

2025



知识图谱与 大模型融合 实践案例集

牵头编制单位：中国电子技术标准化研究院
2025 年 12 月

牵头编制单位

中国电子技术标准化研究院

编制组成员

李瑞琪 蔡宇峰 卓 兰 韩 丽 程雨航 李 佳 董昕阳 李 湘
谭家琪 焦铸金

序号	案例名称	参编单位	参编人员
1	中英双语大模型知识抽取框架 OneKE	蚂蚁科技集团股份有限公司	梁 磊、陈华钧、田 常、孙梦姝、张宁豫、郭智慧
2	通用·面向专业领域的知识增强生成框架 KAG	蚂蚁科技集团股份有限公司	梁 磊、田 常、孙梦姝、郭智慧
3	金融行业声誉风险智能分析	网智天元科技集团股份有限公司	贾承斌、莫 倩、张传文
4	知识图谱与行业大模型双轮驱动的油气知识平台	北京智通云联科技有限公司	柳晶晶、安丰永、庄洪奎、张梦阳
5	人工智能辅助电力领域评审大模型	国网上海市电力公司经济技术研究院、上海人工智能研究院有限公司	王晓晖、施伟国、吴恩琦、王梦薇、林圆圆、王 锦、黄 冠、方 帅
6	基于大模型的银行业金融知识中台	北京文因互联科技有限公司	鲍 捷、贺余龙、李航航、吴崇祥
7	风电设备故障维修方案智能推荐系统	东方电气集团数字科技有限公司、东方电气集团科学技术研究院有限公司、东方电气新能科技(成都)有限公司、西南交通大学计算机与人工智能学院	张佳蕾、邓徐韬、王 斌、徐 娜、王淑营

序号	案例名称	参编单位	参编人员
8	复杂机电装备知识一体化构建与应用	东方电气集团数字科技有限公司、东方电气集团科学技术研究院有限公司、西南交通大学机械工程学院、东方风电股份有限公司	孔志伟、石致远、徐娜、丁国富、宁琨、伏洪兵
9	医药研发行业·基于逻辑链检索和匹配的知识问答	武汉索元数据信息有限公司	向 烜
10	天问智能问答平台	浙江创邻科技有限公司	周 研、张 晨
11	行业安全管控平台	中国科学院沈阳自动化研究所	祝景阳、王 挺、田 浩、李树博
12	基于知识图谱与大模型融合的电阻点焊工艺智能管理	上海波士内智能科技有限公司	方正豪、李 红
13	基于大模型和知识图谱的智慧水务知识平台	中电科大数据研究院有限公司	尹 杨、蔡惠民、魏 颢、王 华
14	基于知识图谱和大模型的设备故障维修助手	南京柯基数据科技有限公司	杨成彪、李宁宁
15	医药大健康行业·面向医生的医学知识助手	南京柯基数据科技有限公司	吴 刚、魏爱梅
16	政府行业大模型技术及应用	拓尔思信息技术股份有限公司	马 谅、岳 松
17	基于知识图谱的大模型 RAG 精准问答实践	浩鲸云计算科技股份有限公司	饶 宇、王玉木
18	基于大模型的应急预案自动拆解和信息抽取	途普智能科技（北京）有限公司	周 翀、李文杰、刘 凯
19	图书情报行业·科技文献复杂知识抽取	中国科学院成都文献情报中心	胡正银、陈文杰
20	电力行业信通小智智能问数大模型	北京海致科技集团股份有限公司	李思宇、胡嘉彦



综述篇

知识图谱与大模型融合实践综述

随着人工智能的迅猛发展，知识图谱与大模型作为两大核心研究领域，各自彰显出独特的技术优势。知识图谱以结构化方式精准刻画实体关联，为知识表示与推理提供了可解释的框架；大模型则凭借海量数据训练展现出卓越的自然语言理解与生成能力，具备强大的泛化学习性能。

然而，知识图谱与大模型两者在实际应用中仍面临多重挑战。知识图谱虽然具有较好的可解释性，但其输出仅局限于知识图谱自身的信息，自身缺乏自主生成和学习能力，因此知识通用性和完备性不足。大模型在处理特定领域知识类问题时易产生“幻觉”问题，导致大模型“胡说八道”；其次，每次更新，大模型都需要经过长期的语料训练，训练周期冗长、资源消耗巨大，致使大模型难以快速响应动态业务需求；最后，大模型训练数据还面临隐私和数据安全等问题。

因此，为了突破上述难题，知识图谱与大模型融合应运而生。从技术互补角度出发，一方面知识图谱可以作为大模型的外部知识库，为大模型提供结构化知识，不仅有效减缓大模型“幻觉”现象，而且能减少大模型对海量标注数据的依赖，从而降低大模型的训练所需的算力和时间。同时，知识图谱的数据加密与保护能力，可与大模型的数据调用能力形成协同，强化隐私安全保障。另一方面，大模型所涵盖的海量知识及其对新数据的理解能力，能够帮助知识图谱进行知识补全与知识校验，提高知识图谱里知识的完备性与准确性。同时大模型的生成能力，还能帮助知识图谱实现多元化的知识输出，进一步提升人机交互水平。综上所述，知识图谱与大模型融合能够实现“1+1>2”的技术协同效应，为企业和用户提供更可靠、高效和安全的知识服务。

本章将系统阐述两者融合的整体架构，深入分析国内外标准化进展，并详细介绍本案例集的分布情况。



(1) 整体架构

1. 活动参与方

本节详细阐述知识图谱与大模型融合所涉及的参与方及其活动。知识图谱与大模型融合活动参与方如图 1-1 所示，主要由数据提供方、模型提供方、知识图谱提供方、图谱模型融合方与应用方五类参与方执行。

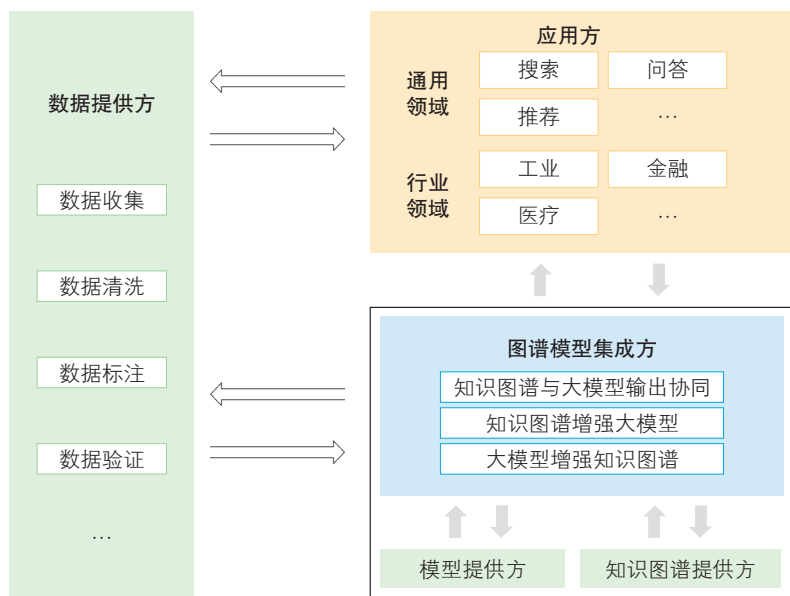


图1-1 知识图谱与大模型融合活动参与方

(1) 数据提供方

数据提供方根据模型提供方、知识图谱提供方和图谱模型融合方的具体数据需求，从数据来源、类型、规模、质量、使用要求以及应用场景等多个维度，为三方提供构建知识图谱与大模型所需的数据。数据提供方主要任务是确保交付高质量、符合需求的数据资源，以支持图谱模型融合方的工作。其核心活动包括但不限于数据收集、数据清洗、数据标注以及

数据验证等数据服务，并确保数据交付的规范性、完整性、准确性、一致性、时效性和可访问性。同时，数据提供方持续优化数据提供流程，提升服务质量。数据提供方还需要根据应用方在知识服务过程中产生的新数据，评估应用服务效果及边界，并进行持续的数据更新与优化。

（2）模型提供方

模型提供方根据图谱模型融合方的具体模型需求，从模型类型、架构、性能、适配场景、训练数据要求以及部署方式等多个维度，为图谱模型融合方提供知识图谱与大模型融合所需的基础模型和工具等。模型提供方主要任务是确保交付高质量、符合融合需求的模型资源，以支撑图谱模型融合方的系统融合工作。其核心活动包括但不限于数据处理、模型训练、模型评估、模型融合以及模型微调，并确保模型的准确性、可靠性、高效性、可扩展性、安全性和可解释性。

（3）知识图谱提供方

知识图谱提供方与模型提供方类似，根据图谱模型融合方的需求及反馈，为图谱模型融合方开发和提供基础知识图谱、本体模型和工具，并对其优化和维护。知识图谱提供方主要任务是面向各类型的知识图谱与大模型融合任务提供知识图谱及相关工具支撑，确保交付高质量、符合融合需求的图谱资源。其核心活动包括但不限于本体构建、数据处理、知识标注、知识抽取、知识融合、知识编辑、知识计算等知识图谱构建与应用服务，并确保知识图谱的完整性、准确性、一致性和时效性。

（4）图谱模型融合方

图谱模型融合方根据应用方的具体需求和任务类型，整合知识图谱提供方与模型提供方的图谱和模型资源，从系统架构、接口适配、功能组成以及部署环境等多个维度，构建融合化的知识服务平台。图谱模型融合方的主要任务是执行融合过程，确保交付稳定、高效、符合应用需求的融合系统。其核心活动主要有知识图谱与大模型输出协同、大模型增强知识图



谱和知识图谱增强大模型，并确保融合系统的兼容性、稳定性、高效性、可扩展性和安全性。同时，图谱模型融合方将根据质量评估结果及应用方的使用反馈情况的系统使用效果与问题，持续优化融合系统与方案，提升知识服务质量。

（5）应用方

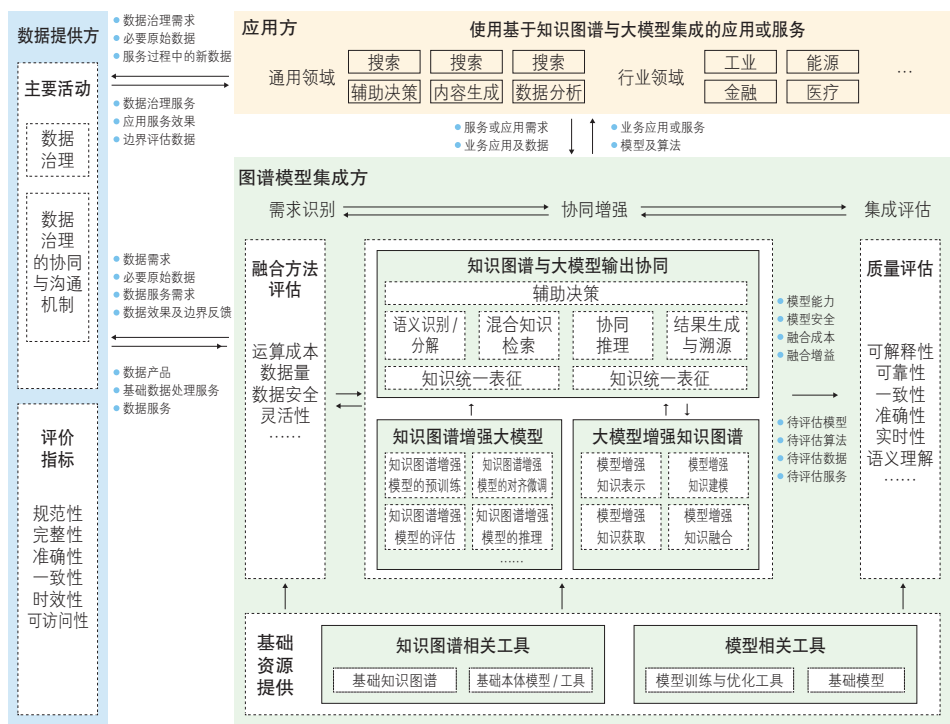
应用方负责将知识图谱与大模型融合后形成的系统部署到实际业务场景中，开发具体的功能模块，并进行持续的监控和优化。应用方主要任务是业务实施过程中，明确核心需求和关键指标，将知识服务过程中产生的新数据、新需求及问题反馈给数据提供方和图谱模型融合方，推动产业上中下游的协同优化与迭代。

2. 融合类型

本节详细阐述图谱模型融合方的三种融合活动，即知识图谱与大模型输出协同、大模型增强知识图谱和知识图谱增强大模型，及其之间的关系。知识图谱与大模型融合技术框架图 1-2所示，该框架详细呈现了图谱模型融合方的融合流程，三种融合活动各自的活动构成以及三种融合活动之间的关系。

（1）大模型增强知识图谱：图谱模型融合方以大模型为工具，对知识图谱进行构建、更新与补全，提升知识图谱自身质量及其构建效率。大模型增强知识图谱的活动构成包括模型增强知识表示、模型增强知识建模、模型增强知识获取、模型增强知识融合等。通过大模型增强知识图谱，能够实现知识图谱的动态更新，使知识图谱的结构与内容更加完整、准确。

（2）知识图谱增强大模型：图谱模型融合方以知识图谱为工具，围绕大模型的训练、微调、推理等过程，弥补大模型在知识准确性、逻辑性和可解释性上的不足，增强其应用能力。知识图谱增强大模型的活动构成包括知识图谱增强模型的预训练、知识图谱增强模型的对齐微调、知识图



注：三种类型可同时存在或只存在一种

图1-2 知识图谱与大模型融合技术框架

谱增强模型的评估、知识图谱增强模型的推理等。通过知识图谱增强大模型，为大模型的输出结果提供可视化展示，增强了大模型输出的可解释性，并且大模型可以通过检索知识图谱来获取准确的知识，从而减少“幻觉”的产生。

(3) 知识图谱与大模型输出协同：图谱模型融合方面向具体应用场景，将知识图谱的结构化知识与大模型的生成能力相结合，实现更精准、可靠且可解释的输出结果，以互补方式增强知识应用的性能。具体活动构成有检验与评估、语义识别/分解、混合知识检索、协同推理、结果生成与溯源、知识统一表征和动态编排与调度。通过输出协同，知识图谱为大模型提供了坚实的知识基础，大模型则借助其语义理解和生成能力，让知



识得以更灵活地应用。

知识图谱与大模型输出协同、大模型增强知识图谱、知识图谱增强大模型三者之间环环相扣，知识图谱与大模型输出协同也可作为前两者相互增强后的综合体现和应用成果。大模型增强知识图谱，使得知识图谱更完整和准确，为两者协同输出提供了高质量的知识基础；知识图谱增强大模型，让大模型在知识准确性、逻辑性和可解释性等性能方面更优，为输出协同的输出结果提供了可靠的生成能力。反过来，两者协同的结果又会作为大模型的输出，进一步强化、完善知识图谱的结构与内容，从而形成螺旋上升式循环。知识图谱与大模型通过相互增强，为两者的协同输出奠定基础，而协同输出又反哺两者的相互增强，共同推动着知识服务向更精准、高效和可靠的方向发展。

(2) 知识图谱与大模型融合标准化现状

1. 知识图谱国际标准化现状

2018年，ISO 30401:2018:《知识管理体系 要求》由国际标准化组织（ISO）于2018年11月发布。该标准将知识定义为“一种人类或机构的资产，促进有效的决策及行动”，明确规定了在机构内促进知识的发展、共享及有效使用所需的要求。2024年7月，ISO/IEC 5392:2024《信息技术 人工智能 知识工程参考架构》在ISO和国际电工委员会（IEC）正式发布。该国际标准的正式发布填补了知识工程领域国际标准的空白，凝聚和统一了各利益相关方对知识工程的参考架构，对推动我国知识工程相关基础产品、技术方案在全球范围内的推广，探索知识服务与应用新模式，加速智慧医疗、智能制造、智慧金融、智慧交通、智慧教育等行业和企业知识要素流通及知识资产管理体系的建设均具有重要意义。

此外，电气与电子工程师协会（IEEE）于2023年正式宣布成立IEEE

知识工程标准委员会，负责指导、管理和监督IEEE知识工程标准的立项、研制、评审、发布、宣贯及相关应用实践过程。目前IEEE知识工程标准委员会已发布5项标准，2项标准技术内容已冻结，10项标准在研，覆盖知识图谱参考架构、测试评估规范、金融和电力行业等行业领域的应用指南，以及知识图谱与大模型融合和智能助手等实际应用的要求，形成了通用领域和细分领域标准协同推进的研制路线。其中，IEEE P2807.13与P2807.14聚焦知识图谱与大模型融合，拟提出统一和明确的框架，并给出图检索增强生成的技术要求。知识图谱及知识工程相关标准详细信息如表1-1所示。

表1-1 知识图谱及知识工程相关标准

序号	标准号	标准名称	状态
1	ISO 30401:2018	Knowledge management systems — Requirements 《知识管理体系 要求》	已发布
2	ISO/IEC 5392:2024	Information technology — Artificial intelligence — Reference architecture of knowledge engineering 《信息技术 人工智能 知识工程参考架构》	已发布
3	IEEE Std 2807 – 2022	Framework of Knowledge Graphs 《知识图谱架构》	已发布
4	IEEE Std 2807.1 – 2024	Standard for Technical Requirements and Evaluating Knowledge Graphs 《知识图谱技术要求及测试评估规范》	已发布
5	IEEE Std 2807.2 – 2024	Guide for Application of Knowledge Graphs for Financial Services 《金融服务领域知识图谱应用指南》	已发布
6	IEEE Std 2807.3 – 2022	Guide for Electric–Power–Oriented Knowledge Graph 《面向电力行业的知识图谱指南》	已发布
7	IEEE Std 2807.4 – 2024	Guide for Scientific Knowledge Graphs 《科技知识图谱指南》	已发布
8	IEEE P2807.5	Guide for Medical Clinical Diagnosis and Treatment Oriented Knowledge Graphs 《面面向临床诊疗的知识图谱指南》	在研
9	IEEE P2807.7	Guide for Open domain Knowledge Graph Publishing and Crowdsourcing Service 《开放域知识图谱发布与众包服务指南》	在研



序号	标准号	标准名称	状态
10	IEEE P2807.8	Standard for Knowledge Exchange and Fusion Protocol Among Knowledge Graphs 《知识图谱间知识交换与融合协议》	技术内容冻结
11	IEEE P2807.9	Guide for Application of Knowledge Graphs for Rail Transit 《轨道交通领域知识图谱应用指南》	在研
12	IEEE P2807.10	Guide for Knowledge Modeling for Carbon Verification.Oriented Knowledge Graphs 《面向碳核查领域知识图谱的知识建模导则》	在研
13	IEEE P2807.11	Guide for Production Oriented Knowledge Graph in Petroleum and Chemical Industry 《石化行业面向生产环节的知识图谱指南》	在研
14	IEEE P2807.12	Standard for Technical Requirements for General Knowledge Services based on Knowledge Graphs 《基于知识图谱的知识服务技术要求》	在研
15	IEEE P2807.13	Guide for Integration Framework among Large-scale pretrained Model and Knowledge Graphs 《知识图谱与大规模预训练模型融合架构指南》	在研
16	IEEE P2807.14	Standard for Technical Requirements and Evaluation of Graph based Retrieval Augmented Generation 《图检索增强生成技术要求与测试评估规范》	在研
17	IEEE P3460	Guide for Electric-Power-Oriented Decision Intelligence 《电力领域智能决策指南》	技术内容冻结
18	IEEE P3569	Standard for Intelligent Assistant Maturity Model and Assessment Methodology 《智能助手成熟度模型与评估方法》	在研
19	IEEE P3701	Standard for Reference Architecture for Application Systems of Large-scale Pre-trained Models in Manufacturing with Knowledge Enhancement 《知识增强工业大模型应用系统参考架构》	在研
20	IEEE P3558	Guide for Knowledge Graph of Intelligent Flexible Assembly 《智能柔性装配知识图谱指南》	在研
21	IEEE P3746	Guide for a Data and Knowledge Processing Framework for Constructing Large Speech-Language Models 《用于语音大模型构建的数据与知识处理框架》	在研

2. 大模型国际标准化现状

2022年，ISO/IEC 22989:2022《信息技术 人工智能 人工智能概念和术语》正式发布。该标准作为人工智能领域的基础标准，定义了 100 多个核心术语，为大模型的技术文档等文件提供规范化语言参考。同期，ISO/IEC 23053:2022《运用机器学习的人工智能系统框架》在ISO和IEC正式发布。该标准明确了机器学习系统的通用架构，为大模型的系统设计提供方法论指导。2023年，ISO/IEC 42001:2023《信息技术 人工智能 管理体系》正式发布。作为全球首个人工智能治理标准化文件，该标准规定了在组织内部建立、实施、维护和改进人工智能管理体系的要求，为行业内人工智能系统和大模型应用的规范化发展提供指导。

同期，ISO/IEC 5338:2023《信息技术 人工智能 AI系统生命周期流程》正式发布，其中文件对大模型全生命周期流程提出规范化要求，为大模型管理提供参考。在大模型质量评估方面，2024年，ISO/IEC TS 25058:2024《系统和软件工程 系统和软件质量要求和评估 人工智能系统质量评估指南》和ISO/IEC 5259-4:2024《人工智能-分析和机器学习的数据质量-第4部分：数据质量过程框架》正式发布，为大模型的设计方面和评估要求提供标准化指导和规范。2025年7月，ISO/IEC AWI 25872-1《人工智能 知识增强模型 第1部分：框架》正式立项，该标准将聚焦知识增强模型预训练、微调、推理和生成等多个阶段，为知识增强模型的技术发展和集成应用提供标准支撑。

除此之外，在人工智能道德伦理方面，IEEE于2018年发布了《人工智能设计的伦理准则（Ethically Aligned Design）》白皮书，并成立了IEEE P7000系列标准工作组。该白皮书围绕人权、福祉与问责等原则展开深入探讨，旨在推动社会对人工智能伦理议题的广泛讨论，并促进国际社会相关政策的制定与出台。大模型相关标准详细信息如表1-2所示。



表1-2 大模型相关标准

序号	标准号	标准名称	状态
1	ISO/IEC 22989:2022	Information technology — Artificial intelligence — Artificial intelligence concepts and terminology 《信息技术 人工智能 人工智能概念和术语》	已发布
2	ISO/IEC 23053:2022	Framework for Artificial Intelligence (AI) Systems Using Machine Learning (ML) 《运用机器学习的人工智能系统框架》	已发布
3	ISO/IEC 42001:2023	Information technology — Artificial intelligence — Management system 《信息技术 人工智能 管理体系》	已发布
4	ISO/IEC 5338:2023	Information technology — Artificial intelligence — AI system life cycle processes 《信息技术 人工智能 AI系统生命周期流程》	已发布
5	ISO/IEC TS 25058:2024	Systems and software engineering — Systems and software Quality Requirements and Evaluation (SQuaRE) — Guidance for quality evaluation of artificial intelligence (AI) systems 《系统和软件工程 系统和软件质量要求和评估 人工智能系统质量评估指南》	已发布
6	ISO/IEC 5259-4:2024	Artificial intelligence — Data quality for analytics and machine learning (ML) Part 4: Data quality process framework 《人工智能-分析和机器学习的数据质量-第4部分：数据质量过程框架》	已发布
7	\	Ethically Aligned Design 《人工智能设计的伦理准则》	已发布
8	ISO/IEC AWI 25872-1	Artificial intelligence — Knowledge enhancement for pretrained machine learning models Part 1: Framework 《人工智能 知识增强大模型 第1部分：框架》	在研

3. 知识图谱国内标准化现状

2022年12月30日，GB/T 42131-2022《人工智能 知识图谱技术框架》发布。该标准围绕知识图谱技术框架、利益相关方、关键技术要求、性能指标、典型应用及相关领域、数字基础设施、使能技术等内容进行研究，以梳理知识图谱核心标准化需求，提升我国知识图谱标准化工作水平，并促进知识图谱在各行业的推广应用。2025年4月25日，GB/T 45628-2025《人工智能 知识图谱 知识交换协议》发布。该标准围绕知识交换协议框

架、知识描述规则、基于文件的知识交换以及基于消息的知识交换等内容进行研究，以规范知识交换活动中各方知识交换流程、消息结构等，提高多方知识图谱的兼容性和互操作性，提升整体产品质量。2025年6月30日，GB/T 45923.2-2025《人工智能 知识图谱应用平台 第2部分：性能要求与测试方法》发布。该标准从知识图谱构建和知识图谱应用两个维度对知识图谱应用系统提出性能指标要求，提出了关于大模型增强方面的基础性性能要求。同时，通过规范测试方法，为知识图谱各利益相关方提供可量化和可评估的评价体系，促进知识图谱应用系统的标准化和规范化发展。

为了进一步推动知识图谱技术和应用发展，《人工智能 知识图谱与大规模预训练模型集成 第2部分：图检索增强生成》、《人工智能 知识图谱应用系统 第1部分：功能要求》和《人工智能 知识图谱应用系统 第3部分：知识服务》等6项标准计划下达，其中《人工智能 知识图谱与大规模预训练模型集成 第2部分：图检索增强生成》将提供规范的图检索增强技术框架及测试评估方法，有利于企业之间技术交流及优化，提高知识图谱与大模型融合质量及应用可靠性。此外，《人工智能 知识图谱应用系统 第1部分：功能要求》和《人工智能 知识图谱应用系统 第3部分：知识服务》也将综合考虑当前知识图谱与大模型融合的应用背景，开展相关的标准研制工作，以进一步完善知识图谱应用体系，助力知识图谱与大模型融合在实际场景中更高效地落地。

在知识图谱相关团体标准方面，由中国电子技术标准化研究院向中国电子工业标准化技术协会提出的《人工智能 知识图谱 分类分级规范》（项目号：CESA-2020-2-019）、《人工智能 知识图谱 性能评估与测试规范》（项目号：CESA-2020-2-020）、《人工智能 医疗知识图谱 构建要求》（项目号：CESA-2023-023）、《人工智能 医疗知识图谱 测试评估要求》（项目号：CESA-2023-024）两项团体标准已正式获批立项，在通用知识图谱和领域知识图谱两方面进行协同研制。



在成果物方面，2023年7月26日，中国电子技术标准化研究院正式发布《知识图谱与大模型融合实践研究报告》（2023年版）和《知识图谱互联互通白皮书》（2023年版）。《知识图谱与大模型融合实践研究报告》研究报告从知识图谱与大模型落地面临的瓶颈出发，分析了知识图谱与大模型的主要特征、知识图谱与大模型擅长的主要场景和核心基础能力，对比了知识图谱与大模型的优劣势，进而从技术演化层面、技术互补层面、知识库建设层面探讨了知识图谱与大模型融合的可行性及收益。《知识图谱互联互通白皮书》从技术、产业、政策等层面的核心需求出发，详细分析了知识图谱互联互通的内涵与外延、任务与约束、典型应用场景和实践案例，并明确了开展和实施过程中面临的难点与挑战，并从技术发展、政策支持、标准化需求、产业推广措施等方面给出了展望与建议。

知识图谱国内相关标准和成果物详细信息如表1-3所示。

表1-3 知识图谱及知识工程国内相关标准和成果物

序号	标准类型	标准号	标准名称	状态
1	推荐性国家标准	GB/T 42131-2022	《人工智能 知识图谱技术框架》	已发布
2	推荐性国家标准	GB/T 45628-2025	《人工智能 知识图谱 知识交换协议》	已发布
3	推荐性国家标准	GB/T 45923.2-2025	《人工智能 知识图谱应用平台 第2部分：性能要求与测试方法》	已发布
4	推荐性国家标准	20253236-T-469	《人工智能 知识图谱应用系统 第1部分：功能要求》	正在起草
5	推荐性国家标准	20253306-T-469	《人工智能 知识图谱应用系统 第3部分：知识服务》	正在起草
6	推荐性国家标准	20253222-T-469	《人工智能 知识图谱 智能家居领域 知识建模》	正在起草
7	推荐性国家标准	20253564-T-469	《人工智能 知识图谱 智能家居领域 知识获取》	正在起草
8	推荐性国家标准	20255719-T-469	《人工智能 知识增强大模型 第1部分：技术框架》	正在起草
9	指导性技术文件	20254290-Z-469	《信息技术 人工智能 知识工程 参考架构》	正在起草
10	指导性技术文件	20254292-Z-469	《人工智能 知识图谱与大规模预训练模型集成 第2部分：图检索增强生成》	正在起草

序号	标准类型	标准号	标准名称	状态
11	国家标准提案	\	《人工智能 知识图谱与大规模预训练模型集成 第1部分:技术框架》	在研
12	国家标准提案	\	《人工智能 知识图谱与大规模预训练模型集成 第3部分:性能测试规范》	在研
13	团体标准	CESA-2020-019	《人工智能 知识图谱 分类分级规范》	在研
14	团体标准	CESA-2020-020	《人工智能 知识图谱 性能评估与测试规范》	在研
15	团体标准	CESA-2020-023	《人工智能 医疗知识图谱 构建要求》	在研
16	团体标准	CESA-2020-024	《人工智能 医疗知识图谱 测试评估要求》	在研
17	白皮书	\	《知识图谱互联互通白皮书》	已发布
18	研究报告	\	《知识图谱与大模型融合实践研究报告》	已发布

4. 大模型国内标准化现状

2025年，国家标准GB/T 45288.1-2025《人工智能 大模型 第1部分：通用要求》、GB/T 45288.2-2025《人工智能 大模型 第2部分：评测指标与方法》、GB/T 45288.3-2025《人工智能 大模型 第3部分：服务能力成熟度评估》正式发布。三项标准分别围绕大模型参考架构、测评方法和服务能力提出规范化要求和评估指导，填补了国内在人工智能大模型领域的标准空白，且目前已立项《人工智能 大模型 第4部分：计算机视觉大模型》和《人工智能 大模型 第5部分：多模态大模型》等推荐性国家标准，以及《人工智能 大模型 第6部分：代码大模型》和《人工智能 大模型 第7部分：语音大模型》两项指导性技术文件，为大模型应用提供全面且系统的标准支撑。

在大模型安全治理方面，2023年，GB/T 42888-2023《信息安全技术 机器学习算法安全评估规范》正式发布，该标准规范了机器学习算法安全技术安全要求和评估方法，并给出了算法安全评估流程，为企业开展安全评估以及相关部门进行监管提供参考。2025年，GB 45438-2025《网络



安全技术 人工智能生成合成内容标识方法》、GB/T 45674-2025《网络安全技术 生成式人工智能数据标注安全规范》、GB/T 45652-2025《网络安全技术 生成式人工智能预训练和优化训练数据安全规范》和GB/T 45654-2025《网络安全技术 生成式人工智能服务安全基本要求》正式发布，从大模型的数据标注、预训练、生成内容和应用服务等多方面提出安全管理体系，帮助企业快速建立大模型安全评估框架，保障大模型用户隐私安全，为人工智能行业的可持续发展保驾护航。大模型国内相关标准详细信息如表1-4所示。

