型能够同时拥有处理多种任务的能力,具备极高的应用前景。

尽管大模型在各领域已开展应用探索,但仍存在不足,如幻觉问题^[21]、缺乏专业知识、数据实时性差、可解释性差^[22]等,在电力、能源等专业性强的领域直接应用存在极高风险,直接导致大模型落地应用实施困难。知识图谱可以与大模型实现互补增强,将知识图谱的专业知识^[23]、精准推理、可解释性与大模型的生成能力、交互能力、常识知识实现融合应用,是电力领域的重要研究方向。

本文详细综述了知识图谱与大模型的发展历程、关键技术、优势与局限、在电力领域的研究与应用基础,分析了现有知识图谱与大模型融合应用方法,提出其在电力领域的应用方向并给出技术路线与应用示例,指出了该研究在电力领域将面临的挑战与未来可能的研究方向。

1 电力知识图谱

1.1 知识图谱关键技术

1.1.1 知识图谱概念

知识图谱源于语义网络^[24]。2012年,谷歌公司

正式提出知识图谱概念,知识图谱的发展历程如图1所示。知识图谱是客观事实的一种结构化表示形式,最初仅针对通用领域文本数据,典型知识图谱包括Wikidata^[25]、YAGO^[26]、Dbpedia^[27]、Freebase^[28]等。随着技术的不断发展,知识图谱内容扩展至多模态数据、时序关系、事件信息等,并在电力、医学、农业等垂直领域实现应用。

知识图谱以(头实体,关系,尾实体)三元组的形式存储大量事实,具体可以定义为知识图谱 $G = \{(h,r,t) \subseteq \mathcal{E} \times R \times \mathcal{E}\}$,其中 \mathcal{E} 和 R 分别是实体和关系的集合, h 为头实体, r 表示关系, t 为尾实体,知识图谱可以表示为有向图,将实体表示为节点,关系作为边,使基于知识图谱的检索或推理结果具备可解释性。

1.1.2 事件知识图谱

事件知识图谱^[29](event knowledge graph, EKG)是在传统知识图谱基础上引入“事件”的概念,具备特殊的事件顺序逻辑,因其包含更丰富的信息而被广泛关注。事件知识图谱起源于2014年的事件图,后经过事理图谱、事件逻辑图等多个阶段^[30-34]逐步形成其独有的技术框架,引发大量关于事件抽取^[35-36]、事件补全^[37-39]、事件预测^[40-41]等相关技术的研究,并在新闻、情报等行业得到快速发展和应用,但在电力领域的应用尚属起步阶段。

1.1.3 知识推理

知识推理技术旨在根据现有事实推断出查询的缺失答案,是知识图谱能够在各领域实现落地应用的关键技术。知识推理在功能上分为2种:1)利用已有的知识推理出不完整的知识图谱中缺失的实

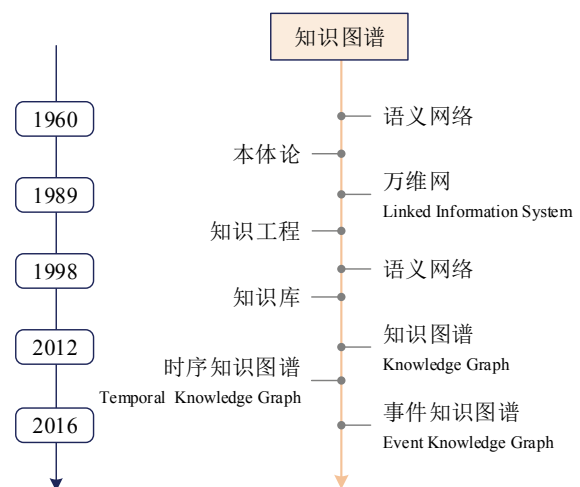


图1 知识图谱发展历程

Fig.1 Development process of knowledge graph

体和关系,对知识图谱进行补全,提升知识图谱的完备性;2)将知识图谱中的实体、关系信息作为先验知识应用到信息检索^[42]、推荐系统^[43]、智能问答^[44]等下游任务中。

从技术层面看,知识推理技术分为3类:1)基于推理规则的知识推理技术:通过在知识图谱上运用简单的规则或统计特征挖掘潜在事实,包括基于逻辑规则^[45]、基于结构信息^[46]和基于统计规则^[47]的知识推理,这种方法可解释性强,但高度依赖先验规则,且扩展性不强,难以在大规模的知识图谱中进行应用;2)基于嵌入表示的知识推理技术:通过将知识图谱中的信息转换为向量,再计算实体、关系向量间的语义关联,从而挖掘推理得到新的知识^[48],经典模型有 TransE^[49]、PtransE^[50]等,这种方法表示能力强,且能够充分感知上下文信息,但存在可解释性较差、对数据量要求高、泛化能力弱等缺陷;3)基于神经网络的知识推理技术:利用神经网络模型对知识图谱进行建模,再通过向量表示进行知识推理,并构造了知识图谱向量的得分函数,该方法学习能力强,可深入学习图谱的结构和语义特征,但黑盒模型可解释性差,常见的方法有基于卷积神经网络^[51-52](convolutional neural network, CNN)、基于循环神经网络^[53](recurrent neural network, RNN)、基于图卷积网络^[54](graph convolutional network, GCN)的知识推理等,有 ProjE^[55]、KGDL^[56]等模型。

1.2 电力领域应用基础

知识图谱在输电、变电、配电领域均有广泛应用,主要分为3个方向:智能检索与问答、缺陷识别与分类、设备状态评估与故障诊断。

1) 智能检索与问答

电力领域发布了大量标准文件与工程规范,对电力业务有指导作用,结合海量历史案例构建成知识图谱,能够实现智能检索与问答。具体来说,在智能检索方面,文献^[57]利用双向图神经网络构建了设备故障知识图谱,实现了基于该图谱的故障决策检索;文献^[58]面向电网领域数据构建了基于知识图谱技术的搜索引擎,实现了电网综合信息检索,此外还有针对电网调控^[59]、输电线路隐患^[60]、一次设备信息^[61]等垂直业务的精准检索研究。在知识问答方面,文献^[7]针对输变电设备运维构建知识图谱并实现了智能问答;文献^[5]针对变压器运检构建了知识图谱,基于深度神经网络算法实现了智能问答;

文献^[62]在配电网领域基于知识图谱实现了故障辅助决策问答。

2) 缺陷识别与分类

电力设备缺陷识别是保障电力设备安全的关键环节,缺陷识别主要针对图片数据与文本数据,通过对图片数据中缺陷类型的辨识和对缺陷文本的精准判断与分类实现对设备缺陷的识别,目前相关研究主要分为缺陷文本检索^[63-65]、知识图谱指导下的缺陷识别^[66-68]、基于知识图谱的缺陷预测^[69]。

3) 设备状态评估与故障诊断

相比缺陷识别,电力设备状态评估与故障诊断任务面临数据维度更广、诊断逻辑更难、评估要求更高的挑战,变压器是电力设备中最重要的设备之一,其诊断难度也更高,知识图谱技术在变压器故障诊断任务中解决了诸多难题。文献^[70]结合知识图谱与多层感知机技术,实现了变压器运行状态评价;文献^[71-75]利用知识图谱技术实现了变压器运维辅助决策;文献^[76]研究了基于知识图谱技术的变压器故障预测;文献^[77-80]利用不同方法与知识图谱技术的结合实现变压器故障诊断。此外,知识图谱在故障报文分析^[81]、输变电系统故障辨识^[82]、配电站智能运检^[83]等任务中均有相关应用。

综上所述,知识图谱技术能够为电力领域提供准确、可靠、快速的知识支持。

1.3 应用于电力领域的优势与局限

1.3.1 应用优势

1) 知识精确可控

构建垂直领域知识图谱需要人工搭建本体层,确定知识图谱中包含的数据类型与结构,知识内容经过专家校核,可将大量专业知识整理成机器可用的知识库,知识内容具备可控性、精确性。

2) 可解释性强

知识图谱具有可视化知识链条,基于知识图谱的推理结果支持查看推理路径,有明确的知识关联结构,具备可解释性、可信性。电力领域对安全性要求极高,一旦发生事故可能导致不同范围的停电,影响社会稳定,知识图谱推理的可解释性为电力领域提供了安全保障。

3) 支持知识更新

电力领域的政策、规则、结构等并不是一成不变的。例如,在电力调度方向,一个城市的电气接线图存在接线方式的调整,相应的风险评估、运行方式等都将发生变化;在电力运检方向,某设备检

测到温升等异常现象时，需改变对该设备的巡检周期。知识图谱支持进行人机交互式增量更新，且支持低代码更新，电力工作人员可根据实际运行需求通过简答操作进行知识删减或增加，知识库维护、更新成本较低。

1.3.2 应用局限

1) 领域知识图谱构建难度高

通用知识图谱可通过爬取网页数据自动化构建，人工工作量较少，然而电力领域的知识图谱需要保证知识的准确性、完备性。知识图谱的质量直接决定下游任务的性能，电力领域一般采用由专家手动构建本体层再加入实例的半自动化构建方法，人工工作量大且对专家能力要求较高。因此，构建出规模较大的领域知识图谱难度高，很大程度上影响了知识图谱在电力领域的落地应用。

2) 缺乏常识性知识

针对电力领域构建的知识图谱大多仅包含电力领域知识，一般为“专图专用”，在某项任务中表现出色但无法迁移到其他任务。例如，电力运检知识图谱可能包含设备巡检、设备消缺、设备故障诊断、设备故障处理等内容，但不包含常识性知识和其他专业知识，仅能解决运检问题。

3) 缺乏自然语言理解、生成能力

知识图谱通过图结构存储知识，对长文本、用户提问等自然语言理解能力较差，主要用于在现有知识内容和结构上实现查询、分析和推理，不具备生成能力，输出结果局限于知识图谱内容，缺乏自主创作能力。

2 电力大模型

2.1 大模型关键技术

2.1.1 Transformer 架构

2017 年，谷歌团队发布 Transformer 神经网络模型^[84]，此后发布的大模型大多以该模型结构为基础，如图 2 所示。大模型分为 3 种主流结构：1) 仅有 Encoder 模块的自编码(Auto-encoding)模型；2) 仅有 Decoder 模块的自回归(Auto-regressive)模型；3) Encoder-Decoder 模型。近年较典型的大模型如图 3 所示。

