DOI：10.12096/j.2096-4528.pgt.25084 中图分类号：TK 01; TM 61

基于大语言模型的图检索增强生成技术在核电领域的应用与展望

徐浩然[1]，张瑾昀[1]，马歆[1]，雷文强[2*]，曹杰铭[2]
（1. 中国核动力研究设计院，四川省 成都市 610213；2. 四川大学计算机学院，四川省 成都市 610065）

Applications and Prospects of Graph Retrieval-Augmented Generation Technology Based on Large Language Models in the Nuclear Power Field

XU Haoran[1], ZHANG Jinyun[1], MA Xin[1], LEI Wenqiang[2*], CAO Jieming[2]
(1. Nuclear Power Institute of China, Chengdu 610213, Sichuan Province, China; 2. College of Computer Science, Sichuan University, Chengdu 610065, Sichuan Province, China)

摘要：【目的】为应对新型核电系统在保障能源供应、推动清洁能源转型及实现“双碳”目标过程中面临的结构多样化、负荷不确定性、数据复杂性等挑战，并解决大语言模型应用于核电领域时存在的知识局限性、幻觉及推理成本高等问题，研究了大语言模型与知识图谱结合，特别是图检索增强生成(graph retrieval-augmented generation，GRAG)技术的应用潜力，以构建更智能、高效、可靠的核电系统信息处理能力。【方法】分析了大语言模型与知识图谱在核电领域的研究现状、各自优缺点及结合的互补性；重点介绍了GRAG技术相较于传统检索增强生成(retrieval-augmented generation，RAG)技术的优势，并探讨了其在核电风险评估、智能问答辅助、知识管理与决策支持、故障诊断与预测等场景的具体应用；梳理了引入并微调大语言模型、构建领域知识图谱、实现GRAG增强的技术路径。最后，从混杂数据下的知识图谱构建、大语言模型认知推理与决策、人机交互可控性等方面对未来研究进行了展望。【结论】结合知识图谱的GRAG技术能有效缓解大语言模型在专业领域的知识局限性和幻觉问题，增强生成内容的可解释性与可靠性。研究结果可为未来优化核电领域知识图谱的构建、提升大语言模型在复杂推理任务中的能力、开发与核电领域专家高效互动的人工智能体提供参考。

关键词：双碳；核电；智能电网；人工智能(AI)；深度学习；大语言模型；知识图谱；检索增强生成

ABSTRACT: [Objectives] To address the challenges faced by new types of nuclear power systems in ensuring energy supply, promoting clean energy transition, and achieving “dual carbon” goals, such as structural diversification, load uncertainty, and data complexity, and to solve problems associated with the application of large language models in the nuclear power domain, such as knowledge limitations, hallucinations, and high reasoning costs, the study explores the application potential of combining large language models with knowledge graphs, especially graph retrieval-augmented generation (GRAG) technology. This combination aims to build more intelligent, efficient, and reliable information processing capabilities for nuclear power systems. [Methods] The research status of large language models and knowledge graphs in the nuclear power domain, their respective advantages and disadvantages, and the complementarity of their integration are analyzed. The advantages of GRAG technology over traditional retrieval-augmented generation (RAG) are highlighted, along with its specific applications in scenarios such as nuclear power risk assessment, intelligent question-answering assistance, knowledge management and decision support, and fault diagnosis and prediction. Furthermore, the technical pathway for introducing and fine-tuning large language models, constructing domain-specific knowledge graphs, and implementing GRAG enhancement is outlined. Finally, an outlook on future research is provided, covering areas such as knowledge graph construction under heterogeneous data, cognitive reasoning and decision-making of large language models, and the controllability of human-computer interaction. [Conclusions] GRAG technology combined with knowledge graphs can effectively alleviate the knowledge limitations and hallucination problems of large

基金项目：国家自然科学基金面上项目(62272330)。
Project Supported by General Projects of National Natural Science Foundation of China (62272330).

language models in specialized domains, enhancing the interpretability and reliability of the generated content. The research findings can provide references for the future optimization of knowledge graph construction in the nuclear power domain, enhancing the capabilities of large language models in complex reasoning tasks, and developing artificial intelligence agents for efficient interaction with experts in the nuclear power field.

KEY WORDS: dual carbon; nuclear power; smart grid; artificial intelligence (AI); deep learning; large language model; knowledge graph; retrieval-augmented generation

0 引言

国家能源局在新型核电系统数字技术支撑体系白皮书中指出，为保障能源核电安全可靠供应、加快清洁低碳转型，并助力实现“双碳”目标的重大战略任务，必须要构建新型核电系统[1]。这要求数字技术与实体电网深度融合，提高电网数字化水平[2-3]。随着核电工业的快速发展，我国的核电系统遇到了新的挑战，如核电能源结构多样化、核电负荷持续增长及其不确定性、核电市场化改革以及核电跨区域传输等[4]。此外，随着时间的推移和核电智能终端的不断升级，核电数据的收集、处理难度和复杂性也在不断增加。因此，如何利用高效的信息化手段为日益复杂的核电系统提供卓越的信息处理能力显得尤为重要[5]。

大语言模型(large language model，LLM)的出现为核电领域带来了前所未有的发展机遇。大语言模型是一种基于深度学习的自然语言处理技术，凭借其海量的训练数据，能够捕捉词语之间的复杂关系，解析上下文语义，从而在专业对话、翻译、文本生成等任务中表现出高度的智能化水平[6]。目前，大语言模型已在医疗、法律、金融、科技等多个专业领域得到了广泛的研究与应用，并取得了显著的成果。在核电领域中，大语言模型的应用潜力同样巨大，可以用于负荷预测、智能问答、故障检测、决策支持等多个方面，提升系统的智能化水平和运营效率。这不仅可以提高核电系统的可靠性，还可为可再生能源整合和智能电网的发展提供有力支持。

大语言模型在核电领域的发展虽然前景广阔，但仍面临一些严峻的挑战。首先，知识局限性是一个重要问题。大语言模型在训练过程中只能从其训练数据中获取知识，这意味着大语言模型的回复受到训练数据时间点的限制，无法动态更新以反映最新的信息。在核电领域，尤其需要模型能够利用最新的政策文件和技术进展进行推理，如对于最新发布的核电政策和标准[7]，大语言模型很难根据自身内部存储的知识来进行回答。其次，幻觉(hallucination)问题也是大语言模型的一大短板[8-9]。纯生成式模型在缺乏外部知识支持的情况下，容易出现幻觉，即生成的内容可能与现实情况不符，甚至完全没有依据[10]。这种情况在核电领域尤其不可接受，因为该领域对信息的准确性和可靠性要求极高，任何错误的信息都可能导致严重的后果。最后，大语言模型的推理开销同样不容忽视。纯生成式模型在进行推理时计算成本较高，特别是在处理长文本或需要深度推理的复杂任务时，其生成效率会显著下降。这不仅增加了使用成本，也限制了其在大规模应用场景中的可行性。