表1-4 大模型国内相关标准

序号	标准类型	标准号	标准名称	状态
1	强制性国家标准	GB 45438-2025	《网络安全技术 人工智能生成合成内容标识方法》	已发布
2	推荐性国家标准	GB/T 42888-2023	《信息安全技术 机器学习算法安全评估规范》	已发布
3	推荐性国家标准	GB/T 45288.1-2025	《人工智能 大模型 第1部分：通用要求》	已发布
4	推荐性国家标准	GB/T 45288.2-2025	《人工智能 大模型 第2部分：评测指标与方法》	已发布
5	推荐性国家标准	GB/T 45288.3-2025	《人工智能 大模型 第3部分：服务能力成熟度评估》	已发布
6	推荐性国家标准	GB/T 45674-2025	《网络安全技术 生成式人工智能数据标注安全规范》	已发布
7	推荐性国家标准	GB/T 45652-2025	《网络安全技术 生成式人工智能预训练和优化训练数据安全规范》	已发布
8	推荐性国家标准	GB/T 45654-2025	《网络安全技术 生成式人工智能服务安全基本要求》	已发布
9	推荐性国家标准	20253396-T-469	《人工智能 大模型 第4部分：计算机视觉大模型》	正在起草
10	推荐性国家标准	20253399-T-469	《人工智能 大模型 第5部分：多模态大模型》	正在起草
11	指导性技术文件	20252036-Z-469	《人工智能 大模型 第6部分：代码大模型》	正在起草
12	指导性技术文件	20252037-Z-469	《人工智能 大模型 第7部分：语音大模型》	正在起草



图1-3 现有标准与活动参与方的对应关系



最后，本节依据知识图谱与大模型融合活动参与方与现有标准的对应关系进行梳理，如图1-3所示，目的是为参与方提供提供切实可参考的依据，更好地遵循现有标准、把握标准动态，积极参与到知识图谱与大模型融合的标准的优化与完善中，推动整个行业领域的规范化发展。

(3) 知识图谱与大模型融合案例分布情况

本案例集由蚂蚁科技集团股份有限公司、网智天元科技集团股份有限公司等20余家单位提供的20项实际应用案例所组成，表1-5为各案例的基本信息，列出了各案例的提供单位、案例名称、融合类型及所属领域。图1-4和图1-5分别为案例融合类型的分布情况和所属领域分布情况。从图1-4和图1-5可见，目前知识图谱与大模型应用案例融合类型主要以知识图谱与大模型输出协同为主，应用领域集中在通用、医药及汽车行业。

表1-5 案例基本信息

序号	案例名	参编单位	融合类型	所属领域
1	中英双语大模型知识抽取框架 OneKE	蚂蚁科技集团股份有限公司	大模型增强知识图谱	通用
2	通用·面向专业领域的知识增强生成框架 KAG	蚂蚁科技集团股份有限公司	知识图谱增强大模型	通用
3	金融行业声誉风险智能分析	网智天元科技集团股份有限公司	知识图谱与大模型输出协同	风险控制
4	知识图谱与行业大模型双轮驱动的油气知识平台	北京智通云联科技有限公司	知识图谱增强大模型	油气
5	人工智能辅助电力领域评审大模型	国网上海市电力公司经济技术研究院、上海人工智能研究院有限公司	知识图谱增强大模型	电力
6	基于大模型的银行业金融知识中台	北京文因互联科技有限公司	多者结合	金融

序号	案例名	参编单位	融合类型	所属领域
7	风电设备故障维修方案智能推荐系统	东方电气集团数字科技有限公司、东方电气集团科学技术研究院有限公司、东方电气新能科技(成都)有限公司、西南交通大学计算机与人工智能学院	大模型增强知识图谱	装备维护
8	复杂机电装备知识一体化构建与应用	东方电气集团数字科技有限公司、东方电气集团科学技术研究院有限公司、西南交通大学机械工程学院、东方风电股份有限公司	知识图谱与大模型输出协同	复杂装备
9	医药研发行业·基于逻辑链检索和匹配的知识问答	武汉索元数据信息有限公司	知识图谱与大模型输出协同	医药
10	天问智能问答平台	浙江创邻科技有限公司	知识图谱与大模型输出协同	通用
11	行业安全管控平台	中国科学院沈阳自动化研究所	大模型增强知识图谱	安全
12	基于知识图谱与大模型融合的电弧点焊工艺智能管理	上海波士内智能科技有限公司	多者结合	汽车
13	基于大模型和知识图谱的智慧水务知识平台	中电科大数据研究院有限公司	知识图谱与大模型输出协同	水务
14	基于知识图谱和大模型的设备故障维修助手	南京柯基数据科技有限公司	多者结合	汽车
15	医药大健康行业·面向医生的医学知识助手	南京柯基数据科技有限公司	知识图谱与大模型输出协同	医药
16	政府行业大模型技术及应用	拓尔思信息技术股份有限公司	知识图谱与大模型输出协同	政务
17	基于知识图谱的大模型RAG精准问答实践	浩鲸云计算科技股份有限公司	知识图谱与大模型输出协同	软件研发
18	基于大模型的应急预案自动拆解和信息抽取	途普智能科技有限公司(北京)有限公司	大模型增强知识图谱	应急安全
19	图书情报行业·科技文献复杂知识抽取	中国科学院成都文献情报中心	知识图谱增强大模型	电力
20	电力行业信通小智智能问答大模型	北京海致科技集团有限公司	多者结合	图书



案例集集成类型分布情况

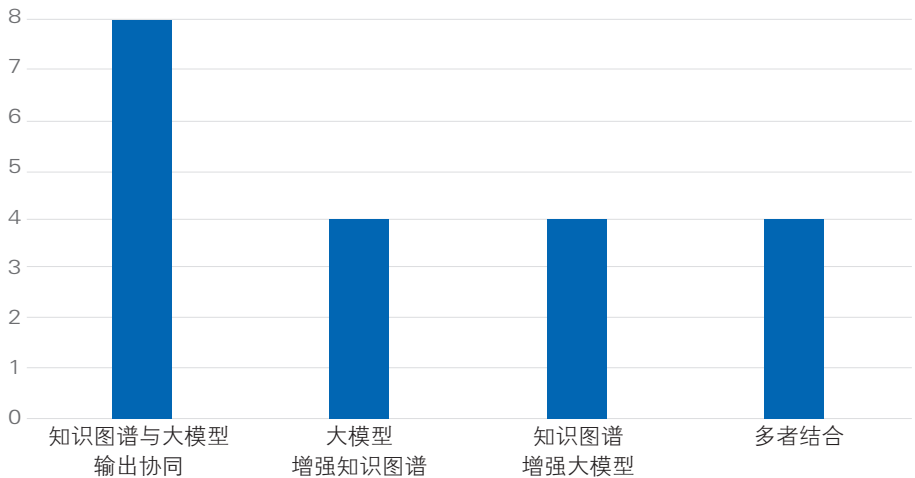


图1-4 案例融合类型的分布情况

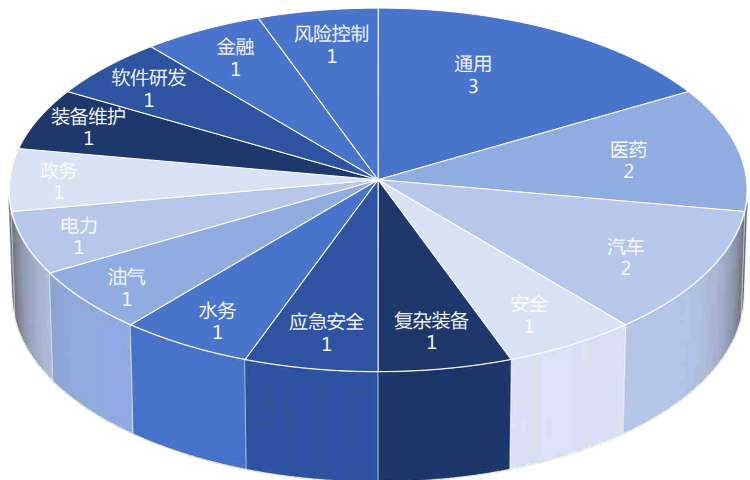


图1-5 案例所属领域的分布情况



案例篇

目 录

案例 1 中英双语大模型知识抽取框架 OneKE	- 1 -
案例简介	- 1 -
1 案例基本情况	- 1 -
2 案例成效	- 2 -
3 案例技术路线	- 3 -
4 案例示范意义	- 6 -
5 存在的问题和不足	- 7 -
6 展望	- 7 -
附件：	- 8 -
案例 2 通用-面向专业领域的知识增强生成框架 KAG	- 9 -
案例简介	- 9 -
1 案例基本情况	- 9 -
2 案例成效	- 12 -
3 案例技术路线	- 13 -
4 案例示范意义	- 23 -
5 存在的问题和不足	- 23 -
6 展望	- 24 -
附件：	- 25 -
案例 3 金融行业声誉风险智能分析	- 26 -
案例简介	- 26 -
1 案例基本情况	- 26 -
2 案例成效	- 29 -
3 案例技术路线	- 30 -

4 案例示范意义	- 39 -
5 存在的问题和不足	- 40 -
6 展望	- 41 -
案例 4 知识图谱与行业大模型双轮驱动的油气知识平台	- 42 -
案例简介	- 42 -
1 案例基本情况	- 42 -
2 案例成效	- 52 -
3 案例技术路线	- 55 -
4 案例示范意义	- 65 -
5 存在的问题和不足	- 67 -
6 展望	- 67 -
附件:	- 68 -
案例 5 人工智能辅助电力领域评审大模型	- 72 -
案例简介	- 72 -
1 案例基本情况	- 72 -
2 案例成效	- 76 -
3 案例技术路线	- 77 -
4 案例示范意义	- 88 -
5 存在的问题和不足	- 89 -
6 展望	- 90 -
案例 6 基于大模型的银行业金融知识中台	- 92 -
案例简介	- 92 -
1 案例基本情况	- 92 -
2 案例成效	- 95 -
3 案例技术路线	- 96 -

4 案例示范意义	- 103 -
5 存在的问题和不足	- 103 -
6 展望	- 104 -
案例 7 风电装备故障维修方案智能推荐系统	- 105 -
案例简介	- 105 -
1 案例基本情况	- 105 -
2 案例成效	- 109 -
3 案例技术路线	- 110 -
4 案例示范意义	- 120 -
5 存在的问题和不足	- 121 -
6 展望	- 122 -
案例 8 复杂机电装备知识一体化构建与应用	- 123 -
案例简介	- 123 -
1 案例基本情况	- 123 -
2 案例成效	- 127 -
3 案例技术路线	- 128 -
4 案例示范意义	- 140 -
5 存在的问题和不足	- 141 -
6 展望	- 142 -
案例 9 医药研发行业-基于逻辑链检索和匹配的知识问答	- 143 -
案例简介	- 143 -
1 案例基本情况	- 143 -
2 案例成效	- 147 -
3 案例技术路线	- 148 -
4 案例示范意义	- 155 -

5 存在的问题和不足 - 156 -

6 展望 - 157 -

案例 10 天问智能问答平台 - 158 -

 案例简介 - 158 -

 1 案例基本情况 - 158 -

 2 案例成效 - 163 -

 3 案例技术路线 - 164 -

 4 案例示范意义 - 173 -

 5 存在的问题和不足 - 174 -

 6 展望 - 175 -

案例 11 兵工行业安全管控平台 - 177 -

 案例简介 - 177 -

 1 案例基本情况 - 177 -

 2 案例成效 - 180 -

 3 案例详情 - 181 -

 4 案例示范意义 - 185 -

 5 展望 - 185 -

案例 12 基于知识图谱与大模型融合的电阻点焊工艺智能管理 - 186 -

 案例简介 - 186 -

 1 案例基本情况 - 186 -

 2 案例成效 - 189 -

 3 案例技术路线 - 190 -

 4 案例示范意义 - 201 -

 5 存在的问题和不足 - 201 -

 6 展望 - 202 -

案例 13 基于大模型和知识图谱的智慧水务知识平台 - 204 -

 案例简介 - 204 -

 1 案例基本情况 - 204 -

 2 案例成效 - 207 -

 3 技术路线 - 208 -

 4 案例示范意义 - 219 -

 5 存在的问题和不足 - 219 -

 6 展望 - 220 -

案例 14 基于知识图谱和大模型的设备故障维修助手 - 222 -

 案例简介 - 222 -

 1 案例基本情况 - 222 -

 2 案例成效 - 225 -

 3 案例技术路线 - 226 -

 4 案例示范意义 - 232 -

 5 存在的问题和不足 - 233 -

 6 展望 - 233 -

案例 15 医药大健康行业-面向医生的医学知识助手 - 235 -

 案例简介 - 235 -

 1 案例基本情况 - 235 -

 2 案例成效 - 238 -

 3 案例技术路线 - 238 -

 4 案例示范意义 - 244 -

 5 存在的问题和不足 - 244 -

 6 展望 - 244 -

案例 16 政府行业大模型技术及应用 - 246 -

案例简介.....	- 246 -
1 案例基本情况.....	- 246 -
2 案例成效.....	- 248 -
3 案例技术路线.....	- 251 -
4 案例示范意义.....	- 255 -
5 存在的问题和不足.....	- 256 -
6 展望.....	- 256 -
案例 17 基于知识图谱的大模型 RAG 精准问答实践.....	- 258 -
案例简介.....	- 258 -
1 案例基本情况.....	- 258 -
2 案例成效.....	- 262 -
3 案例技术路线.....	- 265 -
4 案例示范意义.....	- 276 -
5 存在的问题和不足.....	- 276 -
6 展望.....	- 277 -
案例 18 基于大模型的应急预案自动拆解和信息抽取.....	- 278 -
案例简介.....	- 278 -
1 案例基本情况.....	- 278 -
2 案例成效.....	- 279 -
3 案例技术路线.....	- 280 -
4 案例示范意义.....	- 288 -
5 存在的问题和不足.....	- 288 -
6 展望.....	- 288 -
案例 19 图书情报行业-科技文献复杂知识抽取.....	- 290 -
1 案例基本情况.....	- 290 -

2 案例成效.....	- 291 -
3 技术路线.....	- 291 -
4 案例示范意义.....	- 296 -
5 展望.....	- 296 -
案例 20 电力行业信通小智智能问数大模型	- 296 -
案例简介.....	- 297 -
1 案例基本情况	- 297 -
2 案例成效.....	- 301 -
3 案例技术路线	- 303 -
4 案例示范意义.....	- 312 -
5 存在的问题和不足	- 313 -
6 展望	- 313 -



案例 1 中英双语大模型知识抽取框架 OneKE

◆ 案例简介 ◆

当前基于非结构化文档的知识构建一直是知识图谱大规模落地的关键难题之一，大语言模型在处理信息抽取任务时仍因抽取内容与自然语言表述之间的巨大差异导致效果不佳，自然语言文本信息表达中因隐式、长距离上下文关联存在较多的歧义、多义、隐喻等，给知识抽取任务带来较大的挑战。

针对上述问题，蚂蚁集团联合浙江大学，依托双方多年积累的知识图谱与自然语言处理技术，构建和升级蚂蚁百灵大模型在知识抽取领域的的能力，并发布了中英双语大模型知识抽取框架 OneKE。测评指标显示，OneKE 在多个全监督及零样本实体/关系/事件抽取任务上取得了相对较好的效果。

1 案例基本情况

1.1 企业简介

蚂蚁集团起步于 2004 年诞生的支付宝，源于一份为社会解决信任问题的初心，经过近二十年的发展，已成为世界领先的互联网开放平台。蚂蚁集团通过科技创新，助力合作伙伴，为消费者和小微企业提供普惠便捷的数字生活及数字金融服务；持续开放产品与技术，助力企业的数字化升级与协作；在全球广泛合作，服务当地商家和消费者实现“全球收”、“全球付”和“全球汇”。

1.2 案例背景

大语言模型目前已显著提升了人工智能系统处理知识的能力，然而，以大语言模型为代表的生成式人工智能依然存在推理能力不足、事实知识匮乏、生成结果不稳定等问题，这些都极大阻碍了大语言模型的产业化落地。基于非结构化文档的知识构建一直是知识图谱大规模落地的关键难题之一，因为真实世界的信息高度碎片化、非结构化，大语言模型在处理信息抽取任务时仍因抽取内容与自然语言表述之间的巨大差异导致效果不佳，自然语言文本信息表达中



因隐式、长距离上下文关联存在较多的歧义、多义、隐喻等，给知识抽取任务带来较大的挑战。

针对上述问题，蚂蚁集团与浙江大学依托多年积累的知识图谱与自然语言处理技术，联合构建和升级蚂蚁百灵大模型在知识抽取领域的的能力，并发布中英双语大模型知识抽取框架 OneKE，同时开源基于 Chinese-Alpaca-2-13B 全参数微调的版本。测评指标显示，OneKE 在多个全监督及零样本实体/关系/事件抽取任务上取得了相对较好效果。

1.3 案例类型

本案例的类型为“大模型增强知识图谱”。

1.4 系统或方案简介

OneKE 主要聚焦基于 Schema 的可泛化信息抽取，采用了基于 Schema 的轮询指令构造技术，专门对大模型在结构化信息抽取的泛化能力进行了优化，旨在提供中英双语、可泛化的大模型知识抽取，OneKE 在一定程度上具备统一、通用、可泛化的知识抽取能力。同时，配套开源 OpenSPG 及 DeepKE 开源框架的支持，支持开箱即用。帮助研究人员和开发者更好地处理信息抽取、数据结构化、知识图谱构建等问题。

OneKE 的特点：

1. 多领域多任务泛化性。支持金融、常识、医疗等领域实体多属性、事件多论元的抽取，不限制属性数量；
2. 中英文双语支持。支持中文和英文两种语言文本的知识抽取任务；
3. 完善的工具链支持。OneKE 依托 OpenSPG 及 DeepKE 开源库提供了完善的 SFT 及抽取工具支持，开箱即用。

2 案例成效

如图 1 所示，OneKE 具备相对较好的中英双语可泛化的知识抽取能力，其中在中文 NER 命名实体识别类任务、RE 关系抽取类任务、EE 事件抽取类任务上的效

果超过了 GPT 3.5、GTP 4、Baichuan2-13B-Chat、InstructUIE、YAYI-UIE 等模型的效果。具体效果对比情况可参见附件 3。

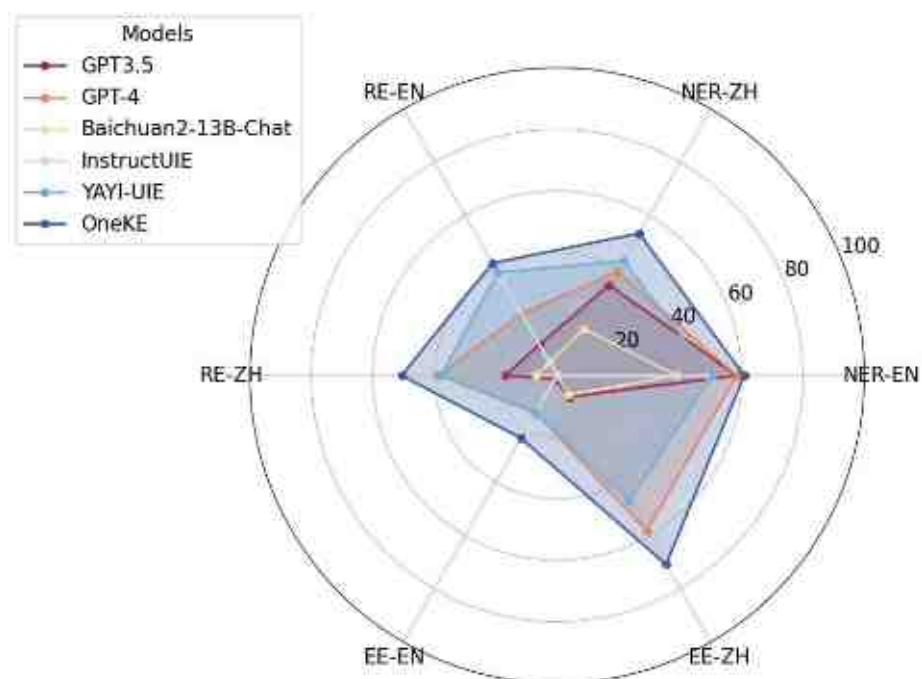


图 1 OneKE 在零样本泛化性上与其他大模型的对比结果

3 案例技术路线

3.1 系统架构/方案架构

在 OneKE 的构建过程中，采用了 3 类任务、15 个领域和 33 个数据集，通过对数据进行归一化和清洗提升数据质量，并在质量微调阶段采用了“基于 Schema 的轮询指令构造”技术，有效提升了模型的泛化能力。OneKE 的整体构建框架如图 2 所示，其中左侧为收集的数据集，经过清洗后基于 Schema 的轮询指令构造进行模型的微调。

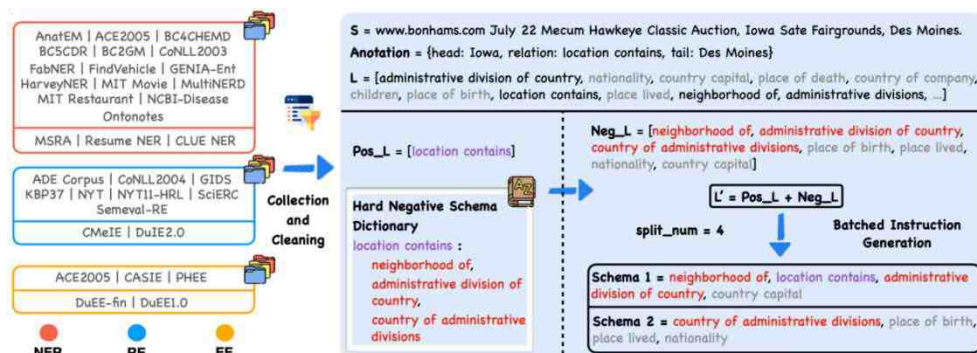


图 2 OneKE 整体构建框架

3.2 OneKE 的训练关键技术

3.2.1 数据处理

数据的形式和质量是提升大模型能力的关键，OneKE 中不同任务、领域及数据源分布情况见图 3。针对不同领域、任务、语言的数据格式不统一问题，OneKE 在训练前进行了数据的归一化与清洗。首先计算每个数据集的训练集、验证集和测试集内的文本重叠情况。如果发现一个文本实例在同一个文件中多次出现，并且伴随着不一致的标签，则移除该实例。其次，设计启发式规则以过滤低质量和无意义的数据：1) 非字母字符占文本总量超过 80%；2) 文本长度不足五个字符且没有任何标签；3) 高频出现的停用词，如‘the’、‘to’、‘of’等，超过 80%。

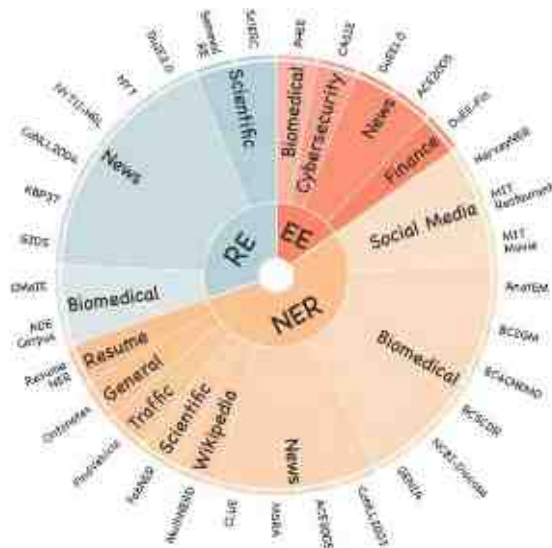


图 3 OneKE 中不同任务、领域及数据源分布情况

3.2.2 指令微调

根据前人工作以及错误案例分析发现，抽取模型误判的主要原因可能在于 Schema 语义相似导致的混淆。因此，OneKE 在指令微调训练过程中采用了“基于 Schema 的轮询指令构造”技术。具体如图 2 右侧所示，先构建一个困难负样本字典，其键值对应的是 Schema 及其语义上相近的 Schema 集。困难负样本的构建旨在促进语义近似的 Schema 更频繁地出现在指令中，同时也能在不牺牲性能的情况下减少训练样本量。然后，采取一种批次化指令生成方法，动态限制每条指令中询问的模式数量为 N (N 的取值一般在 4 到 6 之间)。

即使在评估阶段询问的 Schema 数目与训练时不同，通过轮询机制可以将询问数量平均分散至 N 个，从而缓解泛化性能下降的问题。具体算法如图 4 所示，详细技术细节可参阅论文“IEPile: Unearthing Large-Scale Schema-Based Information Extraction Corpus”。

通过“基于 Schema 的轮询指令构造”技术，并融合开源及蚂蚁业务相关 NER、RE、EE 等近 50 个数据集，可得到约 0.4B tokens 的大规模高质量抽取指令微调数据，其中部分数据已通过 IEPile 开源。OneKE 模型是通过在 LLaMA 上进行全参数微调得到的，这一过程利用了以上大规模高质量的抽取指令数据。

Algorithm 1 Schema-Based Instruction Generation

Require: Text S , Full label set L , Positive label set Pos_L , Number of schemas to split $split\_num$
Ensure: Negative label set Neg_L , Set of instructions $Instructions$
Step 1: Initialize Hard Negative Schema Dictionary $\mathcal{K}$
for all schema in L **do**
 $\mathcal{K}[\text{schema}] \leftarrow \text{SEMANTIC-SIMILAR}(\text{schema}, L)$
end for
Step 2: Obtain Hard Negative Schemas
 $Hard\_L \leftarrow \emptyset$
for all schema in Pos_L **do**
 $Hard\_L \leftarrow Hard\_L \cup \mathcal{K}[\text{schema}]$
end for
 $Other\_L \leftarrow L - Pos\_L - Hard\_L$
 $Other\_L \leftarrow \text{RANDOM-SELECT}(Other\_L, split\_num)$
 $Neg\_L \leftarrow Hard\_L \cup Other\_L$
 $L' = Neg\_L \cup Pos\_L$
 Shuffle L' to obtain a randomized sequence
Step 3: Batched Instruction Generation
 $Instructions \leftarrow []$
 $num\_batches \leftarrow \lceil \frac{|L'|}{split\_num} \rceil$
for $i \leftarrow 1$ **to** $num\_batches$ **do**
 $Batch \leftarrow \text{SEQUENTIAL-SELECT}(L', split\_num, i)$
 $Instructions \leftarrow Instructions \cup \text{GENERATE-INSTRUCTION}(Batch)$
end for

图 4 OneKE 指令微调算法

3.3 应用场景或应用方式

OneKE 中指令的格式采用了类 JSON 字符串的结构，本质上是一种字典类型的字符串。它由以下三个字段构成：(1) 'instruction'，即任务描述，以自然语言指定模型扮演的角色以及需要完成的任务；(2) 'schema'，这是一份需提取的标签列表，明确指出了待抽取信息的关键字段，反应用户的需求，这是动态可变的；(3) 'input'，指的是用于信息抽取的源文本。目前可通过 DeepKE-LLM 或 OpenSPG 来直接使用 OneKE，高级用户可自行转换和构造指令使用 OneKE。

1) 基于 DeepKE-LLM 使用 OneKE

用户可以按照 DeepKE-LLM 项目指引完成环境配置、模型权重获取、数据转换后直接使用 OneKE，DeepKE-LLM 也支持对 OneKE 进行量化（如 4bit 量化）以实现现在低功耗设备上运行 OneKE。

DeepKE-LLM 项目：

<https://github.com/zjunlp/DeepKE/blob/main/example/llm/OneKE.md>

2) 基于 OpenSPG 使用 OneKE

用户按照 OpenSPG 项目指引完成环境配置、模型权重获取、Schema 定义、数据转换后可以直接使用 OneKE。基于 OpenSPG kNext 编程框架，用户可以按照 SPG Schema 的定义，提交端到端的图谱构建任务，实现文本到知识的自动转换，同时实现属性标化、实体链指，更新并写入到图谱存储，同时还可以使用 SPG KGDSL 查询构建好的结果。用户也可以添加领域指令数据后提交本地的 SFT 任务。

OpenSPG 项目：

<https://openspg.yuque.com/ndx6g9/nmwkzz/dht0wtgycuw032gd>

4 案例示范意义

统一知识抽取框架有比较广阔的应用场景，可大幅降低领域知识图谱的构建成本。通过从海量的数据中萃取结构化知识，构建高质量知识图谱并建立知识要素间的逻辑关联，可以实现可解释的推理决策，也可用于提升大模型稳定性并缓解幻

觉，加速大模型垂直领域的落地应用。如应用在医疗领域通过知识抽取实现医生经验的知识化规则化管理，构建可控的辅助诊疗和医疗问答。应用在金融领域抽取金融指标、风险事件、因果逻辑及产业链等，实现自动的金融研报生成、风险预测、产业链分析等。应用在政务场景实现政务法规的知识化，提升政务服务的办事效率和准确决策。

5 存在的问题和不足

OneKE 在全监督及多领域泛化性上有比较出色的表现，统一的指令结构也能让业务通过增加更多领域标注数据以获取更好的模型能力。通过 OneKE 框架，我们证明了基于大模型统一知识构建框架的可行性。

然而，在实际的工业应用中，业务对知识要素的覆盖率、准确率要求非常高，统一 Schema 指令结构难以覆盖所有的知识表示形式，因此 OneKE 依然存在抽不全、抽不准以及难以处理较长文本的问题。另外，由于模型的规模有限，模型输出极大地依赖于输入的提示词（Prompt）。因此，不同的尝试可能会产生不一致的结果，且可能存在幻觉输出。未来我们也在并行探索开放知识抽取，联动图谱自动构建系统，持续优化和提升 OneKE 新领域及新类型上的适应性。

6 展望

知识抽取是深度自然语言语义理解能力的重要体现。不仅需要知识抽取模型能够精确地捕获并解析文本信息，还要能够从复杂的数据中提炼出有用的知识和洞察。优化知识抽取的性能不仅能够强化模型对世界知识的理解和应用，还能够构建知识要素之间的跨领域的深度关联和依赖，这些都是大规模知识图谱构建的关键依赖。

后续我们也将持续地将相关的技术体系应用到金融、医疗、政务等各垂直领域，加速构建垂直领域的知识脉络，推动知识图谱与大语言模型双驱的可控生成技术的产业落地。本次我们开源的 OneKE 是非结构化数据知识化非常关键的一步。未来我们也将持续优化知识抽取的性能，同时以 OneKE 为基础加速构建各领域常识世界图谱 OneGraph。

附件：

- 1、开放开源!蚂蚁集团浙江大学联合发布开源大模型知识抽取框架 OneKE
- 2、OpenSGP:<https://github.com/OpenSPG>
- 3、OneKE:<https://github.com/zjunlp/DeepKE/blob/main/example/llm/OneKE.md>



案例 2 通用-面向专业领域的知识增强生成框架 KAG

◆ 案例简介 ◆

目前，大模型（LLM）已逐步开始在各行业中应用，但其在专业领域仍面临诸多挑战，包括领域知识不足、逻辑推理能力不足以及生成内容的可靠性问题，特别是在复杂决策场景中，模型容易出现事实性、逻辑性错误，甚至引发“幻觉”现象，这些问题严重制约了大模型在垂直领域的落地应用。

针对大模型在垂直领域应用的挑战及问题，蚂蚁集团 24 年 9 月发布了国内首个专业领域知识增强生成框架——KAG（Knowledge-Enhanced Generation）。KAG 的核心创新在于融合知识图谱的符号计算与向量检索的优势，同时结合大语言模型的理解与生成能力，通过知识表示优化、互索引结构、符号化逻辑推理、知识对齐机制以及模型协同任务的设计，实现了更高效的知识增强生成能力。KAG 支持从多层次知识（结构化知识、开放信息、文档片段）中检索和推理，并通过逻辑驱动的生成方式，有效降低了幻觉率，提升了大模型在专业领域应用的可靠性。