2.1.2 生成预训练及微调技术

以 GPT 系列大模型(以下简称 GPT)为例，对大模型的核心技术进行介绍。GPT 具备生成能力、交互能力，其核心技术是在 Transformer 架构基础上的

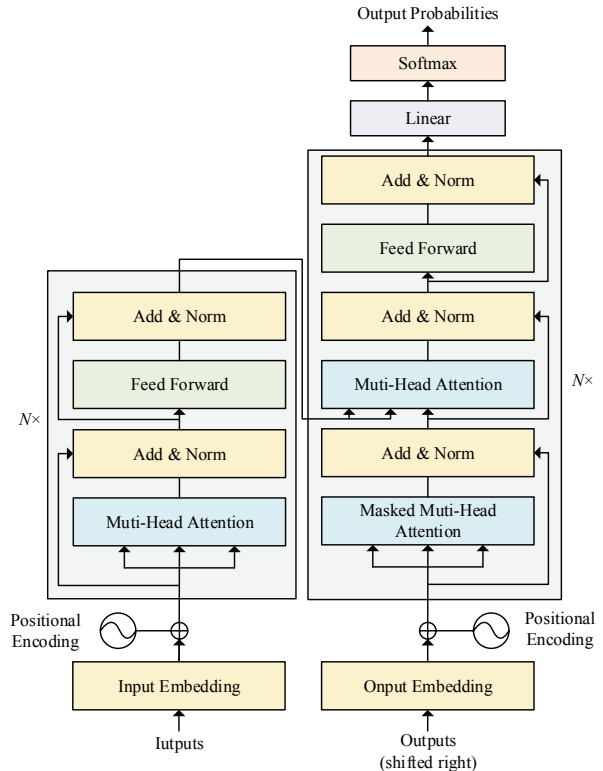


图 2 Transformer 模型结构

Fig.2 Structure of Transformer model

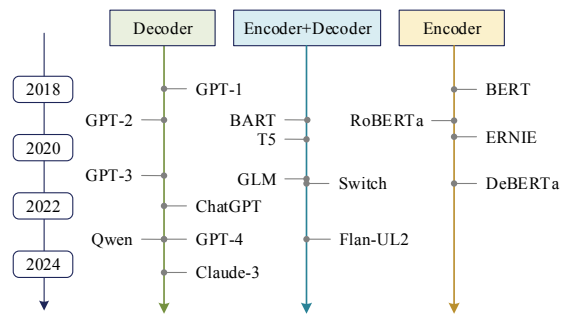


图 3 典型大模型分类

Fig.3 Classification of typical large models

生成预训练 (Generative Pre-trained) 与微调 (Fine-tuning) 技术。GPT 是自回归模型，仅采用了 Transformer 的 Decoder 部分，并进行了部分改动，将原本的 MHA(Muti-Head Attention)结构删掉以达到模型仅根据上文信息预测下一个词的目的，图 4 为 GPT 的 Decoder 模块结构。

GPT-3 包含了 96 个 Decoder 层，在高达 45 TB 的数据上进行预训练。微调技术是指通过部分有标签的特定数据确保大模型在某个垂直应用场景或任务中的理解准确性。例如，“缺陷”这个词在电力领域指可能影响设备正常运转、安全稳定的各种问题或隐患，在医学领域指人体结构异常或功能障碍，

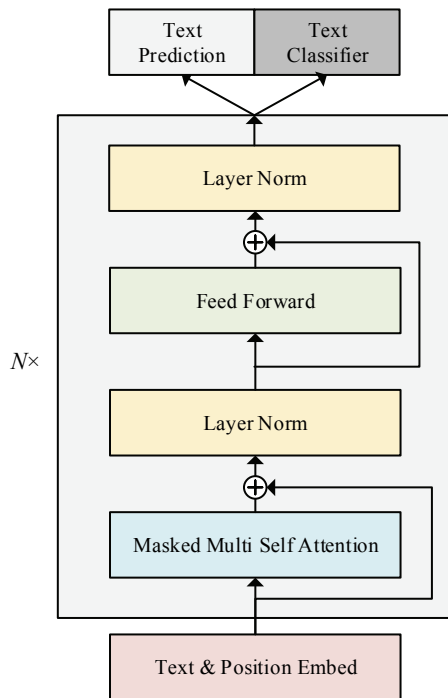


图4 GPT 的 Decoder 模块结构

Fig.4 Structure of GPT's Decoder module

在质检领域又指产品设计不合理或质量不稳定等。微调技术能提高大模型辨别此类专业名词的能力。

2.2 电力大模型应用

在电力行业已逐步开展大模型相关研究与应用, 百度与国家电网公司联合研发了基于知识增强的电力行业 NLP 大模型, 能够解决电力领域问题定位、分词、实体识别等下游任务; 南方电网人工智能公司发布了大模型产品“大瓦特”—电力行业人工智能创新平台及自主可控电力大模型, 在智能客服、电力调度等方向实现了应用, 基于此研究的首个电力生产应用场景大模型在广西电网实现落地应用; 深圳供电局发布了电力行业首个多模态预训练大模型“祝融 2.0”; 华为云针对无人机巡检任务推出盘古电力运检大模型; 国网信通继远软件研发了电力安监知识增强大模型; 国网山东电力探索了大模型在常见缺陷识别任务中的应用, 已开发出绝缘子破裂、异物等多项类型的智能识别。

在发电领域, 国家能源集团联合科技公司构建了火电领域首个电厂人工智能(artificial intelligence, AI)助手, 在决策建议、智能检索等方向为工作人员提供帮助; 中核八所研发了“龙吟”大模型 2.0, 应用于核工业领域; 上海核工院将大模型技术应用于核电文件审查, 构建了我国核能领域首个大模型智能审查系统。

大模型正处于从通用到行业的垂直落地转变阶段, 对电力领域研究方向的改变也存在一定影响, 文献[85]讨论了电力设备 ChatGPT 类模式的可行性和技术方案, 文献[86]从视觉角度分析了在电力领域发展大模型的可行性与应用范式, 为促进电力任务智能化、数字化程度, 提高其在电力行业应用的可靠性、准确性、高效性是重要研究方向。

2.3 应用于电力领域的优势与局限

2.3.1 应用优势

1) 预训练数据充足

大模型通过海量预训练数据学习自然界知识, 完成自然语言的理解、生成任务, 如 GPT-3 的预训练数据量 token 规模达 300 B^[16], T5^[87](Text-to-Text Transfer Transformer)预训练数据量 token 规模已达到 1 T^[88], 包含大量通用知识, 能够帮助大模型回答常识性问题, 提高生成自然语言的能力。

2) 具备语义理解能力

大模型除了拥有大规模预训练数据外, 还拥有足够大的参数量, GPT-3 参数量达 175 B, PaLM^[89]、U-PaLM^[90]、Flan-PaLM^[91]、Flan-U-PaLM^[91]参数量均在 540 B, Glam^[92]参数量达 1 200 B, 在拥有数十亿到数万亿权重的深度神经网络的支撑下, 基于自监督学习方法具备语义理解能力, 使大模型输出更能匹配人类用户意图^[93]。

3) 交互能力强

大模型发布初期以极强的交互能力、自然语言生成能力在 AI 领域引发极大反响。掌握以人类语言的形式进行理解和交流的能力, 基于不同大模型研发的智能问答助手、聊天机器人等以交互式连续问答方式为用户解答各类问题, 表现出强应用能力。至今, 融合文本、图片、视频等多源异构数据的多模态大模型涌现, GPT-4V^[94]、Gemini V1.5、LlaVA^[95]等具备图片生成能力, OpenAI 发布的 Sora^[96]具备视频生成能力。大模型的多模态生成能力在电力领域数据具有极强的应用优势。

2.3.2 应用局限

1) 可解释性差

目前主流大模型采用 Transformer 架构, 拥有大规模参数量的神经网络属于黑箱模型, 其训练过程是高度非线性的, 人类用户无法得知大模型的应答结果是如何得来的, 其推理结果可解释性差, 目前有多项关于大模型可解释性的研究^[97-98], 但并未完全解决该问题, 电力领域对数据安全要求极高, 大

发挥巨大作用, 且在针对异构数据的处理中表现优异, 将大模型技术用于构建电力领域知识图谱很有必要。以缺陷处理为例, 面向电力领域的大模型增强构建知识图谱方法示例如图 6 所示。

3.2 基于知识增强的大模型推理及其优化

为融合知识图谱与大模型优势, 实现其在电力领域应用的互补增强, 研究利用知识图谱增强大模型的推理能力是当前研究热点。已有研究表明, 知识图谱在大模型预训练与微调阶段均能实现增强。

从知识库中检索相关文本是增强语言模型性能的经典方法^[121-123], 如利用检索到的文本、文档等提高大模型性能^[124]。其中检索增强生成(retrieval-augmented generation, RAG)技术^[121]最为典型, 发展至今 RAG 技术成为增强大模型性能的关键技术, 在大模型预训练^[125-126]、微调^[127-128]、推理^[129-131]阶段均有研究, 其核心是通过语义相似性计算在大模型回答问题之前先在外部知识库中检索相关信息, 有效减少了大模型生成与事实不符的问题^[132]。但这种方法难以支持复杂查询, 只能让大模型学习到浅层特征并非真正理解语义信息^[133], 且有效性受到检索准确度和文档冗余的影响^[134]。电力领域知识间相似度高、关联性较强, 直接应用 RAG 技术效果不佳, 而知识图谱作为一种结构清晰、逻辑优越的知识媒介^[135], 能够为大模型提供结构化、明确且可编辑的知识表示, 解决大模型在垂直领域的推理局限性。

因此, 大量研究将知识图谱与 RAG 技术结合以增强大模型推理, 典型方法有 SURGE^[136]、MK-ToD^[137]、HyKGE^[138]、KALMV^[139]等。文献[140]提出了 KnowledGPT 框架, 同时具备知识检索与个性化知识存储功能, 从而增强 RAG 模型的知识丰富度; 文献[141]提出了名为 KG-RAG 的技术架构, 从非结构化数据中构建知识图谱, 并基于 CoE 算法对其进行信息检索以支撑问答任务。上述方法均被证实复杂问题上效果更佳, 能够减少大模型的幻觉内容。

此外, 近期在利用知识图谱增强大模型的推理结果方面也存在大量研究, 文献[142]为提高大模型生成内容的可靠性、友好性, 设计知识偏好对齐技术, 结合领域知识图谱提高大模型在特殊领域问答任务中的性能; 文献[135]提出了知识求解器(knowledge solver, KSL)框架, 将从知识图谱中检索知识的过程抽象为多跳决策序列, 利用知识图谱的文本提示指导大模型选择相关知识实现知识检索,

