

# 融合知识图谱与大语言模型的储能领域知识推荐研究

徐浩<sup>1</sup>, 康振渊<sup>2</sup>, 张焱<sup>1</sup>, 金卫健<sup>1</sup>, 华崇基<sup>1</sup>

(1. 南京工程学院管理工程学院, 江苏 南京, 211167;  
2. 南京工程学院电力工程学院、沈国荣学院, 江苏 南京, 211167)

**摘要:**“双碳”目标对储能领域的高质量发展提出了更高要求,亟待对储能相关领域的知识开展充分的挖掘与利用,开展面向特定场景的精准知识推荐服务。本研究提出了一种融合大语言模型与知识图谱的储能知识推荐方案:兼顾储能领域专利的可获得性及权威性确定数据来源,从元数据及文本细粒度两个维度出发将储能领域的实体划分为 8 种类型,通过实验对比多种机器学习模型,选取最优模型完成实体抽取任务,基于实体关系模版生成三元组实现储能领域知识图谱的构建;构建普通问答、专利推荐和知识组合推荐 3 种回答策略,借助大语言模型的强大语义理解与生成能力,自动化地从知识图谱中获取与用户问题相关的信息,完成领域知识的精准推荐任务。超导储能领域的实证研究结果表明,本研究所构建的方法在单目标推荐、双目标推荐、知识组合推荐及混合推荐 4 类任务上均优于传统的 LLM-KB 方法,在 ROUGE-L 和 BLEU-4 指标上相较于传统的 LLM-KB 方法分别提升了 20.47% 和 16.57%。本研究融合知识图谱与大语言模型技术为储能领域知识精准推荐提供了新的思路,提升了用户获取高质量知识的效率与效果。

**关键词:**生成式人工智能;大语言模型;储能领域;知识图谱;知识精准推荐

**中图分类号:**TP391;G203

实现“双碳”目标离不开可再生能源的广泛应用,为了提升其消纳能力,世界各国加速了储能技术的发展和应用<sup>[1]</sup>。这一趋势对储能领域创新知识的消化和应用提出了更高的要求,深入理解并掌握不同储能技术的发展,实现多种技术之间的协调与组合,是有效应对复杂国际竞争形势的前提,有利于推动储能产业的持续发展<sup>[2]</sup>。作为技术创新成果的重要载体,专利能够直观反映储能技术的研究热点,并揭示其中所运用的先进技术<sup>[3]</sup>。专利所蕴含的丰富知识,已成为推动技术进步与创新的重要资源。对储能领域专利文本的深入发掘与分析,不仅可以为用户和企业提供详细的技术信息,也能够为创新驱动高质量发展提供知识支持<sup>[4]</sup>。

生成式人工智能技术的快速发展为知识推荐任务带来了根本性变革。以大语言模型(Large Language Model, LLM)为代表的生成式人工智能,

能够通过自然语言响应用户的问题,生成与人类创作内容相似的答案<sup>[5]</sup>,将其赋能于知识推荐不仅可以提升推荐服务的交互质量,还能为探索前沿技术及多学科交叉研究提供有力支持,有助于储能领域产品的技术进步与落地应用。

本研究提出了一种基于生成式人工智能的储能知识推荐方案,该方案融合知识图谱技术,提升 LLM 生成回答的质量,并通过 LLM 增强了人机交互性。研究聚焦专利推荐和关键知识组合推荐,旨在帮助用户和企业更好地理解当前储能领域的知识创新成果及潜在创新方向,为技术进步与行业发展提供支持。本研究的主要贡献包括:(1)推动了生成式人工智能在储能知识推荐领域的应用,为用户提供了高效、交互友好的知识获取服务;(2)为储能领域知识图谱的构建与应用提供了实证研究,知识推荐服务有助于推动储能技术的创新与发展。

收稿日期:2025-01-20;修回日期:2025-02-15

基金项目:国家社科基金项目“大数据环境下学术成果真实价值与影响的实时预测及长期评价研究”(19BTQ062);江苏高校哲学社会科学重大项目“研究方法的跨学科流动路径及其学科驱动力研究”(2024SJJZD066);江苏省高校“青蓝工程”优秀青年骨干教师资助项目;江苏省研究生科研与实践创新计划项目(TB202517026)

作者简介:徐浩,博士,副教授,研究方向为信息智能处理与检索、信息分析与科学评价。

E-mail: xh@njit.edu.cn

引文格式:徐浩,康振渊,张焱,金卫健,华崇基.融合知识图谱与大语言模型的储能领域知识推荐研究[J].南京工程学院学报(社会科学版),2025,25(1):82-90.