1 案例基本情况

1.1 企业简介

蚂蚁集团起步于 2004 年诞生的支付宝，源于一份为社会解决信任问题的初心，经过近二十年的发展，已成为世界领先的互联网开放平台。蚂蚁集团通过科技创新，助力合作伙伴，为消费者和小微企业提供普惠便捷的数字生活及数字金融服务；持续开放产品与技术，助力企业的数字化升级与协作；在全球广泛合作，服务当地商家和消费者实现“全球收”、“全球付”和“全球汇”。

1.2 案例背景

经过近两年的研究与实践，业界已普遍认识到大语言模型的优势与局限性，以及其在特定行业应用中的挑战。大语言模型虽然展现了强大的理解与生成能力，但在专业领域中仍存在领域知识不足、难以进行复杂决策及可靠性不足等问题。

行业痛点 1: LLM 不具备严谨的思考能力

首先，大语言模型无法提供严谨的推理能力。例如，对于“《1989 一念间》和《极品绝配》共同的主演是谁？”这个问题，国内几款大型语言模型结果显示回复的准确性和一致性都较低。即便某些模型能给出答案，也存在逻辑错误或问题拆解不当的情况。随着条件变的复杂，如变换条件为“男主演”“女主演”或添加时间约束，准确率和稳定性会不断下降。

为解决这些问题，行业内进行了诸多探索。比如，通过构建 Chain-of-Thought (COT) 模型，定义 Multiple/Tree/Graph 思维链模版，引导 LLM 合理拆解问题。今年以来，越来越多的研究聚焦于将 RAG 技术融入到大语言模型中，以弥补其在事实信息上的不足。进一步的发展则涉及 GraphRAG，即采用图结构来优化检索机制。目前，引入外部知识库的方法被广泛应用，但即使是在引入了如 RAG 这样的技术，将特定领域的知识库或事实文档提供给大语言模型进行重新生成时，仍不能完全保证生成答案的准确性。

行业痛点 2: 事实、逻辑、精准性错误

图 1 左侧展示的是用大模型，对政府报告某个指标的解读示例，尽管业务人员已经提前做了标注，大模型仍然会加入自己的理解，导致信息失真或缺乏依据的错误。即使提供了外部知识库，召回过程中的不准确问题依然存在。图 1 右侧示例说明了基于向量计算的 RAG 方法存在的缺陷。例如，在查询如何查找养老金时，直接利用向量计算召回的文档，与业务专家定义的知识并不相关。



图 1 大模型存在事实、逻辑、精准性错误

在垂直领域内，许多知识虽然在表面上看似不相似，但实际上紧密相关。例

如，“养老金”属于“五险一金”的范畴，与国家政策密切相关，大模型不能对此类信息进行随意生成。因此，需要预定义的领域知识结构来约束模型的行为，并提供有效的知识输入。

行业痛点 3: 通用 RAG 也难以解决 LLM 幻觉问题

通常人们认为，引入 RAG 和外部知识库后，就能有效避免大模型的幻觉问题。其实不然，这种方式产生的幻觉问题甚至更为隐蔽。近期蚂蚁集团发布了一项关于 RAG 引发幻觉现象的测评报告，评估结果如图 2 所示。根据评估结果显示，即便加入了 RAG 技术，大型语言模型仍然存在 30%-40% 的幻觉率，这是一个相当高的比例。因此，在垂直领域应用大型语言模型时，除了文本的检索增强，还需要更加知识化的表达，降低幻觉。



图 2 通用 RAG 也难以解决 LLM 幻觉问题

1.3 案例类型

本案例的类型为“知识图谱增强大模型”。

1.4 系统或方案简介

面向专业领域的知识增强生成框架 KAG（Knowledge-Enhanced Generation）旨在融合知识图谱的符号计算能力与向量检索的优势，同时结合大语言模型的理解与生成能力，构建一个高效的知识增强生成系统。KAG 的设计核心在于通过优化知识表示、引入混合推理机制以及强化知识对齐等技术手段，解决大语言模型在专业领域应用中的知识不足和逻辑推理能力欠缺的问题，为构建专业智能体提供了全新的技术路径。

首先，KAG 对知识表示进行了优化升级，使传统知识图谱从强 Schema 约束的静态结构转变为更适配大语言模型的动态多元结构。这种优化不仅降低了知识图谱的构建门槛，还增强了其对上下文的理解能力，从而更好地支持复杂语义推理和生成任务。其次，KAG 构建了基于图结构的互索引机制，将传统的 term-based 倒排索引升级为 graph-based 倒排索引，结合开放信息抽取技术，形成包含业务实体、通用概念知识和文档片段的图结构。这种互索引机制能够在保持语义关联性的同时，实现结构化知识与文本数据的高效检索。同时，在推理层面，KAG 采用了符号化逻辑推理与向量检索相结合的混合推理机制。通过符号化逻辑推理，系统能够生成逻辑严谨的中间表达形式，用于支持复杂的逻辑敏感决策；而向量检索则弥补了知识图谱稀疏性带来的不足，确保在多层次知识检索中实现高召回率和高准确性。此外，KAG 引入了知识对齐机制，通过概念知识完成开放信息与领域知识的语义对齐，平衡开放抽取的灵活性与专业知识的严谨性，确保生成内容的精准性和可靠性。最后，KAG 通过指令合成实现大语言模型与知识图谱的高效协同。知识图谱的结构化特性被用于生成逻辑可执行的指令，提升语言模型在自然语言理解、推理和生成任务中的表现，同时降低了大模型的使用成本。通过这种协同机制，KAG 能够充分整合符号计算和向量检索的优势，推动大语言模型在专业领域的能力提升和应用扩展。

2 案例成效

指标/特性 1: 问答准确率显著提升

通过符号化逻辑推理和知识对齐机制，KAG 能够更好地理解复杂问题并生成严谨的答案，避免了传统方法中因知识不足或逻辑错误导致的回答偏差。同时通过引入领域知识图谱和开放信息抽取技术，KAG 能够精准识别领域术语和指标间的逻辑关系，确保生成内容的专业性和可靠性。具体在政务领域的问答任务中，KAG 框架通过知识图谱与大语言模型的结合，将问答准确率从传统方法的 66% 提升至 91%。在在医疗领域的指标解读任务中，KAG 的准确率超过 90%。

指标/特性 2: 幻觉率显著降低

KAG 在生成过程中引入了符号化推理和多层次检索机制，确保生成内容基于真实知识和逻辑推导，减少了模型生成虚假或误导性信息的可能性。在生成任务

中，KAG 框架通过知识图谱的逻辑约束和语义对齐机制，可以将大语言模型的幻觉率从传统 RAG 方法的 30%-40% 降至 10%-15%。

指标/特性 3: 多跳问答性能提升

通过 graph-based 倒排索引和混合推理引擎，KAG 能够更高效地检索和整合多层次知识，支持复杂问题的分步推理和回答。在通用数据集上的多跳问答任务中，KAG 相较于现有 SOTA 方法表现出显著提升。具体在 2wiki 数据集上，F1 指标相对提升 33.5%；在 HotpotQA 数据集上，F1 指标相对提升 19.6%。

指标/特性 4: 用户体验优化

通过符号化推理和多层次检索，KAG 能够在逻辑严谨性和生成灵活性之间实现平衡。KAG 框架支持用户根据场景需求调整生成内容的准确率和容忍度，在高准确率需求场景中，生成内容更为严谨；在对准确率有一定容忍度的场景中，生成内容更为灵活。

3 案例技术路线

3.1 系统架构/方案架构

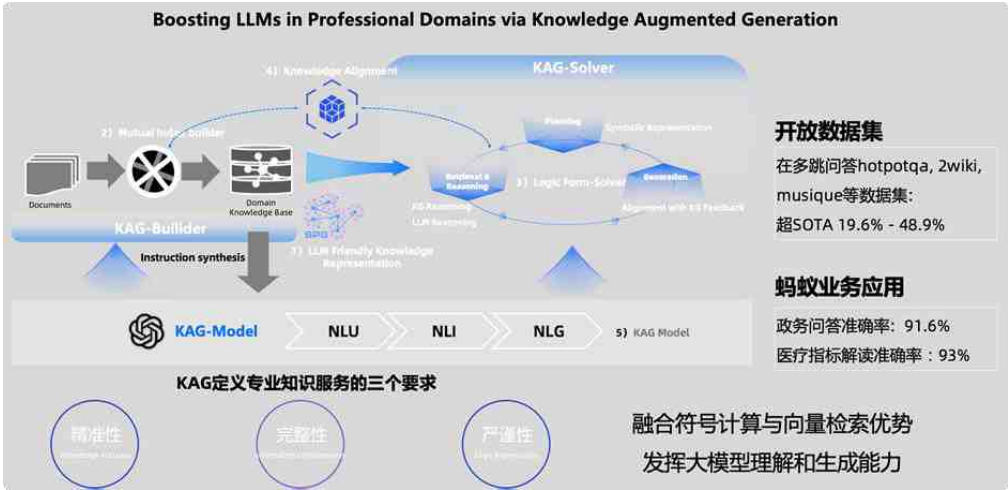


图 3 KAG：知识增强生成技术框架

面向专业领域的知识增强生成技术框架 KAG 是在 OpenSPG 开源项目（蚂蚁集团 23 年开源的语义增强可编程知识图谱项目）基础上的升级，图 3 展示了 KAG 的整体原理。KAG 针对当前大语言模型与知识图谱结合的四个方面进行了增强：

首先，在知识表示上进行了增强。原有知识图谱受到强 Schema 约束，导致应用门槛较高且数据较为稀疏，使得在回答垂直领域问题时经常无解。为此，KAG 对知识表示进行了面向大语言模型的优化升级，使知识图谱能够更好地支持大型语言模型的应用。

其次，图作为一个优秀的集成工具，可以更好地连接各类知识，无论是严谨的学术知识还是文本中的信息。因此，KAG 创建了互索引结构，将原来的 term-based 倒排索引，升级成 graph-based 倒排索引。这样不仅能够有效地索引文档，还能保持文档间的语义关联性和实体间的连贯性。

第三，在推理过程中，KAG 采用了符号化拆解方式，以确保逻辑严谨性。语言模型生成的语言很难保证逻辑一致性，因此 KAG 引入了 LogicForm 驱动的 Solver 和 Reasoning，来进行基于符号的拆解。

第四，为了弥合知识图谱构建成本与实际应用效率之间的差距，KAG 借鉴了开放信息抽取（open information extraction）的方法来构建知识图谱，这种方法大大降低了构建成本，但也引入了更多噪声。因此，KAG 同时引入了知识对齐（knowledge alignment）机制，利用概念知识完成开放信息与领域知识之间的对齐，旨在平衡开放信息抽取与语义对齐的需求。

3.2 软硬件环境

3.2.1 硬件要求

CPU $\geq$ 8 cores;

RAM $\geq$ 32 GB;

Disk $\geq$ 100 GB。

3.2.2 软件系统

1、操作系统

macOS 用户：macOS Monterey 12.6 或更新版本；

Linux 用户：CentOS 7 / Ubuntu 20.04 或更新版本；

Windows 用户：Windows 10 LTSC 2021 或更新版本。

2、应用软件

macOS / Linux 用户：Docker, Docker Compose;

Windows 用户：WSL 2 / Hyper-V, Docker, Docker Compose;

Docker $\geq$ 24.0.0 & Docker Compose $\geq$ v2.26.1;

如果本地 (Windows, Mac, or Linux) 未安装 docker, 请参考 Install Docker Engine 完成。

3、生成模型

kag 支持 openai 兼容类接口的所有生成模型服务，如 deepseek、qwen、openai 等。开发者可自行前往 deepseek 官网、通义千问官网、openai 官网等商业大模型官网，提前完成账户的注册以及模型服务的开通，并获取 api-key，填入到后续的项目配置中。kag 也支持对接 ollama、xinference 等提供的生成模型预测服务，详情可参考模型服务相关章节。快速开始阶段，强烈建议购买商业大模型 api 完成试跑验证。

4、表示模型

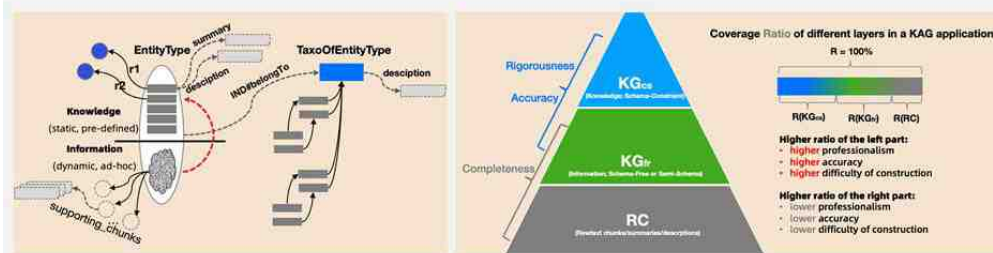
kag 支持 openai 兼容类接口的表示模型服务，如 openai、硅基流动等。开发者可自行前往 硅基流动官网、openai 官网等商业大模型官网，提前完成账户的注册以及模型服务的开通，并获取 api-key，填入到后续的项目配置中。kag 也支持对接 ollama、xinference 等提供的表示模型预测服务，详情可参考模型服务相关章节。快速开始阶段，强烈建议购买商业大模型 api 完成试跑验证。

3.3 技术路线详情

3.3.1 LLMs 友好的知识表示

首先，KAG 对语义表示进行了升级（见图 4 左侧）。这是继 23 年 OpenSPG 项目开源后的进一步发展。OpenSPG 项目的初衷之一，就是将知识图谱从二元静态结构升级为多元动态结构。24 年，基于在深度上下文感知方面取得的进展，KAG 增强了对文本上下文的理解，可以提供更丰富的上下文信息，更好地服务于语言模型。

关键升级 ①



兼容强Schema专业知识和弱Schema开放信息

图结构知识与文本知识的互索引结构

专业领域可平滑调节的专业决策与信息检索，丰富知识完备性

图 4 LLMs 友好的知识表示

其次，KAG 对图结构进行了升级（见图 4 右侧）。当前的图结构主要分为两大流派：LPG (Labeled Property Graph) 和 RDF (Resource Description Framework)。LPG 能更好地兼容数据库，因为它具有 Schema 模式，而 RDF 则相对开放。为了更好地支持大型语言模型，并实现从数据 (data) 到信息 (information) 再到知识 (knowledge) 的转变，KAG 参考了 DIKW 层次范式来实现统一的融合，使得在同一实体空间中，既能进行 Schema 约束的建模也能进行无模式 (schema-free) 的建模。

3.3.2 互索引：结构化知识与文本数据互索引结构

关键升级二，是从原有的 term-based 倒排索引升级到了 graph-based 倒排索引。通过基于实体和关系对文档进行倒排索引，这样既可以在同一空间内完成图计算中的图遍历，也可以关联到相应的文档片段 (chunk)，进行相关性的召回。

目前大火的 GraphRAG 范式的两种主要做法：一种是微软的 GraphRAG，实际上微软的 GraphRAG 并不算是严格意义上的 GraphRAG，它只是用知识图谱的方式组织了文档结构，做了分层摘要，并且最终用摘要来回答用户问题。这种方式反而会引入更多幻觉，这种做法在评估生成答案时，只考虑了流畅性、问题支持度和全面性，而没有从事实性角度进行评价。我们的测评显示，微软 GraphRAG 在事实回答准确率方面表现并不佳。另一种以 HippoRAG 为代表，它采用图的方式构建倒排索引，并用图的方式召回文档来回答问题。在多跳信息问答上，相比传统的 Naive RAG 方法，HippoRAG 表现出了显著提升。

当获取到原始文档后，首先进行开放信息抽取。关于结构化构建的部分就不展

开讲了，传统知识图谱中及开源的 OpenSPG 中都已经有了较为成熟的解决方案。KAG 会逐步抽取文档中的关键元素及描述性信息，并对文本块 (chunk) 进行有效的语义切分，最终形成的图结构将包含三部分：具体业务实体、通用概念知识以及文本块。这样一来，既可以在同一空间内完成图计算中的图遍历，也可以关联到相应的文档片段 (chunk)，进行相关性的召回。如图 5 所示，通过图结构可以更有效地组织文档间的关联。

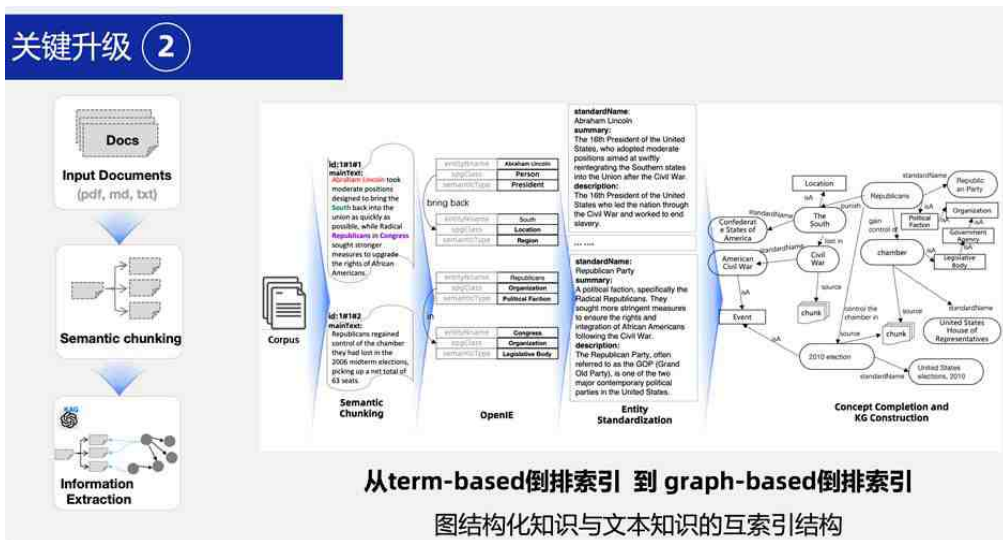


图 5 结构化知识与文本数据互索引结构

以上开放知识抽取可基于 OneKE 进行，OneKE 是蚂蚁集团与浙江大学合作于 24 年 5 月发布的大模型知识抽取框架，主要支持结构化信息抽取，使得在较小参数量的大模型上也能取得与更大参数量大模型相媲美的效果。它在实体识别、关系抽取和事件抽取等方面表现出色。最近，OneKE 又做了进一步升级，使其能够同时支持开放信息抽取。

3.3.3 混合推理：符号决策、向量检索与大模型混合推理

第三个升级是构建一个混合推理引擎（见图 6）。就像人类在回答问题前，要经过思考和规划一样，KAG 开发了一套技术范式，基于知识图谱来支撑严谨决策的问题。采用混合互索引的方式，既支持时间、数值、逻辑敏感的复杂决策执行，又能通过信息检索弥补知识图谱的稀疏性和知识不足之处。

我们希望能够在垂直领域实现更准确的事实性回答，同时尽量不破坏知识的分层结构。这意味着在同一领域内，既有专业且严谨的 Schema 约束知识，也有通过

文档提取出的图结构信息或知识，以及原始文档。如果能够实现这些不同层级知识的融合，就可以构建一个从严格到相对宽松的决策范式。前一段时间 OpenAI 发布的 o1 模型也是在长链条逻辑推理上有了重大进步，但出于竞争优势的考虑，未向用户展示原始思维链。

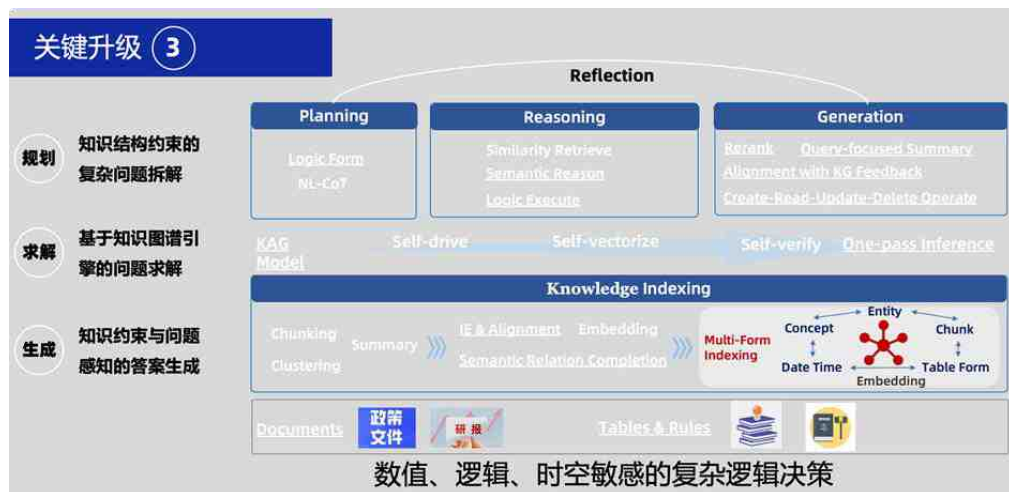


图 6 符号决策、向量检索与大模型混合推理

在 KAG 框架中，采用符号驱动的问题求解方法，能够生成逻辑上可执行的 Logic form 表达式，即 Logic Query 作为中间态的逻辑执行计划。获得 Logic Query 后，由于所有数据均基于图结构构建，就可以在图空间中进行操作。图空间内部存在分层结构，首先是逻辑严谨的知识，其次是开放的信息知识。这使得 KAG 可以分层决策，首先在逻辑严谨的知识层进行决策，如果没有找到答案，则在开放信息层继续决策，如果仍未找到答案，则在 chunk 空间进行关联检索，从而显著提高召回率和回答的准确性。

最后的生成阶段，目前沿用了业界一些主流方法，例如 query-focused summary，这种方法能根据 Query 结构来提取答案。传统知识图谱或索引的一个主要问题是索引构建与用户查询相分离，容易导致知识粒度不匹配，而通过 query-focused 总结方式可以更好地弥补这一差距。

图 7 展示了 KAG 的整体混合推理架构图及具体示例。例如，当询问“美国内战后，主张对南方各州实行严厉惩罚的政党在 2010 年控制了哪个机构？”时，系统会将其拆解成逻辑符号表达形式。这种表达方式可以直接转化为 KGDSL，但考虑到自然语言生成的函数表达的准确率和简洁性，KAG 选择采用自然语言生成的

函数表达来表示逻辑执行计划。

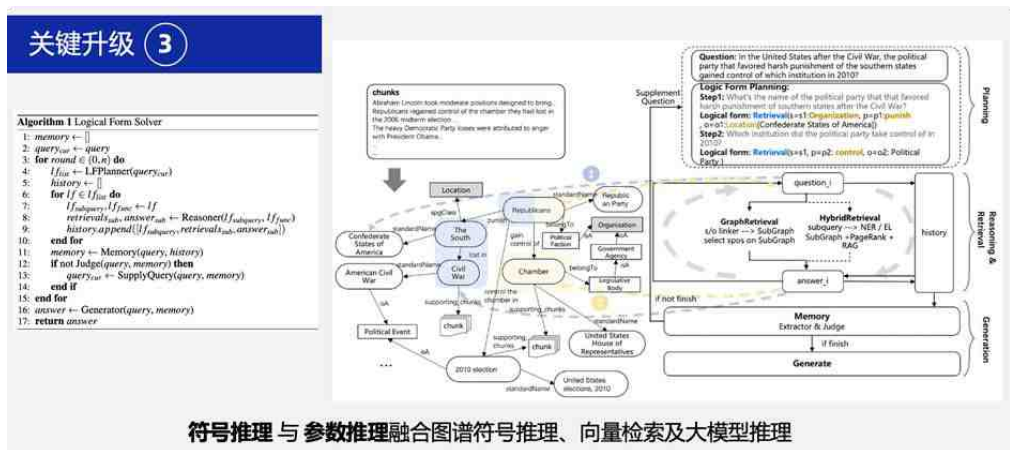


图 7 符号决策与大模型混合推理

目前，KAG 采取了三阶段推理，在生成之前，首先在图谱存储空间中进行 exact match，接着进行 SPO 的 Retrieval，然后是 chunk 的 Retrieval，实现分层检索与推理。在生成阶段，通过引入图谱知识来缓解或抑制大语言模型生成时产生的幻觉。在前面文本中抽取知识图谱的环节，文本与知识图谱之间形成了良好的结构化数据与文本映射关系。首先，从文本到结构化，可以提取出关键要素信息；其次，结构化的图谱使大语言模型更好地熟悉基于此类图结构生成文本的任务形式。因此，蚂蚁设计了文本到 SPO 及 SPO 到文本之间的双向映射任务，前者用于知识抽取，后者用于生成过程。通过这种方式合成语料，无论是用于 SFT 阶段还是强化对齐阶段，都能较好减少大型语言模型的幻觉。

通过原始文本可以抽取多个三元组，再通过微调和强化对齐，将这些信息注入语言模型中，使模型在生成时更好地遵循结构范式。蚂蚁将这一能力应用到内部业务中，例如区域风险报告生成场景。相较于原有的归档模型生成，幻觉率有了明显下降。

3.3.4 语义对齐：平衡信息检索与专业决策

第四个关键升级在于平衡专业决策与信息检索。信息检索本质上是对搜索引擎的升级，允许一定程度的错误率，但专业决策，对于错误的容忍度是很低。在统一的知识服务框架下，同时进行信息检索和专业决策是一项挑战。因此，KAG 对这

一能力进行了升级（参加图 8），在顶层通过开放信息抽取获得结构化要素，在底层通过 Schema 约束构建更为严谨的知识。

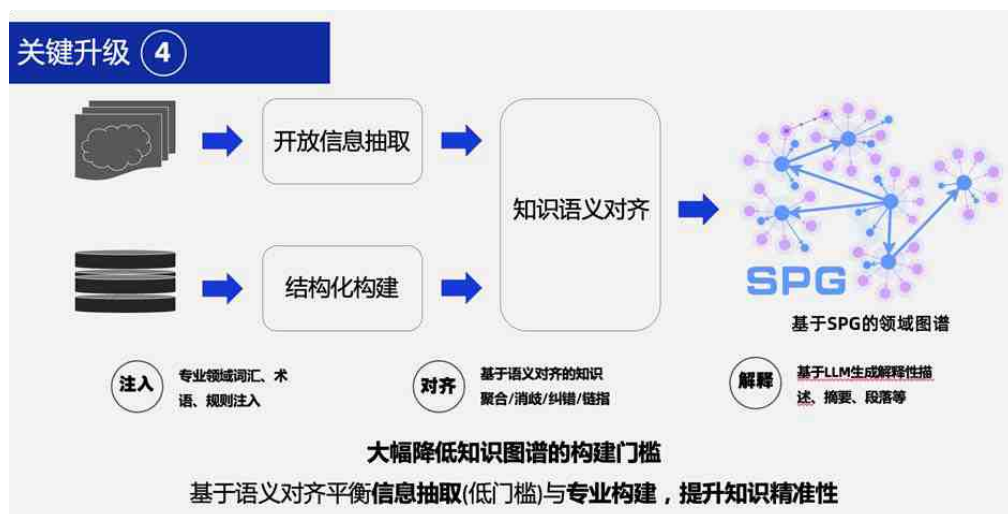


图 8 平衡专业决策与信息检索

最终，通过基于概念的语义对齐，构建一个基于 SPG 的领域知识图谱，能更好地兼容信息检索所需的开放抽取能力，和专业决策所需的 Schema 约束构建能力。图 9 是一个简单的示例，展示了 KAG 如何基于开放信息抽取构建一个语义对齐后的图谱。从左侧的原始文本开始，对其进行语义切分，再进一步信息抽取，即可建立实体之间的关联，此时图谱仍包含大量噪声。当前业界主流的 GraphRAG 解决方案仅达到 information extraction 阶段，即生成三元组图后直接写入图数据库。然而，语义对齐才是知识图谱构建最困难的部分。为此，KAG 进行了大量探索，比如在提取的信息中运用图谱的传统方法，如实体链接、实体融合、概念与事实分层等，最终整个图结构的密度和语义完备性得到了显著改善。

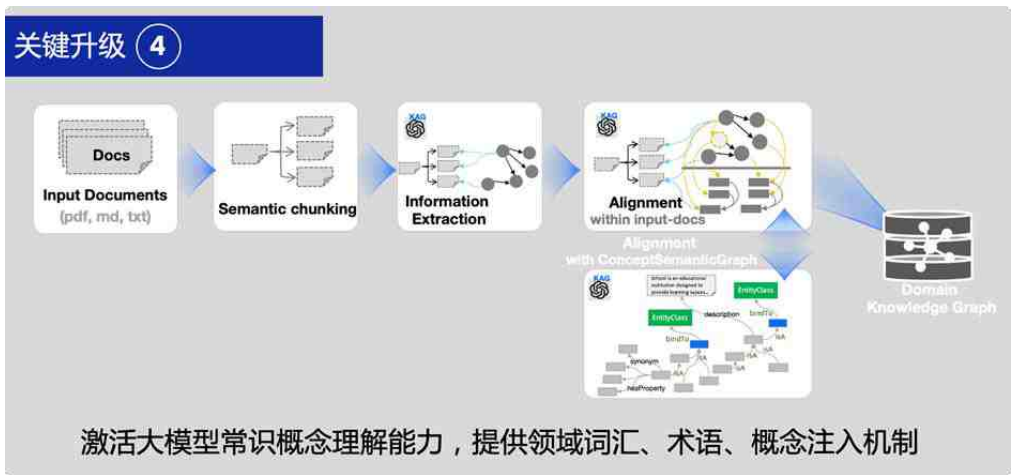


图 9 开放信息抽取语义自动对齐

除了开放域外，KAG 在垂直领域也进行了应用。垂直领域包含大量术语库、词汇库和概念库，例如医疗术语、法律术语和经济术语，这些术语对于大型语言模型来说可能难以完全掌握。因此，KGA 通过在开放抽取过程中尝试实现领域词汇和概念的注入，以提高抽取效率与与领域知识对齐的准确性。

Framework	Model	HotpotQA		2WikiMultiHopQA		MuSiQue	
		EM	F1	EM	F1	EM	F1
NativeRAG [26, 25]	ChatGPT-3.5	43.4	57.7	33.4	43.3	15.5	26.4
HippoRAG [6, 25]	ChatGPT-3.5	41.8	55.0	46.6	59.2	19.2	29.8
IRCoT+NativeRAG	ChatGPT-3.5	45.5	58.4	35.4	45.1	19.1	30.5
IRCoT+HippoRAG	ChatGPT-3.5	45.7	59.2	47.7	62.7	21.9	33.3
IRCoT+HippoRAG	DeepSeek-V2	51.0	63.7	48.0	57.1	26.2	36.5
KAG w/ LFS_{ref_3}	DeepSeek-V2	59.8	74.0	66.3	76.1	35.4	48.2
KAG w/ $LFSH_{ref_3}$	DeepSeek-V2	62.5	76.2	67.8	76.2	36.7	48.7

Table 8: The end-to-end generation performance of different RAG models on three multi-hop Q&A datasets. The values in **bold** and underline are the best and second best indicators respectively.