使大模型的决策过程具备可解释性; 文献[143]提出 ToG(Think-on-Graph)框架, 使大模型能够动态探索知识图谱中的相关三元组并推理出其中最相关的部分, 直到获得足够的信息; 文献[144]提出一种即插即用的基于提示的协作推理方案, 引导大模型将外部显性知识与其固有的隐性知识相结合以进行推理; 文献[145]提出了名为 KnowledgeNavigator 的框架, 将从知识图谱中检索到的结构化信息构建成大模型的提示以提高其推理能力。

综上, 利用电力知识图谱以增强大模型推理能力具备可行性。以问答为例, 面向电力领域的知识图谱增强大模型推理方法示例如图 7 所示。

4 电力知识图谱与大模型融合的典型应用

电力领域任务往往涉及设备健康、系统稳定运

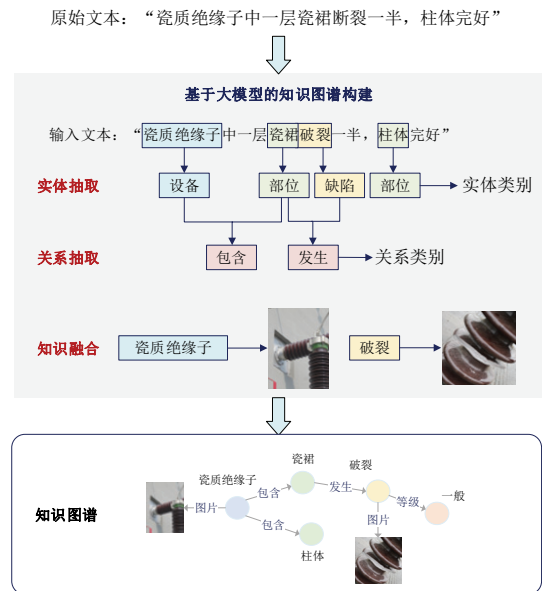


图 6 基于大模型技术的电力知识图谱构建方法示例

Fig.6 An example of a large-model-based knowledge graph construction method for the power field

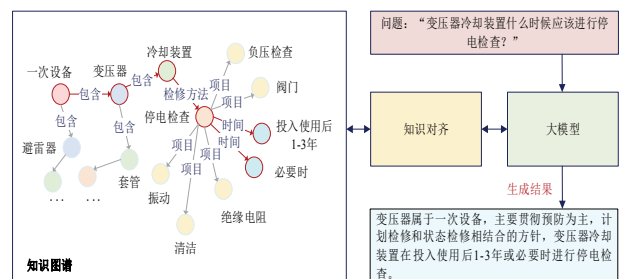


图 7 电力知识图谱增强大模型推理示例

Fig.7 An example of knowledge graph enhancement for large model inference in the field of electric power

行等部分，对模型安全性要求极高。大模型训练依赖来自网页、开源数据集等多渠道的大规模数据，其中可能存在包含敏感信息、恶意模式的数据，使模型产生不合规或含有偏见的答案，且大模型需要与外界通过接口的形式进行交互，存在数据泄露、注入攻击等安全隐患。而知识图谱的安全隐患来自于其数据本身，通用大规模知识图谱存在于大模型训练数据类似的安全风险，但电力领域知识图谱数据来源准确可靠，数据内容均为电力专业知识，数据安全隐患较小，发展知识图谱与大模型融合技术在一定程度上能够依靠知识图谱的约束大模型数据安全隐患问题。

因此，知识图谱与大模型在电力领域实现互补增强是促进其落地应用的必要手段。综合考虑知识图谱与大模型技术优势、电力业务逻辑、电力应用需求等因素，提出知识图谱与大模型融合技术在电力领域具备落地可行性的4个场景：电力综合应用、电力设备运检、电力调度运行方式制定和超高压输电线路故障诊断，并给出其总体技术框架及应用示例，为后续研究提供了探索思路。

4.1 电力智能问答

基于大模型技术开发的 AI 问答系统在各领域

发挥了巨大作用，电力领域拥有大规模专业知识，对大模型交互问答的结果准确性提出了更高的要求，为尽量避免大模型幻觉问题，采用知识图谱与大模型融合方法在电力领域实现交互问答、案例分析等智能应用，总体框架如图8所示。

将海量电力领域专业知识构建成知识图谱，用户输入问句后先由大模型进行问句解析，再基于知识推理模型得到准确结果，进行知识对齐，然后利用大模型的生成能力将该结果输出为一段可阅读的自然语言文本，并支持多轮问答。

电力领域积累了大量历史案例报告，如设备故障报告等，进行案例分析任务时，大模型能够解析用户上传的文件，捕捉长文本中的关键信息，生成案例分析结果，有利于快速整理、归纳历史数据。

4.2 电力设备运检

电力运检主要包括电力设备的运行、检修、维护、更换等工作。随着新型电力系统的不断发展，电力设备在规模、复杂度、数据量等方面也呈指数增长，提高电力运检的智能化水平迫在眉睫。

知识图谱与大模型融合方法在电力设备运检工作中可帮助运检人员完成缺陷处理、故障处置、状态评估等任务，总体框架如图9所示。电力设备

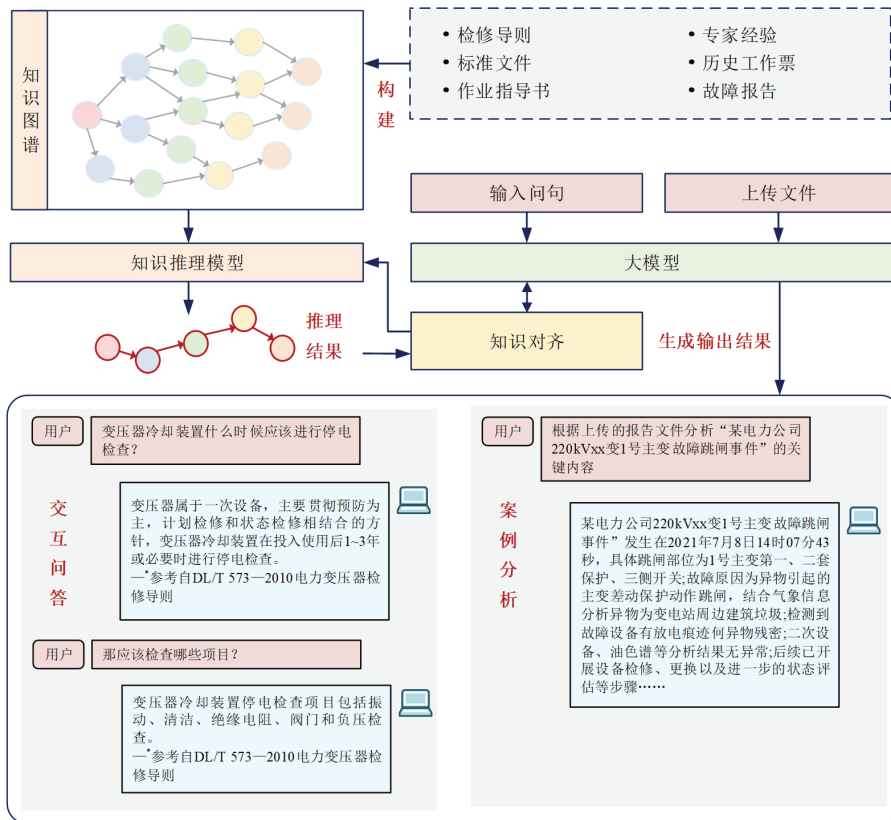


图8 电力综合应用总体框架

Fig.8 Overall framework of comprehensive application of electric power

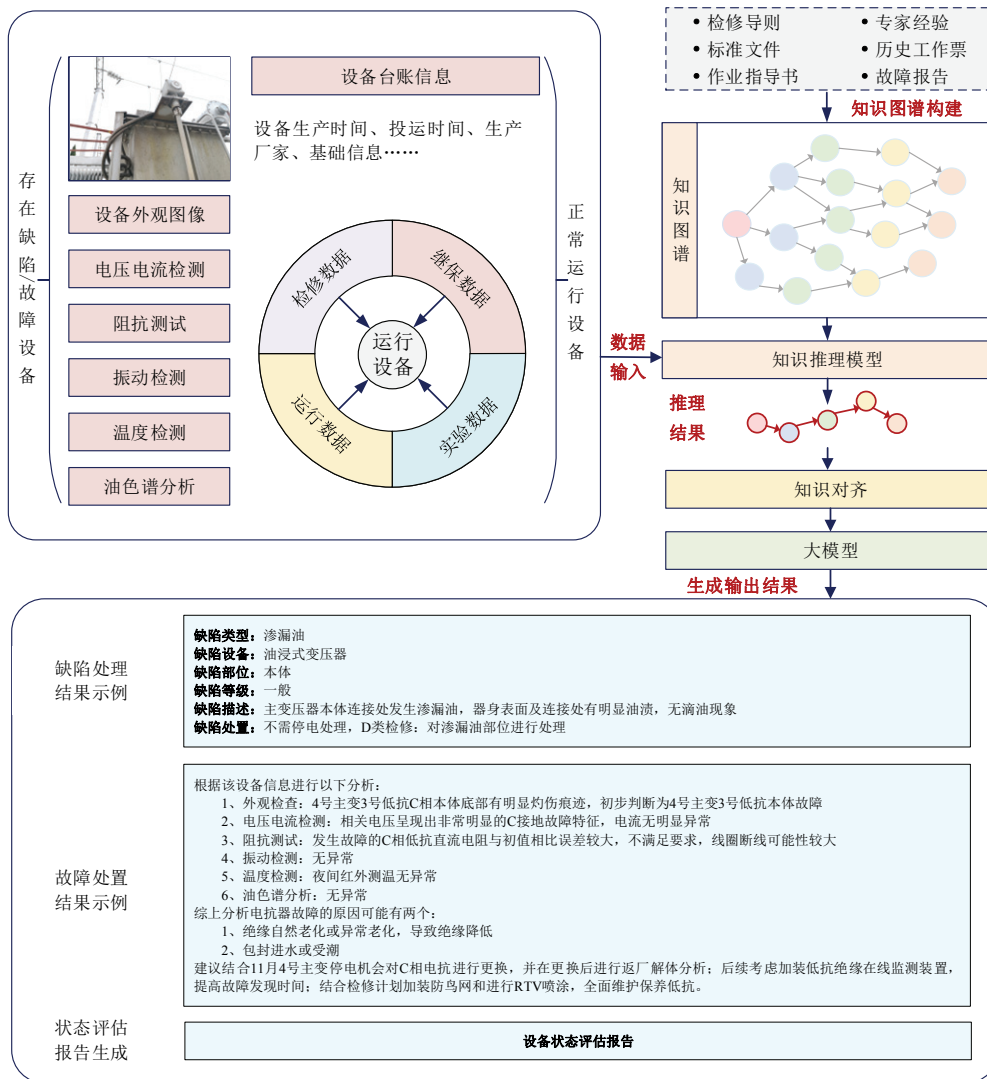


图9 电力设备运检应用总体框架

Fig.9 Overall framework for the operation and inspection of power equipment

运检发展至今积累了海量检修导则、标准文件、作业指导书等规程文件,以及涵盖所有设备的工作票、故障报告等历史数据,结合专家经验构建知识图谱,结合大模型技术完成如下任务。