## 一、文献综述

### (一) 专利知识抽取与推荐相关研究

专利知识涵盖了应用领域的技术成果,是技术创新的重要信息来源。近年来,诸多学者使用词频统计、机器学习等方法开展面向专利文本的知识抽取与挖掘,辅助技术创新。林园园等<sup>[6]</sup>构建“需求—功能—原理—结构”映射结构,基于产品评论数据和专利数据,采用文本挖掘和聚类分析方法,为产品设计者提供知识推荐服务;艾楚涵等<sup>[7]</sup>利用文本聚类算法对专利数据集进行领域划分,并结合词频—逆文档频率特征权重计算和余弦相似度来选择合适的发明人进行专利的推荐。此类基于词频统计和主题分类的方法仅能提取专利的显性知识,对挖掘专利中的关键知识及支持技术创新的作用较为有限。相比之下,基于实体抽取的方法能够深入挖掘专利知识,为产品创新设计提供更直接的支持。董文斌等<sup>[8]</sup>将专利知识分解为功效、原理、结构三类实体,利用 BERT 预训练语言模型实现实体关系的抽取;李振宇等<sup>[4]</sup>则基于 BERT-BiLSTM-CRF 实体抽取算法提取专利中的应用场景术语和技术术语,并结合国际专利分类(IPC)信息构建专利知识空间,根据问题通过功能基与知识情境映射推荐符合需求的专利。近年来,不少学者通过构建知识图谱,对专利中的重要知识及其关系进行表示,以实现更精准的知识推荐。曹树金等<sup>[9]</sup>识别抽取专利中的创新句后,基于 Bert4keras 抽取实体及其关系,构建了教育机器人专利创新知识图谱;何喜军等<sup>[10]</sup>则利用正则表达式、深度学习等方法进行实体及其关系抽取,构建了燃料电池专利知识图谱,并基于传播的推荐方法与图注意力机制,完成专利知识推荐。

### (二) 生成式人工智能知识增强研究

近年来,生成式人工智能引起了广泛关注,尤其是 ChatGPT、GLM、Llama 等 LLM 的出现,给信息抽取等任务提供了显著支持<sup>[11]</sup>。然而,此类技术存在着“幻觉”现象,使得其在知识精准推荐应用中受到一定限制。为了解决这一问题,一些研究者通过创建指令数据集并利用 LoRA 等高效参数微调技术,提升 LLM 对专业语料的领域适应性。李莉等<sup>[12]</sup>对大语言模型 Qwen1.5-14B-Chat 进行 LoRA 微调,成功优化了其在电力设备故障诊断领域的应用能力;孙丽萍等<sup>[13]</sup>针对 LLM 在特定领域知识理

解和生成内容专业性的不足,基于 P-Tuning v2 与 Freeze 两种参数高效微调方法,开发出了针对肝胆专科的 LLM,显著提升了该领域问答的准确性和专业性。此外,检索增强生成(Retrieval-Augmented Generation, RAG)<sup>[14]</sup>技术通过将检索与生成相结合,提供了有效解决 LLM“幻觉”问题的新方法。程云等<sup>[15]</sup>利用 RAG 技术,在检索与问题相关知识的基础上,借助 LLM 的强大知识归纳能力生成准确答案,实现了标准文献的智能问答;沈思等<sup>[16]</sup>构建了 Policy-RAG 框架,通过整合检索与生成技术,利用 LLM 强大的语义理解和生成能力,为用户提供更精准和便捷的政策信息获取服务。

已有研究表明,知识图谱为专利文本的知识表示提供了一种有效的手段,能够帮助用户快速理解领域知识,但传统知识图谱交互性较差,需要用户具备一定的检索语句构建能力,并且输出结果可能存在可读性差、可解释性弱等问题。与之相比,生成式人工智能,特别是 LLM 的出现,有效提升了知识推荐过程的交互性及结果的可读性,拓展了知识图谱的应用场景。因此,本文提出了一种基于生成式人工智能的储能领域知识推荐方案,该方案充分融合了 LLM 与知识图谱,利用知识图谱技术弥补 LLM 在生成响应时的不确定性,并采用思维链(Chain of Thought, CoT)和少样本学习(Few-shot)等技术,构建高效提示词,结合专利推荐和知识组合推荐两个角度,为用户提供质量高且交互性好的储能知识推荐服务。

## 二、研究设计

本研究基于专利文本开展储能领域知识图谱构建与知识推荐研究,如图 1 所示,主要包括 3 个步骤:

(1) 数据调研与采集。对常用的专利数据库进行分析,比较其优缺点,结合储能领域与专利文本特点,综合数据采集的便利性及数据的权威性选择较为合适的数据库;根据储能领域知识推荐的相关要求,从查全率及查准率两个维度持续优化检索式,确保精准度和覆盖面;完成初步检索及信息采集后,再进行人工判定检查,删除无效或错误数据,保证数据的准确性和完整性。