为了解决上述问题，检索增强生成(retrieval-augmented generation，RAG)技术应运而生，成为大语言模型时代的重要应用范式。RAG的核心思想是在大语言模型生成答案之前，从广泛的文档数据库中检索出相关信息，为大语言模型提供丰富的背景知识，使得生成的内容更加准确和相关。RAG技术结合检索和生成2个步骤，通过引入真实、可靠的文献资料，有效地缓解了语言模型常见的幻觉问题[11]。此外，RAG还可以直接检索最新的文档材料，加快知识更新的速度，使得语言模型能更及时地反映最新的信息和研究成果。更重要的是，RAG增强了生成内容的可追溯性，用户可以掌握生成内容的来源，从而提高了对模型输出的信任度。这种透明性在核电领域的许多实际应用场景中尤为重要，如智能问答、辅助决策和故障诊断等，这是因为在这些场景中用户对信息的准确性和可靠性有着更高的要求。

综上可知，将RAG技术与大语言模型相结合是一个极具潜力的发展方向。其中，由于核电行业的知识存储异构复杂，而且容易分散在众多文档中，直接进行RAG文档检索相当困难。在核电

领域，通常需要先把知识结构化，大多会以知识图谱为主要的知识管理工具。因此，本文将重点探讨大语言模型与核电领域知识图谱的结合，特别是在图检索增强生成(graph RAG，GRAG)方面的应用，以推动更加智能化的核电系统发展。

1 大语言模型和知识图谱在核电领域的研究现状

1.1 大语言模型发展

作为重要研究方向之一，语言模型经历了从早期的统计和神经语言模型到基于Transformer的预训练模型的发展。近年来，研究发现，随着预训练语言模型参数和数据量的增加，大语言模型(如GPT-3、PaLM、LLaMA等)在效果上显著提升，并展现出小模型所不具备的特殊能力，如上下文学习和逐步推理[12]。代表性的大语言模型ChatGPT展示了出色的人机对话和任务解决能力，对人工智能(artificial intelligence，AI)的研究产生了重大影响[13]。

尽管大语言模型在语言处理能力上表现出色，但目前仍主要集中于通用知识领域。这些模型的训练数据通常较为广泛，但相对浅显，在核电领域应用时表现不佳。因此，许多研究者开始考虑为核电领域设计专用的大语言模型，以更有效地解决该领域的问题。

目前，核电领域的大语言模型实现方案主要有2种。第一种是通过有监督微调的方法，对现有的通用大语言模型进行核电领域数据的特定训练，以适配核电领域特点。这一方案的实施过程相对简单，只需收集核电领域的数据并设计特定的任务指令格式，然后将数据输入大语言模型进行训练。这种有监督微调的方法在一定程度上能够提升模型处理复杂任务的能力。然而，该方法的结果并不总是可靠，最终得到的模型仍然是一个黑箱，缺乏安全性和可解释性。因此，对于核电领域那些需要可解释性和安全性的应用，有监督微调的方法效果往往难以保证[14]。

除了微调通用领域模型的方案外，还有一种方法，即RAG。在RAG技术中，无需微调大语言模型的参数，只需在模型执行核电领域特定任务时检索出一些相关文档资料。这样，大语言模型就可以根据这些示例进行类比推理。由于RAG技术具备良好的可解释性，它在专业领域的大语言模型中备受关注。尽管RAG能够直接增强大语言模型的推理能力和可解释性，但在实际应用中仍存在一些显著问题，如RAG在处理复杂的图结构知识时表现不佳，尤其是在需要多跳推理或跨实体连接的任务中，生成的内容可能缺乏逻辑性和一致性。结合具体图结构进行检索，可以提升这部分效果，如图1所示，GRAG可以通过直接检索图谱结构来帮助大语言模型生成。

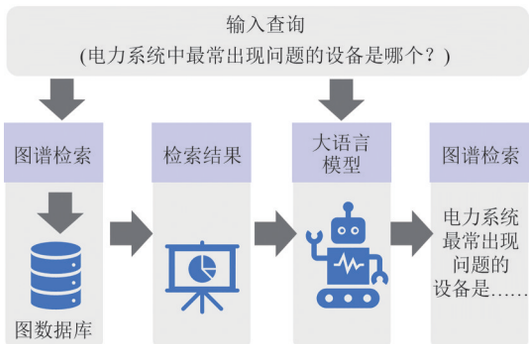

图1 基于图数据库的RAG流程

Fig. 1 Graph database-based RAG process

1.2 知识图谱技术发展

1.2.1 知识图谱的定义

知识图谱是以图的形式表现客观世界中实体及其相互关系的结构化语义知识库[15]。一般在知识图谱中，实体间关系的基本组成单位为“实体–关系–实体”三元组，实体的属性特征则使用“属性–值”对来表示。在知识图谱中，“实体”是知识图谱的基本元素，“关系”是不同实体之间的关系，“属性”是对实体的说明，“值”是实体属性的具体数值。在知识图谱中，通过上述的“实体–关系–实体”方式相互连接，形成网状的知识结构，即可构成客观世界中知识的符号化表达方式[16]。知识图谱按内容进行分类，主要分为2种：一种是通用的知识图谱，它涵盖了泛用领域的知识，适用于多种应用场景；另一种是领域知识图谱，这类知识图谱专注于特定领域的知识，更加专业，适用于领域专家或特定场景。核电系统知识图谱是将知识图谱技术应用于核电系统领域的技术形式，属于领域知识图谱[17]。

1.2.2　核电领域的知识图谱技术发展

在核电领域知识图谱构建技术方面，许多专家学者进行了深入研究，如：王鑫等[18]采用层次学习和事实学习的方法，成功实现了自底向上的知识图谱构建，这种方式不仅提高了构建效率，也增强了图谱的可解释性；刘津等[19]则结合领域专家的丰富经验，开展了自顶向下与自底向上的中文专业词典和知识图谱构建，进一步推动了专业领域知识的系统化和结构化。

尽管这些研究在构建可解释性良好的核电领域知识图谱方面取得了一定成效，但也存在一些局限性：1）构建的知识图谱往往不完备，这使得在面对用户提出的问题时，常常难以给出准确和全面的回答；2）用户对核电领域知识图谱的理解能力不足，往往需要具备一定的专业知识，才能有效地访问和利用核电领域知识图谱中的信息。这种门槛限制了核电领域知识图谱的广泛应用。

1.3　知识图谱与大语言模型的结合

通过引入大语言模型，可以实现知识图谱与自然语言处理技术的充分协作与互补[20]。大语言模型具备强大的理解和生成能力，可以帮助用户更轻松地访问和利用知识图谱中的信息，提升知识图谱的实际应用效果[21]。大语言模型和知识图谱对比如表1所示，结合这2种技术，有望克服当前知识图谱面临的问题，推动领域知识的进一步发展与应用。