1) 电力缺陷处理

通过设备外观图像检测出设备存在缺陷,基于知识推理模型得到缺陷类型、缺陷设备、缺陷部位、缺陷等级以及缺陷处置建议,利用大模型基于上述推理结果生成缺陷描述,并整合全部信息进行缺陷处理结果展示。

2) 设备故障处置

发生故障的设备需按规定进行电压电流检测、阻抗测试、振动测试、温度检测、油色谱分析等检测,同时结合设备外观图像基于知识推理模型进行综合分析,得到包含故障类型、故障原因、处置建

议的推理结果,大模型结合该结果与测试信息生成故障处置分析全部内容。

3) 设备状态评估

为及时掌握设备运行状态、降低事故发生概率,需定时对正常运行中的设备进行状态评估,根据设备台账信息、检修数据、继保数据、实验数据、运行数据等,结合知识图谱中包含的设备评估标准进行综合判断,得到设备状态评估结果,基于大模型进行设备状态评估报告生成,降低人力成本,便于归纳存档。

4.3 电力调度运行方式制定

电力调度包括继保、自动化、通信、方式等专业,负责电力系统运行方式制定、异常信号监控、系统风险辨识等重要业务,要求调度员具备较高的专业能力。其中,运行方式制定任务难度较大,传

统工作方式需要在有检修计划时分别分析一次、二次侧数据，结合电力系统实时运行状态判断执行该计划是否存在风险，并进行合适的方式安排，涉及不同专业、不同设备，因调度专业壁垒极高导致协同工作耗时长，普通市级电力公司调度部门月平均操作票约 600 张，调度员间协同沟通 1 000 次以上。

引入知识图谱与大模型融合的电力调度运行方式制定方法，总体框架如图 10 所示。采用人机交互问答形式提供方案，首先针对运行方式制定任务需求，将电网接线图、站内接线图、风险评估规程、事故事件调查规程等数据结合一线调度专家工作经验构建成知识图谱，用户输入问句例如“请问当前可以进行 XT 站 2 号、1 号主变轮停检修吗？”时，由大模型将问句进行拆解，通过知识对齐将结果输入知识推理模型，模型结合上述构建的知识图谱给出准确推理路径，再进行一次知识对齐，大模型依据该结果生成答案。

知识图谱提供了精确的推理结果，结合大模型的自然语言理解与生成、多轮交互问答能力，实现智能化运行方式制定，图 10 右侧为应用示例，基于知识图谱与大模型融合方法给出了 XT 站 2 号、1 号主变轮停检修计划风险辨识及运行方式安排的工

作流程，能够达到解放人力、提质增效的目的。

4.4 超高压输电线路故障诊断

超高压输电线路是电力系统的重要组成部分，承担着输送、分配电能的任务，迅速发现并准确诊断输电线路故障是保障电网安全稳定运行的基础。当前对输电线路运行状态的主要检测手段是实时事件顺序记录(sequential events recording, SER)数据，换流站日均生成十万条 SER 数据^[146]，为运维人员带来繁重的分析任务，输电线路发生故障时需同时分析 SER 数据及故障录波，高度依赖专家经验且人工分析耗时较长，引入知识图谱与大模型融合方法能够代替专家完成故障诊断工作，总体框架见图 11。

依据超高压控制保护设计规范、线路接线图等数据结合专家经验构建知识图谱，知识推理模型实时监测 SER 数据，能够迅速辨识其中的异常信号，初步判断当前线路存在故障，同时分析故障录波数据，准确诊断出故障类型。大模型基于分析结果与故障类型生成包含设备信息、保护动作分析、录波分析、故障类型的输出结果，并能够生成对应的故障分析报告。基于该框架进行故障诊断能够降低由于人力疏忽带来的异常信号遗漏风险，避免运维操作不及时，提高故障诊断效率，减少电网损失。

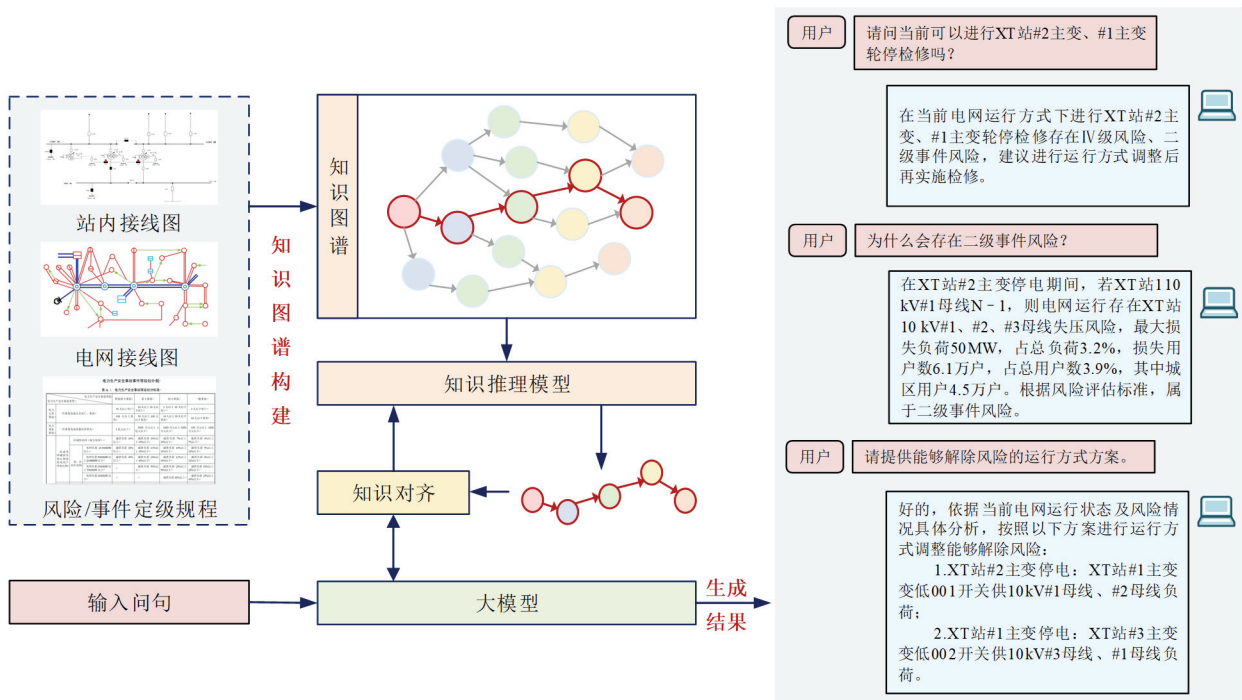


图 10 电力调度运行方式制定应用总体框架

Fig.10 Overall framework that the application of power dispatching operation mode is formulated

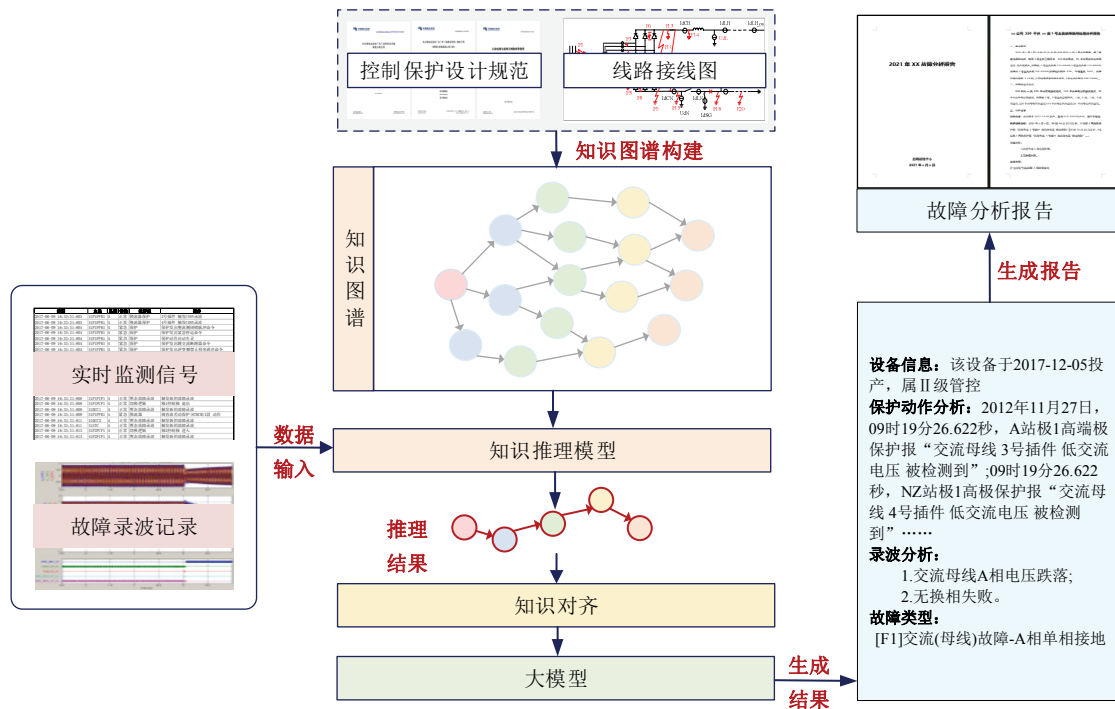


图 11 超高压输电线路故障诊断应用总体框架

Fig.11 Overall framework for the application of fault diagnosis of ultra-high voltage transmission lines