Graph Index	Reasoning	HotpotQA		2Wiki		MuSiQue	
		EM	F1	EM	F1	EM	F1
M_Indexing	CR_{ref_3}	52.4	65.4	48.2	56.0	24.6	36.6
K_Alignment	CR_{ref_3}	54.7	69.5	62.7	72.5	29.6	41.1
	LFS_{ref_1}	59.1	73.4	65.2	74.4	31.3	43.4
	LFS_{ref_3}	59.8	74.0	66.3	76.1	35.4	48.2
	$LFSH_{ref_1}$	61.5	76.0	66.0	75.0	33.5	44.3
	$LFSH_{ref_3}$	62.5	76.2	67.8	76.2	36.7	48.7

Table 10: The end-to-end generation performance of different model methods on three multi-hop Q&A datasets. The backbone model is DeepSeek-V2 APL As is described in Algorithm 17. ref_3 represents a maximum of 3 rounds of reflection, and ref_1 represents a maximum of 1 round, which means that no reflection is introduced.

图 10 KAG 在通用数据集上的效果

经过优化，不仅验证了 KAG 在垂直领域的适应性，而且在通用数据集多跳问答中与现有 RAG 方法进行比较，发现它明显优于 SOTA 方法（见图 10），在 2wiki 上 F1 相对提升 33.5%，在 hotpotQA 上相对提高 19.6%。

3.4 应用场景或应用方式

KAG 框架通过结合知识图谱与大语言模型的能力，可以广泛应用于不同专业领域场景，提供从信息分析到知识问答的全方位应用支持。如图 11 所示，在生活服务领域，KAG 可支持生成热点事件小报，通过深度解读政策、经济趋势等信息，为用户提供精准的内容分析。在金融领域，KAG 可用于银行风险分析和保险事件带货等场景，利用符号推理和知识增强技术，支持复杂的业务决策和风险评估。在医疗健康领域，KAG 可支撑提供智能健康问答服务，解答用户关于健康问题的专业咨询，并生成相关健康报告。此外，在政务领域，KAG 可用于支持政务办事问答，帮助用户快速获取政策解读和办理流程信息。在这些场景中，KAG 可以实现知识的精准获取、逻辑严谨的推理以及高效的生成，为垂直领域的智能化服务提供强有力的技术支撑。



图 11 KAG 在垂直领域中的应用

3.5 安全保障措施

KAG 框架在安全保障方面采取了全面的措施，确保大模型与知识图谱融合内容的安全性、数据隐私性以及系统的稳定性。在内容安全方面，KAG 通过符号化

逻辑推理和语义对齐机制严格约束生成内容，确保其符合领域知识的逻辑和事实，减少幻觉现象和误导性信息的生成，同时引入多层次验证机制对生成结果进行逻辑和事实校验。在数据安全方面，框架对用户数据和敏感信息进行匿名化处理，采用加密存储和严格的权限管理机制防止未经授权的访问，并通过数据溯源与审计功能确保数据使用的透明性和合规性。在系统安全方面，KAG 通过模块化设计实现大模型与知识图谱的隔离与协同，降低系统被攻击的风险，同时引入容错机制和异常检测系统实时监控生成过程中的异常行为，并通过动态更新和安全补丁修复潜在漏洞，确保系统的稳定性和安全性。这些措施共同保障了 KAG 在专业领域应用中的可靠性和安全性。

4 案例示范意义

示范意义 1: 提升大模型在专业领域的可信性与实用性

KAG 框架通过融合知识图谱的符号计算与向量检索的优势，解决了大模型在专业领域中面临的知识不足、逻辑不严谨以及幻觉率高等问题，为行业提供了可信、严谨的智能化解决方案。通过引入符号推理、知识对齐和混合推理等技术，KAG 能够在复杂决策场景中实现逻辑严谨的推理和高效的知识调用，显著提升了大模型在政务、医疗、金融等垂直领域的应用效果。这一框架为行业树立了大模型与专业知识深度融合的标杆，推动了智能技术在专业场景中的落地与普及。

示范意义 2: 推动专业领域知识服务的智能化升级

KAG 框架通过构建知识增强的大语言模型生成系统，为行业提供了从知识获取到智能生成的全流程支持，满足了专业领域对知识准确性、逻辑严谨性和上下文完备性的高要求。其在复杂业务场景中的成功应用，如政务问答、医疗健康和金融分析，展示了知识增强技术在提升行业效率、优化决策流程方面的巨大潜力。KAG 的实践为行业智能化升级提供了可行路径，推动了专业知识服务从传统模式向智能化、自动化的转型。

5 存在的问题和不足

尽管 KAG 框架在知识增强和专业领域应用方面展现了显著优势，但仍存在一些问题 and 不足。首先，知识图谱的构建和维护成本较高，尤其是在垂直领域中，数

据的稀疏性和领域知识的复杂性可能导致知识覆盖不足或更新不及时。其次，符号推理与向量检索的融合虽然提升了逻辑严谨性，但在处理开放性问题或跨领域知识时，可能会面临推理效率和准确性之间的权衡。此外，大模型生成内容的幻觉问题虽然通过知识对齐和逻辑约束有所缓解，但在复杂场景中仍可能出现隐性错误，尤其是涉及多跳推理或高度专业化的知识时，生成结果的可靠性仍需进一步验证。最后，框架的实际应用效果在很大程度上依赖于领域知识的质量和模型的调优能力，这对技术团队的专业性和资源投入提出了较高要求。

6 展望

6.1 展望 1: 构建私域知识库，提升专业领域的可信问答能力

在大模型背景下，私域知识库的构建将成为 KAG 未来发展的重要方向。针对企业和机构的专属知识需求，KAG 将进一步优化知识图谱的构建与管理能力，支持私域数据的高效整合与动态更新。通过引入更强的语义对齐和知识抽取技术，KAG 能够帮助用户快速构建专属的私域知识库，并确保知识的准确性和时效性。此外，KAG 将重点解决私域知识库在可信问答中的应用问题，通过符号推理与向量检索的结合，确保生成内容的逻辑严谨性和事实可靠性。这一方向将特别适用于金融、医疗、法律等对知识准确性要求极高的领域，帮助企业实现知识资产的智能化管理与应用。

6.2 展望 2: 兼顾事实推理与摘要生成，提升复杂场景的知识服务能力

KAG 的下一步规划是进一步提升其在事实推理与摘要生成方面的能力，以应对复杂场景中的多样化需求。在事实推理方面，KAG 将继续优化基于 LogicForm 的符号推理机制，确保在多跳推理、时间敏感性和数字敏感性问题能够提供准确的答案。在摘要生成方面，KAG 将探索基于知识图谱的上下文感知生成技术，支持从大规模文档中提取关键信息并生成高质量的摘要。这一能力将广泛应用于政务报告解读、金融分析、医疗诊断等场景，帮助用户快速获取关键信息并提供决策支持。

6.3 展望 3: 推动私域与公域知识的协同, 构建可信的知识生态体系

未来, KAG 将致力于推动私域与公域知识的协同发展, 构建一个可信的知识生态体系。通过整合公域知识库的广度与私域知识库的深度, KAG 将实现知识的高效共享与动态更新。同时, KAG 计划与开源社区、行业协会和科研机构合作, 共同制定知识增强技术的行业标准, 推动知识服务的规范化与生态化发展。这一方向将为企业和机构提供更全面的知识服务支持, 助力企业和机构在大模型时代实现智能化转型。

附件:

- 1、KAG 技术报告: <https://arxiv.org/pdf/2409.13731>
- 2、KAG 开源地址: <https://github.com/OpenSPG/KAG>



案例 3 金融行业声誉风险智能分析

◆ 案例简介 ◆

在数字化加速的当下，金融机构面临前所未有的声誉风险。不实信息和负面新闻在网络及自媒体平台快速传播，极大地威胁到了金融机构的声誉安全。传统的管理方法已难以应对这种快速变化的环境，迫切需要新技术的支持来提升响应速度和处理效率。知识图谱通过构建复杂的知识体系和数据关联，帮助金融机构精确地分析和监控信息传播路径，及时识别潜在的声誉威胁。然而，面对海量数据的持续增长和实时更新需求，单一的知识图谱处理仍显不足。此时，大规模预训练模型的引入，通过其出色的理解能力，能够理解和处理复杂文本和多模态数据，提供深入的语义分析。这些模型不仅能与用户进行高效的自然语言交互，增强用户体验，还能快速生成分析报告和响应措施建议，大幅提高处理速度和质量。将知识图谱与大规模预训练模型结合使用，实现技术的互补，不仅加强了背景理解和决策支持，还显著提升了数据处理的效率和广度。这种融合为金融机构提供了一种全面且高效的声誉风险智能分析新方案。

1 案例基本情况

1.1 企业简介

网智天元科技集团股份有限公司是国内领先的舆情监控与全域风险管理服务商。是国家双软认证企业、国家高新技术企业和专精特新“小巨人”企业，连续五年荣获工信部赛迪所评选的“中国大数据企业 50 强”。网智天元的主营业务聚焦于政府和金融领域，其解决方案和技术服务广泛应用于 20 多个国家部委，以及超过 1000 家金融机构。先后参与 19 项国家级科研课题和创新工程。公司长期专注于大数据智能技术的应用创新，持续推动技术边界的拓展。

1.2 案例背景

在数字化时代，信息和内容传播的景观经历了巨大的转变。随着技术的进步和新媒体平台的兴起，传统的传播模式被重新定义，网络传播的速度和广度都有了显

著提升。尤其在金融行业，这种变化对声誉风险的管理发起了前所未有的挑战，需要新的策略和技术来应对日益复杂的信息环境。

行业痛点 1:网络传播的“变化莫测”

随着移动互联网、社交媒体、短视频平台如抖音和快手的快速发展，信息的传播方式发生了根本性的变化。过去，信息主要通过传统媒体如报纸、电视进行传播，这种方式相对较慢，且受地理和时间限制较大。而现在，信息可以瞬间通过网络传播到全球任何角落，用户不仅可以消费信息，还能即时互动和传播，这极大地加速了信息的流通速度和扩散范围。这种变化使得一旦信息发布，无论真实与否，其影响力和覆盖范围都远超以往，对金融机构的声誉管理带来了前所未有的挑战。

行业痛点 2:内容创作者的“推波助澜”

短视频和直播平台的兴起，越来越多的个人加入到内容创作行业，希望成为网红或主播。这些新兴的内容创作者为了吸引关注和流量，常常采取夸大事实、制造争议、蹭热点等手段。这种内容的竞争不仅扭曲了信息的真实性，也使得一些不实信息在社交网络上迅速传播，加剧了声誉风险的传播。此外，由于社交媒体的回音室效应，即使是被辟谣的错误信息，也可能在特定群体中持续流传，形成沉默的螺旋效应，进一步放大了声誉风险的负面影响。

行业痛点 2:满足声誉风险管理要求“举步维艰”

尽管中国监管机构已经出台了包括《银行保险机构声誉风险管理办法》等相关法规，以期提高信息管理的标准和声誉风险应对的要求。但实际上，在这些新变化面前，许多金融机构手段和应对措施显得无力。当面对网络上的声誉风险事件时，金融机构往往难以迅速有效地评估、分析和应对。这导致在声誉风险管理上反应滞后，无法有效控制和缓解危机。

知识图谱与大模型技术的出现已经在声誉风险管理过程中发挥作用。但是如何将二者有机的融合以带来更大收益，却并非易事。在此场景中遇到如下挑战：

融合时的难点或痛点 1：数据语义兼容性的挑战

如何将结构化的图谱数据转换为大模型可处理的自然语言格式。例如，知识图谱中可能包含有关某银行的不良贷款事件及其对公众形象的影响的复杂实体和关系网络。这些数据需要被转化为自然语言叙述。这种转换过程要求尽量保持原有数据

的逻辑和关联性，以确保大模型可以准确理解并进行分析和推理。转换过程中的任何语义失真都可能导致模型输出错误的分析结果。

融合时的难点或痛点 2：数据联动的挑战

融合过程需要建立一个允许大模型在处理自然语言交互时访问知识图谱的系统。例如，当面对用户查询“最近有哪些银行涉及欺诈事件？”时，系统需要能够立即从知识图谱中提取和分析关于银行事件的相关数据，以提供准确的答案。通过实现有效的查询，不仅能支持数据分析，另外还可以通过准确地检索利用知识图谱的内容作为上下文形成 retrieval-augmented generation (RAG) 模式，提升生成的准确率并减少幻觉，使得模型在生成回答时更加依赖于真实、验证过的信息，从而提高了信息的可靠性和实用性。

融合时的难点或痛点 3：大模型理解数据逻辑关系的挑战

大模型理解数据的难点在于确保模型能够准确解读并应用图谱中定义的复杂逻辑关系进行推理。例如，知识图谱定义了一家银行由于内部不当行为而导致的声誉风险与客户流失之间的因果关系，如果需要大模型能够识别这种关系，并能在分析这类声誉事件的潜在影响时利用这些信息，那么要求大模型不仅理解词汇表面的意义，而且能够深入理解构成复杂逻辑结构的多个实体和关系。这对模型的语义理解能力和逻辑推理能力提出了更高要求。

1.3 案例类型

知识图谱与大模型协同

1.4 系统简介

金融行业声誉风险智能分析系统专为全面监控和管理金融声誉风险而设计。该系统融合了知识图谱和大型语言模型（LLMs）的先进技术，旨在通过精确的数据分析和智能化处理，有效应对复杂信息环境中的金融声誉风险。系统的核心功能覆盖声誉风险事件的全生命周期，包括事件的检测、信息传播的分析、情绪的演化、舆论观点的分析，以及深入的案例研究。利用知识图谱的高度准确性和关联能力结合大模型的语义理解能力，深入剖析海量数据中的数据内涵，抓住信息传播的路径、速度和范围，从而有效地管理和应对信息扩散带来的风险。

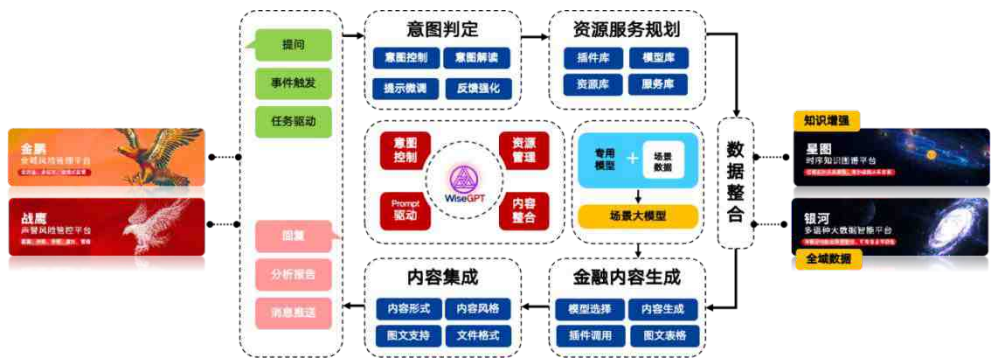


图 1. 系统服务逻辑流程

如图 1 所示，系统构建以大模型的理解和判断能力为主要驱动，负责协调和完成系统的主要流程。在此过程中，大模型对于应用场景任务的理解、资源解析及判断能力方面尤为重要。知识图谱作为系统主要的业务数据来源，起到了“实时”以及“事实”拓展大模型知识的作用。另外，通过知识图谱的数据构建数据集微调模型，增加大模型对场景的深入理解，进一步提升应用。

2 案例成效

- 观点的准确提取：系统实现了从大量金融数据中准确提取关键观点。相比传统方案，观点提取的准确率提高至 90%，显著提升了信息处理效率。
- 数据提纯与摘要：大模型的数据理解能力有效提升了知识抽取的准确度。对复杂金融数据进行精炼和摘要准确率提高了 5%，减少了数据噪音对分析结果的干扰。
- 图结构数据理解能力：采用事件编码方式，使大模型对图结构数据的理解能力增强。在处理复杂事件和关系时，模型的分析准确性提升 10%，能够更准确地反映金融事件的全貌。
- 数据查询成功率：通过多种图查询方式的结合，将自然语言进行图数据查询的成功率提高 10%。在增强了大模型生成内容的可信性和可溯源性同时，还保证了数据的完整性和可靠性。
- 推理分析能力：通过基于事件链的大模型指令微调，系统的推理分析能力大幅提升。模型在分析金融事件因果关系时，推理准确性提高了 5%，为用户提供了更具深度和价值的分析报告。

3 案例技术路线

大语言模型服务：提供基于 Chat、RAG、Agent 等功能，也具备通过预训练、微调 and 奖励建模等技术实现模型优化和评估的能力，支持多种应用场景。

3.1 系统建设目标

金融行业声誉风险智能分析系统的建设目标专注于提升声誉风险管理的全面性、精确性和响应速度。结合最新的技术进展，系统的目标如下：

识别新兴的声誉风险信号：通过更精确的数据分析技术，特别是观点挖掘和情绪分析，识别开放域中新出现的声誉风险事件。此外，系统将使用与传统案例的匹配技术，清晰地标识出潜在风险，并进行早期预警。

高兼容性的数据理解与整合能力：系统将构建基于图结构数据到模型输入的编码机制。提升大模型对于图数据集的理解，以支持更为精确的风险分析。

实现自然语言与知识图谱的高效交互：系统开发多种交互方式，使用户能够通过自然语言查询直接与知识图谱进行交互。这一目标不仅提升了系统的用户友好性，还增强了非技术用户利用复杂数据进行查询和分析的能力。

基于大模型和知识图谱的推理与内容输出：系统将利用知识图谱中丰富的关联数据资源，构建用于提升大模型推理逻辑能力的数据集，同时微调模型以提升分析能力。

3.2 系统架构

根据知识图谱和大模型在系统中的作用，将系统架构设计如图 2 所示：



图 2 系统架构图

该系统的架构分为四层，分别是数据传输与存储层、数据源层、能力服务层、行业场景应用层，每一层的作用如下：

数据传输存储层：数据传输存储层是支撑整个系统运行的基础设施。它包括必要的网络传输环境，用于数据的高效传输和交互。这一层确保了不同模块之间的数据流畅传递，为系统提供稳定的运行环境。同时提供了系统运行所需的计算资源。

数据源层：数据源层虽然独立于系统，但它是系统的重要基础设施。数据源包括需要分析的实体信息，从互联网获取的动态事件信息，以及根据数据分析所需的情感数据（如网络评论、社交媒体分析）。每种数据源的作用如下：

实体数据：提供基础的企业和组织信息，用于后续的风险分析和判断。

动态事件数据：捕捉最新的事件和趋势，是声誉风险分析的主要目标。

情感数据：通过分析公众观点、提取情绪倾向，公众情绪是影响声誉风险发展的主要因素。

能力服务层：包括四个部分：大语言模型服务、知识图谱服务、数据安全与脱敏服务、数据转换识别服务。

知识图谱服务：包括知识抽取、融合、存储和图谱计算，支持实体和关系的识别和分析，提供图数据的展示和查询能力。

数据安全与脱敏服务：确保数据的安全性和隐私保护，通过敏感检测、内容过滤和价值观对齐，保障数据使用的合规性。

数据转换识别服务：通过多模态识别和相似度计算，实现数据的高效转换和识别，支持复杂数据的处理和展示。

行业场景应用层：行业场景应用层基于服务层与数据层提供的能力，支持各种行业应用场景。包括但不限于：

声誉风险识别：通过分析数据源，识别潜在的声誉风险事件。

声誉风险研判：评估和预测声誉风险事件的影响，提供研判报告和建议。

声誉风险管理内容生成：生成相关的管理报告、预警信息和 OA 管理内容，帮助企业应对和管理声誉风险。

3.2 软硬件环境

本方案大模型采用金鹏大模型（WiseGPT v2 微调大模型）。本系统支持英伟

达（4 块 A100 80）及华为昇腾 NPU 环境（8 块 910BNPU）。

本方案中的知识图谱运行于高性能服务器集群，采用 32vCPUs/128G 内存 *3 云环境。

3.3 技术路线详情

为了实现系统目标，系统核心技术路线包括以下几个方面：

3.3.1 基于大模型的事件图谱构建技术

在本案例的图谱构建技术路线中，包括以下五个阶段。每个阶段都具有特定的目的和作用，以确保知识图谱的构建和应用效率最大化。其中与传统知识图谱的差别主要是增加了数据提纯和索引两个步骤，如下图 3 所示。

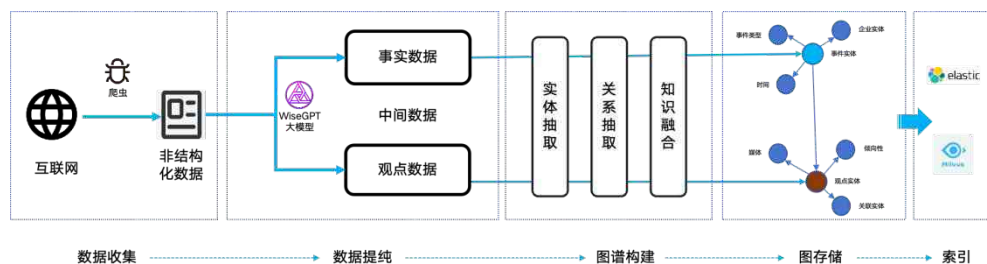


图 3.图谱构建示意图

数据收集：此阶段的目的是从多样化的数据源获取尽可能多的原始信息。高质量的数据收集直接影响到图谱的丰富性和信息的全面性。通过精确的数据筛选和分类，为知识提纯和图谱构建提供了坚实的基础。随着多模态技术发展，在一些质量可控的场景，也会应用到数据收集阶段，用于收集图片、音视频内容的收集。

数据提纯：数据提纯阶段关键在于进一步提高数据的质量和相关性。通过去除冗余和错误信息，不仅增强了数据的准确性，还改善了数据的可用性，为构建高质量的知识图谱打下基础。其中较传统方式而言，大模型出色的理解总结能力，可总结出非结构数据中的观点，观点数据代表网络传输的原因，对于声誉风险的管理尤为重要。

图谱构建：构建图谱是将提纯后的数据按照传统的构建流程进行图谱的构建。由于此步骤已经通过大模型对数据进行的前期处理，所以可以更为精确的实现实体识别和关系抽取，确保图谱能准确反映复杂的实体间关系。

图存储：选用高效的图数据库存储知识图谱。

索引：索引阶段是提升知识在场景中进一步发挥作用的重要手段，包括语义索引和图向量索引。由于大模型已经对非结构化数据进行了语义的摘要，语义索引可以通过语义相似度进行知识的检索；图向量索引则利用图的结构特性，优化检索路径和速度，增强模型在处理复杂查询时的表现。

3.3.2 基于事件编码的提示词工程

通用大模型主要是在常规文本上训练的，将图结构“翻译”成大模型可以理解的文本是一项非常复杂的任务，主要源于图结构的复杂性以及连接多个节点的错综复杂的边缘网络，都可能使大模型无法理解。本案例中，大模型处理图结构数据采用“事件编码”结合提示词工程的技术方法。

事件编码是指将图结构中的节点和边，按照事件属性的方式进行改写，以便更好地表示和处理事件相关的信息。事件编码通常涉及将事件实体的属性编码成事件的各个组成部分（如参与者、时间、地点、动作等），将边描述成这些节点之间的关系，如图 4 所示。

“2023年5月10日，银行A因违反贷款规定被罚款。”

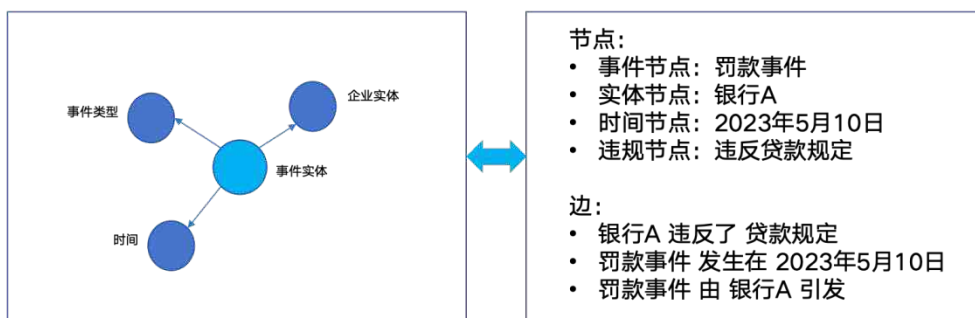


图 4.事件编码示意图

通过事件编码，模型能更准确地理解和处理图中的实体和关系，因为这种编码方式直接通过自然语言表达了实体间的动态互动，增强了模型对图结构的认知。实现方式包括：

定义编码方式和编码模板：在构建图谱模型时，首先需要定义一种标准化的事件编码方式，这包括明确如何将不同类型的事件和实体映射为图中的节点和边。编码模板是确保数据一致性的关键工具。例如，对于一个涉及银行违规的事件，模板可能会包含实体类型（如银行、违规行为、罚款）、关系类型（如“发生在”、“由...引发”）等。定义模板后，通过提供示例数据进行 Few-shot 提示生成，这些示例

可以帮助大模型快速理解和掌握事件编码的格式和逻辑关系，从而在实际应用中更准确地处理和分析类似的事件。

应用图查询和检索：在实际应用中，通过调用图数据库的查询或检索功能获取相关的知识信息。首先，使用之前定义的编码模板对查询结果进行编码，将其转换为标准化的事件结构。接下来，整合这些编码信息与自然语言处理模型的提示词（prompt），并结合 Few-shot 技术提升模型的理解和推理能力。例如，通过提供一些带有详细事件编码的示例，使模型能够更好地理解如何从复杂的图结构中提取有用的信息，并生成准确的分析和预测结果。这种方法不仅提高了模型对复杂图结构的理解力，还增强了其在处理多样化数据时的鲁棒性和准确性。

3.3.3 基于向量与图查询的检索方法

在大模型与知识图谱融合过程中，图谱查询作为大模型知识的补充，是最常见的手段。在本案例中也是重要的步骤，但为了更好的发挥知识图谱的作用，本方案设计了不同的方式，如图 5 所示：

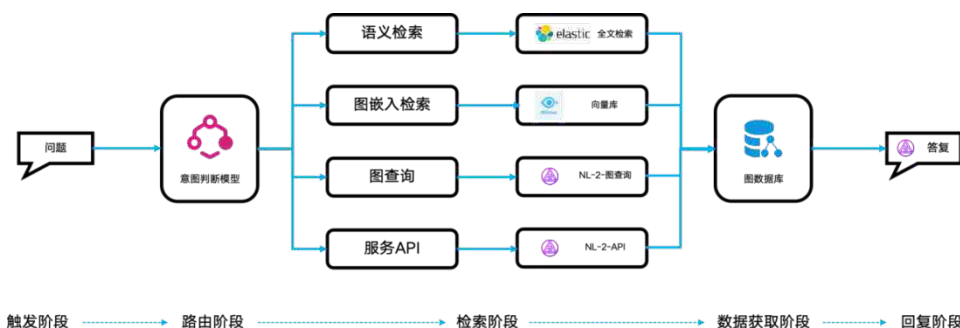


图 5.组合查询示意图

多种方式相结合：检索过程融合了语义检索、图嵌入相似度检索、图查询技术和接口封装（指标封装）多种方式。通过服务接口统一管理查询流程。为了在不同查询场景下选择最优的检索方法，需要训练一个意图识别模型进行判断。该模型学习如何在不同情境下选择适当的检索方法。例如，模型会根据查询的复杂度、明确性，自动决定使用语义结合图嵌入、图查询，或者调用 API 服务等。

无具体查询条件的语义结合图嵌入查询：在缺乏明确查询条件时，通过语义检索结合图嵌入技术，召回语义相似度和图嵌入相似度较高的 top_k 结果。例如，用户查询“银行业最新罚款事件”，系统会通过意图识别模型后利用图嵌入技术找到近似

的实体事件，提供准确的查询结果。

有具体条件且查询复杂度较低大模型生成查询：当查询条件明确且复杂度较低时，采用大语言生成查询语言进行图查询。结合 RAG（检索增强生成）技术，将查询语句样例作为上下文 Few_shot 的一部分，提高查询语句生成的准确性。

复杂查询结合服务 API 封装：对于复杂查询需求，将查询逻辑封装成具体的服务 API（或者查询指标接口），保证查询的准确性和效率。例如，用户需要查询“过去五年中所有涉及数据泄露的银行罚款事件”，首先通过大模型进行参数抽取，然后调用预先封装的 API，处理复杂的查询逻辑并返回结果。API 封装不仅提高了查询的可靠性，还简化了用户的查询操作。

3.3.3. 基于图谱数据的大模型推理能力微调方法

本方案为了提升大型语言模型（LLM）的推理能力，使其在金融领域中能够更好地进行连贯的事件推理，结合知识图谱数据和图嵌入算法，对大模型进行微调，从而增强其在少量样本学习中的表现，并解决通用模型在特定领域中适应性不强的问题。

构建知识图谱并分类事件实体：首先，构建包含不同事件实体的知识图谱，将其转化为向量表示。

数据整理与结构化：从图谱中提取事件实体，并根据其关联关系整理数据，形成结构化数据。筛选出用于构建事件链的事件，标准包括事件数量多、链条稳定、在图中起重要作用等，如图 6 所示。

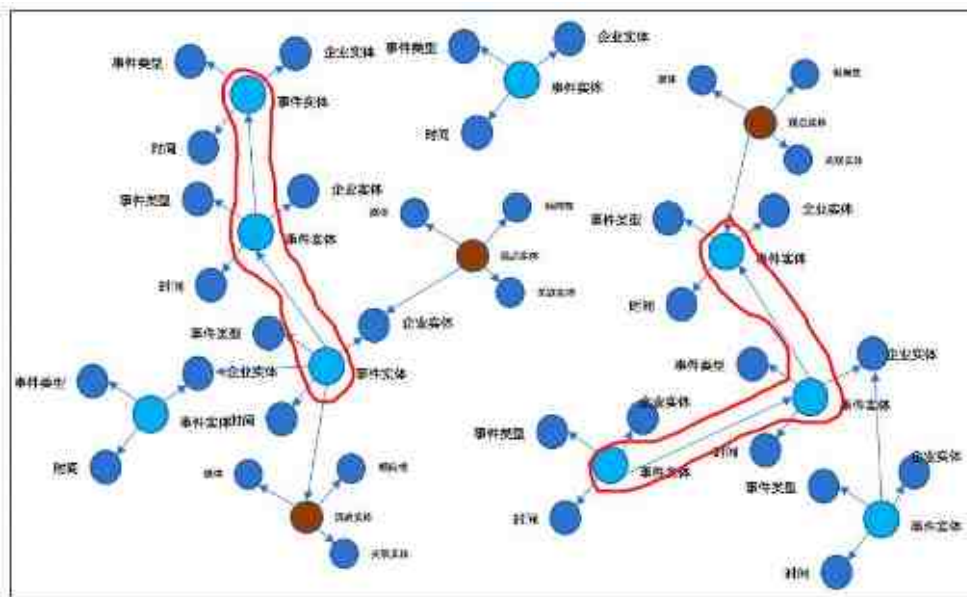


图 6. 事件链条筛选示意图

逻辑子图构建：使用图数据库查询相关实体、事件及其关系，构建具有时序属性的逻辑子图。通过图算法筛选出重要的实体、事件和关系，简化子图结构，如图 7 所示。

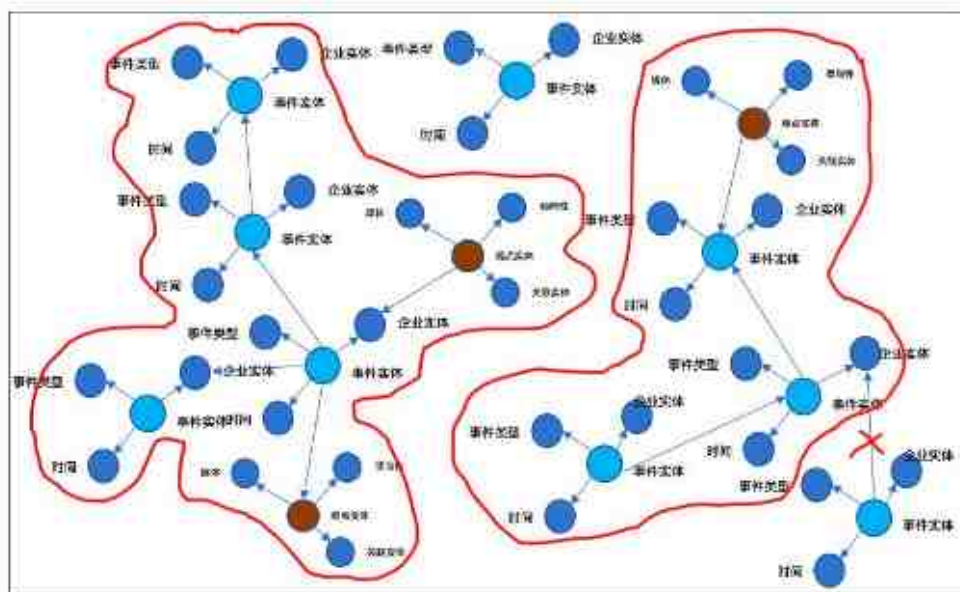


图 7 子图样本构建示意图

事件链识别与样本整理：基于子图结构，通过模式匹配方法（如子图同构检测）

识别具有相似结构的事件链，整理为训练样本。样本质量评估可以使用自动评估方法或专家评审。

模型训练：使用整理好的训练样本数据，对大型语言模型进行微调训练。

3.4 应用方式

系统基于一个大规模的声誉事件知识图谱及通过微调的金融大模型，使用工作流及简单结构 Agent 进行控制协调构建而成。，主要通过 SAAS 方式提供服务，同时也支持本地化部署。系统提供基于 WEB 页面的交互功能和基于 API 的服务调用功能，应用场景和使用方式包括但不限于以下内容：