表1　大语言模型和知识图谱对比

Tab. 1　Comparison of large language models and knowledge graphs

类型	优点	缺点
大语言模型	通用知识覆盖广，泛化能力强	存在黑箱、幻觉问题，缺乏专业性
知识图谱	领域知识组织结构清晰，可解释性强，推理能力突出	存在不完备性，缺乏语言理解能力，泛化能力不足

因此，GRAG技术被提出，大语言模型可以从知识图谱等图结构中检索、提取出高质量的知识内容，增强输出的准确性和严谨性。与传统的RAG技术相比，GRAG技术主要有以下优势[16]：

1）GRAG对图结构的利用更加深入。传统的RAG主要依赖文本数据进行信息的检索和生成，而GRAG则在此基础上引入了知识图谱的结构信息，使其能够理解和利用实体之间的复杂关系。在生成过程中，GRAG结合图结构，能够提供语义连贯且上下文相关的输出，尤其在处理多实体或多层关系的推理时，表现得尤为突出。

2）GRAG在减少幻觉现象方面具有显著优势。通过引入图结构，GRAG能够更有效地验证信息的准确性和相关性，从而降低大语言模型生成虚构内容的风险。此外，GRAG能够高效处理多跳推理任务，这在传统RAG中相对困难。通过引入k-hop邻接图(即从某个实体节点出发，通过其邻居节点扩展出多层次的关联节点)，GRAG能够在图结构中进行推理，从而生成更具逻辑性和一致性的回答。

与传统基于图神经网络(graph neural network，GNN)的检索方法相比，GRAG技术在核电领域的应用具有更大优势。基于GNN的检索方法通常依赖于节点和边的嵌入表示，虽然能够捕捉局部图结构信息，但在处理大规模知识图谱时，计算复杂度较高且难以处理复杂的语义关系。而GRAG技术通过大语言模型的强大语义理解能力和知识图谱的结构化信息，能够在更广泛的语义空间中进行检索和推理，同时保持较高的效率和准确性[22]。

基于GRAG的大语言模型技术为核电系统的信息化和智能化提供了有力支持。然而，这一切的前提是必须拥有高质量的核电领域知识图谱。

2　大语言模型和知识图谱在核电领域的应用场景

2.1　概述

结合知识图谱和大语言模型，使用GRAG技术能够在特定领域提供专业而准确的知识推理，帮助用户更好地理解和利用数据，其在核电领域的应用场景如图2所示，涵盖以下方面：1）利用历史数据和实时信息，大语言模型能够准确预测未来的核电风险，从而优化资源配置和电网管理；2）基于大语言模型的智能问答辅助系统能使用户

快速获取专业知识，提升决策效率；3）大语言模型通过整合和分析大量信息，可以帮助企业在复杂的环境中做出明智的选择；4）大语言模型能够实时监测设备状态，提前预警潜在问题，降低故障发生的风险。这些应用不仅提高了核电行业的运营效率，也为实现智能电网和可持续发展提供了强有力的支持。

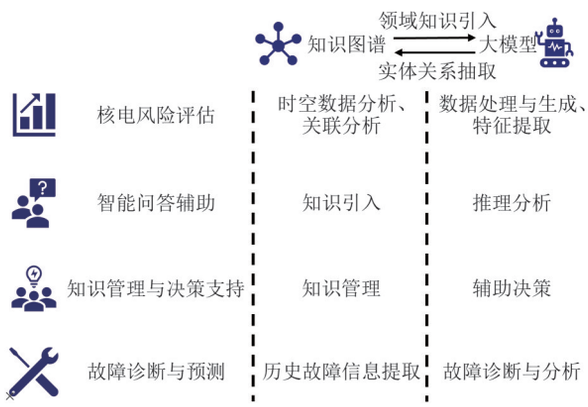

图2 知识图谱和大语言模型在核电领域的应用场景

Fig. 2 Application scenarios of knowledge graphs and large language models in nuclear power field

2.2 核电风险评估场景

核电风险评估是核能领域的重要基础工作，其基于历史和实时的安全数据、设备状态、环境变化、维护记录等信息，预测未来一段时间内核电站的潜在风险需求[23]。核电风险评估是确保核电系统安全、经济、高效运行的关键工具，直接影响着核反应堆的运行、冷却系统的稳定、应急响应以及核能市场的各个环节。

目前，核电风险评估方法主要分为传统统计方法和机器学习方法两大类。典型的统计方法有自回归积分滑动平均模型(autoregressive integrated moving average，ARIMA)[24]和Prophet[25]等，其中：ARIMA通过差分将非平稳时间序列转化为平稳时间序列，非常适合短期风险评估[26]；Prophet则适合包含环境因素和设备维护周期的风险评估[27]。然而，传统方法在应对核电风险评估中的非线性问题时存在局限性，尤其是在面对高维度数据时，往往无法取得理想效果。因此，越来越多的研究者开始探索机器学习方法，尤其是支持向量机(supported vector machine，SVM)等先进算法[28]。这些方法利用非线性核函数建模，能够捕捉复杂的风险数据关系，适合中长期风险评估。

相比于传统统计方法和机器学习方法，采用大语言模型进行核电风险预测，能够更好地捕捉复杂高维时间序列中的非线性关系。大语言模型的优势在于其无需进行大量包括特征工程在内的复杂建模，能够自动从数据中提取关键特征，从而提高预测的准确性[29]。此外，大语言模型还可以利用自身的上下文学习能力，结合GRAG外部提供的时间、空间、社会经济等因素，深入揭示不同数据之间的隐含关联，进一步提升负荷预测的精度。

2.3 智能问答辅助场景

核电行业的技术标准是确保设备安全、高效运行的重要依据，定义了设备的使用规范、操作流程以及安全要求。然而，由于地域差异、修订频率和标准内容的多样性，这些技术标准往往呈现出复杂的特征，使得在实际应用中进行检索和分析时需要耗费大量时间和精力。因此，构建一个能够理解自然语言并进行智能分析的问答系统显得尤为重要。

传统的智能问答系统主要依赖知识库匹配来实现，按工作原理通常分为基于语义分析的系统和信息检索的系统2类[30]。这些系统在处理简单问题时表现良好，但在面对复杂的查询时，往往效果不佳。为了解决该问题，深度学习的方法被应用于智能问答系统中。文献[31]总结了在问答系统实现中使用Transformer模型的相关研究。文献[32]则通过构建核电领域知识图谱来实现智能搜索、问答和推荐，将问题转化为对知识图谱进行查询并返回答案。