5 挑战、展望与结论

5.1 面临的挑战

1) 受限于算力资源

大模型能够发挥出优势的关键在于算力, 当下主流市场多采用 A100 和 H100 芯片作为训练算力的核心, 如 ChatGPT 需约一万张 A100, 在芯片禁售的客观情况下, 发展大模型与知识图谱融合技术需要的算力是一个巨大的挑战。

2) 缺乏电力数据集

海量数据是大模型捕捉语言的深层规律和语义信息的关键, 高质量知识是提升知识图谱下游任务指标的重要部分, 然而电力领域未真正实现对数据集的规范性整理, 且电力数据的模态差异大、专业壁垒高等为数据处理带来极高难度, 如何得到大规模、高质量语料库或数据集是另一难题。

3) 融合算法复杂程度高

大模型与知识图谱的融合算法已有初步研究, 但尚未形成统一的技术路线, 其难题是如何将知识图谱中的结构化数据与大模型学习到的序列化数据进行融合与对齐, 融合算法需包含特征提取、知识对齐、模型融合等步骤^[147], 复杂程度高。

4) 电力任务安全性

电力任务对安全性、准确性、专业性要求极高, 如何在结合大模型的生成能力与知识图谱的推理能力的情况下, 降低大模型幻觉与数据安全隐患, 保证融合模型安全性, 是一个值得研究的挑战。

5.2 未来研究方向

大模型在各行各业的发展面临轻量化、减少幻觉等共性研究问题, 本节主要从电力领域应用出发, 讨论未来在电力领域发展知识图谱与大模型的融合需要研究的方向。

1) 电力数据集

AI 的发展正在向以“数据”为中心的方向转变, 模型的泛化能力可以通过增加数据规模、调整参数得到提高, 在电力领域构建高质量、大规模、多模态的数据集是发展大模型与知识图谱融合方法的必要内容。

2) 认知大模型

现有知识图谱与大模型融合方法多采用检索知识库形式, 未形成真正具备认知能力的大模型, 电力领域业务专业性强、逻辑复杂、实时性强, 当前方法并不完全符合业务特性, 研究具备强认知能力、高可解释性、强交互能力的认知大模型极为重要。

3) 电力知识标准化

电力领域对推理准确性和数据安全要求极高,

在融合方法中应侧重于知识推理环节, 保证知识图谱中数据和逻辑的正确性和完整性。然而当前电力领域各专业存在描述不一致、标准不统一、文本数据主观性强等问题, 并未形成标准化表述, 研究电力领域知识标准化是提高知识图谱质量、知识推理精度的重要研究方向。

4) 多模态大模型的安全与可解释性

多模态大模型作为黑盒模型应用于电力等垂直领域时, 其安全性与可解释性受到广泛关注。如何利用电力知识图谱技术提高大模型的可解释性, 将人类难以理解的决策过程转化为可解释路径, 是值得探讨的一个问题。

5.3 结论

本文面向电力领域介绍了知识图谱、大模型技术的基本概念、关键技术和发展历程; 总结了电力领域现有知识图谱与大模型的研究现状, 分别分析了其实现落地应用的优势与局限; 讨论了目前各领域研究的知识图谱与大模型融合的主流方法, 并分析了其在电力领域应用的可行性; 提出了知识图谱与大模型融合技术在电力领域能够发挥作用的4种典型应用场景, 并给出具体技术路线与应用示例; 探讨了在电力领域发展知识图谱与大模型融合技术并实现落地应用的研究难点与挑战, 从数据、模型、算力3个方面给出发展方向与建议, 为后续研究提供探索思路。

参考文献 References

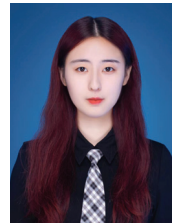
- [1] 薛禹胜, 赖业宁. 大能源思维与大数据思维的融合(一)大数据与电力大数据[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(1): 1-8.
XUE Yusheng, LAI Yening. Integration of macro energy thinking and big data thinking part one big data and power big data[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(1): 1-8.
- [2] JI S X, PAN S R, CAMBRIA E, et al. A survey on knowledge graphs: Representation, acquisition, and applications[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2022, 33(2): 494-514.
- [3] ZHANG J, CHEN B, ZHANG L X, et al. Neural, symbolic and neural-symbolic reasoning on knowledge graphs[J]. AI Open, 2021, 2: 14-35.
- [4] XU Y, OU J J, XU H, et al. Temporal knowledge graph reasoning with historical contrastive learning[C]//Proceedings of the 37th AAAI Conference on Artificial Intelligence. Washington, USA: AAAI Press, 2023: 4765-4773.
- [5] 张敏杰, 徐宁, 胡俊华, 等. 面向变压器智能运检的知识图谱构建和智能问答技术研究[J]. 全球能源互联网, 2020, 3(6): 607-617.
ZHANG Minjie, XU Ning, HU Junhua, et al. Knowledge graph construction and intelligent question answering for transformer operation and maintenance[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2020, 3(6): 607-617.
- [6] 乔骥, 王新迎, 闵睿, 等. 面向电网调度故障处理的知识图谱框架与关键技术初探[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(18): 5837-5848.
QIAO Ji, WANG Xinying, MIN Rui, et al. Framework and key technologies of knowledge-graph-based fault handling system in power grid[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(18): 5837-5848.
- [7] 龚泽威一, 肖妮, 曹占国, 等. 输变电设备运维知识图谱的构建及应用[J]. 电力大数据, 2023, 26(5): 81-89.
GONG Zewei, XIAO Ni, CAO Zhanguo, et al. Construction and application of power transmission and transformation equipment operation and maintenance knowledge graph[J]. Power Systems and Big Data, 2023, 26(5): 81-89.
- [8] 李文波, 贾嵘, 张怀春, 等. 基于配电网一张图的运营指挥系统研究[J]. 供用电, 2019, 36(11): 48-54.
LI Wenbo, JIA Rong, ZHANG Huaichun, et al. Research on power equipment quality integrated management system based on graph database[J]. Distribution & Utilization, 2019, 36(11): 48-54.
- [9] 蒲天骄, 谈元鹏, 彭国政, 等. 电力领域知识图谱的构建与应用[J]. 电网技术, 2021, 45(6): 2080-2091.
PU Tianjiao, TAN Yuanpeng, PENG Guozheng, et al. Construction and application of knowledge graph in the electric power field[J]. Power System Technology, 2021, 45(6): 2080-2091.
- [10] OpenAI. ChatGPT: Optimizing Language Models for Dialogue[EB/OL].[2023-01-04]. <https://openai.com/blog/chatgpt>.
- [11] DONG Q X, LI L, DAI D M, et al. A survey on in-context learning[C]//Proceedings of the 2024 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Miami, USA: ACL, 2024: 1107-1128.
- [12] WANG L, YANG N, HUANG X L, et al. Large search model: redefining search stack in the era of LLMs[J]. ACM SIGIR Forum, 2023, 57(2): 23.
- [13] OpenAI, ACHIAM J, ADLER S, et al. GPT-4 technical report[J]. arXiv preprint arXiv: 2303.08774, 2023.
- [14] RADFORD A, NARASIMHAN K, SALIMANS T, et al. Improving language understanding by generative pre-training[J]. OpenAI Technical Report, 2018.
- [15] RADFORD A, WU J, CHILD R, et al. Language models are unsupervised multitask learners[J]. OpenAI blog, 2019, 1(8): 9.
- [16] BROWN T B, MANN B, RYDER N, et al. Language models are few-shot learners[C]//Proceedings of the 34th International Conference on Neural Information Processing Systems. Vancouver, Canada: Curran Associates Inc., 2020: 159.
- [17] ANTHROPIC. Claude's constitution[EB/OL].[2023-07-08]. <https://www.anthropic.com/index/claude-constitution>.
- [18] BAI J Z, BAI S, CHU Y F, et al. Qwen technical report[J]. arXiv preprint arXiv: 2309.16609, 2023.
- [19] ZENG A H, LIU X, DU Z X, et al. Glm-130b: An open bilingual pre-trained model[J]. arXiv preprint arXiv: 2210.02414, 2022.
- [20] 国务院. 国务院关于印发新一代人工智能发展规划的通知[EB/OL]. (2017-07-08)[2024-06-10]. https://www.gov.cn/zhengce/content/2017-07/20/content_5211996.htm.
The State Council. Notice of the state council municipality on printing and distributing the development plan of a new generation of artificial intelligence[EB/OL]. (2017-07-08)[2024-06-10]. https://www.gov.cn/zhengce/content/2017-07/20/content_5211996.htm
- [21] BANG Y J, CAHYAWIJAYA S, LEE N, et al. A multitask, multilingual, multimodal evaluation of ChatGPT on reasoning, hallucination, and interactivity[C]//Proceedings of the 13th International Joint Conference on Natural Language Processing and the 3rd Conference of the Asia-Pacific Chapter of the Association for Computational Linguistics. Nusa Dua, Bali: ACL, 2023: 675-718.
- [22] DANILEVSKY M, QIAN K, AHARONOV R, et al. A survey of the state of explainable AI for natural language processing[C]//Proceedings of the 1st Conference of the Asia-Pacific Chapter of the Association for Computational Linguistics and the 10th International Joint Conference on Natural Language Processing. Suzhou, China: ACL, 2020: 447-459.
- [23] ABU-SALIH B. Domain-specific knowledge graphs: a survey[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2021, 185: 103076.
- [24] 刘娟, 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 Qiao, LI Yang, DUAN Hong, et al. Knowledge graph construction