3.4.1 交互时自然语言的数据检索统计

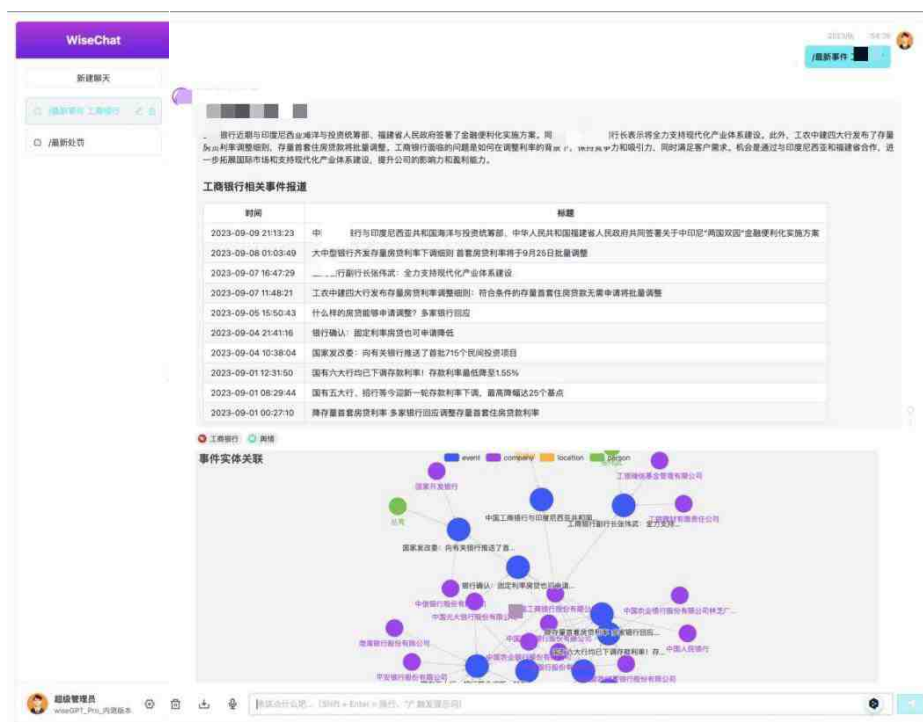


图 8. 基于自然语言对话的声誉事件交互

在实际应用中，用户可以通过自然语言、语音输入具体的查询需求，如“请统计过去一年某银行的客户投诉类型及数量”或“列出最近三个月内金融欺诈事件的详细信息”。系统利用大模型解读用户使用分析意图，根据意图分析结果推荐数据查询方式或者方法。系统使用大模型结构化的查询指令，并在数据源中检索相关数

据。根据数据情况，检索结果被转化为统计图表如柱状图、饼图等，以及分析结果摘要。这种查询方式可以帮助用户直观理解数据及数据中的趋势、量化指标。此外，当用户输入不完整或模糊的查询时，系统根据上下文提供相关的补充参数或推荐相似查询，确保用户能够快速、准确地获取所需信息。系统还支持多维度的交叉分析，例如同时分析客户投诉与特定业务部门的关联性，挖掘潜在的声誉风险点。这种自然语言的数据检索统计功能，极大地提升了数据查询的便捷性和分析的深度，使金融从业人员能够高效地进行声誉风险监控与管理。

3.4.2 声誉风险内容的交互分析

系统实时监控多源数据，包括新闻报道、社交媒体动态、视频平台以及分析师的反馈。这些数据都可以通过大模型对其进行语义解析和情感分析，并围绕着系统与用户的多轮交互过程进行调整。例如用户关注点是追踪信息的传播路径，系统通过交互意图理解，将交互生成重点集中到关键传播节点和意见领袖，并分析信息传播的速度和范围。系统还具备案例建议功能，基于历史数据和当前传播态势，根据案例提示用户声誉风险可能发展的方向。此外，系统可生成针对性的应对建议，如公关策略调整、危机沟通方案，帮助金融机构迅速响应和控制声誉风险。

3.4.3 声誉分析报告的撰写

系统支持根据业务流程要求自动化生成声誉分析报告，用户只需在业务流程中输入报告基本需求，如“某银行近期客户投诉分析报告”或“金融行业整体声誉风险趋势报告”。系统会根据用户要求，自动获取格式要求，从知识图谱中检索相关数据，进行深度分析，并组织成逻辑严谨、结构清晰的报告内容。针对突发的声誉风险特殊需求，系统可以调整报告的详细程度和重点内容，提供交互式修改和优化，例如为高层管理者生成简明扼要的执行摘要，为风险管理团队提供详细的分析数据和技术支持。此外，通过分析用户反馈和使用行为，不断优化报告生成的逻辑和内容质量，确保生成的报告符合用户的实际需求和业务发展变化。



图 9. 大模型辅助舆情报告撰写

4 案例示范意义

4.1 提升声誉风险识别与预警效率

此案例展示了大模型与知识图谱结合在声誉风险管理中的应用，尤其强调了通过知识知识图谱与大模型融合分析用户意图、灵活的数据获取、内容观点挖掘和情绪分析，来应对声誉风险管理中的不确定性和时效性要求。这种方法在金融行业中尤为重要，因为声誉问题可以迅速影响客户信任和企业价值。通过早期分析企业能够快速响应，制定应对策略，从而避免或减轻潜在的负面影响。

4.2 促进数据集成和深入分析的高兼容性

通过构建基于图结构的数据理解与整合机制，此案例不仅提升了数据深度理解能力。同时，本方案也为金融行业其他企业提供了一个种非结构化多源数据整合使用参考方式。该系统的扩展性能够支持多源数据的融合，为风险分析和决策支持提供更全面的数据视角，也可以针对不同需求进行个性化的数据查询和内容输出。。

4.3 推动智能化推理与决策支持的发展

本案例通过融合知识图谱与大模型，积极尝试金融声誉风险管理中的智能化推理与决策能力。知识图谱提供了结构化且高度关联的数据基础，呈现各种声誉风险因素及其相互关系。同时大模型依靠强大的语义理解，可从瞬息万变的非结构化数据中提取关键信息并用于深度分析与推理。系统能够通过分析知识图谱中的复杂关系，识别潜在的风险模式和因果关系，还能结合案例对未来用户可能面临的信任和声誉影响提供建议，从而使金融机构能够提前预见并应对可能的声誉危机，提升了风险管理的前瞻性和主动性。

5 存在的问题和不足

虽然此方案采取了一些整合知识图谱和大模型能力的方法，但仍要有很多挑战等待克服。

技术集成和兼容性挑战：虽然系统被设计成具有高兼容性的数据理解与整合能力，但实际操作中，不同数据源的格式和标准差异可能造成数据整合过程中的技术挑战。例如复杂结构的 pdf 文档，音视频材料、复杂表格等。这包括数据的清洗、转换及同步问题，尤其是在面对大量实时数据时，如何权衡数据质量和处理速度成为一大挑战。

模型训练和调优的资源消耗：大模型和知识图谱的结合虽然能够提升推理逻辑和分析能力，但同时也需要大量的计算资源和时间进行模型训练和调优。对于一些资源有限的小型金融机构来说，这可能是一个难以克服的门槛。

用户交互界面的优化需求：虽然系统开发了多种自然语言交互方式，但实际用户体验可能因界面设计、交互逻辑或自然语言处理的准确性等因素而受到影响。确保系统能够准确理解和响应用户的复杂查询，需要持续优化和测试来对完善系统提供依据。

6 >> 展望

6.1 技术进步推动多模态理解和深度融合

随着人工智能技术的迅速发展，多模态模型的综合理解能力将进一步提升，使大模型与知识图谱的深度融合程度进一步加深。通过改进融合流程以及引入 AI Agent 技术，将进一步增强系统的推理能力，可以实现对更复杂数据源（如图像、文本和声音信息）的精确解读和利用。这将极大提升系统对声誉风险信号的识别准确性和响应速度，为金融行业提供一个更为高效和智能的风险管理工具。

6.2 推动声誉风险管理的标准化和效率提升

技术的进步将有助于推动声誉风险管理的标准化流程，从而提高整体处理效率。通过建立行业广泛认可的风险评估标准和自动化的风险响应机制，系统能够实现更加统一和高效的风险管理。这种标准化不仅有助于减少人为误判，还能加快风险处理速度，确保企业能够迅速应对和缓解声誉风险，保护其市场形象和业务稳定。

6.3 辅助监管和提高透明度

未来系统的发展也将重点关注辅助监管的能力，特别是在辅助提高金融行业透明度和监管效率方面。通过与监管机构的合作，利用大模型和知识图谱的强大分析能力，监测和预防声誉风险相关的非法行为，如市场操纵、欺诈和信息操控。此外，通过提供详尽的合规报告和实时监控数据，帮助监管机构更精准地进行风险评估和决策，促进一个健康、有序且透明的金融市场环境。



案例 4 知识图谱与行业大模型双轮驱动的油气知识平台

◆ 案例简介 ◆

面对油气行业上中下游产业链知识资源分散、缺乏统一知识沉淀平台、数据知识资源开发利用水平不高、共享应用困难及知识复用率低等问题，通过长达十二年的知识管理建设和应用实践，本案例成功构建了基于认知智能的知识平台。该平台不仅为油气企业提供了知识汇聚和交流共享的有效工具，而且通过知识资源的集中管理和共享，为上游应用单位提供了强有力的知识支撑。此外，该平台的建立为油气企业知识管理的全面深化推广应用、业务提质增效及智能化转型打下了坚实的基础，在实际应用中，取得了显著成效。同时，本案例为中国知识图谱与大模型融合创新领域树立了标杆，起到了很好的引领示范作用。

1 案例基本情况

1.1 企业简介

北京智通云联科技有限公司（以下简称：智通云联）于 2016 年 1 月成立，国家高新技术企业、北京市专精特新小巨人企业，是国内领先的基于知识引擎的工业智能服务商。智通云联核心团队坚守行业知识与技术创新领域十余年，以雄厚的技术底蕴、扎实的行业实践，打造大模型和知识图谱双轮驱动的工业智能产品和解决方案，盘活企业数字资产，服务众多石油化工、军工、政府、乳品餐饮等行业众多标杆客户，为企业数智化转型设立新路标。

1.2 案例背景

21 世纪，人类进入了大数据和人工智能时代，知识经济加速崛起，“知识”已经取代资本成为企业第一推动力。石油企业作为高风险、高投入、知识密集型企业，如英国石油公司（BP）、英荷壳牌石油公司（SHELL，简称壳牌）、斯伦贝谢公司（Schlumberger）等，在知识管理发展的创立期阶段，就引入并实施了知识管理并取得较大收益。在中国，随着两化融合的不断深入，石油企业的知识含量越来越高，知识管理能力日渐成为决定企业核心竞争力水准的重要因素之一。外部环

境要求企业寻求数字化转型、智能化发展。这是在油价剧烈波动、能源消费结构深刻变革等趋势环境下，油气企业降本、提质、增效，乃至企业求生存、谋发展的必然选择。

该油气企业自 2012 年起，启动了基于认知智能的知识平台的探索实践，历经规划设计、试点建设、深化应用和推广应用四个阶段，建成了行业领先的知识平台。目前，已实现在其勘探开发、炼油化工、经济技术和教育培训等主要产业链推广应用。

1.2.1 客户知识管理方面的痛点

行业痛点 1:人走知识走

专家知识缺乏积累、分享与传承，缺少规范的流程管控和技术手段。当资深的员工或专家离职时，他们所积累的专业知识和经验也随之流失。这种现象被称为“人走知识走”，是企业内部知识管理和传承的一大挑战。由于缺乏有效的机制来收集、整理和保存这些宝贵的知识资源，一旦拥有丰富经验的人员离开公司，新接手的人就必须从头开始学习，这不仅降低了工作效率，还可能导致重复犯错。

行业痛点 2:想要的找不到

信息化系统中知识资源丰富，内容结构各异，没有统一管理知识，孤岛严重。不同的部门使用不同的软件平台进行工作，导致各个系统之间相互独立，彼此间的数据难以互通，形成了一个个孤立的知识库。当员工需要查找特定的信息时，往往要面对杂乱无章的内容结构，无法快速定位到有用的数据，极大地影响了工作效率。

行业痛点 3:培养靠自觉

新员工岗位培训缺乏有针对性的、有权威性的知识推送，没有站在巨人肩膀上。对于新入职的员工来说，如何迅速适应岗位需求并掌握必要的技能是一项重要的任务。如果寄希望于个人的学习主动性和自我探索精神。这样的做法虽然可以锻炼员工的独立思考能力和解决问题的能力，但对于那些刚踏入职场的年轻人而言，可能会因为缺乏方向感而感到迷茫。更为严重的是，由于没有权威性的知识推送作为指导，新员工可能无法获得最先进、最适合本行业的专业知识，从而错失站在巨人肩膀上的机会。

1.2.2 融合时的难点

知识体系构建的复杂性。

创建一个覆盖油气主要业务链的知识体系是一项极具挑战性的任务。油气行业涉及多个复杂的子领域，如勘探开发、炼油化工、销售物流等，每个子领域都有其独特的术语、流程和技术要求。油气行业的数据来源广泛，包括但不限于内部文档、研究报告、实验数据、操作记录等，而且这些数据可能存在于不同的信息系统或纸质文件中。要实现高效准确的数据采集，必须开发能够处理多源异构数据的工具，涉及到多个前沿技术领域。

（a）创建覆盖油气主要业务链的知识体系构建逻辑

知识体系构建逻辑包括业务模型梳理和知识体系构建两部分。业务模型梳理重点参考了《领域本体论》和《面向对象设计理论》等理论依据，用领域本体论来提取出最本质的元素，定义行业内关键概念、实体及其相互之间的关系，建立一个清晰、结构化的业务模型和共同的语言框架；面向对象设计理论则强调将系统分解成独立的对象，每个对象都有自己的属性和方法，这些对象通过消息传递进行交互，通过面向对象的设计，不仅能更好地模拟现实世界中的复杂现象，还能提高系统的可维护性和扩展性，为未来的升级和发展预留空间。知识体系构建强调了从业务模型到知识体系的构建过程，以及这一过程中的关键要素和活动。整体构建逻辑如图1所示。

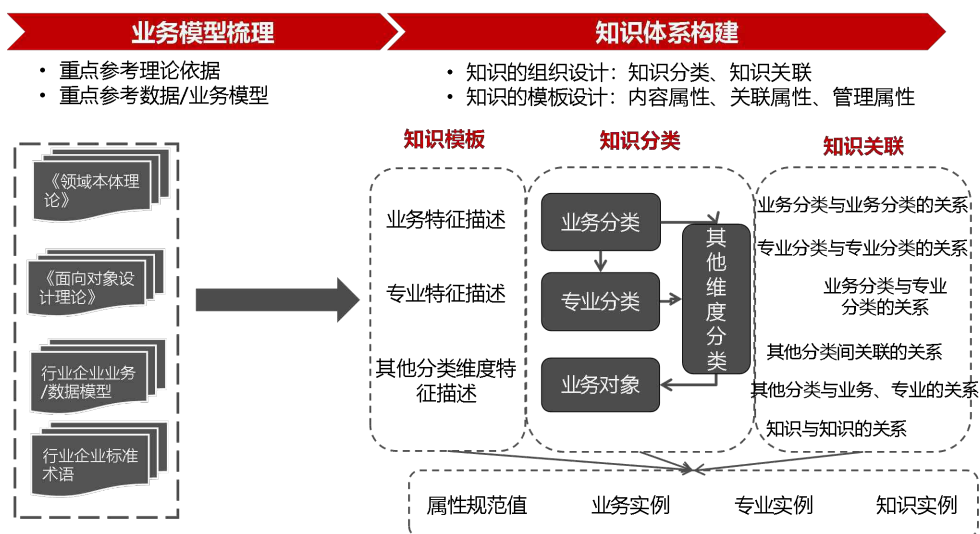


图1 知识体系构建逻辑图

（b）研发油气知识加工模型

油气知识加工模型是一个综合性系统，通过一系列先进的数据处理技术，提取油气原始数据中有价值的信息，转化为可用于决策支持的有价值知识。其工作流程如下：

知识提取与处理：模型通过关键词抽取、实体识别、属性识别等步骤，从大量油气数据中提取有用信息。

文档分析：包括文档碎片化、摘要识别，以及业务和对象关系识别，以更好地理解并组织信息。

知识组织：通过分类和特征识别，将提取的知识系统化和结构化。

事件与主题分析：识别油气业务中的关键事件，并进行主题趋势分析。

趋势预测：利用积累的语料和挖掘模型，建立专题预测模型，如油价预测模型，为决策提供支持。

持续优化：模型不断积累行业语料，优化和精细化知识挖掘模型，以提升知识加工的质量和效率。

多阶知识图谱自动构建要求

开发分层多阶知识图谱自动构建技术没有现成经验可以借鉴，研发团队需要深入研究和探索新的算法和技术路径，以支持大规模、多层次的知识图谱构建。具体来说，该要求需要对原有的实体识别和关系抽取算法进行改进，使其更适用于特定领域的深度学习模型，并能够在无需大量人工干预的情况下完成从原始数据到结构化知识的转换。

知识图谱结构体系目前可细分为从 0 阶到 2 阶三个层级，涉及了知识模板、科研成果、期刊、行业资讯、产品标准包、项目经验、案例、实例数据、参数数据等概念，每个层级不仅涵盖了特定的概念和信息类型，还专注于解决不同层次的问题和应用场景。如图 2 所示，这一分层设计确保了从理论研究到实际问题的无缝衔接，为用户提供了一个系统化、结构化的知识导航框架。每个层级关注不同的问题和应用，整个结构体系实现了从理论研究到实际问题的解决。

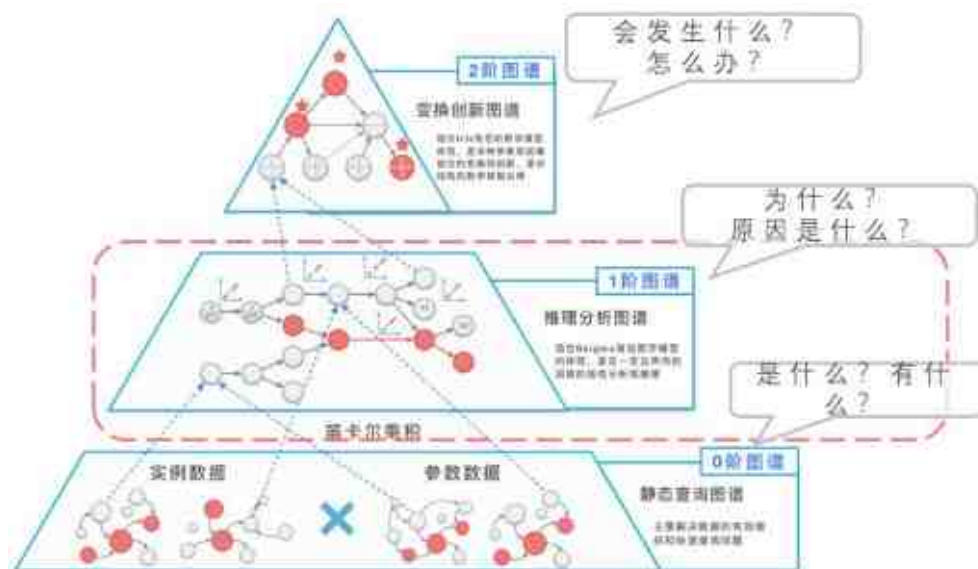


图2 知识图谱结构体系—从0阶到2阶

0阶图谱侧重于数据的组织和快速检索，以便直接使用，主要应用于信息组织与查询；1阶图谱结合了6sigma方法，强调了数据分析和流程优化，侧重于数据分析与优化；2阶图谱强调了预测和解决方案的创新，支撑问题解决与创新应用。在知识转换过程中，如何确保不同层次之间的一致性和连贯性，使知识图谱不仅能反映宏观趋势，还能捕捉微观细节；以及如何处理数据中的噪声和不确定性，保证知识图谱的质量和可靠性，都必须要有完备的应对方案。

为了确保知识图谱的有效性和实用性，必须设计合理有效的知识表示方法和模型，以便准确地捕捉不同类型的实体及其之间的关系。特别是对于像乙烯研究、物探研究这样的专业领域，如图3所示，如何定义合适的本体结构来表达复杂的科学概念是一个重大挑战。



图 3 知识模板和专题知识图谱

支撑千万级文献处理与语料标注的通用大模型底座的应用与适配

训练石油上游领域 350 万文献中的千万级有效语料是一项巨大的数据处理任务。这不仅涉及到从大量文献中提取和预处理文本内容，还需要对这些语料进行精确的标注，以确保模型能够准确理解语义。对于如此规模的数据集，如何高效地完成数据清洗、分词、标注等工作，并保持数据的一致性和准确性，是一个重要的挑战。

基于通用大模型底座构建油气行业的垂直应用需要解决模型迁移学习的问题。如何将一个在广泛领域上训练的大模型有效地应用于特定行业——如石油勘探开发——同时保留其泛化能力并提升专业领域的表现。这一过程可能涉及到调整模型架构、优化参数以及针对特定任务微调模型等复杂操作。

如图 4 所示，用户期望系统能够根据输入需求自动生成一套油气勘探开发方案，而开发方案的制定涉及到复杂的决策过程模拟和多因素分析，需要综合考虑地下地质结构、地表条件、经济效益和技术可行性等多个因素，并能根据不同场景下的输入变量做出合理的建议。这对算法的设计提出了很高的要求，必须保证生成方案的科学性、合理性和实用性。



图 4 AI 辅助生成油气勘探开发方案

如图 5 所示，用户期望系统能够帮助企业和决策者及时把握市场动态，预测潜在的风险和机遇。通过对历史数据的深入学习和模式识别，智能预测油气行业发展趋势，对行业未来的发展方向做出准确的预判。要实现智能预测油气行业的发展趋势，依赖于高质量的数据输入和先进的机器学习或深度学习技术。除了历史数据外，还需整合实时市场动态、政策法规变化等因素。预测模型不仅要能捕捉短期波动，还要能够预见长期趋势，这对数据挖掘、特征工程及模型选择等方面都构成了严峻考验。

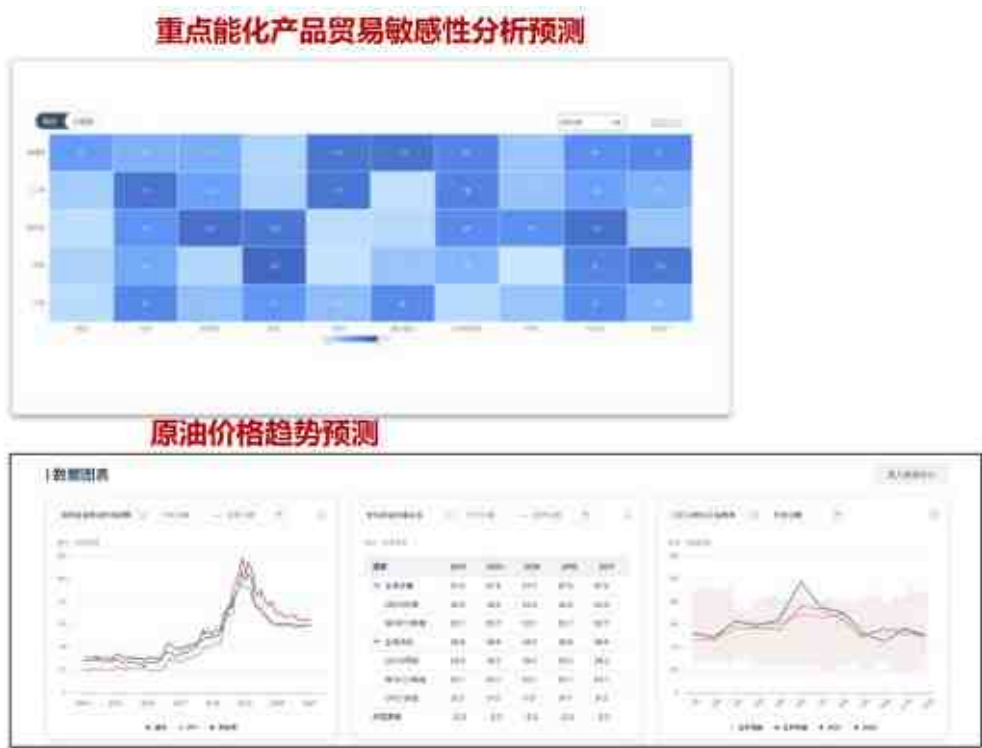


图 5 AI 智能预测油气行业发展趋势

1.3 案例类型

知识图谱增强大模型

1.4 系统或方案简介

该系统的建立为油气企业知识管理的全面深化推广应用、业务提质增效及智能化转型打下了坚实的基础。在实际应用中，取得了显著成效，形成了“四个一”建设成果：

建立一套涵盖勘探开发、炼化化工、经济技术、教育培训等主要业务链的知识体系。

如图 6 所示，系统整合来自不同来源的油气行业知识，通过梳理和分类构建了一套涵盖勘探开发、炼化化工、经济技术、教育培训等主要业务链的知识体系。系统通过对科研成果、历史数据、技术报告及实践经验等信息分析，定义出油气行业的专业词汇表，并形成分类特征用以区分和描述不同类型的知识元素。

系统利用大模型解析能力，将分散的信息归类为具有逻辑关联的知识单元。开发了一系列知识模板和对象模板，为知识的组织提供统一标准格式，使得各类信息能够被系统地录入和管理。针对具体的业务对象，创建对象实例和基础对象实例，确保每一个实体都有清晰的定义和描述，便于用户理解和应用。

为了表达实体之间的复杂关系，系统提供了多种关系类型的定义，并建立了详细的知识关系网络。在此基础上，将知识体系进一步细化形成了专题知识分类项，在每个分类项内部包含多个子类目，确保了知识的细致划分和精准定位。



图 6 油气行业业务知识体系框架

研发了组件化、一体化的集团级知识管理和服务平台。

知识管理和服务平台按照“数据+平台+应用”模式，实现了知识加工的全流程自动化，不仅能够自动采集多源的数据和信息，还能智能化地对这些资料进行加工，将非结构化信息转化为结构化的专业知识，利用大模型能力自动生成知识图谱，建立起对应的专业知识库。在知识应用方面，平台提供了多样化服务，覆盖了知识的全生命周期管理、体系构建与运营管理。用户可以通过平台获得多种标准服务，包括方案编写、科研查新、智能问答等快速应用。平台整体框架如图 7 所示。



图 7 知识管理和服务平台

构建一个覆盖油气主要业务领域的行业知识库和亿级节点的知识图谱。

建立一个涵盖了千万量级知识资源的行业知识库，包括截至 2020 年前的所有勘探开发科研项目知识、全球碳酸盐岩专题知识库、中国主要碳酸盐岩油藏和露头案例数据、49 个勘探开发业务标准包、油气领域专家资源库，以及约 1000 万篇文献知识库。如图 8 所示，这些资源全面覆盖了油气行业的主要业务领域，如勘探开发、炼化化工、经济技术及教育培训等，为行业内的研究与实践提供了坚实的数据支持和丰富的参考资料。

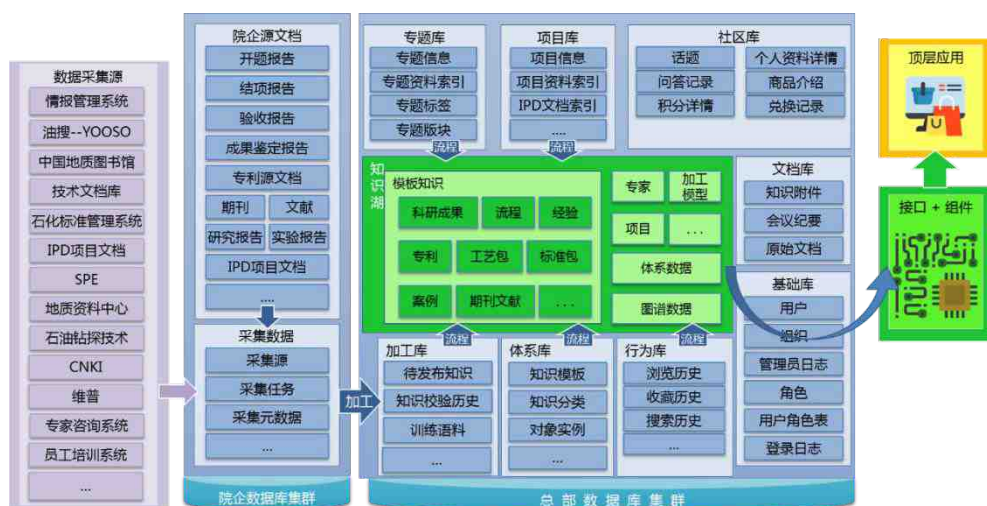


图 8 主要业务领域知识库

形成岗位助理、生产能手、科研大师、决策智囊等一系列行业场景应用。

如图 9 所示，系统通过运用知识图谱和大模型技术，紧密结合科研、生产、管理等业务实际需求，打造了一系列智能化场景应用，包括智能岗位助理、生产能手、科研大师以及决策智囊等，这些智能化场景应用不仅覆盖了油气行业的多个核心领域，还深入到具体业务环节，例如在勘探开发领域实现了基于知识的地质评价方案辅助编写、基于知识库的岩溶缝洞多元控制地质建模方法，在炼化化工领域，建立乙烯领域专题知识库，实现自动组稿信息快报；在经济技术领域，实现了经济预测和产业研究；在教育培训领域，实现培训方案开发、知识查阅等智能化应用。