然而，依托知识库构建的问答系统处理复杂问题的能力仍然有限。大语言模型的引入为问答系统赋予了更强的智能推理和分析能力，使其能够解决更为复杂的问题。尽管如此，这些大语言模型在实际应用中常常面临幻觉问题，导致问答系统的可信度下降。为了解决这一问题，可以结合知识图谱，利用GRAG来增强问答系统的可解释性，从而提高其在回答核电领域专业知识问题的准确性[21]。每次输入用户查询时，大语言模型都可以先通过GRAG从知识图谱中检索出高质量

的内容，然后凭借自身强大推理能力来快速响应用户的查询，并且提供更为可靠的答案。

2.4　知识管理与决策支持场景

在核电系统的建设过程中，随着数据的不断积累，知识逐渐呈现出冗余的趋势。这种冗余不仅影响信息的有效利用，还可能导致决策过程中的误判。因此，迫切需要一种系统化的方法来存储和管理技术文档、研究成果以及行业经验，以此来提高知识的共享性和决策的有效性。当前，知识管理和决策支持的方法主要依赖于知识图谱。文献[33]探究了知识图谱在安全领域的知识管理应用，提出了构建领域知识图谱的4个阶段。文献[34]提出了利用电力行业内部专业数据与外部客服语料数据构建知识图谱的应用框架，通过问答系统的形式为用户提供决策支持。

基于知识图谱的方法虽然在一定程度上提升了知识的可获取性，但仍存在以下问题：1）知识库的内容往往呈现出多源异构和非结构化的特点，导致知识的构建和维护成本显著增加；2）现有的知识图谱功能相对单一，用户体验不佳，无法满足目前核电领域对知识管理和决策支持日益增长的需求。大语言模型的出现为解决这些问题提供了新的思路。大语言模型具备丰富的知识储备，能够有效抽取多源异构数据中的信息，从而显著降低知识管理系统的构建和维护成本。结合知识图谱的构建，引入GRAG技术，能够为大语言模型提供更为智能和专业的决策支持。这种结合不仅能够提升知识的整合效率，还能增强系统的智能化水平，使核电系统在面对复杂决策时能够更加灵活和高效地应对各种挑战。

2.5　故障诊断与预测场景

为保障核电系统的稳定运行，及时准确的故障诊断机制至关重要，它不仅能够降低故障引发的影响和损害，还能有效延长设备的使用寿命。在核电系统中，通常会对设备产生的时序数据进行深入挖掘，以推测可能发生的故障，如：文献[35]通过识别时序数据中的异常片段挖掘发生故障的原因；文献[36]通过从设备故障诊断数据中提取有用知识来构建知识图谱，实现快速故障诊断；文献[37]提出基于图神经网络构建电力缺陷诊断文本评级的分类方法，同时结合大语言模型实现故障智能诊断分析。

然而，上述方法仍存在以下不足：1）这些方法往往需要人工分析异常原因，增加了故障处理的复杂性；2）知识图谱主要依赖历史事件的检索进行故障诊断，导致其在复杂核电领域中的适用性受到限制。

为此，可以利用大语言模型的强大分析能力，对核电设备的数据、维护记录等信息进行全面分析。这种方法不仅能够识别潜在的故障模式，还能有效定位故障原因。结合大语言模型与GRAG技术，可以根据设备数据和历史案例生成智能诊断建议，从而显著缩短故障排除时间。同时，结合知识图谱的专业领域知识，利用GRAG技术，可以辅助大语言模型在故障诊断过程中的信息检索、关联和推理。这种多层次的结合不仅提高了故障诊断的准确性，还增强了系统在面对复杂核电环境时的灵活性和适应能力。通过这种方式，能够实现更加高效、智能的故障诊断，为核电系统的稳定运行提供有力保障。

3　核电领域知识增强大语言模型

3.1　核电领域大语言模型构建

3.1.1　构建流程

在大语言模型中，通常模型参数量是非常重要的指标，它体现了模型的表达能力、泛化能力及处理能力。随着模型参数的增加，大语言模型逐步涌现出了各种功能[38]。代表性的大语言模型包括闭源的GPT-4[39]及开源可部署的LLaMa-3[40]、Qwen2[41]等。

然而，通用领域大语言模型在核电领域任务中，存在生成的内容无参考价值或与源领域的专业知识不符等问题，因此需要通过微调使大语言模型学习该领域特定的语言模式和知识，提高模型在领域任务中的表现，如图3所示，核电领域大语言模型的构建通常包含领域知识搜集与处理、模型选择与微调、推理优化与部署。

3.1.2　领域知识搜集与处理

核电领域复杂且庞大，数据具有多源异构的特点，主要包括行业标准、专业术语等内部专业

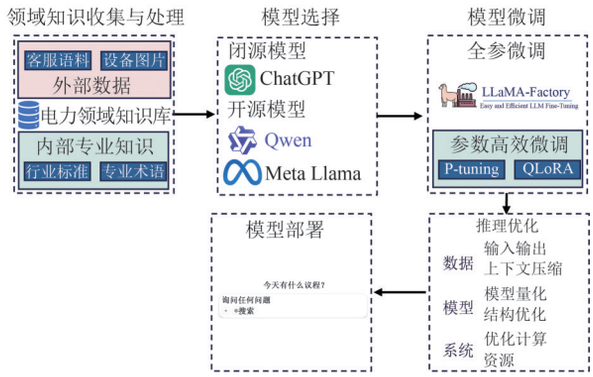

图3 引入并微调大语言模型技术流程图

Fig. 3 Process flowchart for introducing and fine-tuning large language models

知识，以及客服语料、设备图片等外部数据。为了确保数据集的质量，需要对上述数据进行预处理、标注、验证以及知识图谱构建等操作。这些操作将帮助构建核电领域知识库，为大语言模型微调和知识图谱构建提供数据支撑。

3.1.3 模型选择与微调

为保障核电领域知识和模型隐私安全，通常选择可本地部署的开源大语言模型，如LLaMa-3、Qwen2.5，当涉及图片等多模态数据时，可以选择MiniCPM-V 2.0[42]，BLIP2[43]等多模态大语言模型。

现有微调方法主要有全参微调(full-parameter fine-tuning)和参数高效微调(parameter efficient fine-tuning)。前者对整个预训练大语言模型进行微调，适用于任务和模型之间存在较大差异的情况，通常需要分布式全参微调。后者通常只更新模型的顶层或少数几层，目前主要以P-Tuning v2[44]、QLoRA[45]等算法为主。常用的大语言模型微调框架为LlamaFactory[46]，支持多种开源大语言模型的分布式全参微调和参数高效微调算法。通过领域微调，可以大幅提高模型在核电领域的问答准确性和语义理解能力。