- techniques[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2016, 53(3): 582-600.
- [25] VRANDEČIĆ D, KRÖTZSCH M. Wikidata: a free collaborative knowledgebase[J]. *Communications of the ACM*, 2014, 57(10): 78-85.
- [26] SUCHANEK F M, KASNECI G, WEIKUM G. Yago: a core of semantic knowledge[C]//*Proceedings of the 16th International Conference on World Wide Web*. Banff, Canada: ACM, 2007: 697-706.
- [27] AUER S, BIZER C, KOBILAROV G, et al. DBpedia: a nucleus for a web of open data[C]//*Proceedings of the 6th International Semantic Web Conference on Semantic Web*. Busan, Korea: Springer, 2007: 722-735.
- [28] BOLLACKER K, EVANS C, PARITOSH P, et al. Freebase: a collaboratively created graph database for structuring human knowledge[C]//*Proceedings of the 2008 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*. Vancouver, Canada: ACM, 2008: 1247-1250.
- [29] GUAN S P, CHENG X Q, BAI L, et al. What is event knowledge graph: a survey[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2023, 35(7): 7569-7589.
- [30] GLAVAŠ G, ŠNAJDER J. Event graphs for information retrieval and multi-document summarization[J]. *Expert Systems with Applications*, 2014, 41(15): 6904-6916.
- [31] ROSPOCHER M, VAN ERP M, VOSSEN P, et al. Building event-centric knowledge graphs from news[J]. *Journal of Web Semantics*, 2016, 37/38: 132-151.
- [32] GOTTSCHALK S, DEMIDOVA E. EventKG: a multilingual event-centric temporal knowledge graph[C]//*Proceedings of the 15th International Conference on the Semantic Web*. Heraklion, Crete, Greece: Springer, 2018: 272-287.
- [33] LI Z Y, DING X, LIU T. Constructing narrative event evolutionary graph for script event prediction[C]//*Proceedings of the 27th International Joint Conference on Artificial Intelligence*. Stockholm, Sweden: AAAI Press, 2018: 4201-4207.
- [34] DING X, LI Z Y, LIU T, et al. ELG: an event logic graph[J]. *arXiv preprint arXiv: 1907.08015*, 2019.
- [35] DU X Y, CARDIE C. Event extraction by answering (almost) natural questions[J]. *arXiv preprint arXiv: 2004.13625*, 2020.
- [36] LIU J, CHEN Y B, LIU K, et al. Event extraction as machine reading comprehension[C]//*Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*. (Punta Cana, The Dominican Republic): ACL, 2020: 1641-1651.
- [37] ZHANG R C, LI J P, MEI J J, et al. Scalable instance reconstruction in knowledge bases via relatedness affiliated embedding[C]// *Proceedings of the 2018 World Wide Web Conference*. Lyon, France: ACM Press, 2018: 1185-1194.
- [38] GUAN S P, JIN X L, WANG Y Z, et al. Link prediction on N-ary relational data[C]//*Proceedings of the World Wide Web Conference*. San Francisco, USA: ACM Press, 2019: 583-593.
- [39] GUAN S P, JIN X L, GUO J F, et al. NeuInfer: knowledge inference on N-ary facts[C]//*Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. Washington, USA: ACL Press, 2020: 6141-6151.
- [40] Han Z, Jiang J, Wang Y, et al. The graph hawks network for reasoning on temporal knowledge graphs[C]//*Learning with Temporal Point Processes Workshop at the 33rd Conference on Neural Information Processing Systems (TPP@ NeurIPS 2019)*. Vancouver, Canada: 2019.
- [41] JIN W, QU M, JIN X S, et al. Recurrent event network: Autoregressive structure inference over temporal knowledge graphs[J]. *arXiv preprint arXiv: 1904.05530*, 2019.
- [42] LIN J J, ZHAO Y Z, HUANG W Y, et al. Domain knowledge graph-based research progress of knowledge representation[J]. *Neural Computing and Applications*, 2021, 33(2): 681-690.
- [43] HE G L, LAN Y S, JIANG J, et al. Improving multi-hop knowledge base question answering by learning intermediate supervision signals[C]//*Proceedings of the 14th ACM International Conference on Web Search and Data Mining*. (New York, USA): ACM, 2021: 553-561.
- [44] TIAN L, ZHOU X, WU Y P, et al. Knowledge graph and knowledge reasoning: a systematic review[J]. *Journal of Electronic Science and Technology*, 2022, 20(2): 100159.
- [45] RICHARDSON M, DOMINGOS P. Markov logic networks[J]. *Machine Learning*, 2006, 62(1): 107-136.
- [46] KOTNIS B, BANSAL P, TALUKDAR P P. Knowledge base inference using bridging entities[C]//*Proceedings of the 2015 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. Lisbon, Portugal: ACL, 2015: 2038-2043.
- [47] JANG S, MEGAWATI M, CHOI J, et al. Semi-automatic quality assessment of linked data without requiring ontology[C]//*Proceedings of the Third NLP&DBpedia Workshop (NLP & DBpedia 2015) co-located with the 14th International Semantic Web Conference 2015 (ISWC 2015)*. Bethlehem, USA: CEUR-WS. org, 2016: 45-55.
- [48] 何洋. 结构化知识的表达与推理方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2023.
HE Yang. Research on representation and reasoning methods of structured knowledge[D]. Chengdu, China: University of Electronic Science and Technology of China, 2023.
- [49] BORDES A, USUNIER N, GARCIA-DURÁN A, et al. Translating embeddings for modeling multi-relational data[C]//*Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems*. Lake Tahoe, Nevada: Curran Associates Inc., 2013: 2787-2795.
- [50] LIN Y K, LIU Z Y, LUAN H B, et al. Modeling relation paths for representation learning of knowledge bases[C]//*Proceedings of the 2015 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. Lisbon, Portugal: ACL, 2015: 705-714.
- [51] DETTMERS T, MINERVINI P, STENETORP P, et al. Convolutional 2D knowledge graph embeddings[C]//*Proceedings of the 32nd AAAI Conference on Artificial Intelligence*. New Orleans, USA: AAAI Press, 2018: 221.
- [52] NGUYEN D Q, NGUYEN T D, NGUYEN D Q, et al. A novel embedding model for knowledge base completion based on convolutional neural network[C]//*Proceedings of the 2018 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*. New Orleans, Louisiana: ACL, 2018: 327-333.
- [53] DAS R, NEELAKANTAN A, BELANGER D, et al. Chains of reasoning over entities, relations, and text using recurrent neural networks[C]//*Proceedings of the 15th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics*. Valencia, Spain: ACL, 2016: 132-141.
- [54] PAREJA A, DOMENICONI G, CHEN J, et al. EvolveGCN: evolving graph convolutional networks for dynamic graphs[C]//*Proceedings of the 34th AAAI Conference on Artificial Intelligence*. New York, USA: AAAI Press, 2020: 5363-5370.
- [55] SHI B X, WENINGER T. ProJE: embedding projection for knowledge graph completion[C]//*Proceedings of the 31st AAAI Conference on Artificial Intelligence*. San Francisco, USA: AAAI Press, 2017: 1236-1242.
- [56] CHEN W R, HONG D P, ZHENG C. Learning knowledge graph embedding with entity descriptions based on LSTM networks[C]//*Proceedings of 2020 IEEE International Symposium on Product Compliance Engineering-Asia*. Chongqing, China: IEEE, 2020: 1-7.
- [57] 栗佳初, 朱永利. 基于双向图神经网络的变压器故障知识图谱构建[J]. *电力科学与工程*, 2023, 39(9): 38-45.
LI Jiachu, ZHU Yongli. Construction of transformer fault knowledge graph based on BiGCN[J]. *Electric Power Science and Engineering*, 2023, 39(9): 38-45.
- [58] 周俊宇, 花洁, 骆国铭. 一种电网领域数据知识图谱搜索引擎构建[J]. *微型电脑应用*, 2023, 39(2): 119-122.
ZHOU Junyu, HUA Jie, LUO Guoming. A knowledge graph search engine construction of power grid domain data[J]. *Microcomputer Applications*, 2023, 39(2): 119-122.
- [59] 刘东, 张越, 皮俊波, 等. 面向电网调控信息智能检索的知识