图 9 智能化场景应用

2 案例成效

2.1 知识平台应用数据指标

知识平台已建立覆盖油气主要业务链的海量知识库（集成 10 万个油气行业专业词汇、1254 万个分类特征词汇、2657 个知识分类项、5 大类 43 种知识模板和对象模板、12085 种知识关系，涵盖勘探开发、炼化化工、经济技术、教育培训等主要业务域，1000 多万条知识）和亿级知识网络关联节点。

2.2 与知识平台建设应用之前的数据指标对比

通过知识平台的建成，成果已在勘探开发、炼化化工、经济技术、教育培训等方面推广应用，实现了知识资源的有效管理和组织，创建了企业内外部协同创新的新模式，有效提高了业务效率与创新质量。

2.2.1 勘探开发相关数据指标提升对比

在勘探开发领域，通过 AI 智能助手实现基于地质评价知识的方案辅助编写；形成基于知识库的表层岩溶裂缝建模方法优选、暗河储集体建模方法等建模技术，实现：

与实钻井钻遇符合率：由 67%提高到 93%；

河道宽度：由原 30~170m 校正到 10~50m，与实际更为相符；

模型精度：由单一河道异常体到河道结构的表征，新模型包含 2 层主河道，6 条分支河道，5 个廊道和落水洞，表征了复杂结构，提高了模型精度。

2.2.2 炼化化工相关数据指标提升对比

在炼化化工领域，针对乙烯技术，创建了乙烯技术知识体系，对平台知识体系内容进行了扩充，增加业务分类数量 13 个，研究对象 139 个，识别分类特征词 2800 余个。基于平台组件开展了深化应用工作，具体包括：

采集乙烯研究文献 154 篇，行业专利 57 条，增加行业知识 78535 条；

上线 30 余个项目的过程管理文件；

创建 11 类乙烯领域互动专题；

部署 RPA 机器人应用，自动收集各大网站情报，自动组稿信息快报 20 份。

2.2.3 经济技术相关数据指标提升对比

在经济技术领域，基于全面的内外部产业研究数据资产库，通过经济金融、产业地图、对标企业等应用模块，并结合预测模型，为研究人员搭建了一个项目协同的工作环境。这个环境使得研究人员能够全面掌握产业概览，层层穿透复杂的数据，做到了然于胸；同时，实现了信息获取的高效化，资讯速递、成果共享和智库汇聚，确保了最新信息和研究成果的即时传递与交流；智能预测功能辅助决策过程，不仅提供了精准的经济预测，还支持学习优化，持续提升预测精度；在产业研究方面，该平台为项目研究提供支撑，支持对项目成效进行评价，保证项目成果的有效沉淀，具体提升指标有：

产业数据搜集效率：提升 80%；

产业数据整理分析效率：提升 50%；

产业研究协同工作效率：提升 30%。

2.2.4 教育培训相关数据指标提升对比

在教育培训中，推动“隐性知识显性化，个人知识组织化，分散知识集约化”，实现知识管理数字化与协同化，在培训方案开发、教学课程开发、科研成果共享等场景中发挥巨大支撑作用。实现：

培训方案开发：精准把握需求，参考历史项目，规划课程师资，开发效率提升 50%；

教学课程开发：历史课程对比，开发资料留存，成果审核参考，培训课程从设计到实施的预备周期缩短 30%；

科研成果共享：构建团队空间，项目知识推送，共享案例报告，交付质量与实施效果提升 25%。

2.3 油气行业大模型较通用大模型的特性提升

通常大模型行业化落地面对的主要挑战有：准确性问题、“黑箱”问题、实时性问题。

准确性问题：大语言模型是生成式原理，根据问题表达形式不同生成的内容不同，甚至会生成相互矛盾答案，对于实例和特征值的回答有时会产生幻觉。

针对这些落地挑战，我们的解决思路是：知识图谱+大语言模型+智能体。我们通过分层多阶知识图谱自动构建技术创建的油气行业亿级知识图谱、千万级行业知识和经过校验的模型语料，形成 50+边缘模型、200+基于云边协同一体化的业务优化控制模型和 100+机理模型，进而构建了一个油气行业大模型。

知识图谱和大语言模型从本质上都是一种知识的存储和表达形式。知识图谱的优势在于准确性、可解释性。大语言模型的优势在于涌现能力，适用范围广。两者配合可以优势互补，解决更多的场景问题，提高模型在应用中的准确率。对于准确性比较高的问题，采用知识图谱给大模型提供数据、约束内容范围保证回答内容的真实。在图谱构建阶段利用大模型衍生出各类加工模型，提高图谱构建的速度和降低人工工作量。通过大模型、知识图谱整合其它规划记忆工具，形成自动智能体。

具体指标提升如下：

通过数理结合实现大时间范围的生产预测，准确率达到 93%以上，数据问答达到 99%以上；

对于多种不同机理方程、不同应用场景、不同外部条件的情况，采用数据增强技术建立统一的基于大语言模型的机理模型，模型参数达到 7B 以上。

3 案例技术路线

3.1 系统架构/方案架构

知识平台汇聚油气企业内外部信息化系统或其他来源的各种知识，形成统一的知识库，构建组件化、通用化的开放式平台服务能力，并为各业务域提供统一、共享的知识服务。如图 10 所示，知识平台收集数据中心、外部单位、行业公开机构、行业收费机构、内部专家等的相关数据，构建起知识库。在良好数据的基础上训练油气专业模型。在油气勘探、油藏管理、生产管理、协同研究、经营管理、安全环保等业务场景上提供智能应用。在整个构建的过程中，用贯穿的知识体系保证系统的一致性和完整性，安全体系保证系统的稳定运行和数据的保密。知识体系和安全体系会贯穿整个系统的每个部分。



图 10 总体框架图

3.1.1 知识管家

油气领域涉及的知识广泛且复杂，知识管家能够将分散的知识资源进行有效整合和优化，形成统一的知识体系。通过高效的知识管理，知识管家能够为决策者提供快速准确的知识支持，大大提高决策的效率和质量。知识管家通过知识的加工和

重组，能够促进新知识的生成，为油气勘探开发领域的技术创新提供支持。知识管家功能包括如下几点：

1) 知识收集：设计自动化工具，从网站、专业数据库、科研论文等多种渠道自动收集油气领域的最新知识和数据。建立一个平台，邀请行业专家和研究人員投稿，收集最前沿的研究成果和技术报告。对收集到的数据进行清洗、分类和预处理，保证数据的质量和可用性。

2) 知识加工：通过自然语言处理技术提炼知识要点，对复杂的知识进行归纳总结和优化，提高其可读性和实用性。将来自不同来源的知识进行融合和交叉验证，形成更为全面和准确的知识体系。利用机器学习和数据挖掘技术，从现有知识中挖掘潜在的新知识，促进知识的创新。

3) 知识库管理：对知识进行细致地分类和标签化处理，便于用户快速检索和访问。建立动态更新机制，确保知识库中的内容保持最新状态，及时反映油气领域的最新发展。设立用户反馈系统，根据用户的反馈和建议不断优化知识库内容。

4) 知识图谱管理：基于油气领域的知识体系，构建知识图谱，形象展示知识之间的关联和结构。随着新知识的加入，动态更新知识图谱，保证其反映最新的知识结构和关联。提供图谱查询和分析工具，帮助用户理解复杂的知识结构，发现知识之间的潜在联系，促

3.1.2 大模型智能平台

大模型智能平台在油气勘探开发领域的构建和应用，是实现高效、智能化勘探开发的关键。大模型智能平台支持从模型的开发到部署的全过程，同时，通过构建不同层级的模型仓库，满足从基础研究到应用开发的多样化需求。大模型智能平台主要分两部分：模型开发、模型仓库。模型开发负责模型训练推理的过程，模型仓库主要管理各层级的模型。

1) 模型开发：语料管理服务支持语料的收集、分类、标注和存储，保证模型训练的数据基础。模型训练构建服务提供模型训练的工具和环境，支持多种算法和模型架构的选择，实现模型的快速构建和训练。模型推理服务设计模型推理接口，支持模型的调用和推理计算，为下游应用提供服务。部署管理服务实现模型的一键部署和管理，包括版本控制、性能监控和故障恢复等功能。环境管理服务提供模型开发和训练的环境管理，支持环境的配置、分配和优化。算法管理服务建立算法

库，管理和更新各种机器学习和深度学习算法，为模型训练提供算法支持。模型管理服务实现模型的版本控制、性能评估、优化迭代等功能，确保模型的持续优化和更新。

2) 模型仓库：通用基础模型服务存储通用的基础模型，包括开源模型和商用模型等，不同的基础模型侧重能力不一样，这个库为专业模型的开发提供基础支持。油气大模型方法服务包含针对油气领域的大模型，涵盖地质分析、钻探优化等方面，是油气方面的通用大模型。专业大模型服务基于油气大模型进一步开发的针对特定业务场景的模型，如油藏模拟、生产预测等。应用智能体服务在专业大模型的基础上，开发面向终端用户的应用智能体。根据任务进行分解调用相关行业模型及软件，整体解决业务中的实际问题。

3.2 软硬件环境

3.2.1 软件环境

通过采用 Docker、Kubernetes（K8s）和 KubeFlow，平台实现了模型部署的自动化处理，构建了容器化软件环境。这一环境不仅支持存储通讯、大数据处理、微服务及机器学习相关组件的无缝集成，还确保了应用的可移植性和灵活性。在容器化的基础之上，平台部署了一系列关键组件，以满足不同业务场景的需求。

对于存储软件环境，平台选择了 Neo4j 作为图数据库，用于高效存储和查询复杂的关系数据；MySQL 和 MongoDB 则分别负责结构化和半结构化数据的管理，确保数据的一致性和访问效率；MinIO 提供了强大的文件存储能力，支持大规模对象存储需求，保障了数据的安全性和可靠性。

机器学习软件环境方面，平台集成了 TensorFlow、Keras 和 PyTorch 等主流框架，提供灵活且易于扩展的开发平台。为了保证算法的扩充性和互操作性，平台在上层实施了严格的环境切割管控措施，防止不同框架之间的相互干扰，同时简化了模型的开发和调试流程。

针对大语言模型调度，平台选用了 LangChain 组件，结合 Conda 进行训练和推理环境的精细管理。为提升模型性能，平台采用了 Deepspeed、TensorRT、CUDA 和 OpenCL 等技术，实现了模型加速和优化，确保了高效的计算资源利用和快速响

应时间。整个环境设计旨在为用户提供一个全面、高效且易于使用的机器学习和数据处理平台。

3.2.2 硬件环境

计算资源由两台高性能算力服务器构成，每台装备了 8 块 H800 GPU 加速卡，为密集型计算任务提供了强大的支持。管理节点包括三台配置优越的服务器，各搭载 24 核 CPU 与 512GB 内存，确保系统管理和监控的高效运行。存储方面，三台专用文件存储服务器共同提供高达 2PB 的可用容量，满足大规模数据存储需求。

网络架构设计为高可用性和高性能：三台云管理服务器与三台分布式文件存储服务器通过两台核心交换机进行连接，所有服务器均具备 10Gbps 上行链路，并且利用双网卡绑定技术（支持 802.3ad LACP 或平衡负载模式）提升网络稳定性和带宽。核心交换机之间通过 40Gbps 接口互联，采用主备切换机制以保障网络冗余和持续性服务。此外，两台 GPU 算力服务器间建立了 400Gbps 高速互联通道，旨在最小化延迟并最大化数据传输速率，从而促进高效的并行计算和数据交换。

3.3 整体技术路线详情

如图 11 所示，知识从获取到展现，总体沿用“采、存、管、用”四步路线，支持一站式快速搭建知识库，内置丰富的行业知识体系和智能加工模型，对个人和企业文档数据进行自主学习和加工，并碎片化解耦重构（包括图、文、表的语义理解），深度挖掘数据价值，构建专业、准确、细粒度的企业级知识库，对结构化、半结构化、非结构化数据进行智能解析、抽取、重组,完成图谱的高效构建。采用知识图谱、大模型和智能体技术的结合方式，确保应用的准确性、可解释性和实时性，运用知识体系和智能推理机制，为用户提可靠的智能服务。

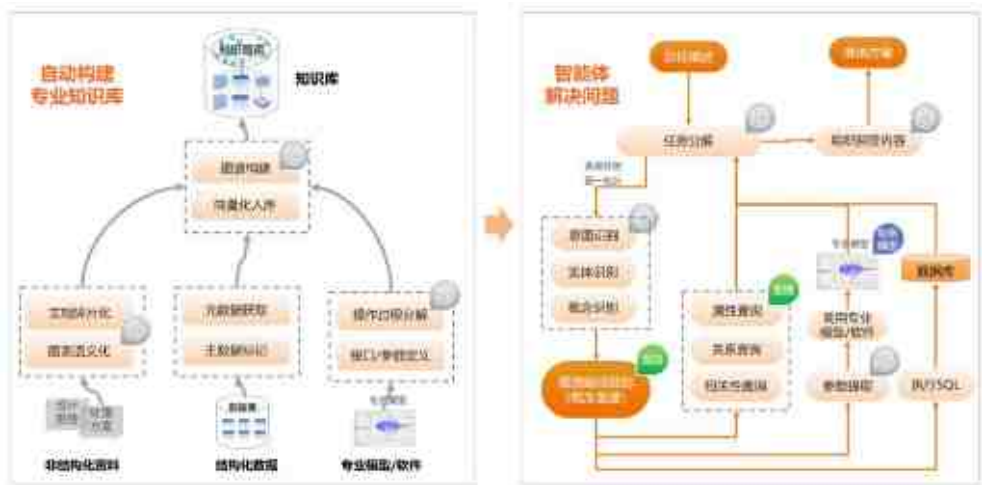


图 11 整体技术路线图

3.3.1 嵌入业务流程的知识图谱自动构建技术——企业的知识大脑

基于大语言模型技术实现知识图谱自动构建的能力，主要有两个方面：结构化数据的图谱构建和非结构化数据图谱构建。在构建知识图谱之前，首先需要建立概念图谱，这是整个图谱构建的框架基础。概念图谱的建立可以参考现有知识体系、业务体系进行手动梳理，并借助大语言模型的内容理解能力对梳理完成的概念图谱进行补充和完善。

利用预训练的大语言模型对非结构化文档进行碎片化拆分，大语言模型通过其强大的语言理解能力，可准确识别提取文档中的关键信息，包括章节、段落、句子等文本单元，以及图片、表格等非文本元素，为后续的深度知识加工和图谱构建提供基础。之后通过深度学习技术对拆分后的内容进行深度知识加工，包括对文本单元进行向量化表示，以便进行后续的计算和分析，同时利用大语言模型的实体识别和关系抽取能力，从文本中识别出实体以及实体之间的关系，为知识图谱的构建提供关键信息。

在知识关系抽取阶段，大语言模型通过配置提示词和微调语料训练，进一步提升其知识加工能力，包括实体进行更精识别，对关系进行更准确地抽取，以及将同类型特征的知识建立关联关系，最后引入人工校核机制，对生成的知识图谱进行细致地审查和修正，确保其质量和准确性符合业务需求，具体步骤如下：

1. 碎片化拆分与深度知识加工：大语言模型对非结构化文档进行碎片化拆分，这一步骤可以通过预训练的模型来实现，可理解文本内容并提取关键信息，然后对拆分后的内容进行加工和向量化处理，核心是运用大语言模型提高从非结构化文本创建知识图谱的准确性。

2. 知识关系抽取：同类型特征知识之间建立关联关系的过程中，运用大语言模型的能力来进行实体识别、关系识别等任务，例如：通过配置提示词和微调语料训练，使模型具备更强的知识加工能力，融合知信学习与深度学习的知识图谱自动构建模型，此模型可通过图神经网络（GCNs）与多头注意力机制相结合的方式，缓解结构数据中的多跳推理问题。

3. 人工校核：虽然大语言模型可很大程度上自动化构建知识图谱，但最终准确性和可靠性仍然需要人工校核来保证。人工校核可采用端到端的中文知识图谱自动化构建解决方案，虽然减少了人工参与，但仍强调了人工校验的重要性。

3.3.2 大模型+知识图谱的 AI 智能体应用技术——企业的知识创新引擎

基于知识图谱和大语言模型的检索增强生成（RAG）技术，可以有效克服通用大模型的知识截止、缺失和幻觉问题，连接专业领域的私有知识库，通过自然语言查询提供可信的知识和可验证的知识来源。知识图谱等价于一个超大规模的词汇表，其中实体和关系对应于单词。通过这种方式，在检索时能够将实体和关系作为单元进行联合建模，构建图模型的知识表达，将实体和关系之间的联系用图的形式进行展示。这种图模型能够捕捉实体之间的复杂关系，提供更丰富的背景知识。

基于向量的检索是利用向量嵌入技术，将实体和关系转换为向量表示，通过向量空间中的相似度计算，找到语义相似的三元组。基于关键词的检索是使用传统的关键词匹配技术，找到包含关键词的三元组。混合模式结合了基于向量的检索和基于关键词的检索，从知识图谱中检索信息，并进行去重。混合模式不仅使用关键词找到相关的三元组，还使用基于向量的检索来找到基于语义相似性的相似三元组。这种方法结合了关键词搜索和语义搜索的优势，提高了搜索结果的准确性和相关性。

结合基于向量的检索和基于关键词的检索，从知识图谱中检索相关信息，并进行去重处理。从检索到的相关三元组中提取有关的语料，提供给大语言模型。大语

言模型根据提取的语料，生成具备深度理解和推理能力的答案。对生成的答案进行可信度评估，确保答案的准确性和可靠性。在生成的答案中引用知识图谱中的相关三元组，提供可验证的知识来源。同时引入人工校核机制，对生成的答案进行细致的审查和修正，确保其质量和准确性符合业务需求。

3.4 应用场景或应用方式

3.4.1 文档智能问答

用户在日常工作或科研过程中，需要借鉴大量的内部和国内外研究成果及文献，这些文献的阅读会耗费大量精力和时间。用户通过文档智能问答应用，可自动对一个或多个文献资料进行解读，并对文档大纲、主题、核心知识点总结，同时提供答案与原文出处的对应标注。帮助用户快速定位找到有价值的知识，使用户能够更高效、全面了解文档信息，方便引用和借鉴。

当用户提交需要分析的文档后，智能问答应用可以对该文档进行内容解读、核心思想归纳总结、核心新技术发现，快速帮助用户判断该文档的价值，并将有价值的内容提取出来。智能问答应用还能够从用户指定或上传的多个文档中，批量对文档按照指定的要求进行解读、归纳、总结；或面向指定的某个主题，从多个文档中进行知识提取、归纳、总结，形成该技术研究现状和发展趋势，发现和推荐新技术、新方法、新工艺等，提供有效的解决方案，帮助科研创新和技术选型。

3.4.2 数据智能问答

用户可以通过简单的语音或文本输入提出自己的数据查询问题，系统能够根据要求精准地从数据库或知识库中查询相关的数据，并按用户指定要求输出数据成果，包括数据清单、调用工具绘制图表展现等。除了基本的查询功能，还提供了丰富的数据处理和分析能力，包括复杂计算、图表生成以及数据质量分析等。用户可以根据自己的需求，轻松生成各种图表，并以直观的方式展示数据。

3.4.3 报告编制助手

报告编制助手面向各专业科研人员，帮助用户编制各种高质量的专业报告，如储量评价报告、开发规划报告等。用户只需输入专业报告主题、选择专业领域，并设定相应的参数，系统即可智能生成专业报告大纲。系统可根据大纲内容要求，自动调用知识库、数据库等对报告内容进行预编制，避免用户人工查找编制报告所需

要的关键内容、数据、各类成果图表等。用户还可根据需要对各章节进行编辑和调整，并针对所编辑内容，提供丰富的知识库、经验案例等参考，以满足用户的个性化需求。生成的专业报告内容准确、规范，并可根据用户要求自动生成摘要、关键字、参考文献等。最终形成的完整专业报告可输出为多种文件格式，方便用户保存和分享。此外，系统还具备学习功能，不断优化和改进，以提升专业报告质量。无论是学术高级研究者还是初级研究者，都能从中受益，实现更高效的专业报告写作。

3.4.4 培训智能专员

从事油气地质勘探、钻井、油气智能开采、油田化学应用、石油工程等相关领域的专业人员，他们通常会选择本领域专业库进行问答与资料的下载，以满足他们在特定领域的专业知识需求。例如，从事油气地质勘探的用户可能会查找与地震数据解释相关的资料，而从事油气智能开采的用户则可能更关注智能化技术的应用和最新研究成果。

利用企业知识库和油气行业大模型，打造培训智能专员应用，可以针对岗位或专业进行问答，为用户提供专业化的问答解惑，提供新思路、新方法等，为用户提供专业知识培训或专家指导，帮助他们提升在油气行业的专业素养和技能水平，促进个人和组织的发展。

3.4.5 热点分析及辅助查新

保持对新技术、新工艺、新流程等新颖内容的敏感性，是对科研人员的基本要求。为更好地支持科研人员的日常工作，提高知识平台在活用知识方面的能力，按照科技查新规范，采用热点发现和趋势分析，支撑科研查新工作。所谓热点分析及辅助查新技术，是全文搜索、内容分析、图谱计算等技术的集成，用于对文献、科研成果、期刊等知识数据的查询、统计、分析及判断。

随着知识库的不断扩充，热点分析及辅助查新为系统用户提供一个便捷直观的途径，从知识类型、数据来源、提供作者、领域分类、生成时间等多维度，随时获取知识的热点、增减的变化过程、未来的走向趋势等。另外，可以通过对内容的分析，结合相应的数学模型，对比当前知识库数据，初步判断知识的新旧程度，查证知识的新颖性。以上两方面应用，能够为科研工作、专家评审等提供依据。

3.5 安全保障措施

3.5.1 安全等级保护定级

本项目以企业内等级保护 II 级进行相关扩展应用、数据等安全防护，该标准要求企业在信息系统的安全性方面采取一系列措施，确保其能够有效抵御常见的安全威胁，并在遭受攻击或意外事件时迅速恢复，整体安全管理要求如图 12 所示

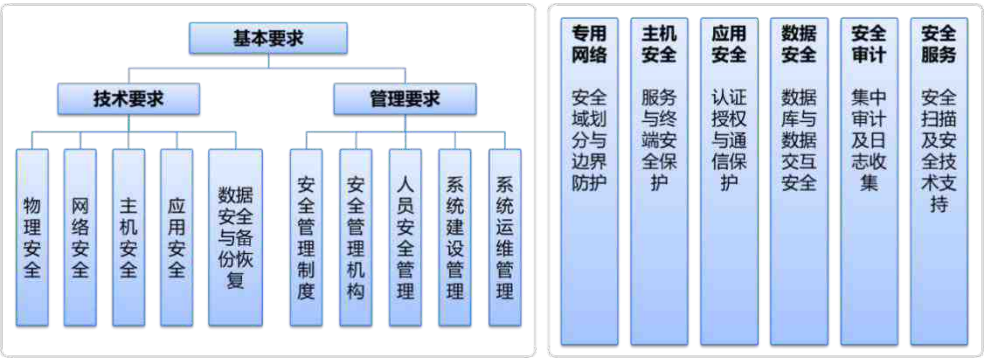


图 12 安全管理要求图

在这个项目中，针对油气企业的特定需求，我们严格遵循等级保护 II 级标准展开相关扩展应用和数据安全防护，确保全面符合该企业信息安全的各项要求。系统建设的安全性是项目的重中之重，不仅涵盖了传统的网络安全、主机安全、应用安全和物理安全，还特别强调了数据全生命周期的保护以及新兴技术如知识图谱和大模型的安全考虑。

3.5.2 安全技术方案

安全需求

油气企业在日常运营中处理着大量敏感信息，从勘探开发到生产运输，每一个环节都离不开对信息安全的高度关注。因此，知识平台在设计之初就将安全置于首位，确保所有数据处理活动均能在受控环境下进行。对于数据本身，无论是静态存储还是动态传输，都需要达到安全要求的加密标准，以防止未经授权的访问或泄露事件发生。同时，考虑到数据的完整性和可用性，建立有效的备份与恢复机制，以便在遭遇突发事件时能够迅速恢复正常运行。

此外知识图谱和大模型作为重要的智能化工具，其安全性也不容忽视。这些先进技术为企业带来效率提升的同时，也引入了新的安全挑战。模型训练过程中涉及的数据集可能包含敏感信息，而部署后的模型也可能成为攻击目标。因此，确保

这些系统的安全性，也是保护企业资产的关键。为了应对这些挑战，平台设计的安全策略覆盖了从数据采集、预处理、模型训练到最终部署的全过程，确保每个阶段都能满足严格的合规性要求。

安全技术方案

知识平台的安全建设，遵循国家以及该油气企业信息安全等级保护相关要求，根据对系统现状以及需求的分析，将从应用安全和基础安全方面包括主机、网络、应用、数据以及审计等方面来保证系统的安全，确保系统从设计、实施到运营的每一个环节都符合严格的信息安全规范，整体安全架构如图 13 所示。



图 13 平台安全架构图

应用安全方面，利用油气企业统一身份管理，为用户登录提供身份统一管理认证服务，在关键业务操作中，通过签名验签和日志记录方式实现信息保护和操作抗抵赖功能，通过启用应用的 SSL 功能来实现客户端与服务端之间的通信安全，通过数据加密保护从重要系统中抽取知识的传输安全，结合文档安全系统保证离线重要知识的安全，通过对重要知识数据验证 mac 保证其完整性，并通过专门检测软件结合人工方式对整个 WEB 应用结构进行风险定位和排除，最终将安全问题和安全风险控制在可接受的范围内。数据安全方面将做好数据库管理员及应用用户的访问权限控制，及时对数据进行备份，确保数据的可靠性和高可用性。

基础安全方面中网络安全主要是利用二级等级保护安全域，制定并配置合理适当的安全策略，对网络边界恶意代码进行过滤和攻击检测，在网络层面保护系统安全。主机安全防护将对服务器主机操作系统、数据库及中间件进行安全加固，保障

系统服务器基础环境的安全。审计安全主要做好系统重要业务操作和重要内容访问的记录，以便事后追踪，同时做好日志输出配置，为接入统一的日志审计平台做好准备。

知识平台高度重视知识图谱和大模型的安全性。对于知识图谱，平台采取了严格的访问控制策略，确保只有经过授权的人员或系统能够查询和修改图谱中的信息。此外，还实现了数据加密存储，即使数据遭到泄露，未授权方也无法解读其内容。为了保护大模型训练过程中的隐私和机密性，平台引入了差分隐私技术，确保在不暴露敏感信息的前提下进行有效的机器学习。同时，针对模型参数和训练数据的传输，使用 TLS 协议进行加密通信，防止中途截获和篡改。为了防范模型逆向工程的风险，平台采用了模型水印技术和对抗性训练方法，增强了模型的安全性和防伪能力。通过这些综合性的安全防护措施，平台不仅满足了油气企业信息安全的相关要求，也为系统的长期稳定运行奠定了坚实的基础。

4 案例示范意义

本案例在国内大型企业知识管理推广应用工作中尚属首次，目前国内企业还没有成熟的应用模式，随着平台的成功推广应用，率先在油气行业开展基于知识的创新工作。本案例提出了构建企业知识体系的方法体系，研发了系统产品并实现了推广应用，取得了较好的应用效果，上述一系列成果为知识管理在大型企业的应用提供了可靠技术支持，推动了知识工程产业化发展，在业内起到积极示范与引领作用，为各行业企事业单位的知识管理应用提供了借鉴，具有重要的社会效益。

4.1 树立行业标杆：提升油气企业知识管理应用水平

通过本案例建设，不仅显著提升了该油气企业的知识管理应用水平，还为整个油气行业知识工程建设树立了典范。在油气企业中，知识的高效管理和利用对于优化生产流程、提高决策效率以及推动技术创新至关重要。本案例成功引入了一系列先进的知识管理工具和技术，使得企业内部的知识能够被系统地收集、整理和分享。这不仅增强了员工之间的协作，促进了信息流通，也使得管理层能够基于更全面的数据做出更为精准的战略决策。

本案例所取得的成功经验，也为油气行业内其他企业提供了一个学习和效仿的模板。通过科学合理的知识管理手段，实现业务流程的优化和运营成本的降低。对于其他赖于大量专业知识和技术积累的领域来说，具有广泛的借鉴价值，可以激励更多企业重视并投入资源进行知识工程建设，共同推动各行业的信息化和智能化发展。

4.2 构建知识管理体系：提供可借鉴的工作模式与方法

本案例构建了一套完整的知识采集、加工、管理、运营的工作模式，并建立了相应的流程和方法，为其他行业的知识工程建设提供了极具价值的参考案例。在实际操作中，这套工作模式强调了从源头开始的知识管理，即在数据生成之初就对其进行分类和标注，经过适当的筛选和提炼后纳入企业的知识库。这样做的好处在于，当涉及到大量的结构化和非结构化数据时，能够极大地简化后期的整合与分析过程。

为了保证知识的质量和可用性，平台制定了一整套严格的数据清洗和验证机制，确保只有准确无误的信息才能进入正式的知识体系。同时，针对不同类型的知识内容，设计了灵活多样的呈现方式，如文本、图表、视频等形式，以满足不同用户群体的需求。在知识传播方面，采用了多种渠道相结合的方式，包括在线平台、移动应用、定期培训讲座等，使员工无论身处何地都能方便快捷地获取所需信息。最重要的是，平台建立了一套可持续发展的知识更新机制，鼓励全体员工积极参与到知识的创造和分享中来，形成了一个良性循环的知识生态系统。

4.3 引领智能化转型：图谱与大模型融合的应用示范

知识图谱和大模型技术融合形成了一种全新的知识管理解决方案，进一步彰显了案例的前瞻性与创新性。知识图谱作为一种结构化的语义网络，能够清晰表达实体之间的关系，帮助用户快速定位和理解相关信息。而大模型则具备强大的自然语言处理能力，可以从海量文本数据中自动抽取有价值的知识点，并将其融入到现有的知识图谱中。这种组合不仅提升了知识管理系统的智能化水平，也大大增强了其应对复杂问题的能力。通过知识图谱和大模型的协同工作，油气企业能够更加智能地挖掘出隐藏在大量文档背后的深层次关联，辅助管理者进行复杂的决策分析。

5 存在的问题和不足

知识管理是一项复杂的系统工程，其成功依赖于持续的运营管理和不断丰富的内容更新。为了确保这一过程的有效性，我们需要特别关注不同用户群体的需求，并通过精心策划的活动吸引更多业务人员积极参与到知识管理中来。共同建设和应用知识资产不仅能促进内容的积累，还能显著提升这些知识在实际业务中的应用价值。

在这个过程中，形成一个正向反馈循环至关重要。通过鼓励员工分享和利用知识，可以逐步建立一个更加活跃和富有成效的知识生态系统。这不仅有助于知识的沉淀与传承，也能激发创新思维，为企业的长远发展注入源源不断的动力。同时，持续优化知识管理流程，确保其能够适应不断变化的业务需求和技术环境，将为企业的可持续发展提供坚实保障。