3.1.4 模型推理优化与部署

在系统资源受限的场景下部署大语言模型，是当前实践应用面临的主要挑战，由于大语言模型参数量较大，注意力计算的复杂度较高，解码生成方式自回归，其在推理时的响应时间较长，因此，需要对大语言模型进行推理优化，以减轻应用系统的负担。文献[47]总结了主要的3种优化方向：1）数据层面，如压缩输入和输出的内容；2）模型层面，如模型量化和结构优化；3）系统层面，如优化服务系统和计算资源。这些优化方法在适度损失模型性能的条件下，可显著提升推理速度。对于微调后的大语言模型，可以通过Ollama、vLLM等[48]框架实现高效部署，以支持实际应用调用。

3.2 领域知识图谱构建

在构建领域知识库后，为将GRAG技术引入大语言模型，需要分别根据文档及其内容构建知识图谱。首先，以文档为知识图谱节点，以文档间的关系为边，构建具有跨文档且含全局信息的文档知识图谱[49]。其次，对于文档内容，先将其分块，再应用命名实体识别和关系抽取工具(包括大语言模型)抽取实体和关系[50]，以此构建含细粒度文档内容的知识图谱。

大语言模型在知识图谱构建中发挥了重要作用，尤其是在命名实体识别和关系抽取的过程中。通过其强大的自然语言处理能力，大语言模型能够更准确地识别和提取文档中的实体及其关系，减少人工干预的需求，提高知识图谱构建的效率和准确性。此外，大语言模型还可以通过上下文理解，捕捉复杂的语义关系，从而为知识图谱的丰富性和准确性提供支持。这一优势使得其在处理大规模文档时，能够快速生成高质量的知识图谱，进而推动GRAG技术的有效应用。

除了从零开始构建知识图谱之外，还可以利用公开的知识图谱数据集，如中文开放知识图谱(OpenKG)，其涵盖了核电领域的知识图谱数据。基于具体项目的特有文档和数据，对OpenKG进行完善和修改，能够更加快速地得到可靠的知识图谱。需要注意的是，不管采用何种方法构建知识图谱，都需要保证知识的准确性，为GRAG的应用提供知识支撑。

3.3 GRAG增强大语言模型

3.3.1 GRAG应用技术路径

由于大语言模型存在幻觉问题，对于在大语言模型训练语料库中未曾出现的领域知识和实时更新的消息，大语言模型在回答时存在捏造事实、

逻辑错误等问题。RAG技术通过引入外部知识，能够有效减少大语言模型的幻觉问题，增强大语言模型在下游任务中的表现[51]。

然而，传统的RAG存在诸多问题，如冗余信息过长，忽略知识库全局的上下文信息等[52]。而GRAG利用结构化知识图谱来减少无关的冗余信息，同时利用文档级的知识图谱提高大语言模型对外部知识的全局上下文理解能力。图4为知识图谱构建及GRAG技术在核电领域应用的一般技术路径。

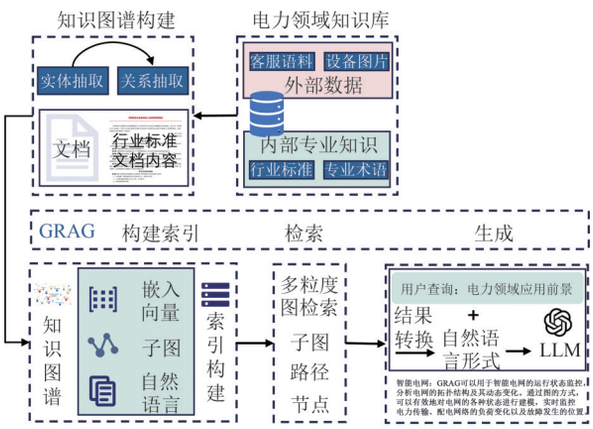

图4　知识图谱构建及GRAG应用技术路径

Fig. 4　Knowledge graph construction and GRAG application technology pathway

3.3.2　索引构建

为实现在知识库中快速检索与用户查询内容相关的信息，需要对构建的知识图谱建立索引。文献[52]介绍了主要的索引方法，包括直接基于图结构的索引、将图结构转化为文本的索引以及将图转化为嵌入向量的索引等；文献[53]从图结构出发，进一步总结了基于图中路径构建索引(GraphGrep)；文献[54]使用频繁子图作为基本索引单元(GIndex)；文献[55]则是采用基于图中关系的索引方式(GraphREL)。这些索引方式能够提高检索效率，确保在用户查询时快速获取相关信息。

3.3.3　检索与生成

检索阶段主要根据用户的查询信息，在索引数据库中提取与目标内容相关的信息，其检索结果对于大语言模型输出的内容质量起到关键作用。通常GRAG需对内容进行多粒度的检索，如子图、节点、路径等。其中，最重要的是基于子图的检索方式，常见的有基于启发式规则或图搜索的检索方式，如G-Retriever[56]直接基于节点间的语义相似度进行检索；此外，还有基于语言模型的检索方式和基于图神经网络的检索方式[54]。

完成检索后，需要将检索结果转化为自然语言形式的外部知识，将其与用户查询一同构建为输入文本，并输入到大语言模型中。这种方法可以有效地约束和增强大语言模型的回答。通过这种方式，大语言模型不仅能更准确地理解用户的意图，还能利用外部知识提供更加全面和可靠的回答。这种整合策略利用了图数据的结构化信息和大语言模型的生成能力，使得最终的输出既富有上下文关联性，又具备逻辑严密性和实用性。

4　展望

4.1　混杂数据下的领域知识图谱构建

核电系统中的知识通常具有信息广泛性、多源异构特性，且有时伴有歧义、噪声与冗余。对于知识图谱构建，这些特性会造成有关实体、概念的属性描述缺乏精确性、一致性，或实体间关系错置、扭曲，使得图谱结构混乱及语义描述相互冲突，在图谱中产生大量孤立、无用的实体和属性关系，一定程度上稀释了数据信息内容和价值密度。由于多种影响因素之间可能存在复杂的相互关系和交叉影响，即使可以通过大语言模型辅助生成知识图谱，也使得模型在学习和预测时难以分辨各个因素的相对重要程度，导致最终的结果往往不佳，或者需要人工进行结果的校对，使得构建知识库的效率大大降低[57]。

如何将核电领域独有的知识内容有机融合起来，构建更大规模、结构清晰、可解释的核电领域知识图谱，并赋能使之在混杂数据下自主进化，是实现核电系统智能化发展的必由之路。

4.2　大语言模型的认知推理与决策

核电领域的复杂推理也是一大难点，如需要进行多跳推理的问答。现有的大语言模型往往需要大量高质量的样本进行训练学习，需要耗费很大的代价才能具备一些基础的推理问答能力。而专家以及一线工作人员则可以依据先验知识与小样本数据，对核电拓扑以及运行数据进行分析判

断。因而，如何高效利用核电领域原生数据来推动大语言模型的认知推理能力是一个重要课题。另外，如何保持对上下文的正确理解，进行有效的信息检索和融合，以及在不同核电场景下建立知识之间的关联并进行合理推理，都是亟待解决的问题[58]。