(2) 储能领域知识图谱构建。根据储能领域的特定需求,定义实体及其关系类型;对部分数据进行人工标注,并采用多种机器学习模型进行实体抽

取实验与比较,评估模型在储能领域知识抽取过程中的性能,选择最佳模型完成实体抽取任务;利用得到的实体及定义好的关系匹配模版,完成储能领域知识图谱的构建。

(3)基于 LLM 完成可交互性的储能领域知识推荐。通过 LLM 对用户提问内容开展意图识别,

确定用户的实际需求,结合高效提示词,系统自动构建检索式,从知识图谱中提取相关知识;基于知识图谱的相关知识推荐,采用大语言模型对内容进行解析,依据问题进一步判断是否需要继续获取更优知识;最终模型根据用户的需求生成准确、高质量的回答。

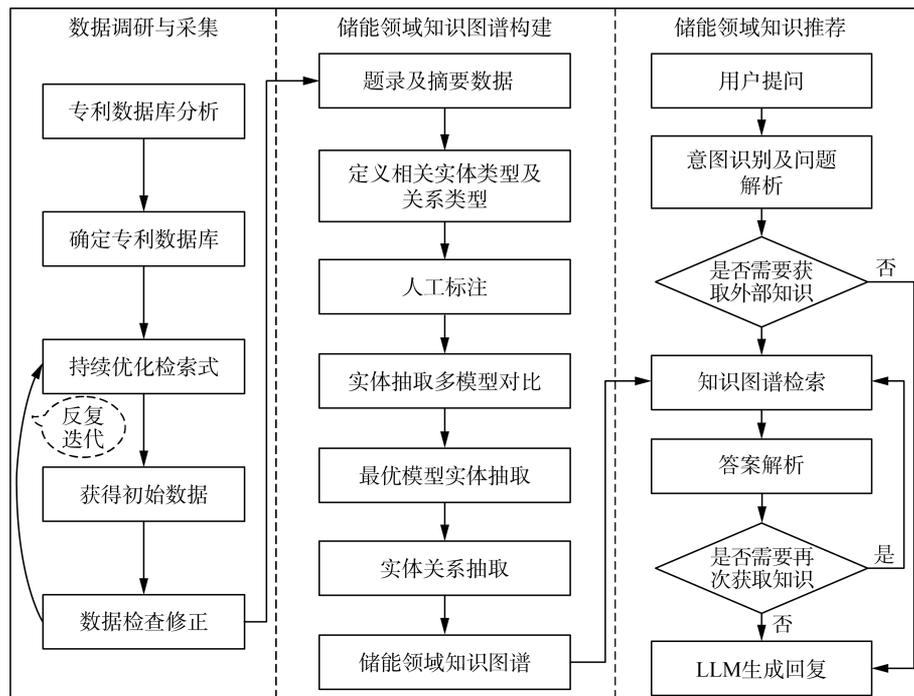


图1 融合知识图谱与大语言模型的知识推荐流程

### (一) 数据调研与采集

在专利挖掘的相关研究中,常用的专利数据库主要包括国家知识产权局专利检索分析平台、德温特数据库以及佰腾专利数据库等。为选择最适合的专利数据库,本研究对当前学术领域中广泛使用的几种专利数据库进行了调研,分析了各数据库的优缺点,调研结果如表1所示。

表1 专利数据库对比结果

来源	优点	缺点
国家知识产权局专利检索分析平台	数据权威,操作简便,免费下载	用户体验差,系统稳定性较弱
德温特数据库	数据质量高,适合深度分析	需要付费,访问可能受限
佰腾专利数据库	跨国专利检索,支持多种检索方式	高级功能需付费,部分功能受限

鉴于本研究仅针对国内储能领域的专利数据进行分析,国家知识产权局专利检索分析平台所提供的专利数据具备较强的优势,该平台不仅覆盖范

围广泛,而且数据具有较高的权威性和可信度,同时兼顾数据的可获得性,本研究选用国家知识产权局专利检索分析平台作为本研究的基本数据源。

检索式的设计直接影响获得数据的质量和精确度。为了提高检索效果,在多轮专家咨询的基础上,本研究对检索式进行了不断调优,以“超导储能”为例,最终构建了如下检索式:(发明名称=(超导 AND ((储 OR 蓄) OR (超导 AND 线圈))) OR 摘要=(超导 AND ((储 OR 蓄) OR (超导 AND 线圈)))) AND IPC 分类号=(H OR (F15 OR H01 OR H02 OR H05 OR G01 OR G05 OR G06 OR C22 OR F24 OR F21 OR F16 OR A47)))。该检索式通过结合发明名称、摘要和 IPC 分类号等多个维度,能够更精准地定位与“超导储能”相关的专利数据,经过人工查验表明在充分保证查全率的同时具备较高的查准率,再基于人工二次检查,可形成研究的基础数据集。

### (二) 储能领域知识图谱构建

#### 1. 实体及其关系设计

本研究从专利相关元数据(简称元数据粒度)

和专利文本内部细粒度实体(简称文本细粒度)两个维度出发,在国内外相关研究<sup>[17-19]</sup>的基础上对专利文本的核心知识设计了 8 类实体:元数据包括“文件”“公开时间”和“代理机构”3 类;文本细粒度实体则涵盖储能领域“系统”“设备”“能量”“材料”和“技术”5 类。具体而言,3 类元数据聚焦于专利基本信息;而 5 类文本细粒度实体则深入专利所涉及的具体技术、方法和应用,主要揭示储能领域的关键技术。各类实体的详细说明见表 2。