- 图谱构建及应用[J]. 中国电力, 2023, 56(7): 78-84.
- LIU Dong, ZHANG Yue, PI Junbo, et al. Construction and application of knowledge graph for intelligent retrieval of power grid dispatching and control information[J]. Electric Power, 2023, 56(7): 78-84.
- [60] 黄 锋, 崔志美, 黄志都, 等. 基于知识图谱的能源互联网输电线路隐患信息检索研究[J]. 电气自动化, 2023, 45(3): 8-10, 14.
- HUANG Feng, CUI Zhimei, HUANG Zhidu, et al. Research on hidden danger information retrieval of energy internet transmission lines based on knowledge graph[J]. Electrical Automation, 2023, 45(3): 8-10, 14.
- [61] 张子建, 刘俊宇, 梁 煜, 等. 基于知识图谱的智能变电站一次设备信息检索研究[J]. 电气传动, 2022, 52(5): 70-75, 80.
- ZHANG Zijian, LIU Junyu, LIANG Yu, et al. Research on smart substation primary equipment information retrieval based on knowledge map[J]. Electric Drive, 2022, 52(5): 70-75, 80.
- [62] 王骏东, 杨 军, 裴洋舟, 等. 基于知识图谱的配电网故障辅助决策研究[J]. 电网技术, 2021, 45(6): 2101-2112.
- WANG Jundong, YANG Jun, PEI Yangzhou, et al. Distribution network fault assistant decision-making based on knowledge graph[J]. Power System Technology, 2021, 45(6): 2101-2112.
- [63] 肖正光, 温嘉焯, 王骏东, 等. 融合知识图谱与熵权评价的电力设备缺陷文本检索方法[J]. 电力大数据, 2023, 26(12): 62-72.
- XIAO Zhengguang, WEN Jiaye, WANG Jundong, et al. Retrieval method of defect text for power equipment based on knowledge graph and entropy weight[J]. Power Systems and Big Data, 2023, 26(12): 62-72.
- [64] 刘梓权, 王慧芳. 基于知识图谱技术的电力设备缺陷记录检索方法[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(14): 158-164.
- LIU Ziquan, WANG Hui Fang. Retrieval method for defect records of power equipment based on knowledge graph technology[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(14): 158-164.
- [65] 李瞳昊, 干 宁, 李建锋, 等. 电力设备缺陷文本智能检索[J]. 科学技术创新, 2023(5): 93-96.
- LI Tonghao, GAN Ning, LI Jianfeng, et al. Intelligent text retrieval of power equipment defects[J]. Scientific and Technological Innovation, 2023(5): 93-96.
- [66] TIAN J P, SONG H, SHENG G H, et al. Knowledge-driven recognition methodology of partial discharge patterns in GIS[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2022, 37(4): 3335-3344.
- [67] 赵振兵, 段记坤, 孔英会, 等. 基于门控神经网络的栓母对知识图谱构建与应用[J]. 电网技术, 2021, 45(1): 98-106.
- ZHAO Zhenbing, DUAN Jikun, KONG Yinghui, et al. Construction and application of bolt and nut pair knowledge graph based on GGNN[J]. Power System Technology, 2021, 45(1): 98-106.
- [68] 张 锴, 贾 涛. 结合知识图谱和小目标改进的 RCNN 电力杆塔部件识别方法[J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(4): 299-309.
- ZHANG Kai, JIA Tao. RCNN method of transmission tower component detection based on knowledge graph and small object improvement[J]. Computer Engineering and Applications, 2025, 61(4): 299-309.
- [69] 纪 鑫, 武同心, 杨智伟, 等. 基于时序知识图谱的电力设备缺陷预测[J]. 北京航空航天大学学报, 2024, 50(10): 3131-3138.
- JI Xin, WU Tongxin, YANG Zhiwei, et al. Power equipment defect prediction based on temporary knowledge graph[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2024, 50(10): 3131-3138.
- [70] 舒胜文, 陈阳阳, 张梓奇, 等. 基于多维能力和知识图谱-多层感知机的变压器运行状态画像构建方法[J]. 电网技术, 2024, 48(2): 750-759.
- SHU Shengwen, CHEN Yangyang, ZHANG Ziqi, et al. Construction method for transformer operating state portrait based on multi-dimensional capability and knowledge graph-multilayer perceptron[J]. Power System Technology, 2024, 48(2): 750-759.
- [71] 谢 庆, 蔡 扬, 谢 军, 等. 基于 ALBERT 的电力变压器运维知识图谱构建方法与应用研究[J]. 电工技术学报, 2023, 38(1): 95-106.
- XIE Qing, CAI Yang, XIE Jun, et al. Research on construction method and application of knowledge graph for power transformer operation and maintenance based on ALBERT[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(1): 95-106.
- [72] 张 锐, 刘剑青, 张伯远, 等. 基于迁移学习的电网故障处置知识图谱构建及实时辅助决策研究[J]. 电力信息与通信技术, 2022, 20(6): 24-34.
- ZHANG Rui, LIU Jianqing, ZHANG Boyuan, et al. Research on grid fault handling knowledge graph construction and real-time auxiliary decision based on transfer learning[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2022, 20(6): 24-34.
- [73] 叶欣智, 尚 磊, 董旭柱, 等. 面向配电网故障处置的知识图谱研究与应用[J]. 电网技术, 2022, 46(10): 3739-3748.
- YE Xinzhi, SHANG Lei, DONG Xuzhu, et al. Knowledge graph for distribution network fault handling[J]. Power System Technology, 2022, 46(10): 3739-3748.
- [74] 吴小刚, 许士锦, 陈兴望, 等. 基于知识图谱的电网智能调度辅助决策系统设计[J]. 信息技术, 2021, 45(12): 60-65.
- WU Xiaogang, XU Shijin, CHEN Xingwang, et al. Design of power grid intelligent dispatching assistant decision system based on knowledge graph[J]. Information Technology, 2021, 45(12): 60-65.
- [75] 李金星, 李 湘, 高天露, 等. 基于电网多元信息知识图谱的故障处置研究及应用[J]. 电力信息与通信技术, 2021, 19(11): 30-38.
- LI Jinxing, LI Xiang, GAO Tianlu, et al. Research and application of fault handling based on power grid multivariate information knowledge graph[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2021, 19(11): 30-38.
- [76] 董理科, 白 鹭, 武 娜, 等. 基于知识图谱的电力变压器故障预测方法研究[J]. 高压电器, 2022, 58(11): 151-159.
- DONG Like, BAI Lu, WU Na, et al. Research on fault prediction method of power transformer based on knowledge map[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(11): 151-159.
- [77] 崔 焱, 李学龄, 李晓彬. 基于知识图谱的电力变压器绝缘故障监测方法[J]. 微型电脑应用, 2023, 39(4): 205-208.
- CUI Yan, LI Xueling, LI Xiaobin. Power transformer insulation fault monitoring method based on knowledge graph[J]. Microcomputer Applications, 2023, 39(4): 205-208.
- [78] 周长玉, 李 想, 焦润海, 等. 基于领域知识图谱的变压器故障联合推理[J/OL]. 中国电机工程报, 2024: 1-12[2024-05-18]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.TM.20240115.1048.002.html>.
- ZHOU Changyu, LI Xiang, JIAO Runhai, et al. Joint reasoning for transformer faults based on domain knowledge graphs[J/OL]. Proceedings of the CSEE, 2024: 1-12[2024-05-18]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.TM.20240115.1048.002.html>.
- [79] 范 琪, 章健军, 王庚平, 等. 基于知识图谱的变电站智能故障诊断研究[J]. 电子技术与软件工程, 2022(20): 109-112.
- FAN Qi, ZHANG Jianjun, WANG Gengping, et al. Research on intelligent fault diagnosis of substation based on knowledge graph[J]. Electronic Technology & Software Engineering, 2022(20): 109-112.
- [80] 肖发龙, 吴岳忠, 沈雪豪, 等. 基于深度学习和知识图谱的变电站设备故障智能诊断[J]. 电力建设, 2022, 43(3): 66-74.
- XIAO Falong, WU Yuezhong, SHEN Xuehao, et al. Intelligent fault diagnosis of substation equipment on the basis of deep learning and knowledge graph[J]. Electric Power Construction, 2022, 43(3): 66-74.
- [81] 稽文路, 邓 星, 朱红勤, 等. 基于知识图谱的报文故障分析与检索[J]. 应用科学学报, 2023, 41(3): 378-390.
- JI Wenlu, DENG Xing, ZHU Hongqin, et al. Fault analysis and retrieval of message based on knowledge graph[J]. Journal of Applied Sciences, 2023, 41(3): 378-390.
- [82] 武霁阳, 李 强, 陈 潜, 等. 知识图谱框架下基于深度学习的 HVDC 系统故障辨识[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(20): 160-169.
- WU Jiyang, LI Qiang, CHEN Qian, et al. Fault identification of an HVDC system based on deep learning in the framework of a knowledge graph[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(20): 160-169.
- [83] 曹 捷, 阙小生, 李慎兴, 等. 基于知识图谱技术的配电站房智能运检[J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2023, 41(3): 474-483.
- CAO Jie, QUE Xiaosheng, LI Shenxing, et al. Intelligent operation inspection of distribution station building based on knowledge map

- technology[J]. *Journal of Jilin University (Information Science Edition)*, 2023, 41(3): 474-483.
- [84] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C]//*Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems*. Long Beach, USA: Curran Associates Inc., 2017: 6000-6010.
- [85] 江秀臣, 臧奕茗, 刘亚东, 等. 电力设备 ChatGPT 类模式与关键技术[J]. *高电压技术*, 2023, 49(10): 4033-4045.
JIANG Xiuchen, ZANG Yiming, LIU Yadong, et al. Power equipment ChatGPT-type model and key technologies[J]. *High Voltage Engineering*, 2023, 49(10): 4033-4045.
- [86] 赵振兵, 冯 烁, 席 悦, 等. 大模型时代: 电力视觉技术新起点[J]. *高电压技术*, 2024, 50(5): 1813-1825.
ZHAO Zhenbing, FENG Shuo, XI Yue, et al. The era of large models: a new starting point for electric power vision technology[J]. *High Voltage Engineering*, 2024, 50(5): 1813-1825.
- [87] RAFFEL C, SHAZEER N, ROBERTS A, et al. Exploring the limits of transfer learning with a unified text-to-text transformer[J]. *The Journal of Machine Learning Research*, 2020, 21(1): 140.
- [88] ZHAO W X, ZHOU K, LI J Y, et al. A survey of large language models[J]. *arXiv preprint arXiv: 2303.18223*, 2023.
- [89] CHOWDHURY A, NARANG S, DEVLIN J, et al. PaLM: scaling language modeling with pathways[J]. *The Journal of Machine Learning Research*, 2023, 24(1): 240.
- [90] TAY Y, WEI J, CHUNG H W, et al. Transcending scaling laws with 0.1% extra compute[C]//*Proceedings of the 2023 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. Singapore, Singapore: ACL, 2023: 1471-1486.
- [91] CHUNG H W, HOU L, LONGPRE S, et al. Scaling instruction-finetuned language models[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2024, 25(70): 1-53.
- [92] DU N, HUANG Y P, DAI A M, et al. GLaM: efficient scaling of language models with mixture-of-experts[C]//*Proceedings of the 39th International Conference on Machine Learning*. Baltimore, USA: PMLR, 2022: 5547-5569.
- [93] OUYANG L, WU J, JIANG X, et al. Training language models to follow instructions with human feedback[C]//*Proceedings of the 36th International Conference on Neural Information Processing Systems*. New Orleans, USA: Curran Associates Inc., 2022: 2011.
- [94] OpenAI. GPT-4 technical report[J]. *arXiv: 2303.08774v4*, 2023.
- [95] LIU H T, LI C Y, WU Q Y, et al. Visual instruction tuning[C]//*Proceedings of the 37th International Conference on Neural Information Processing Systems*. New Orleans, USA: Curran Associates Inc., 2023: 1516.
- [96] OpenAI. Sora: creating video from text[EB/OL].[2024-02-15]. 2024. <https://openai.com/sora>.
- [97] JI Z W, LEE N, FRIESKE R, et al. Survey of hallucination in natural language generation[J]. *ACM Computing Surveys*, 2023, 55(12): 248.
- [98] ZHAO H Y, CHEN H J, YANG F, et al. Explainability for large language models: a survey[J]. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2024, 15(2): 20.
- [99] TEMPLETON A, CONERLY T, MARCUS J, et al. Scaling monosemanticity: extracting interpretable features from Claude 3 sonnet[J]. *Transformer Circuits Thread*, 2024, <https://transformer-circuits.pub/2024/scaling-monosemanticity/index.html>.
- [100] BORGEAUD S, MENSCH A, HOFFMANN J, et al. Improving language models by retrieving from trillions of tokens[C]//*Proceedings of the 39th International Conference on Machine Learning*. Baltimore, USA: PMLR, 2022: 2206-2240.
- [101] ELHAMMADI S, LAKSHMANAN L V S, NG R, et al. A high precision pipeline for financial knowledge graph construction[C]//*Proceedings of the 28th International Conference on Computational Linguistics*. Barcelona, Spain: ACL, 2020: 967-977.
- [102] LUAN Y, HE L H, OSTENDORF M, et al. Multi-task identification of entities, relations, and coreference for scientific knowledge graph construction[C]//*Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. Brussels, Belgium: ACL, 2018: 3219-3232.
- [103] MEHTA A, SINGHAL A, KARLAPALEM K. Scalable knowledge graph construction over text using deep learning based predicate mapping[C]//*Companion Proceedings of the 2019 World Wide Web Conference*. San Francisco, USA: ACM, 2019: 705-713.
- [104] CHIU J P C, NICHOLS E. Named entity recognition with bidirectional LSTM-CNNs[J]. *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, 2016, 4: 357-370.
- [105] NGUYEN T H, GRISHMAN R. Relation extraction: perspective from convolutional neural networks[C]//*Proceedings of the 1st Workshop on Vector Space Modeling for Natural Language Processing*. Denver, Colorado: ACL, 2015: 39-48.
- [106] DENG S M, ZHANG N Y, KANG J J, et al. Meta-learning with dynamic-memory-based prototypical network for few-shot event detection[C]//*Proceedings of the 13th International Conference on Web Search and Data Mining*. Houston, USA: ACM, 2020: 151-159.
- [107] SHEN W, WANG J Y, HAN J W. Entity linking with a knowledge base: issues, techniques, and solutions[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2015, 27(2): 443-460.
- [108] WANG C G, LIU X, SONG D. Language models are open knowledge graphs[J]. *arXiv preprint arXiv: 2010.11967*, 2020.
- [109] HAO S B, TAN B W, TANG K W, et al. BertNet: harvesting knowledge graphs with arbitrary relations from pretrained language models[C]//*Proceedings of the Findings of the Association for Computational Linguistics*. Toronto, Canada: ACL, 2023: 5000-5015.
- [110] AGRAWAL M, HEGSELMANN S, LANG H, et al. Large language models are few-shot clinical information extractors[C]//*Proceedings of the 2022 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. Abu Dhabi, United Arab Emirates: ACL, 2022: 1998-2022.
- [111] WEI X, CUI X Y, CHENG N, et al. ChatIE: zero-shot information extraction via chatting with ChatGPT[J]. *arXiv preprint arXiv: 2302.10205*, 2023.
- [112] LI B, FANG G X, YANG Y, et al. Evaluating ChatGPT's information extraction capabilities: an assessment of performance, explainability, calibration, and faithfulness[J]. *arXiv preprint arXiv: 2304.11633*, 2023.
- [113] ASHOK D, LIPTON Z C. PromptNER: prompting for named entity recognition[J]. *arXiv preprint arXiv: 2305.15444*, 2023.
- [114] JI B. VicunaNER: zero/few-shot named entity recognition using vicuna[J]. *arXiv preprint arXiv: 2305.03253*, 2023.
- [115] WAN Z, CHENG F, MAO Z Y, et al. GPT-RE: in-context learning for relation extraction using large language models[C]//*Proceedings of the 2023 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. Singapore, Singapore: ACL, 2023: 3534-3547.
- [116] TANG J L, LIN H Y, LI Z Q, et al. Harvesting event schemas from large language models[C]//*Proceedings of the 8th China Conference on Knowledge Graph and Semantic Computing*. Shenyang, China: Springer, 2023: 57-69.
- [117] TRAJANOSKA M, STOJANOV R, TRAJANOV D. Enhancing knowledge graph construction using large language models[J]. *arXiv preprint arXiv: 2305.04676*, 2023.
- [118] CARTA S, GIULIANI A, PIANO L, et al. Iterative zero-shot LLM prompting for knowledge graph construction[J]. *arXiv preprint arXiv: 2307.01128*, 2023.
- [119] ZHU Y Q, WANG X H, CHEN J, et al. LLMs for knowledge graph construction and reasoning: recent capabilities and future opportunities[J]. *World Wide Web*, 2024, 27(5): 58.
- [120] CHEN B H, BERTOZZI A L. AutoKG: efficient automated knowledge graph generation for language models[C]//*Proceedings of 2023 IEEE International Conference on Big Data*. Sorrento, Italy: IEEE, 2023: 3117-3126.
- [121] LEWIS P, PEREZ E, PIKTUS A, et al. Retrieval-augmented generation for knowledge-intensive NLP tasks[C]//*Proceedings of the 34th International Conference on Neural Information Processing Systems*. Vancouver, Canada: Curran Associates Inc., 2020: 793.
- [122] TRIVEDI H, BALASUBRAMANIAN N, KHOT T, et al. Interleaving retrieval with chain-of-thought reasoning for knowledge-intensive