4.3 人机交互的可控性与可靠性

尽管在核电领域基于知识图谱的大语言模型检索增强技术能够有效支持系统的信息化和智能化，但人类的作用依然不可忽视。人机交互的核心实际上是人与数据之间的关系。在环境交互过程中，人与多领域知识的交叉、沟通存在诸多挑战，限制了人机之间的深度融合。随着大语言模型时代的到来，大语言模型成为人机交互的中心，交互的核心功能逐渐转向具备智能生成能力的多模态大语言模型。依托大语言模型的智能生成能力，人机交互模式发生了根本性的变化，二者的融合也在不断加深。然而，便捷的人机交互背后仍然存在大语言模型生成内容的不可控性和不可靠性问题。以当前的大语言模型为例，虽然其生成的文本符合自然语言规则，语义流畅且与人类偏好相符，但在事实性和时效性等方面仍存在许多不足。由于缺乏有效的评价和校验机制，尚无法对生成内容进行准确可靠的评估。

目前，大语言模型技术仍处于初级阶段，模型的逻辑性和理解能力存在一定的偏差。由于大语言模型内部参数量庞大，其不可知的程度加深，决策过程的不可信性进一步增加了核电领域大语言模型应用的难度。在此基础上，可深入研究人机交互的AI智能体，这种智能体可与核电工作人员高效互动，实时获取核电领域资深专家的经验知识，并在复杂应用场景中发挥关键作用[59-63]。

5 结论

系统探讨了大语言模型结合知识图谱的GRAG技术在核电领域的研究现状、应用场景、技术路径，并提出未来研究方向。具体结论如下：

1）GRAG技术能够有效解决大语言模型在核电领域面临的知识局限性、幻觉和推理能力不足等问题，显著提升核电系统智能化水平。在风险评估、智能问答、知识管理和故障诊断等场景中，GRAG技术展现出更高的准确性和可靠性。

2）尽管GRAG技术具有广阔前景，但仍有一些问题亟待解决，未来GRAG技术研究可以从3个方面开展：一是优化核电领域知识图谱的构建，提高其在复杂数据下的准确性和可扩展性；二是提升大语言模型在复杂推理任务中的能力，特别是在多跳推理和实时知识更新方面；三是开发与核电领域专家高效互动的AI智能体，增强人机交互的可控性和可靠性。通过这些研究，有望推动GRAG技术在核电领域的深化应用，助力智能核电系统的发展。

参考文献

[1] 国家能源局．新型电力系统发展蓝皮书[EB/OL]．(2023-06-02) [2025-01-25]． http://www. nea. gov. cn/download/xxdlxtfzlpsgk.pdf．
National Energy Administration．Blue book of new power system development[EB/OL]． (2023-06-02) [2025-01-25]． http://www. nea. gov. cn/download/xxdlxtfzlpsgk.pdf．

[2] 高骞，杨俊义，洪宇，等．新型电力系统背景下电网发展业务数字化转型架构及路径研究[J]．发电技术，2022，43(6)：851-859．
GAO Q，YANG J Y，HONG Y，et al．Research on digital transformation architecture and path of power grid development planning business under new power system blueprint[J]． Power Generation Technology，2022，43(6)：851-859．

[3] 钟成，翟迪，陆阳，等．城市电网本地通信网络数字化感知业务与通信技术适配研究[J]．中国电力，2023，56(8)：86-98．
ZHONG C，ZHAI D，LU Y，et al．Adaptation of digital perception service and communication technologies for local communication network of urban grid[J]．Electric Power，2023，56(8)：86-98．

[4] 郭娟娟，沈迪，童朴，等．中国三代核电经济评价方法与参数优化[J]．中国电力，2024，57(3)：206-212．
GUO J J，SHEN D，TONG P，et al．Economic evaluation method and parameter optimization for ThirdGeneration nuclear power in China[J]． Electric Power，2024，57(3)：206-212．

[5] 邵尤慎，梁玉生，郭维，等．电力系统多应用场景统一平台的研究与建设[J]．电工技术，2024(16)：203-208．

SHAO Y S，LIANG Y S，GUO W，et al．Development and construction of multi-scenario-integrated platform for power systems[J]．Electric Engineering，2024(16)：203-208．

[6] 冯拓宇，李伟平，郭庆浪，等．大语言模型增强的知识图谱问答研究进展综述[J]．计算机科学与探索，2024，18(11)：2887-2900．
FENG T Y，LI W P，GUO Q L，et al．Overview of knowledge graph question answering enhanced by large language models[J]．Journal of Frontiers of Computer Science and Technology，2024，18(11)：2887-2900．

[7] 林向阳．人工智能引领未来：大语言模型在电力系统中的创新应用[J]．新一代信息技术，2023(24)：29-34．
LIN X Y．Artificial intelligence leads the future：innovative applications of big language modeling in power systems[J]．New Generation of Information Technology，2023(24)：29-34．

[8] JI Z W，LEE N，FRIESKE R，et al．Survey of hallucination in natural language generation[J]．ACM Computing Surveys，2023，55(12)：1-38．

[9] 杨虹，孟晓凯，俞华，等．基于BERT模型的主设备缺陷诊断方法研究[J]．电力系统保护与控制，2025，53(7)：155-164．
YANG H，MENG X K，YU H，et al．Research on primary equipment defect diagnosis method based on the BERT model[J]．Power System Protection and Control，2025，53(7)：155-164．

[10] 高海翔，苗璐，刘嘉宁，等．知识图谱及其在电力系统中的应用研究综述[J]．广东电力，2020，33(9)：66-76．
GAO H X，MIAO L，LIU J N，et al．Review on knowledge graph and its application in power systems [J]．Guangdong Electric Power，2020，33(9)：66-76．

[11] ZHAO P H，ZHANG H L，YU Q H，et al．Retrieval-augmented generation for AI-generated content：a survey[EB/OL]．(2024-02-29) [2025-01-25]．https://arxiv.org/abs/2402.19473v6．

[12] 曹祎，张莉，郭静，等．基于大语言模型的低碳电力市场发展应用前景[J]．智慧电力，2024，52(2)：8-16．
CAO Y，ZHANG L，GUO J，et al．Prospects for development of low-carbon electricity markets based on large language models[J]．Smart Power，2024，52(2)：8-16．

[13] GE Y，HUA W，MEI K，et al．Openagi：when LLM meets domain experts[J]．Advances in Neural Information Processing Systems，2023，36：5539-5568．

[14] 丁俐夫，陈颖，肖谭南，等．基于大语言模型的新型电力系统生成式智能应用模式初探[J]．电力系统自动化，2024，48(19)：1-13．
DING L F，CHEN Y，XIAO T N，et al．Exploration of generative intelligent application mode for new power systems based on large language models[J]．Automation of Electric Power Systems，2024，48(19)：1-13．