表 2 实体类型介绍

层级	类型	介绍
元数据 粒度	文件	专利的基本信息,属性涵盖专利名称、专利摘要等
	公开时间	专利根据法律规定披露的具体日期
	代理机构	在专利申请过程中负责代理事务的机构
文本 细粒度	系统	专利所涉及的集成系统或子系统
	设备	专利涉及的具体物品或装置的名称,包括各类硬件、工具等
	能量	专利所涉及的各种能量形式,如太阳能、电磁能等
	材料	专利涉及的特定物质或化合物,如超导导线、液氮等
	技术	专利涉及的特定方法、工艺

在确定实体类型后,我们需要明确实体之间的关系,形成“头实体—关系—尾实体”的三元组格式。本文在现有文献<sup>[20]</sup>实体关系类型基础上,以“文件”实体为核心,与其他 7 类实体进行关联,如图 2 所示。

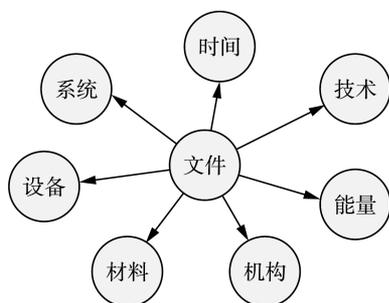


图 2 7 种实体关系类型

## 2. 实体及其关系抽取

实体及其关系抽取是知识图谱构建的两个关键核心环节。实体抽取旨在从庞大的非结构化文本数据中提取出具有实用价值的实体信息。在早期阶段,知识图谱构建多基于规则的方法通过制定规则集,结合最大匹配算法、正则表达式等技术进

行实体抽取<sup>[21]</sup>。但此类方法过多依赖领域专家经验,且在处理自由文本时表现出一定的局限性,扩展性较差。随着机器学习技术的快速发展,其因出色的可移植性和泛化能力,在实体抽取中得到了广泛应用,条件随机场(CRF)、隐马尔可夫模型(HMM)、支持向量机(SVM)等方法常采用的方法。本研究采用机器学习方法开展实体抽取,通过对部分数据进行人工标注,分析对比多种机器学习模型在储能专利文本中的表现,从中选出最优模型,应用于剩余数据的实体抽取。

关系抽取旨在识别文本中实体之间的语义关系,从而提取出“头实体—关系—尾实体”格式的三元组。在关系抽取的技术实现上,常见的方法可以分为基于模板和基于机器学习两大类。其中,基于模板的方法依赖人工编制或通过学习得到的模板,对文本中的实体关系进行判别和抽取;基于机器学习的方法则将关系抽取视为一个分类问题,通过监督学习训练模型,自动识别实体之间的关系,适用于关系类型多样且抽取任务较为复杂的场景。本研究因为聚焦于储能领域知识图谱的构建,通过“文件”实体与其他实体在同一专利中的关系进行连接,不涉及复杂的关系分类任务,所以采用基于模板的方法,即在实体抽取完成后,依据设计好的实体关系模板开展关系抽取,通过实体间的两两匹配生成三元组,完成储能领域知识图谱的构建。

## (三) 基于大模型的储能领域知识推荐

构建好储能领域知识图谱后,本研究将其与 LLM 融合开展储能领域的知识推荐,具体流程如图 3 所示:LLM 在接收到用户问题后,进行意图识别,分析问题的核心内容,决定需要调用哪种工具来提供回答,工具类型分为三类:普通问答、专利推荐及知识组合推荐。接着,模型会对问题进行解析,提取关键信息,供相关工具在处理时使用。本研究的回答策略主要分为三类:普通问答、专利推荐和知识组合推荐。其中,普通问答是利用大语言模型自身存储的参数进行问答,专利推荐和知识组合推荐需要基于知识图谱构建 Cypher 查询语句,以从图谱中检索相关知识进行回答。除此之外,回答策略还会存在混合推荐的情况,即在问题中既包括专利推荐又包括知识组合推荐,因此在第一次获取信息后,LLM 将对答案进一步解析,判断是否需要再次调用工具。若需要,模型会重新对问题和答案进行二次意图识别;否则会将查询到的文本与输出模板进行拼接,由 LLM 生成最终回答。

### 1. 专利推荐

专利推荐工具旨在通过提取设备、技术、能量等专利内容的信息,实现对相关专利的精准检索。例如,当用户询问“哪些专利同时涉及电感储能技术和储能线圈”时,工具将根据问题内容进行专利信息的检索。LangChain 是一个开源框架,旨在简化和优化与 LLM 交互的开发过程,提供多种组件和模块支持。在 LangChain 框架中,GraphCypherQAChain 组件能够结合 LLM 的语义识别能力,根据用户输入生成 Cypher 查询语句。为了确保该工具能精准地根据用户问题获取相关专利信息,构建高效且精确的提示词至关重要,本研究构建的部分提示词如图 4 所示。这些提示词能够有效指导 LLM 构造合适的 Cypher 查询语句,从而优化检索效果,在任务介绍方面,依靠思维链的方法可以引导 LLM 进行逐步推理,使其