在推进知识管理工作的过程中，可能会遇到一些挑战。例如部分业务人员可能尚未充分意识到参与知识管理的重要性，或者在日常工作中难以抽出时间进行相关内容的贡献。针对这些问题，后续提升过程中将进一步加强沟通与培训，帮助大家理解知识管理对企业及个人发展的积极影响，同时也探索更灵活的工作机制，使知识管理成为日常工作的一部分，而非额外负担。通过这样的努力来不断提升知识管理工作的效果，推动其实现更高的价值创造。

6 展望

基于当前案例建设所取得的显著成效，未来平台将继续深化和拓展知识管理的应用范围，进一步提升科研业务人员的知识获取体验。随着油气行业科研知识全生命周期管理体系的不断完善，已经成功构建了一个统一的知识治理平台、应用服务能力和共享知识湖，这不仅满足了现有需求，更为未来的创新和发展奠定了坚实基础。

展望未来，平台将集中力量在以下几个方面推进：

1. 深化应用与优化用户体验：平台将持续优化现有的知识管理工具和服务，确保它们能够更好地适应不同用户群体的具体需求。通过用户反馈和数据分析，不断

改进系统的易用性和功能性，使知识获取变得更加便捷高效。同时，将探索更多智能化功能，如个性化推荐等，以提升用户体验。

2.扩大示范应用领域：除了目前在勘探开发、炼油、化工以及经济技术研究业务中的成功示范应用，平台将进一步扩大这些成果的应用范围，涵盖更多的业务领域和技术环节。例如在新能源开发、环境保护等方面引入先进的知识管理实践，支持企业向绿色低碳转型。

3.强化培训与推广力度：为了让更多员工受益于知识管理带来的便利，平台将加大培训推广的力度。定期组织专题讲座、工作坊和在线课程，帮助员工掌握最新的知识管理和信息技术技能。同时，鼓励内部交流与分享，形成良好的学习氛围，促进知识的广泛传播和深度应用。

4.推动跨部门协作与创新：知识管理不仅是单个部门的任务，更是整个企业的共同责任。平台将积极推动跨部门间的协作，打破信息孤岛，实现知识资源的最大化利用。通过建立联合项目团队或设立专项基金等方式，激励各部门之间开展合作研究和技术攻关，从而激发新的业务增长点。

附件：

如涉及，可给出：系统录屏、网盘链接；参考文献；国内外技术现状（概述、可选）等。

国内外技术现状

智通云联全面分析了国内外知名企业知识管理建设特点，得出结论：本项目在知识库构建、平台技术和方法体系等方面领先于国内外水平（见表1）。

表 1 知识管理国内外同类技术比较

技术内容	本成果技术指标及水平	国内外同类技术水平	水平对比
1. 油气主要业务链知识体系	借助领域本体的理论，设计了包括研究对象、知识分类、知识关联和知识模板等内容的知识体系框架，并按“业务—知识形态—知识内容”为主维度构建了覆盖油气主要业务链知识体系并申报了行业标准，最终建立涵盖勘探开发、炼油化工、经济技术、教育培训等 10+ 类业务域的本体库。	国内外的 POSC、PODS、APDM、APDM-CH 等油气业务数据模型，无法直接支撑知识管理和应用。国内外油气公司开展了知识管理建设，但只是建立了针对部分业务的知识体系（如 C&C 的油气藏评价知识体系），应用面较窄，未形成覆盖油气主要业务链的知识体系。而且仅从知识分类的业务维度描述，能够支撑的应用只有单维度分类检索，无法支持多维筛选搜索、关联推荐等应用。	国际领先
2. 油气主要业务领域专业知识库	基于油气主要业务链知识体系，率先建成由外部基础知识、科研项目知识和业务知识三大类组成的覆盖勘探开发、炼油化工、经济技术、教育培训等油气主要业务域的千万量级专业知识库（集成内外部近百个知识源，包括 2020 年前所有勘探开发科研项目知识、全球碳酸盐岩专题知识库、中国主要碳酸盐岩油藏案例数据、49 个勘探开发业务标准包、油气领域专家资源库、1000+ 万条油气领域文献知识库等），能支持业务应用的一站式知识获取需求。	国内外油气行业有构建单一专业或应用的知识库（如 C&C 油气藏评价知识库），但覆盖油气主要业务领域的知识库没有构建先例，尤其是勘探开发业务标准包知识未见理论和实践的论述；也没有企业构建基于知识体系与知识图谱架构的内外部知识融合的专业知识库，以支持勘探开发科研业务应用的一站式获取，以及后续深化知识挖掘与智能应用的需求。	国际先进

3. 面向油气领域多模态数据的知识智能加工技术	结合油气业务特点，将图像、表格、文本统一为目录描述标签的多模态语料，进行 fasttext 小数据训练，得到基于多模数据的智能知识加工模型，形成了基于语义融合视角的多模态油气数据智能加工技术，实现对油气领域非结构化数据中图像、表格、文本的高效提取、融合以及快速、准确提取知识，知识加工准确率明显优于国内外同类产品。	国内外企业现有的知识加工工具（如 Autonomy 、 DINFO-OEC），在多模态支持、灵活性、加工效率和准确率上无法满足石油行业工程化应用需求，比如 DINFO-OEC 非结构化大数据分析挖掘平台，通过 OEC（O（对象）-E（实体）-C（概念））组合，而非句子进行语义理解，加工出很多无效的加工特征，使得加工准确率很低，而且由于 OEC 字典之间的耦合性很强，修改 OEC 字典或者筛选规则在工程上不可能实现。	国际领先
4. 油气领域分层多阶知识图谱的自动构建技术	提出了知识图谱分阶模型，对知识图谱进行数学描述，根据其变量的阶次将知识图谱分为 3 阶（0/1/2），对应于工程中发现-分析问题-解决问题的 3 步曲。运用“数据 DNA”自动提取技术，自动挖掘数据关系，结合大模型技术，对数据进行训练后得到行业实体识别模型，利用模型对数据进行 0/1/2 阶图谱中的概念/关系进行提取；完成 0/1/2 阶概念图谱构建后，再运用多元数据融合技术，将大量数据进行融合关联，构建亿级节点油气领域 0/1/2 阶知识图谱。不仅在复杂程度和业务层级上超越了通用知识图谱，而且实现了石油行业领域知识图谱的首次大规模构建与工程化应用。	通用知识图谱以谷歌的 freebase 为代表，强调实体之间的关联，关系简单、层级少，行业专用性差，主要应用于认知模型领域如医疗诊断、金融预测等领域，但在物质世界的工业领域应用较少；通用知识图谱等主要是通过结构化数据表进行转换得到静态连接的关系图（如 ER 图），无法提供真实语料中时间驱动的相互作用图，如因果关系、操作流程等；而领域知识图谱的构建受限于语义理解技术，以及对数据资源以及人工标注规则的要求较高等技术和成本约束，工程化应用很少，在国内外尚未见到油气行业知识图谱建设与应用报道。	国际领先

5. 基于知识图谱的搜索增强（RAG）和内容生成（AIGC）技术	提出基于知识图谱增强的搜索（RAG）和内容生成（AIGC）技术，以 0/1/2 阶知识图谱为基准和接口，实现从信息领域到业务领域的映射，通过 2 次 LLM 生成实现，从而提升 LLM 生成结果的准确性/可解释性。以石油上游领域 350 万文献千万级有效句子训练获得的油气领域语言大模型 LLM，通过油气 LLM+小数据微调打造精准的业务语义理解能力，实现对文本的语义解析、业务意图理解，从而满足行业用户对智能问答和方案辅助编写等内容生成应用的需求。	以 GPT 为代表的通用 AI 大模型近 2 年发展迅速，油气大模型是随着 GPT 的成功从 NLP 进入到工业领域的，改变了以往工业领域认知模型的构建，如 bert/fasttext 等没有 transformer 的 decoder 结构。但是 GPT 无法解决业务领域要求的准确性/可解释性等问题。	国内领先 国际先进

经过与国内外知识管理优秀企业进行对标分析，该知识平台具有知识库平台技术“先进”、构建“专业”、方法体系“齐全”的特点。项目成果整体处于国际先进水平，其中油气知识体系、分层多阶知识图谱自动构建、多模态数据知识智能加工等技术达到国际领先水平。

案例 5 人工智能辅助电力领域评审大模型

◆ 案例简介 ◆

近年来，国网上海经研院评审业务实现了上海公司综合计划全覆盖，成为公司规划建设业务提升的重要支撑力量，但业务开展过程中，项目的评审工作仍然存在以人工操作为主的情况，影响评审效率和评标质量。同时国网项目整合力度逐年加大，评审内容增多，评审工作量大大增加，评审时间增长，评审出错率有持续提高的趋势。为进一步提高多线评审能力，稳固提升评审品质，打造上海区域业内第一评审品牌，国网上海经研院以“六精四化”为引领，以推动基建全过程、全要素数智化升级为目标，聚焦“AI+知识图谱赋能评审”，聚力打造一款面向工程评审领域、辅助项目评审的多模态、轻量化、安全可控的智能大模型，将评审人员从大量通用性技术审定工作及非技术性重复劳作中解放出来，更好地专注于项目技术方案等重点、难点审查工作，为项目评审工作保质保量开展保驾护航。

1 案例基本情况

1.1 企业简介

国网上海市电力公司经济技术研究院，简称国网上海经研院（以下简称经研院），成立于 2012 年，经研院作为国网上海市电力公司专业分公司，主要开展电网规划研究、能源经济研究、项目评审、项目前期、综合能源等电网规划及电力经济研究；开展 220 千伏及以上输变电工程、架空线入地工程等基建项目的质量监督、安全监督等相关管理工作；开展输变电工程数字化交付管理及标准指定、电网设施数字化管理平台运维、三维数字化设计技术研究及研发；支撑上海公司智库运营，支撑上海公司项目可研经济性、合规性评价等相关工作开展。

1.2 案例背景

在国家经济转型升级的大背景下，国网公司作为国有重点企业，正积极推进智能电网和新一代电力系统的建设。然而，面对海量、多源、异构的数据信息，传统的数据处理和项目评审方法已难以满足智能化、自动化的需求。融合大模型与知识

图谱技术，不仅能够解决电力行业在数据整合、专家依赖、自动化评审等方面的痛点，还能够显著提升决策支持的智能化水平，这对于推动电力行业的数字化转型和智能化升级具有重要意义。图 1 展示了智能评审平台的入口。



图 1 智能评审平台入口界面

行业痛点 1: 数据整合与处理的复杂性

电力行业产生的数据类型多样，包括结构化数据、半结构化数据和非结构化数据，这些数据的整合和处理极为复杂。数据来源广泛，格式不一，缺乏统一的数据标准和处理流程，导致数据难以有效利用，影响了决策的质量和效率。例如，不同地点的用电设施要求、建设指标等，都需要进行标准化处理和综合分析，才能为电网项目的评审和管理提供准确的决策支持。

行业痛点 2: 高度依赖专家经验和知识

电力行业项目评审预审工作高度依赖于专家的个人经验和专业知识。这种依赖性不仅增加了人工成本，而且在专家资源有限的情况下，难以保证评审工作的质量和效率，限制了评审工作的规模化和标准化。专家的个人判断可能受到主观因素的影响，导致评审结果的不一致性和不稳定性，这对于确保项目评审的公正性和准确性构成了挑战。

行业痛点 3: 自动化评审系统的缺失

目前，电网基建项目的预审工作主要依赖于人工进行，缺乏有效的自动化评审系统。这导致材料处理冗杂，效率低下，无法快速响应项目评审和决策的需求，影

响了项目的进度和质量。自动化评审系统的缺失，使得项目评审过程容易受到人为因素的干扰，降低了评审的客观性和公正性。

融合时的难点或痛点 1: 知识图谱的构建与更新

构建电力行业的专业知识图谱需要整合大量的行业数据和专家知识，这一过程复杂且耗时。同时，知识图谱需要不断地更新和维护，以确保其时效性和准确性，这对于技术实现和资源投入提出了较高要求。知识图谱的构建需要跨领域的专业知识和技术支持，更新维护则需要持续的资源和专业知识的投入。

融合时的难点或痛点 2: 大模型与知识图谱的深度融合

项目如何将大模型与知识图谱技术有效融合，需要考虑解决技术兼容性、数据融合、模型训练和优化等一系列技术难题。这不仅需要跨学科的知识和创新思维，还需要不断探索和实验，以实现技术的突破和创新。深度融合的实现需要高度的技术创新和跨学科的协作，才能确保大模型能够有效地利用知识图谱中的数据和知识。

融合时的难点或痛点 3: 智能化决策支持系统的开发

开发一个能够自动化生成基础评审结果并为项目预审提供决策支撑的智能化系统，需要大模型具备高度的理解和推理能力。同时，系统需要能够与知识图谱中的知识进行有效交互，实现智能化的决策支持，这对于技术实现和系统集成提出了挑战。智能化决策支持系统的开发需要集成先进的人工智能技术和专业知识，以确保系统的高效运行和决策的准确性。图 2 展示了系统与模型的实用性。



图 2 系统与模型实用性

本案例中提出的方案，通过融合大模型与知识图谱技术，不仅能够解决电力行业在数据处理、专家依赖和自动化评审方面的痛点，还能够显著提升决策支持的智能化水平。这一方案的重要性在于，它能够为电力行业提供一个高效、准确、可靠

的项目评审和决策支持工具，有助于提高项目管理的效率和质量，降低运营成本，加快项目进度。该案例的创新点在于深度利用了大模型的强大计算能力和深度学习能力，实现对复杂数据的高效处理和分析，提升数据处理的自动化和智能化水平。同时，构建了行业知识图谱，整合了行业数据和专家知识，形成了一个统一、动态更新的知识体系，为决策提供全面、准确的信息支持。此外，开发了智能化决策支持系统，实现了自动化评审和决策建议的生成，减少了对专家的依赖，提高评审工作的效率和准确性。该系统不仅能够解决电力行业当前面临的痛点和难点，还能够推动电力行业的数字化转型和智能化升级，具有重要的实际应用价值和广阔的发展前景。

1.3 案例类型

知识图谱增强大模型

1.4 系统或方案简介

案例以构建一个安全、高效且专网专用的电力领域神经网络模型为核心，旨在通过一系列创新性研发工作，实现对专网数据的深度处理和智能化分析，旨在打造一个能够持续自我学习和更新、高度可解释和可视化的人工智能辅助评审大模型，以满足电力领域对于智能化、个性化服务的需求，并确保模型的安全性和隐私性。

系统首先会探索专网数据集的预处理方法，包括数据清洗、扩充和增强，以提升模型泛化能力；同时，采用加密和去噪等特殊技术确保数据安全和隐私，系统会设计适合电力材料的网络结构，包括拓扑、传输方式和协议，以实现高效数据传输和处理，并采用深度学习网络架构，如深度卷积和循环神经网络，处理特殊数据类型。案例还设计了模型优化与训练策略，优化激活函数和损失函数，调整模型参数，并结合批量训练和分布式训练策略及模型压缩技术，提高模型性能和降低计算复杂度。系统会充分融合知识图谱技术，构建电力领域智能问答系统和知识图谱，使大模型能够从知识图谱中提取最优答案，提供准确全面的信息服务，同时强化跨语言和跨文化交流能力；系统还会赋予大模型自主更新知识图谱的能力，通过系统自动收集领域数据，进行预处理和清洗，定期补充训练，实现自我训练和监督学习。同时，因为该项目涉及到国家安全，系统有严格的安全保障和数据隐私保护机

制，采用加密技术和权限控制，确保用户数据安全，并通过分布式学习和联邦学习技术保护数据隐私。

2 案例成效

2.1 技术价值与改善时间成本

通过梳理基建可研、初设阶段全专业（系统、变电、线路、土建、技经等）文件及技术方案审查点，聚焦项目预审阶段，模型现已能顺利开展对基建工程各阶段项目资料合理性、合规性的自动化智能审查工作。经测试，对于常规输变电工程，模型能以分钟级的速度完成对项目送审资料的预审工作。以 110 千伏输变电工程为例，其送审资料包普遍在 200MB 左右，工程技术报告通常长达百页。传统的人工审查模式，往往需要评审人员花费数小时乃至小半天的时间来完成百余项审查点的全面校核，而模型仅耗时 4 分 30 秒便完成全部预审工作，且杜绝人工审查时有发生的误判、漏判情况，保证了审查的完全客观性。经过训练与微调，模型已实现对基建工程可研阶段近 200 项预审审查点的全覆盖，现已正式落地，进入试运行阶段，审查点校核准确率达到 80%。图 3 展示了智能预审系统与人工表现的对比情况。



图 3 智能预审系统与人工表现对比

2.2 知识图谱成效

系统针对技术、技经、计划、环保、质量、队伍、安全等七类主要基建工程全过程专业，共计 2000 多篇文档，构建了一份高质量知识图谱，并与大模型有效结合，极大增强了大模型对电力专业知识语义搜索、深度问答、智能推荐、知识学习、报告生成、企业知识图谱等能力。系统融合知识图谱后比单一使用传统大模型的效果提升了一半以上，相应速度显著提升至少百分之 20 以上。图 4 展示了该系统知识图谱的文档分布。



图 4 知识图谱文档分布

3 案例技术路线

3.1 系统架构/方案架构

本案例的系统架构旨在构建一个高度集成、安全可靠的人工智能辅助评审大模型平台，将融合大模型和知识图谱技术，以实现电力领域专业文献、行业标准和文字信息材料的高效处理和智能分析。系统架构将包括以下关键组成部分：通用预训练大模型模块、知识图谱构建与更新模块、多模态内容识别模块、智能交互与应用模块。图 5 和图 6 展示了整个系统架构以及整体业务架构：



图 5 系统架构



图 6 整体业务架构

3.2 软硬件环境

3.2.1 本项目硬件环境

计算资源：本案例采用了高性能的 GPU 集群，支持大规模的并行计算和深度学习模型的训练配置 NVIDIA Tesla V100 或更高级别的 GPU，配备 32GB 显存。

存储资源：考虑到大模型训练和推理过程中对数据量的需求，本项目配置了高速的 SSD 存储系统，以保证数据的快速读写，且本系统配置了 1PB 的存储空间，保证知识图谱的高效存储利用。

网络带宽：考虑到模型训练和推理过程中需要高速的数据传输能力，以减少数据传输时间，本项目配置了超过 10Gbps 的网络带宽。

3.2.2 本项目软件环境

操作系统：使用了 Ubuntu 20.04 LTS Linux 操作系统，以确保系统的稳定性和兼容性。

编程语言：主要使用 Python 3.8 作为开发语言。

深度学习框架：使用了 PyTorch 等成熟的深度学习框架进行模型的开发和训练。

知识图谱构建工具：使用了如 Neo4j 等图数据库，以支持知识图谱的存储和查询。

3.2.3 本项目算力

训练阶段：使用了大量的计算资源来训练模型，配置了 8 个 GPU 节点，每个节点配备 4 个 NVIDIA Tesla V100 GPU。

推理阶段：模型推理对计算资源的需求相对较低，但本项目也需要快速响应，配置了 2 个 GPU 节点，每个节点配备了 2 个 NVIDIA Tesla V100 GPU。

3.3 技术路线详情

3.3.1 基于数据解耦和短周期开发的有监督微调技术

项目采用了 Prompt tuning 微调技术，通过提供一个提示文本片段，来引导语言模型生成更加精确和相关的输出文本。这些提示文本片段可以是一段文字、一个问题、一组关键词或一个完整的句子，在生成输出文本时，模型会将提示文本片段与输入文本进行组合，从而生成更加准确、相关的输出文本。与传统的 Fine-tuning 技术不同，Prompt tuning 不需要大量的训练数据，因为它使用提示文本片段来指导模型的生成过程，从而减少了对大量数据的依赖。这使得 Prompt tuning 可以在较短的时间内实现模型优化，并且可以在具有不同背景知识的领域上实现更广泛的应用。图 7 展示了有监督微调技术流程。

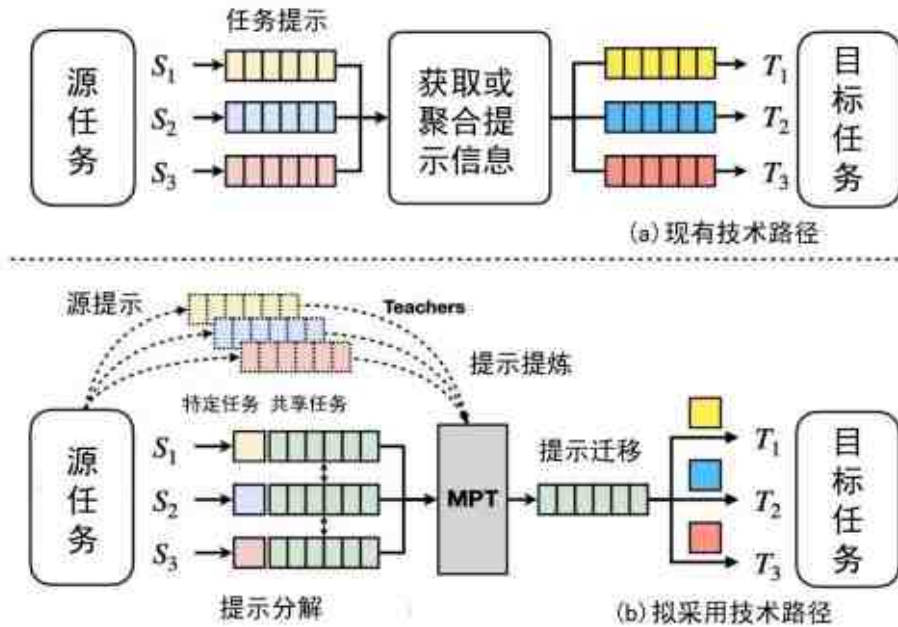


图 7 有监督微调技术流程

3.3.2 基于人类偏好的奖励建模、反馈强化学习技术

项目通过引入奖励/偏好建模（RM）、人类反馈强化学习（RLHF）技术，进一步提高评审辅助大模型的对话质量、交互能力和适应性，为用户提供更加优质的服务。常见垂类大模型可以生成自然流畅的回答，但其缺乏对人类用户需求和偏好的深刻理解，导致在一些场景下回答过于机械化、不够贴近人类期望。为解决这一问题，项目将采用基于深度学习的强化学习方法，通过引入一个奖励机制来训练电力领域辅助评审大模型，预设的奖励函数将基于人类用户的喜好和偏好，对模型生成的回答进行评估和打分。

通过不断地优化该奖励函数，让大模型更好地理解人类用户的需求和偏好，从而生成更加贴近人类期望的回答。同时，为了提高模型的交互能力，让模型不断从与人类用户的交互中学习和优化自己的回答策略，项目将运用反馈强化学习技术和引入一个定制化策略优化器，该优化器将基于本模型与人类用户的交互反馈，不断地调整模型的回答策略，从而提高其交互能力。图 8 展示了奖励建模、人类反馈强化学习技术。

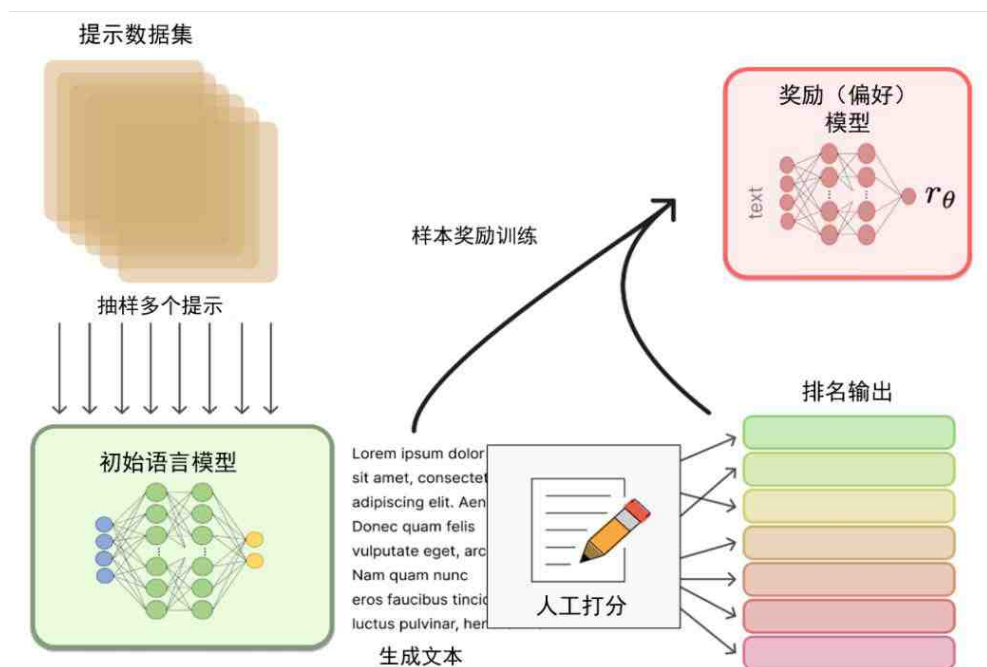


图 8 奖励建模、人类反馈强化学习技术

3.3.3 XNOR-Net 技术

XNOR-Net 技术通过将卷积层的权重参数二值化为-1 或+1，显著降低了深度学习模型的计算复杂度和内存需求。这种二值化处理简化了乘法运算为 XOR 操作，减少了模型的存储空间需求，同时降低了能耗，提高了能效比。XNOR-Net 技术易于集成到现有深度学习框架中，无需大幅修改模型架构，即可在保持性能的同时获得计算和存储上的优势。此外，它还可以与其他模型优化技术结合使用，进一步提升效率，特别适合资源受限的环境。图 9 展示了 XNOR-Net 技术的基本架构。

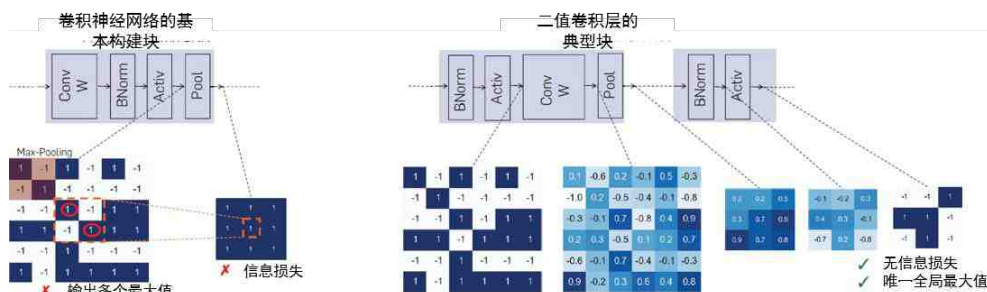


图 9 XNOR-Net 技术

3.3.4 FFT-based Convolution 技术

FFT-based Convolution 技术的核心优势在于其计算效率。在频域中，卷积运算可以简化为逐点乘法，这大大减少了计算复杂度。相比于直接计算卷积的时间复杂度为 $O(N^2)$ ，FFT 的复杂度为 $O(N\log N)$ ，对于大规模数据，如高分辨率图像，这种优化尤为明显。此外，FFT-based Convolution 技术还具有参数效率，能够更有效地利用整个输入图像的信息，这意味着在网络的早期层就可以进行更复杂的推理和生成，而无需等待信息通过深层网络传递。图 10 展示了 FFT-based Convolution 技术的基本架构。

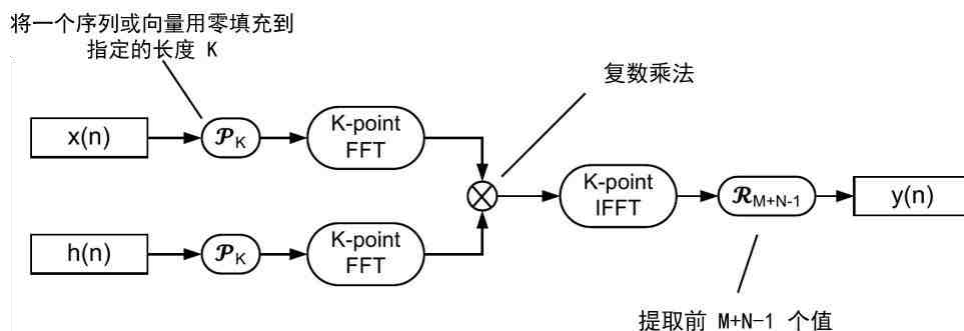


图 10 FFT-based Convolution 技术

3.3.5 知识图谱绘制

(1) 结构化数据的图映射

在该案例中首先对现有的结构化数据进行深入分析。通过图映射技术，将数据表中的实体和关系映射到图谱中，形成知识图谱的节点和边。这一过程会让系统对数据表有深度理解，以及对实体间关系形成准确捕捉。例如，将电力系统的设备信息、地理位置、运维记录等数据，通过图映射技术转化为知识图谱中的实体节点和关系边。图 11 展示了“DL / T 5341-2016 电力建设工程工程量清单计算规范变电工程”模块的知识体系。

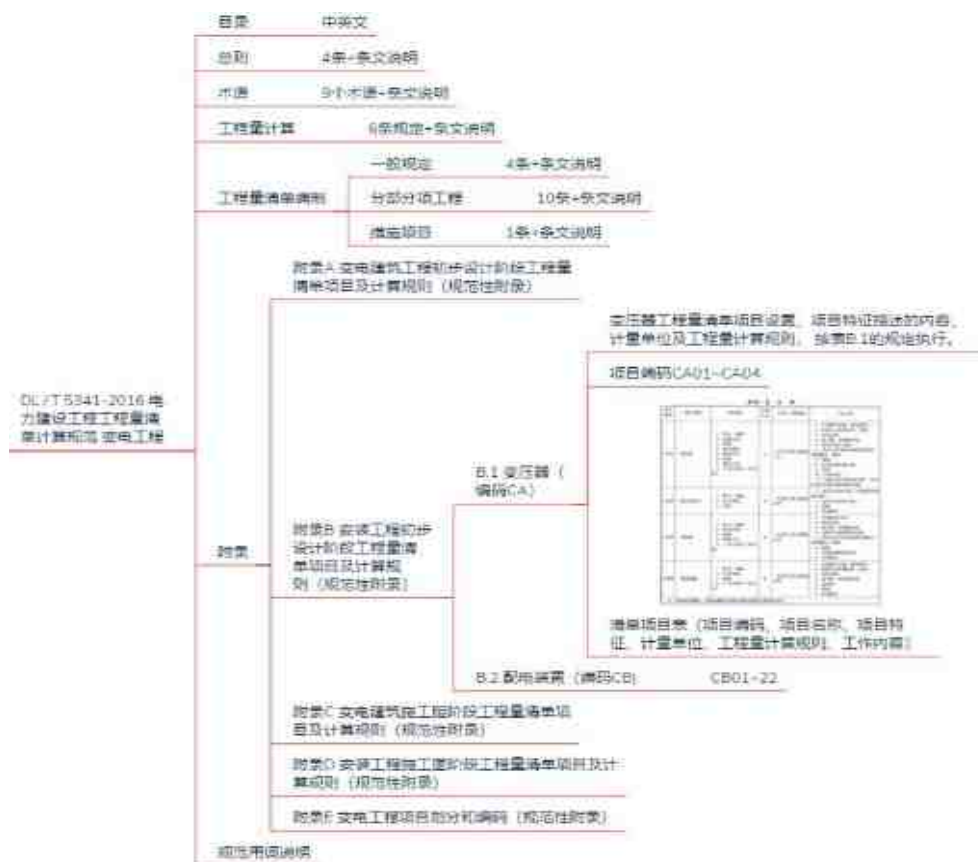


图 11 “DL / T 5341-2016 电力建设工程工程量清单计算规范变电工程” 模块的知识体系

(2) D2R 转换技术

为了增强知识图谱的表达能力，案例采用了 D2R（Data to RDF）转换技术。D2R 技术可以将数据库中的数据直接转换为 RDF（Resource Description Framework）格式，这是构建知识图谱的基础。通过 D2R 转换，能够将关系型数据库中的表格数据转化为三元组，为知识图谱的构建提供了标准化的数据格式。