[15] 胡杰，许刚，齐立忠，等．基于知识图谱的输变电工程辅助评审系统架构及关键技术分析[J]．电力建设，2023，44(11)：104-112．
HU J，XU G，QI L Z，et al．Architecture and key technology analysis of power transmission and transformation engineering auxiliary recheck system based on knowledge graph[J]．Electric Power Construction，2023，44(11)：104-112．

[16] CHEN X J，JIA S B，XIANG Y．A review：knowledge reasoning over knowledge graph[J]．Expert Systems with Applications，2020，141：112948．

[17] 曾丽君，刘玉玺．电力数据的知识图谱构建及典型应用[J]．中国新通信，2024，26(3)：80-82．
ZENG L J，LIU Y X．Construction of knowledge map of power data and its typical application[J]．China New Telecommunications，2024，26(3)：80-82．

[18] 王鑫，邹磊，王朝坤，等．知识图谱数据管理研究综述[J]．软件学报，2019，30(7)：2139-2174．
WANG X，ZOU L，WANG C K，et al．Research on knowledge graph data management：a survey[J]．Journal of Software，2019，30(7)：2139-2174．

[19] 刘津，杜宁，徐菁，等．知识图谱在电力领域的应用与研究[J]．电力信息与通信技术，2020，18(1)：60-66．
LIU J，DU N，XU J，et al．Application and research of knowledge graph in electric power field[J]．Electric Power Information and Communication Technology，2020，18(1)：60-66．

[20] 张金营，王哲峰，谢华，等．基于知识图谱与大语言模型的电力行业知识检索分析系统研发与应用[J]．中国电力，2024，57(12)：198-205．
ZHANG J Y，WANG Z F，XIE H，et al．Development and application of a knowledge retrieval and analysis system for the power industry based on knowledge graph and large language model[J]．Electric Power，2024，57(12)：198-205．

[21] PENG B C，ZHU Y，LIU Y C，et al．Graph retrieval-augmented generation：a survey[EB/OL]．(2024-08-15) [2025-01-25]．https://arxiv.org/abs/2408.08921v2．

[22] 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.

[23] 赵俊华，文福拴，黄建伟，等. 基于大语言模型的电力系统通用人工智能展望：理论与应用[J]. 电力系统自动化，2024，48(6)：13-28.
ZHAO J H，WEN F S，HUANG J W，et al. Prospect of artificial general intelligence for power systems based on large language model：theory and applications[J]. Automation of Electric Power Systems，2024，48(6)：13-28.

[24] BOX G E P，PIERCE D A. Distribution of residual autocorrelations in autoregressive-integrated moving average time series models[J]. Journal of the American Statistical Association，1970，65(332)：1509-1526.

[25] ADITYA SATRIO C B，DARMAWAN W，NADIA B U，et al. Time series analysis and forecasting of coronavirus disease in Indonesia using ARIMA model and PROPHET[J]. Procedia Computer Science，2021，179：524-532.

[26] 陈昱，丁鸿，崔勇，等. 变电设备温度态势感知及辅助决策系统方案研究[J]. 发电技术，2024，45(4)：744-752.
CHEN Y，DING H，CUI Y，et al. Research on temperature situation awareness and auxiliary decision-making system scheme of substation equipment[J]. Power Generation Technology，2024，45(4)：744-752.

[27] 李甲祎，赵兵，刘宣，等. 基于DWT-Informer的台区短期负荷预测[J]. 电测与仪表，2024，61(3)：160-166.
LI J Y，ZHAO B，LIU X，et al. Short-term substation load forecasting based on DWT-Informer model[J]. Electrical Measurement & Instrumentation，2024，61(3)：160-166.

[28] 姚福星，苗世洪，涂青宇，等. 考虑强对流天气的乡镇配电网树线矛盾风险预警及优化处理[J]. 电工技术学报，2023，38(22)：6188-6203.
YAO F X，MIAO S H，TU Q Y，et al. Risk warning and optimization processing for tree-line contradiction in rural distribution network considering severe convective weather[J]. Transactions of China Electrotechnical Society，2023，38(22)：6188-6203.

[29] JIN M，WANG S Y，MA L T，et al. Time-LLM：time series forecasting by reprogramming large language models[EB/OL]. (2023-10-03) [2025-01-25]. https://arxiv.org/abs/2310.01728v2.

[30] LAN Y S，HE F L，JIANG J H，et al. A Survey on complex knowledge base question answering：methods，challenges and solutions[EB/OL]. (2021-05-25) [2025-01-08]. https://arxiv.org/abs/2105.11644.

[31] NASSIRI K，AKHLOUFI M. Transformer models used for text-based question answering systems[J]. Applied Intelligence，2023，53(9)：10602-10635.

[32] 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 T J，TAN Y P，PENG G Z，et al. Construction and application of knowledge graph in the electric power field[J]. Power System Technology，2021，45(6)：2080-2091.

[33] 许娜，梁燕翔，王亮，等. 基于知识图谱的煤矿建设安全领域知识管理研究[J]. 中国安全科学学报，2024，34(5)：28-35.
XU N，LIANG Y X，WANG L，et al. Research on knowledge management in coal mine construction safety field based on knowledge graph[J]. China Safety Science Journal，2024，34(5)：28-35.

[34] 刘沿娟，张栋栋，于海亮，等. 基于知识图谱的电力标准智能问答系统研究[J]. 电工技术，2024(16)：143-146.
LIU Y J，ZHANG D D，YU H L，et al. Knowledge graph-based intelligent Q & A system for power standards[J]. Electric Engineering，2024(16)：143-146.

[35] LU Y，WU R J，MUEEN A，et al. Matrix profile XXIV：scaling time series anomaly detection to trillions of datapoints and ultra-fast arriving data streams[C]// Proceedings of the 28th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. Washington DC，USA：ACM，2022：1173-1182.

[36] 武杰，张安思，吴茂东，等. 知识图谱在装备故障诊断领域的研究与应用综述[J]. 计算机应用，2024，44(9)：2651-2659.
WU J，ZHANG A S，WU M D，et al. Overview of research and application of knowledge graph in equipment fault diagnosis[J]. Journal of Computer Applications，2024，44(9)：2651-2659.

[37] 李莉，时榕良，郭旭，等. 融合大模型与图神经网络的电力设备缺陷诊断[J]. 计算机科学与探索，2024，18(10)：2643-2655.
LI L，SHI R L，GUO X，et al. Diagnosis of power system defects by large language models and graph neural networks[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology，2024，18(10)：2643-2655.

[38] WEI J，TAY Y，BOMMASANI R S，et al. Emergent abilities of large language models[EB/OL]. (2022-06-15) [2025-02-10]. https://arxiv.org/abs/2206.07682.

[39] ACHIAM J，ADLER S，AGARWAL S，et al. GPT-4 technical report[EB/OL]. (2023-03-15) [2025-02-11].

https://arxiv.org/abs/2303.08774.