能够准确理解问题完成任务。同时,通过少量示例(few-shot)学习方法,LLM 能更清晰地理解推理过程,从而提升专利推荐的精准度。

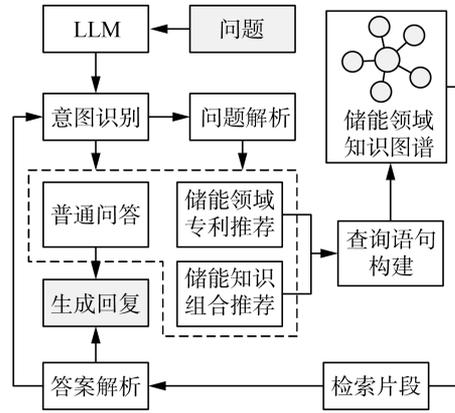


图3 基于大模型的储能领域知识推荐流程

角色定位	你是一名专业的Neo4j开发人员,将用户问题转化为Cypher语句,以回答有关储能的问题并提供建议。		
任务介绍	<p>请依据下面步骤完成Cypher 语句转化:</p> <ol style="list-style-type: none"> <li>判断提供给你的关键词,其中是否出现了架构中的节点类型;</li> <li>若出现了架构中的节点类型,将该关键词分为两个查询词,其中一个查询词只包含节点名称,如电枢绕组,另一个查询词为节点名称加节点类型的形式,如电枢绕组设备;</li> <li>若没有出现架构中的节点类型,将该关键词作为其中一个查询词;</li> <li>根据架构转化用户的问题,为每个查询词构建Cypher 语句用以专利检索,需要注意的是只使用架构中提供的节点类型、节点属性及节点关系类型。</li> </ol>		
示例介绍	<table style="width: 100%; border: none;"> <tr> <td style="width: 50%; border: none; vertical-align: top;">           示例一:            哪些专利涉及电枢绕组设备:            MATCH(w:文件)-[r:设备有]-&gt;(s:设备)            WHERE s.设备名称 IN            ["电枢绕组设备" "电枢绕组"]            RETURN w.专利名称, r, s.设备名称            .....         </td> <td style="width: 50%; border: none; vertical-align: top;">           示例二:            哪些专利同时涉及导气管设备和热能:            MATCH(w:文件)            MATCH(w)-[:设备有]-&gt;(s1:设备)            WHERE s1.设备名称 IN ["导气管" "导气管设备"]            MATCH(w)-[:能量有]-&gt;(s2:能量)            WHERE s2.能量名称 IN ["热能" "热能量"]            RETURN w.专利名称            .....         </td> </tr> </table>	示例一: 哪些专利涉及电枢绕组设备: MATCH(w:文件)-[r:设备有]->(s:设备) WHERE s.设备名称 IN ["电枢绕组设备" "电枢绕组"] RETURN w.专利名称, r, s.设备名称 .....	示例二: 哪些专利同时涉及导气管设备和热能: MATCH(w:文件) MATCH(w)-[:设备有]->(s1:设备) WHERE s1.设备名称 IN ["导气管" "导气管设备"] MATCH(w)-[:能量有]->(s2:能量) WHERE s2.能量名称 IN ["热能" "热能量"] RETURN w.专利名称 .....
示例一: 哪些专利涉及电枢绕组设备: MATCH(w:文件)-[r:设备有]->(s:设备) WHERE s.设备名称 IN ["电枢绕组设备" "电枢绕组"] RETURN w.专利名称, r, s.设备名称 .....	示例二: 哪些专利同时涉及导气管设备和热能: MATCH(w:文件) MATCH(w)-[:设备有]->(s1:设备) WHERE s1.设备名称 IN ["导气管" "导气管设备"] MATCH(w)-[:能量有]->(s2:能量) WHERE s2.能量名称 IN ["热能" "热能量"] RETURN w.专利名称 .....		

注:提示词中的“架构”部分包含了储能领域知识图谱中的实体及其关系信息。

图4 储能领域专利推荐工具提示模板

在此基础上,LangChain 框架中的 create\_react\_agent 组件可用来创建一个能够调用多种工具的智能代理。通过在该代理中设定工具功能的描述,LLM 能够根据用户问题进行意图识别,选择合适的工具获取知识。

### 2. 知识组合推荐

知识组合推荐工具旨在帮助用户了解在储能领域中哪些设备、技术等更细粒度技术可以协同应用。专利作为技术创新成果的重要载体,通常基于多种方法或技术解决领域内的技术问题。以设备类型节点为例,通过在知识图谱中检索与该节点相连的专利,再进一步检索与这些专利相连的技术类型实体,可以揭示哪些设备和技术被共同运用在某项专利