- multi-step questions[C]//Proceedings of the 61st Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Toronto, Canada: ACL, 2023: 10014-10037.
- [123] RAM O, LEVINE Y, DALMEDIGOS I, et al. In-context retrieval-augmented language models[J]. Transactions of the Association for Computational Linguistics, 2023, 11: 1316-1331.
- [124] PENG B L, GALLEY M, HE P C, et al. Check your facts and try again: improving large language models with external knowledge and automated feedback[J]. arXiv preprint arXiv: 2302.12813, 2023.
- [125] WANG B X, PING W, MCAFEE L, et al. InstructRetro: instruction tuning post retrieval-augmented pretraining[C]//Proceedings of the 41st International Conference on Machine Learning. Vienna, Austria: JMLR. org, 2023: 2102.
- [126] WANG B X, PING W, XU P, et al. Shall we pretrain autoregressive language models with retrieval? A comprehensive study[C]// Proceedings of 2023 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Singapore, Singapore: ACL, 2023: 7763-7786.
- [127] WANG H R, HUANG W Y, DENG Y, et al. UniMS-RAG: a unified multi-source retrieval-augmented generation for personalized dialogue systems[J]. arXiv preprint arXiv: 2401.13256, 2024.
- [128] WANG Z H L, PAN X M, YU D, et al. Zemi: learning zero-shot semi-parametric language models from multiple tasks[C]//Proceedings of the Findings of the Association for Computational Linguistics. Toronto, Canada: ACL, 2023: 3978-4004.
- [129] MELZ E. Enhancing LLM intelligence with ARM-RAG: auxiliary rationale memory for retrieval augmented generation[J]. arXiv preprint arXiv: 2311.04177, 2023.
- [130] YU W H, ITER D, WANG S H, et al. Generate rather than retrieve: Large language models are strong context generators[J]. arXiv preprint arXiv: 2209.10063, 2022.
- [131] LUO Z Y, XU C, ZHAO P, et al. Augmented large language models with parametric knowledge guiding[J]. arXiv preprint arXiv: 2305.04757, 2023.
- [132] GAO Y F, XIONG Y, GAO X Y, et al. Retrieval-augmented generation for large language models: a survey[J]. arXiv preprint arXiv: 2312.10997, 2023.
- [133] LIU N F, LIN K, HEWITT J, et al. Lost in the middle: how language models use long contexts[J]. Transactions of the Association for Computational Linguistics, 2024, 12: 157-173.
- [134] PAN S R, LUO L H, WANG Y F, et al. Unifying large language models and knowledge graphs: a roadmap[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2024, 36(7): 3580-3599.
- [135] FENG C, ZHANG X Y, FEI Z C. Knowledge solver: teaching LLMs to search for domain knowledge from knowledge graphs[J]. arXiv preprint arXiv: 2309.03118, 2023.
- [136] KANG M, KWAK J M, BAEK J, et al. Knowledge graph-augmented language models for knowledge-grounded dialogue generation[J]. arXiv preprint arXiv: 2305.18846, 2023.
- [137] SHEN W Z, GAO Y Q, HUANG C B, et al. Retrieval-generation alignment for end-to-end task-oriented dialogue system[C]// Proceedings of the 2023 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Singapore, Singapore: ACL, 2023: 8261-8275.
- [138] JIANG X K, ZHANG R Z, XU Y X, et al. Think and retrieval: a hypothesis knowledge graph enhanced medical large language models[J]. arXiv preprint arXiv: 2312.15883v1, 2023.
- [139] BAEK J, JEONG S, KANG M, et al. Knowledge-augmented language model verification[C]//Proceedings of the 2023 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Singapore, Singapore: ACL, 2023: 1720-1736.
- [140] WANG X T, YANG Q W, QIU Y T, et al. KnowledGPT: enhancing large language models with retrieval and storage access on knowledge bases[J]. arXiv preprint arXiv: 2308.11761, 2023.
- [141] SANMARTIN D. KG-RAG: bridging the gap between knowledge and creativity[J]. arXiv preprint arXiv: 2405.12035, 2024.
- [142] ZHANG Y C, CHEN Z, FANG Y, et al. Knowledgeable preference alignment for LLMs in domain-specific question answering[C]// Proceedings of the Findings of the Association for Computational Linguistics. Bangkok, Thailand: ACL, 2024: 891-904.
- [143] SUN J S, XU C J, TANG L M Y, et al. Think-on-graph: deep and responsible reasoning of large language model on knowledge graph[J]. arXiv preprint arXiv: 2307.07697, 2023.
- [144] LI Y H, ZHANG R, LIU J Y. An enhanced prompt-based LLM reasoning scheme via knowledge graph-integrated collaboration[C]// Proceedings of the 33rd International Conference on Artificial Neural Networks Artificial Neural Networks and Machine Learning. Lugano, Switzerland: Springer, 2024: 251-265.
- [145] GUO T Z, YANG Q W, WANG C, et al. KnowledgeNavigator: leveraging large language models for enhanced reasoning over knowledge graph[J]. Complex & Intelligent Systems, 2024, 10(5): 7063-7076.
- [146] 刘可真, 林铮, 骆钊, 等. 基于改进关联规则的直流换流站典型运维事件集诊断方法[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(4): 180-187. LIU Kezhen, LIN Zheng, LUO Zhao, et al. Diagnosis method for typical operation and maintenance event set of DC converter station based on improved association rule[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(4): 180-187.
- [147] 王明皓, 殷涛, 杨洪杰, 等. 知识图谱和大模型技术发展与应用[J]. 网络安全与数据治理, 2023, 42(增刊 1): 126-131. WANG Minghao, YIN Tao, YANG Hongjie, et al. Knowledge graphs and large language models technology development and application[J]. Cyber Security and Data Governance, 2023, 42(Supplement 1): 126-131.



YAN Weidan
Ph.D. candidate



QI Donglian
Ph.D., Professor
Corresponding author



YAN Yunfeng
Ph.D.
Associate professor

闫玮丹

2000—, 女, 博士生

主要从事知识图谱在电力领域中的应用方面的研究工作

E-mail: yanweidan_993@163.com

齐冬莲(通信作者)

1973—, 女, 博士, 教授, 博导

主要从事智能信息处理、混沌系统、非线性理论与应用方面的研究工作

E-mail: qidl@zju.edu.cn

闫云凤

1988—, 女, 博士, 副教授, 硕导

主要从事计算机视觉、运行态势感知、分布式发电设备异常监测方面的研究工作

E-mail: 21210004@zju.edu.cn

收稿日期 2024-06-25 修回日期 2024-11-10 编辑 卫李静