[40] DUBEY A，JAUHRI A，PANDEY A，et al. The llama 3 herd of models[EB/OL]. (2024-07-31) [2025-02-11]. https://arxiv.org/abs/2407.21783.

[41] YANG A，YANG B，HUI B，et al. Qwen2 technical report[EB/OL]. (2024-07-10) [2025-02-11]. https://arxiv.org/abs/2407.10671.

[42] YAO Y，YU T Y，ZHANG A，et al. MiniCPM-V：a GPT-4V level MLLM on your phone[EB/OL]. (2024-08-03) [2025-01-25]. https://arxiv. org/abs/2408.01800v1.

[43] LI J N，LI D X，SAVARESE S，et al. BLIP-2：bootstrapping language-image pre-training with frozen image encoders and large language models[EB/OL]. (2023-01-30) [2025-01-25]. https://arxiv. org/abs/2301.12597v3.

[44] LIU X，JI K X，FU Y C，et al. P-tuning v2：prompt tuning can be comparable to fine-tuning universally across scales and tasks[EB/OL]. (2021-10-14)[2025-01-25]. https://arxiv.org/abs/2110.07602v3.

[45] DETTMERS T，PAGNONI A，HOLTZMAN A，et al. Qlora：efficient finetuning of quantized LLMs[J]. Advances in Neural Information Processing Systems，2023，36：10088-10115.

[46] ZHENG Y W，ZHANG R C，ZHANG J H，et al. LlamaFactory：unified efficient fine-tuning of 100+ language models[EB/OL]. (2024-03-20) [2025-01-25]. https://arxiv.org/abs/2403.13372v4.

[47] ZHOU Z X，NING X F，HONG K，et al. A survey on efficient inference for large language models[EB/OL]. (2024-04-22) [2025-01-25]. https://arxiv. org/abs/2404.14294v3.

[48] KWON W，LI Z H，ZHUANG S Y，et al. Efficient memory management for large language model serving with PagedAttention[C]//Proceedings of the 29th Symposium on Operating Systems Principles. Koblenz，Germany：ACM，2023：611-626.

[49] MUNIKOTI S，ACHARYA A，WAGLE S，et al. ATLANTIC：structure-aware retrieval-augmented language model for interdisciplinary science[EB/OL]. (2023-11-21) [2025-01-25]. https://arxiv. org/abs/2311.12289v1.

[50] EDGE D，TRINH H，CHENG N，et al. From local to global：a graph RAG approach to query-focused summarization[EB/OL]. (2024-04-24) [2025-01-25]. https://arxiv.org/abs/2404.16130v2.

[51] GAO Y F，XIONG Y，GAO X Y，et al. Retrieval-augmented generation for large language models：a survey[EB/OL]. (2023-12-18) [2025-01-25]. https://arxiv.org/abs/2312.10997v5.

[52] SAKR S，AL-NAYMAT G. Graph indexing and querying：a review[J]. International Journal of Web Information Systems，2010，6(2)：101-120.

[53] GIUGNO R，SHASHA D. GraphGrep：a fast and universal method for querying graphs[C]//2002 International Conference on Pattern Recognition. QC，Canada：IEEE，2002：112-115.

[54] YAN X F，YU P S，HAN J W. Graph indexing：a frequent structure-based approach[C]//Proceedings of the 2004 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data. Paris，France：ACM，2004：335-346.

[55] SAKR S. GraphREL：a decomposition-based and selectivity-aware relational framework for processing sub-graph queries[C]//Database Systems for Advanced Applications. Berlin，Heidelberg：Springer，2009：123-137.

[56] HE X X，TIAN Y J，SUN Y F，et al. G-retriever：retrieval-augmented generation for textual graph understanding and question answering[EB/OL]. (2024-02-12)[2025-02-12]. https://arxiv.org/abs/2402.07630.

[57] ZHANG B W，SOH H. Extract，define，canonicalize：an LLM-based framework for knowledge graph construction[EB/OL]. (2024-04-05) [2025-01-25]. https://arxiv.org/abs/2404.03868v2.

[58] YANG S，GRIBOVSKAYA E，KASSNER N，et al. Do large language models latently perform multi-hop reasoning? [EB/OL]. (2024-02-26) [2025-01-25]. https://arxiv.org/abs/2402.16837v1.

[59] ALZETTA F，GIORGINI P，NAJJAR A，et al. In-time explainability in multi-agent systems：challenges，opportunities，and roadmap[C]//Explainable，Transparent Autonomous Agents and Multi-Agent Systems. Cham：Springer International Publishing，2020：39-53.

[60] 周翔，王继业，陈盛，等. 基于深度强化学习的微网优化运行综述[J]. 全球能源互联网，2023，6(3)：240-257.
ZHOU X，WANG J Y，CHEN S，et al. Review of microgrid optimization operation based on deep reinforcement learning[J]. Journal of Global Energy Interconnection，2023，6(3)：240-257.

[61] 郭创新，刘祝平，刘永刚，等. 基于图神经网络和强化学习的电网风险态势感知[J]. 电网与清洁能源，2023，39(12)：41-49.
GUO C X，LIU Z P，LIU Y G，et al. GNN and RL based power system risk situation perception[J]. Power

System and Clean Energy，2023，39(12)：41-49．

[62] 高琴，徐光虎，夏尚学，等．基于深度强化学习的电力系统紧急切机稳控策略生成方法[J]．电力科学与技术学报，2025，40(1)：39-46．
GAO Q，XU G H，XIA S X，et al．Policy generation method for power system stability control during emergent tripping of unit based on deep reinforcement learning[J]．Journal of Electric Power Science and Technology，2025，40(1)：39-46．

[63] 潘晓杰，胡泽，姚伟，等．融合电网拓扑信息的分支竞争Q网络智能体紧急切负荷决策[J]．电力系统保护与控制，2025，53(8)：71-80．
PAN X J，HU Z，YAO W，et al．Emergency load shedding decision-making using a branching dueling Q-network integrating grid topology information[J]．Power System Protection and Control，2025，53(8)：71-80．

收稿日期：2025-02-17。
修回日期：2025-04-30。

作者简介：

徐浩然

徐浩然(1990)，男，硕士，馆员，主要从事计算机应用工作，549445686@qq.com；

张瑾昀

张瑾昀(1996)，男，硕士，馆员，研究方向为数字化研发、知识图谱；

马歆

马歆(1995)，女，硕士，馆员，从事知识工程、计算机应用工作；

雷文强

雷文强(1992)，男，博士，教授，研究方向为自然语言处理、信息检索等，本文通信作者，wenqianglei@scu.edu.cn；

曹杰铭

曹杰铭(2000)，男，硕士研究生，研究方向为大语言模型。

(责任编辑　尚彩娟)