中。在该工具的实现过程中,提示词的构建与专利推荐工具相似,需要确保提示词满足精准定位、完整推理过程和清晰示例的要求。图5展示了该工具任务介绍中的思维链推理过程要求,通过这些提示词,LLM 能够为用户推荐合适的知识组合应用方案,从而辅助用户在储能领域的技术创新决策。

### 3. 混合推荐

针对用户在提问时可能会出现复合问题,LLM 需要对知识开展混合推荐,如“哪些专利涉及电枢铁芯设备,同时我想了解一下当前超导储能的发展形势,请问电枢铁芯设备可与哪些技术一同组合运用”,此类复合问题要求 LLM 在使用一个工具获取初步答案后,能够对答案进行二次解析,并调

用其他工具来进一步完善回答。在这种情况下,为智能代理设计合适的提示词模板能够高效地完成多轮推理和工具调用,如图 6 所示。

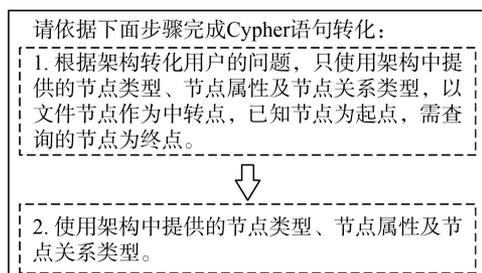


图 5 知识组合推荐工具部分提示词模板

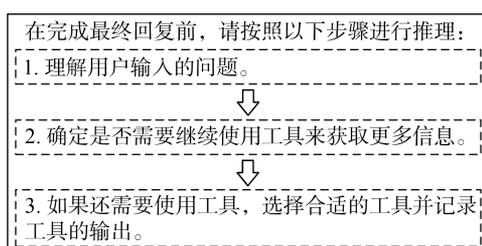


图 6 混合推荐提示词模板

### 三、实例分析

与其他储能方式相比,超导储能具有转换效率高、响应速度快、寿命长、污染小、能够建设大功率和大容量储能系统等显著优点,但是超导线圈的制造对生产工艺的要求极高,技术难度较大,当前处于技术尚不成熟阶段<sup>[22]</sup>。作为能源存储领域的重要突破,超导储能涉及多个学科深度融合,探讨该领域的知识推荐将有助于相关人员更好地理解当前技术的发展动态和应用前景。本研究以超导储能领域为例,验证所提出知识推荐方案的可行性。

#### (一) 数据获取及预处理

本研究通过在国家知识产权局专利检索分析平台中依照预先设计的检索策略,搜集了专利名称、公开时间、代理机构、专利摘要等信息,最终获取了 3 989 条超导储能相关专利数据;为了确保数据的准确性与一致性,对专利摘要文本进行了清洗与标准化处理,排除摘要信息缺失的专利,进行中英文符号的统一转换,并修正其中的错误内容,经处理后得到 3 978 条有效的专利数据,构成本研究的数据集。

#### (二) 实体抽取模型选择

获取的数据已包含专利的元数据,本研究针对专利摘要进行文本细粒度实体抽取,随机选取全部数据

的 10% 进行人工标注,其余部分则依托训练好的模型自动抽取。结合国内外学者在实体抽取领域相关研究,本研究从常见的实体抽取模型中选取了 HMM、CRF、BiLSTM 以及 BiLSTM-CRF 模型进行实验对比。不同模型的实验结果如表 3 所示,评价指标选取了自然语言处理中常见的准确率  $P$ 、召回率  $R$  以及  $F_1$  值,其中  $F_1$  值用于评判模型的综合性能水平。

表 3 实体抽取不同模型的实验结果

模型	$P/\%$	$R/\%$	$F_1/\%$
HMM	87.99	56.86	69.08
CRF	98.17	72.05	83.11
BiLSTM	87.55	87.34	87.44
BiLSTM-CRF	95.76	95.79	95.78

由表 3 数据可见,在四个模型中,CRF 在准确率  $P$  上表现最佳,达到了 98.17%,然而,BiLSTM-CRF 在召回率  $R$  上相较于 CRF 提升了 23.74%,在综合性能评价指标  $F_1$  值上提高了 12.67%,且二者均取得了四个模型中的最高值。因此,本研究选取 BiLSTM-CRF 模型开展实体抽取。

#### (三) 知识图谱构建及可视化

本研究利用训练好的 BiLSTM-CRF 模型对剩余 90% 的数据进行自动化实体抽取,根据预设的关系匹配模板对抽取的实体进行匹配,生成实体关系三元组;采用 Neo4j 数据库来存储和查询知识图谱中的实体、属性及关系。Neo4j 不仅支持内部数据的高效存储与查询,还允许外部程序对其进行操作与分析;通过 Cypher 语句,将抽取和整理后的实体关系三元组导入 Neo4j 数据库,构建了超导储能知识图谱,其包含 18 505 个实体和 42 539 条关系,部分可视化界面如图 7 所示。

#### (四) 知识推荐实验对比

##### 1. 评价指标

本研究参考摘要生成和机器翻译领域常用的 ROUGE-L<sup>[23]</sup> 和 BLEU<sup>[24]</sup> 指标来评估模型生成结果的准确性。其中,ROUGE-L 通过计算生成内容与真实数据之间最长公共子序列的长度,衡量二者的相似性;BLEU 指标则基于生成内容与真实数据之间的  $n$ -gram 相似性进行计算,通过衡量机器输出与参考答案之间的重合程度来评估输出质量,本研究采用 BLEU-4 来评估。二者指标的数值均介于 0 和 1 之间,当二者值均较高时,表示模型生成的回答既简洁又准确。

##### 2. 测试数据集构建

为确保实验的可靠性,本研究人工构建了 100



识,从而显著提升生成文本的质量。此外,由表 5 可见,ROUGE-L 指标分数普遍高于 BLEU-4,主要原因在于模型生成的答案字符数普遍较多,与参考答案相比较为冗长,这在一定程度上导致了 BLEU-4 分数的降低。

表 5 知识推荐实验结果

类别	ROUGE-L/%		BLEU-4/%	
	LLM-KG	LLM-KB	LLM-KG	LLM-KB
单目标专利推荐	65.72	40.46	26.33	2.66
双目标专利推荐	91.61	51.83	14.68	1.43
知识组合推荐	48.93	47.73	18.94	3.34
混合推荐	56.10	40.45	20.99	7.21
平均	65.59	45.12	20.23	3.66

### (五) 可交互性知识推荐

为了实现储能领域知识问答的可交互性,本研究借助了 Streamlit,作为一个专注于简化应用程序开发的 Python 库,Streamlit 能够帮助开发者快速创建交互式 and 可视化的应用界面。本研究基于 Streamlit 开发了一个与 LLM 进行问答互动的知识推荐应用,如图 8 所示,用户可以通过询问 LLM 诸如“哪些专利涉及转子磁轭设备”等问题,获得相关知识推荐的结果,从而实现高效的知识交互与获取。



图 8 可交互性的知识推荐应用

## 四、结语

本研究将生成式人工智能技术引入储能领域

的知识发现,面向该领域提出了一种融合 LLM 和知识图谱的知识推荐方案。研究聚焦于专利推荐、知识组合推荐、混合推荐等应用场景,通过知识图谱的构建和 LLM 的强大语义理解与生成能力,显著提升了储能知识推荐的质量和效率。超导储能领域的实证研究结果表明,本文方法在 ROUGE-L 和 BLEU-4 指标上分别达到了 65.59% 与 20.23%,均优于 LLM-KB 方法,验证了知识图谱在提供深层次背景知识和关联信息方面的重要作用。具体而言,设计有效的提示机制,使用 LLM 弥补了知识图谱的不足,提升了回答的可读性与专业性,同时知识图谱中结构化数据的存储,解决了 LLM 在可解释性差、应答幻觉等方面的问题。

然而,基于生成式人工智能的知识推荐仍面临诸多挑战,Cypher 查询语句的构建对 LLM 性能要求过高,将导致 API 调用成本较高,同时生成内容的稳定性和可信度存在不足。未来研究将聚焦于提升系统透明度,探索具备自我纠错能力的 LLM 应用方案,从而进一步提升知识推荐服务的泛化能力与实用性。

### 参考文献:

- [1] Gallo A B, Simões-Moreira J R, Costa H K M, et al. Energy storage in the energy transition context: A technology review[J]. Renewable and sustainable energy reviews, 2016, 65: 800-822.
- [2] 姜明明,金之钧. 专利视角下中国储能技术研究现状分析[J]. 中国科学院院刊,2024,39(8):1468-1485.
- [3] 仇洁洁,郜星月,蒋贵凰. 专利视角下储能技术研究热点分析[J]. 科技创新与应用,2014,(32):38-39.
- [4] 李振宇,战洪飞,余军合,等. 基于深度学习的专利知识推荐服务研究[J]. 计算机工程与应用,2022,58(15):95-109.
- [5] 崔宇红,赵锦涛,张欢. 基于生成式人工智能的学术搜索平台评价研究[J/OL]. 图书馆杂志(2024-12-31)[2025-01-09]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1108.G2.20241230.1419.002.html.
- [6] 林园园,战洪飞,余军合,等. 数据驱动的产品概念设计知识服务模型构建[J]. 计算机工程与应用,2018,54(16):211-219.
- [7] 艾楚涵,姜迪,吴建德. 基于主题模型和文本相似度计算的专利推荐研究[J]. 信息技术,2020,44(4):65-70.
- [8] 董文斌,战洪飞,余军合,等. 机械产品专利知识的提取和应用[J]. 机械制造,2021,59(8):1-8.
- [9] 曹树金,李睿婧. 基于专利文献摘要的创新知识图谱构建与应用[J]. 情报理论与实践,2022,45(11):21-28.
- [10] 何喜军,董颖,张佑,等. 基于供需知识图谱的燃料电池领域专利交易推荐[J/OL]. 系统工程(2024-08-23)[2025-01-05]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/43.1115.n.20240821.

- 1820.008.html.
- [11] Xu D, Chen W, Peng W, et al. Large language models for generative information extraction: A survey[J]. *Frontiers of Computer Science*, 2024, 18(6): 186357.
- [12] 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.
- [13] 孙丽萍,童子龙,钱乾,等.基于医疗临床数据的两阶段专业级大语言模型微调[J].*计算机应用研究*,2024,41(10):2906-2910.
- [14] Lewis P, Perez E, Piktus A, et al. Retrieval-augmented generation for knowledge-intensive nlp tasks[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2020, 33: 9459-9474.
- [15] 程云,吕爽,陈国祥.基于大模型的标准文献智能问答技术研究[J].*信息技术与标准化*,2024,(8):38-43.
- [16] 沈思,冯暑阳,吴娜,等.融合大语言模型的政策文本检索增强生成研究[J/OL].*数据分析与知识发现*(2024-11-19)[2025-01-05].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/10.1478.g2.20241118.1718.002.html>.
- [17] 孙甜,陈海涛,吕学强.新能源专利文本术语抽取研究[J].*小型微型计算机系统*,2022,43(5):950-956.
- [18] 郑秋晨,张宇.电力储能标准术语研究与建议[J].*中国科技术语*,2023,25(4):63-70.
- [19] Puccetti G, Giordano V, Spada I, et al. Technology identification from patent texts: A novel named entity recognition method[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2023, 186: 122160.
- [20] Siddharth L, Blessing L T M, Wood K L, et al. Engineering knowledge graph from patent database[J]. *Journal of Computing and Information Science in Engineering*, 2022, 22(2): 021008.
- [21] 时倩如,李贺,于雯倩,等.中医文本命名实体识别研究综述[J].*现代情报*,2025,45(2):4-16.
- [22] 邹才能,李士祥,刘辰光,等.新质生产力赋能新型储能技术及其商业模式[J].*石油学报*,2024,45(10):1443-1461.
- [23] Lin C Y. Rouge: A package for automatic evaluation of summaries[C]//*Proceedings of the Workshop on Text Summarization Branches Out (WAS 2004)*. Barcelona, Spain: Association for Computational Linguistics, 2004.
- [24] Papineni K, Koukos S, Ward T, et al. Bleu: a method for automatic evaluation of machine translation[C]//*Proceedings of the 40th annual meeting of the Association for Computational Linguistics*. Philadelphia, United States: Association for Computational Linguistics, 2002.

## Exploration of Knowledge Recommendation within the Energy Storage Domain Integrating Knowledge Graphs and Large Language Models

XU Hao<sup>1</sup>, KANG Zhenyuan<sup>2</sup>, ZHANG Yan<sup>1</sup>, JIN Weijian<sup>1</sup>, HUA Chongji<sup>1</sup>

(1. School of Management Engineering, Nanjing Institute of Technology, Nanjing Jiangsu 211167, China;

2. School of Electric Power Engineering, School of Shengurong, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China)

**Abstract:** The “dual carbon” objectives impose elevated standards for the high-quality advancement of the energy storage sector, necessitating a comprehensive exploration and utilization of knowledge pertinent to this domain. There exists an urgent demand for precise knowledge recommendation services tailored to specific scenarios. This study proposes an innovative knowledge recommendation framework that synergizes large language models with knowledge graphs within the realm of energy storage: it judiciously considers both the accessibility and authority of patents to ascertain data sources. By categorizing entities within the energy storage sector into eight types across two dimensions—metadata and text granularity—the rigorous experiments comparing various machine learning models to identify the most effective model for entity extraction tasks have been conducted. Leveraging entity relationship templates, the triples are generated to facilitate the construction of a knowledge graph specifically relevant to energy storage. Three sophisticated response strategies have been proposed: general question answering, patent recommendations, and knowledge combination suggestions. By harnessing the formidable semantic comprehension and generative prowess of large language models, the approach automates the extraction of pertinent information from the knowledge graph in response to user inquiries, thereby facilitating precise recommendations within specialized domains. Empirical research findings in superconducting energy storage reveal that the innovative approach surpasses traditional LLM-KB methods across four task categories: single-target recommendation, dual-target recommendation, knowledge combination recommendation, and hybrid recommendation. Specifically, compared with conventional LLM-KB approaches, enhancements of 20.47% and 16.57% were recorded in ROUGE-L and BLEU-4 metrics, respectively. This study integrates methodologies from both knowledge graphs and large language models to provide novel insights into accurate recommendations within the energy storage sector, while improving users’ efficiency and effectiveness in acquiring high-quality information.

**Key words:** generative artificial intelligence; large language models; energy storage domain; knowledge graph; precise knowledge recommendation