(3) 半结构化数据的包装器技术

对于半结构化数据，如 XML 和 JSON 文件，案例采用了包装器技术。包装器技术能够解析这些数据格式，提取出实体和关系，并将它们封装成知识图谱中的节点和边。例如，通过解析电力系统的标准文件，从中可以提取出设备参数以及设备使用导则等事件，并将这些事件转化为知识图谱中的事件节点。

(4) 三元组或多元组

纯文本数据的处理是构建知识图谱的关键环节之一。案例利用先进的信息抽取技术，从非结构化的文本数据中识别出关键实体、属性和事件。通过自然语言处理（NLP）技术，使之能够从技术文档、评审历史报告等文本中抽取有价值的信息，并将其转化为知识图谱中的节点。三元组由主语（Subject）、谓语（Predicate）和宾语（Object）组成，它们共同构成了知识图谱的基础结构。例如，一个 RDF 三元组可能是（“变压器 A”，“位于”，“上海浦东”），这表示变压器 A 位于上海浦东。

(6) 时序信息

在该案例情况中，单一的三元组不足以表达复杂的事件和关系。因此，本案例引入了多元组事件的概念，以容纳更多的信息和上下文。多元组事件能够表示多个实体和关系之间的复杂交互，如（“变压器 A”，“在时间 T1”，“发生故障”，“导致”，“停电事件 E1”）。图 12 展示了知识图谱建立过程。

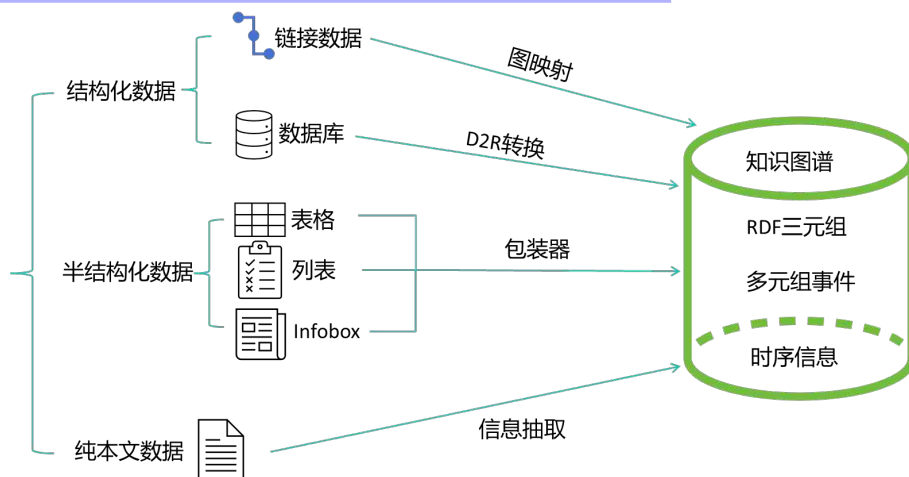


图 12 知识图谱建立

3.3.6 知识图谱强化大模型表现

(1) 知识图谱与大模型的融合机制

系统采用图嵌入技术将知识图谱中的实体和关系转化为向量表示，通过图嵌入，实体和关系被映射到一个连续的向量空间中，使得大模型能够以数学运算的方式处理这些结构化信息。在融合过程中，重点将知识图谱的语义信息与大模型的表

示学习相结合。为此，案例设计了一种融合框架，该框架允许大模型在训练过程中同时学习文本特征和知识图谱中的结构化信息。通过这种方式，模型能够捕捉到实体间的复杂关系，并在评审过程中利用这些关系进行更深层次的分析 and 推理。系统还引入了注意力机制来增强大模型对知识图谱中关键信息的聚焦能力。在处理评审任务时，模型能够识别出与当前任务最相关的知识图谱实体和关系，并将更多的计算资源分配给这些部分。这种动态调整机制显著提高了模型对关键信息的敏感度，从而提升了评审结果的质量和可靠性。

(2) 知识图谱在大模型中的推理应用

案例利用了知识图谱来增强大模型的推理过程，使其能够进行更加复杂和精确的逻辑推理。通过构建一个基于规则的推理系统，将知识图谱中的信息转化为一系列可执行的规则。这些规则定义了实体间的关系与评审结果的关系，让系统具备从已有的知识中推导出新的结论的能力。例如，如果一个项目的技术方案与知识图谱中的某个标准相违背，推理系统能够自动识别这一矛盾，并提出相应的修改建议。此外，案例还利用机器学习技术来优化推理过程，通过训练大量的案例，模型能够学习到从知识图谱中提取有用信息的最佳路径，并根据这些信息进行更加精确的推理，使得大模型在处理复杂的评审任务时，能够提供更加全面和深入的分析。

3.4 应用场景或应用方式

3.4.1 智能预审：自动化审查流程

在电力工程的可研和初设阶段，智能预审模块能够对全专业的文件和技术方案进行自动化智能预审。该模块通过预先设定的审查点，能够快速完成资料的合理性和合规性审查，有效提升审查效率，减少人工审查的时间和错误率。例如，对于 110 千伏输变电工程，模型能在短短 4 分 30 秒内完成全部预审工作，显著提高工作效率。智能预审不仅减少了人力成本，还提高了审查的准确性和客观性，确保了工程项目的质量和合规性。

3.4.2 智能问答：交互式知识获取

智能问答平台为评审人员提供了一个与模型进行多轮对话的交互方式。评审人员可以通过提问获取清晰准确的条文、图片、公式等技术参数信息，并了解信息来源。这种交互式的知识获取方式，不仅能够快速响应评审人员的专业咨询，还能够

通过不断的学习和更新，使模型更加智能和精准。随着使用频率的增加，平台能够自主学习进化，整合知识，不断优化模型表现，使其更贴近实际业务需求。图 13 展示了智能评审系统问答模块主界面。



图 13 智能评审系统问答模块主界面

3.4.3 知识图谱构建：全面覆盖专业领域

案例构建了一个多维度、全方位的电力行业专业知识图谱。该知识图谱涵盖了技术、技经、计划、环保、质量、队伍、安全等基建工程全过程专业，为智能预审、智能问答等核心功能模块提供了坚实的底层数据基础。知识图谱的构建不仅为评审工作提供了丰富的参考资源，也为电力行业的研究和发展提供了宝贵的知识资产。

3.4.4 专业人才培养辅助：提升团队专业能力

该系统是评审人才队伍建设的辅助工具。通过智能问答和知识图谱的不断学习和更新，模型能够提供接近电力系统内多专业领域工程师水平的专业知识和经验，帮助新进评审人员快速成长，提升整个评审团队的专业能力。这种辅助方式，不仅能够缩短人才培养周期，还能够提高团队的整体专业水平，为电力行业的持续发展提供人才支持。

3.4.5 持续优化与迭代：适应业务发展需求

随着评审工作的不断深入，该系统将持续进行优化和迭代。通过收集评审人员的反馈和历史咨询数据，模型能够不断调整和完善，以适应电力行业评审工作的新

需求和变化。这种持续的优化和迭代，保证了系统的先进性和适用性，使其能够长期有效地服务于电力行业的评审工作。

3.5 安全保障措施

3.5.1 综合数据与内容安全策略

系统会对所有敏感数据进行匿名化处理，确保个人或企业信息在存储和处理过程中无法被追溯。使用了去标识化技术，如数据扰动或泛化，以保护用户隐私。实施严格的访问控制策略，确保只有授权人员能够访问敏感数据。通过基于角色的访问控制(RBAC)，确保用户只能访问与其职责相关的数据。对存储和传输中的数据进行端到端加密，采用了先进的加密标准，以防止数据在传输过程中被截获或在存储时被未授权访问。

3.5.2 系统与网络安全加固

系统在国网上海经研院的内网中部署，与外部网络物理隔离，减少外部攻击的风险。同时，通过防火墙和入侵检测系统(IDS)监控和防御潜在的网络威胁，会定期进行系统安全审计和漏洞扫描，及时发现并修复安全漏洞，系统还会通过渗透测试和红队演练，评估系统的安全性并提高防御能力，该案例还建立了自动化的安全更新和补丁管理流程，确保系统软件和依赖库保持最新，及时修补已知的安全漏洞。

3.5.3 融合大模型的安全性与可靠性

系统会对大模型和知识图谱进行持续的性能监控和安全评估，确保模型输出的准确性和安全性，防止模型和知识图谱被恶意利用。该案例还部署了异常检测系统，实时监控模型和知识图谱的使用情况，一旦发现异常行为或输出，立即触发响应机制，进行调查和处理。该案例还建立了模型和知识图谱的更新机制，定期引入新的数据和知识，同时淘汰过时或不准确的信息，确保系统的长期稳定性和可靠性。

4 案例示范意义

4.1 引领行业智能化转型

通过将知识图谱与大模型的融合，不仅实现了电力工程评审的智能化，而且为整个工程评审行业提供了智能化转型的新路径。知识图谱提供了结构化的知识表示，而大模型则利用这些知识进行深入的数据分析和智能决策，这种融合使得评审工作更加精准、高效。此外，这种结合为其他行业提供了如何利用知识图谱和大模型共同推动智能化转型的范例。

4.2 促进技术与业务深度融合

本案例展示了如何将知识图谱与大模型的结合应用于具体的业务流程中，实现了业务流程的优化和效率的提升。知识图谱为业务流程提供了丰富的背景知识和上下文信息，而大模型则利用这些信息进行智能分析和决策支持，这种深度融合为其他行业提供了如何利用人工智能技术解决复杂问题、提高决策质量的范例。

4.3 强化数据安全与隐私保护

在知识图谱与大模型的结合中，数据安全和隐私保护成为设计的重点。通过采用私域部署和安全加密网络环境，确保了数据的安全性和隐私性，同时还能进行高效的数据分析和处理。这种结合为其他行业提供了在保障数据安全的前提下，有效利用人工智能技术的解决方案。

4.4 推动管理创新与决策智能化

知识图谱与大模型的结合为管理者提供了基于数据和知识双重支持的决策工具。这种结合不仅提升了管理效率，也推动了管理方式的创新，如通过数据和知识驱动的决策制定，实现了管理流程的优化和自动化。这种基于数据和知识的决策方式为其他行业提供了如何结合人工智能进行管理创新和决策智能化的参考。

4.5 展示持续学习和自我迭代的重要性

知识图谱与大模型的结合，使得模型具备了更强的学习能力和自我迭代能力。知识图谱为模型提供了持续学习的基础，而大模型则能够不断吸收新知识，优化自

身的决策能力。本案例成功实现了利用知识图谱提升大模型的学习能力和自我迭代能力，探索了高效构建适应快速变化环境的智能系统技术路径。

4.6 促进跨行业知识共享与技术交流

该案例展示了知识图谱与大模型结合在跨行业知识共享和技术交流中的潜力。这种结合不仅对电力工程评审领域具有重大意义，也为其他行业提供了宝贵的经验和启示。它鼓励跨行业之间的知识共享和技术交流，共同推动社会整体的技术进步和创新。图 14 展示了智能评审系统的示范意义。



图 14 智能评审系统示范意义

5 存在的问题和不足

大模型和知识图谱的结合已经为评审流程带来了显著的效率和准确性提升，但目前大模型和知识图谱的运行需要较大的内存和算力，这在硬件资源有限的情况下可能会成为瓶颈。例如，如果硬件加速能力不足，大模型的推理速度和知识图谱的查询效率可能会受到影响，进而降低整体系统的响应速度。此外，当大模型和知识图谱并行运行时，对硬件资源的需求会进一步增加，如果硬件能力不能满足需求，可能会导致并行使用效率的下降，影响评审工作的流畅性。

目前为了解决这些问题，正在考虑以下几个方向：一是优化算法和模型结构，减少对内存和算力的依赖；二是通过分布式计算和云计算技术，实现资源的动态分配和扩展；三是加强硬件设施的升级和维护，确保硬件能力与软件需求相匹配。通

过这些措施，可以进一步提升大模型和知识图谱融合系统的性能，使其在实际应用中更加稳定和高效。

6 >> 展望

(1) 扩展至全电力领域与跨行业合作

随着人工智能技术在电力评审领域的成功应用，国网上海经研院将致力于将这一模式推广至整个电力行业，涵盖发电、输电、变电、配电等多个环节。未来，计划推广至更多省市，共同探索人工智能在电力系统规划、建设、运维等方面的应用，实现资源的优化配置和效率的最大化。同时，也将寻求与科研机构、高校以及技术公司的合作，共同推动电力行业智能化的发展。将继续秉承创新、协调、绿色、开放、共享的发展理念，不断推动人工智能技术与电力行业的深度融合，为构建清洁、低碳、安全、高效的能源体系贡献力量。

(2) 深化智能化评审与决策支持

在现有人工智能辅助评审大模型的基础上，将继续深化模型的智能化水平，提高其在复杂工程评审中的决策支持能力。计划通过引入更多维度的数据，如环境影响、社会经济因素等，来丰富模型的评估维度，使其能够提供更为全面和深入的评审建议。此外，我们也将探索模型在电力市场分析、风险评估等新领域的应用，为电力行业的可持续发展提供更加有力的决策支持。

(3) 知识图谱深化与大模型融合创新

将进一步深化知识图谱的构建与应用，通过整合电力行业的历史数据、专业知识、法规标准等信息，构建一个更全面、动态更新的行业知识图谱。该知识图谱将作为人工智能大模型的支撑，提供丰富的背景知识，增强模型对复杂工程问题的理解和分析能力。团队将探索更多知识图谱与大模型的有效融合机制，实现知识驱动的智能决策，进一步提高模型在电力评审中的准确性和可靠性。未来还计划开发智能化工具，使得非专业人员也能够利用知识图谱和大模型进行初步的电力评审工作，降低专业门槛，提高评审效率。同时也将不断优化知识图谱的更新和维护机制，确保其与行业发展同步，为大模型提供最新的知识支持。通过不断的技术革新

和模式创新，将人工智能辅助评审大模型打造成为电力行业智能化转型的重要支点，助力实现能源行业的高质量发展。



案例 6 基于大模型的银行业金融知识中台

◆ 案例简介 ◆

数字产业的蓬勃发展，衍生出许多前所未有的知识沉淀和业务智能化问题，这使得银行内部业务知识沉淀方式、知识体系搭建等场景面临很多全新课题。近几年，金融机构服务客户群体的方式以及社会运作逻辑都在快速变化。人工智能正在从数据驱动向知识驱动转变。这种转变将推动中台化建设的完善，为银行提供更加高效和智能化的服务。银行应该结合自身业务，长期坚持打造知识中台，为业务赋能，推动自身的智能化、数字化转型。

本案例以大模型赋能知识中台建设为核心，围绕“降本、增效、标准化”目标，通过构建智能化知识生产与分发体系，显著提升一线业务效率、优化客服资源配置，并推动全行业务知识管理从“分散低效”向“集中高效”转型。具体而言，本案例基于知识图谱技术构建了全行级数据中台，有效将银行内部数据结构化，构建银行知识图谱，打破系统之间“信息孤岛”，对银行内部数据进行科学管理与合理利用，同时设计了基于自然语言问答的智能助手，实时帮助核心业务人员以智能化方式精准提取所需信息，满足多方位业务开展，支持部门间协作，提高运营质量，快速响应市场需求，为数字化银行建设奠定坚实基础。

1 案例基本情况

1.1 企业简介

北京文因互联科技有限公司，是一家人工智能解决方案提供商，以大模型技术为基座，结合 NLP、提示工程、知识图谱等技术，通过多年行业实践积累，对业务文本进行文档解析、智能信息提取、智能内容生成、深度语义理解与关联分析，致力于企业知识的深度挖掘与有序传承，进而助力企业实现大规模的流程自动化和敏捷的市场响应。

通过立足金融，辐射航空、医疗、媒体、建筑、房产等行业，金融领域已服务上交所、北交所、宁波银行、平安资管、招商银行、银河金控等头部机

构，同时在航空领域与南方航空、深圳航空、吉祥航空、东方航空、民航大学等合作落地多类细分场景。

1.2 案例背景

在信息化高速发展的今天，银行业作为金融行业的重要组成部分，正面临着前所未有的挑战和机遇。随着银行业务的日益细分，企业对员工的要求也越来越高，需要他们掌握多项技能，以适应全球化的竞争环境。然而，传统的知识传承模式已经难以满足当前快速发展的业务需求，存在以下几个难题。

行业痛点 1: 员工获取知识难，人工成本、时间成本高

一个显著的挑战在于员工在获取专业知识时所面临的途径相对有限。这种单一性不仅延长了信息搜集和处理的时间，而且由于办公场所的地理限制，异地查询和知识获取的难度也随之增加。员工在进行专业领域的研究或解决工作中的难题时，往往需要依赖于有限的内部资源或传统的信息检索途径。这种依赖性不仅降低了工作效率，也限制了员工在不同地理位置获取信息的能力，从而影响了整个组织的灵活性和响应速度。

行业痛点 2: 企业知识整理难，投入人力大、效率低

知识整理的复杂性是一个普遍面临的挑战。目前，企业在知识整理过程中投入了大量的人力，但效率并不理想。现有的文档管理系统往往只提供了基本的标题信息，而缺乏深入的业务维度标签，这导致专业人员需要进行繁琐的手动整理工作。由此，企业难以实现理想的自动化知识体系建设，和更高效的知识应用。

行业痛点 3: 企业知识沉淀难，缺乏统一管理、缺少专业资源

企业知识沉淀面临的挑战主要在于缺乏统一的管理系统和专业资源。目前，员工往往将个人的工作成果保存在本地的 Word 文档或 Excel 电子表格中，这种做法虽然方便个人使用，但不利于知识的共享和沉淀。此外，各个业务条线也将业务规则和知识存储在各自的业务系统中，这导致了知识孤岛的形成，难以实现跨部门的知识整合。此外，由于缺乏持续的专业资源投入，这些业务系统中的专业资源往往难以得到持续更新与维护。这不仅限制了知识的传播和应用，也影响了企业对外部变化的适应能力和创新能力。

融合时的难点或痛点 1: 知识生产缺乏系统化能力

企业缺乏统一标准与服务的全行级数据获取渠道，且不具备将大量行内非结构化数据进行要素化处理的能力。在知识生产领域，企业面临着一系列挑战，其中最为关键的是缺乏统一的标准和全行级的数据获取渠道。这导致了知识生产的碎片化，难以形成有效的知识共享和积累。同时，企业也缺少对大量行内非结构化数据进行要素化处理的能力，这限制了数据转化为生产力的潜力。

融合时的难点或痛点 2: 大规模业务建模经验不足

银行机构从自身视角出发，存在不同业务场景的领域知识、专家经验、业务规则等沉淀不足、共享不够等问题。在进行大规模业务建模的过程中，企业面临着领域知识、专家经验和业务规则沉淀不足以及共享不充分的问题。这导致企业在构建精确和高效的业务模型时，缺乏必要的信息支持和知识共享机制。企业需要建立一个跨部门的知识共享平台，以促进不同业务场景下知识的整合和流通。

融合时的难点或痛点 3: 现阶段业务知识挖掘效果有限

在业务知识挖掘的效果表现方面，现阶段人工智能算法的智能化处理效果不尽如人意。在业务领域，尽管人工智能算法的应用为业务知识挖掘带来了新的机遇，但目前其效果尚未达到预期。这些挑战可能源于多方面因素，包括但不限于数据质量、算法的适应性，以及业务场景的复杂性。例如银行机构仅依靠算法能力提升，难以带来符合投入预期的效果反馈，因此在融合过程中需要考虑通过其他工作提高知识挖掘效率。

融合时的难点或痛点 4: 缺乏自主性的知识更新体系

在知识中台建设过程中，当前组织架构的不完善对知识管理的实时性和自主性构成了阻碍。以可持续发展为长远的建设目标，在建设过程中，银行机构通常在新知识的发现、知识关系的关联以及知识模型的动态更新方面，缺乏有效的技术支持。具体而言，组织架构的不足限制了知识更新流程的自动化和智能化，使得知识管理系统难以及时响应快速变化的业务环境。

1.3 案例类型

本案例的类型为“知识图谱增强大模型”“大模型增强知识图谱”“知识图谱与大模型协同”的结合。

1.4 系统或方案简介

本案例旨在通过融合大模型和知识图谱技术，构建一个银行知识中台，实现数据整合、知识管理和智能服务。在技术选型层面积极响应信创要求，采用自主可控的基础软硬件平台，构建安全可信的技术底座。利用认知智能技术，实现业务文档的数据化、信息化、场景化，助力银行业务智能化转型。以用代建，搭建知识中台框架，对业务场景进行知识库梳理。整合行内各类业务知识、规章制度、专家经验，打造针对全行业务的智能问答 / 搜索系统，构建体系化、自动化、智能化的知识库，相关系统架构设计遵循信创技术标准，确保关键环节的自主可控能力。

2 案例成效

本方案的实施为金融机构带来了一系列积极成效。具体而言，在数据处理速度方面，金融机构实现了显著的加速，这得益于方案中引入的高效算法和优化的数据架构。在风险评估准确性方面，通过方案中集成的先进分析模型和决策支持工具，金融机构能够更准确地识别和量化潜在风险。此外，在决策支持效率方面，方案提供的定制化工具和实时数据分析功能，极大地提高了决策制定的速度和质量。

指标/特性 1：数据整合效率提升

通过实施知识中台，银行在数据整合效率方面取得了显著进步。具体来说，搜索准确率已达到 90%，而专家问答的覆盖率超过了 80%。这些成果显著提升了银行对信息检索和专家知识获取的效率。原本需要半天时间完成的数据整合，现在可以在毫秒级别完成，这表明数据处理速度提高了 50%。

指标/特性 2：客户服务个性化

利用大模型的分析能力，银行能够提供更加个性化的客户服务。借助于先进的大数据分析模型，银行在客户服务领域实现了质的飞跃。通过深入挖掘和分析客户数据，银行能够洞察客户的个性化需求和偏好。这种分析能力使得银行能够设计和实施定制化服务方案，从而为客户提供更加精准和贴心的服务体验。

3 案例技术路线

3.1 系统架构/方案架构



图 1 基于文图大模型的系统建设架构

本方案的架构基于一个中心化的知识中台，如图 1 所示，整体架构可以分为数据输入层、信息挖掘层、知识库构建层、业务应用层。基于大模型和知识图谱的融合，层层处理，将数据转变成有效的知识因子，打造企业内部知识中台。知识中台作为系统的核心组件，能够接收来自不同业务系统的数据输入。在信息挖掘层，结合大模型能力进行深度语义理解与信息抽取；在知识库构建层，形成结构化、关联化的知识网络；在业务应用层，通过封装核心知识处理逻辑的智能体（Agent），响应前端复杂查询与任务请求，并探索引入多智能体协同能力以支持更高级的跨流程任务。基于知识中台赋能企业内部各项业务层

面的应用需求，在企业内部形成有效的知识沉淀、应用与反馈循环，实现知识传承，助力企业数字化转型需求。

3.2 软硬件环境

3.2.1 软件支持

服务器：ubuntu；centos

工具软件：python；mysql；Docker；redis；Docker-compose；rabbitmq

3.2.2 硬件支持

服务器配置：最低：4G/8G，nas:100G

3.2.3 性能指标与业务适配

标准版（8 核 CPU/32GB 内存/1 张 TESLA-T4 或同等配置）

适用模型：DeepSeek-R1-Distill-Qwen-7B、Qwen2.5-VL-7B-Instruct、DeepSeek-R1-Distill-Llama-8B

适用场景：客服机器人、知识库问答、内部辅助工具

核心指标：支持 20-50 并发，响应时间小于 1 秒。

企业专业级（32 核 CPU/256GB 内存/8 张 NVIDIA RTX 4090-24GB 或同等配置、64 核 CPU/512GB 内存/ 22 张 A100(多节点) 或同等配置）

适用模型：DeepSeek-R1-Distill-Qwen-32B、Qwen2.5-VL-72B-Instruct、DeepSeek-R1-Distill-Llama-70B、DeepSeek-R1-671B

适用场景：大规模知识库检索、实时决策系统、超长上下文分析、多模态处理
核心指标：万级 Token 处理能力、专业领域深度理解，复杂任务处理能力强，效率较通用方案提升 70%，支持企业核心业务流。

构建国产化算力底座，为不同规模用户提供灵活高效的解决方案，在适配多元业务场景的同时，深入融合信创要求，强化自主可控能力支撑。底座兼容文因自建 JIT 引擎，优化算力调度效率，全面适配鲲鹏 920、海光 C86 7280 等国产高核 CPU；可搭载华为昇腾 910B、海光 DCU 等国产高性能计算卡，单卡算力峰值达 256 TFLOPS（FP16），支持 FP32/FP16/INT8 混合精度计算架构，其技术设计与信创体系形成有机协同，可充分满足大模型训练及推理场景的算力需求。

3.3 技术路线详情

3.3.1 环节/技术 1：数据处理

3.3.1.1 内部数据接入与处理

在内部数据管理方面，首先对已经结构化的数据执行原始问答测试，以确保数据的准确性和可用性。随后，进行初步的数据清洗工作，以去除不必要的冗余和纠正潜在的错误。经过这些步骤后，数据将被存储入数据库中，为后续分析做好准备。

对于非结构化数据，采取分类策略，对业务文档进行深入分析，从中提取关键信息。这些信息经过整理后，将被有序地存储入数据库，以便于未来的查询和利用。此外，对于附件中的图片以及制度手册等文档，将执行识别和归档操作，确保它们能够被系统化地管理和检索。

3.3.1.2 外部数据采集与整合

在外部数据的采集方面，通过实时监控和采集技术获取公开可用的目标数据，并执行分层治理：结构化数据经采集同步完成标准化处理入库；非结构化数据（含 PDF/html/docx 等）在采集后实施深度信息提取与结构化转换。所有外部数据经预处理后，与内部数据体系融合——后者对结构化数据（如原始问答对）执行基础清洗直存，非结构化数据则通过核心信息提取实现转型。该架构通过实时采集流水线与标准化处理引擎，显著提升数据可分析性与一致性，为金融知识库建设提供高可用数据基底。

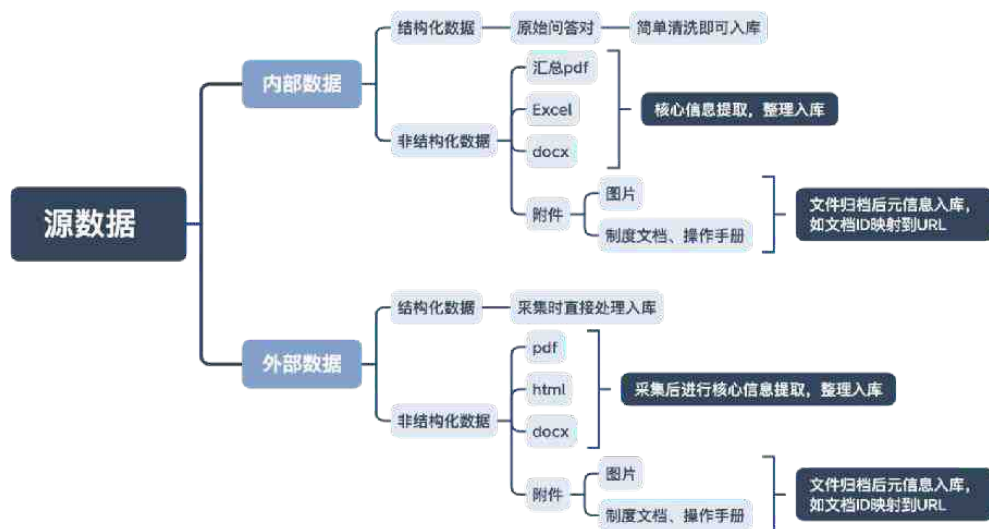


图 2 数据采集的流程架构

例如图 2 所示数据治理框架，其核心逻辑为：

① 内部数据：结构化类（如原始问答对）仅需基础清洗直存；非结构化类（PDF/Excel/docx 等）需核心信息提取转型，附件定向生成文档，归档文件仅保留文档 ID-URL 映射元数据；

② 外部数据：结构化类采集同步入库，非结构化类（PDF/html/docx 等）采集后执行深度信息提取与结构化处理，附件处理及文档 ID-URL 映射机制与内部标准完全一致。该设计通过统一元数据映射降低存储冗余，建立内外部异构数据的标准化治理通路。

3.3.2 环节/技术 2：数据挖掘

文档解析的目标是提取文档中的结构化信息，这不仅包括基本的元数据，如标题、作者和日期，还可能包括更复杂的结构化内容，例如文档中的章节标题、引用和索引。版面分析专注于文档的视觉呈现，它分析文本的排列、字体使用、段落格式以及页面布局等视觉元素，有助于理解文档的组织结构。篇章分析进一步深化了对文档结构的理解。它识别并解析标题与段落之间的逻辑和层次关系，从而揭示文档的内在结构。这种分析对于理解文档的主旨和组织方式至关重要。

基于系统能够进行有监督地学习，学会识别不同的文本类别，从而实现对文本数据的自动化分类和标注。这一过程不仅提高了数据处理的效率，还为深入挖掘数据背后的知识和模式提供了可能。随着系统对文本类别识别能力的持续提升，它能够更深入地挖掘数据背后的信息。通过不断地学习和优化，系统能够适应不断变化的数据环境，提高分析结果的准确性和相关性。

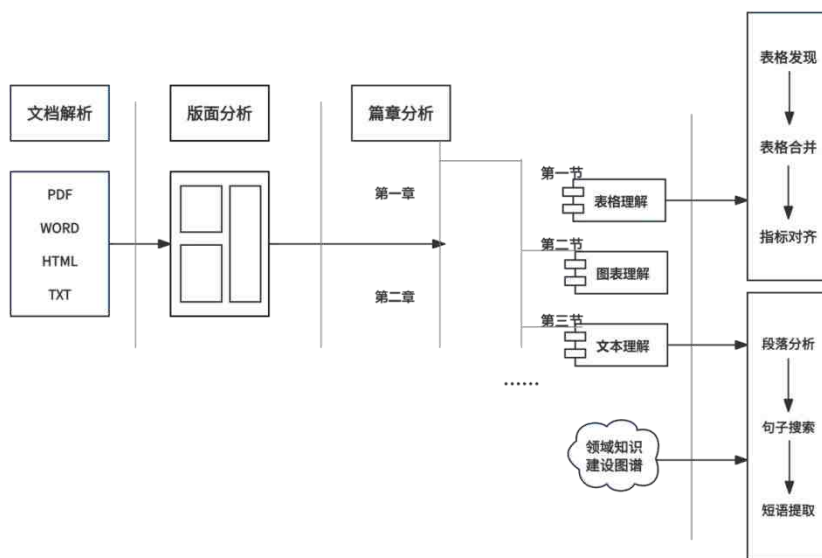


图 3 数据挖掘的流程架构

3.3.3 环节/技术：从数据到知识

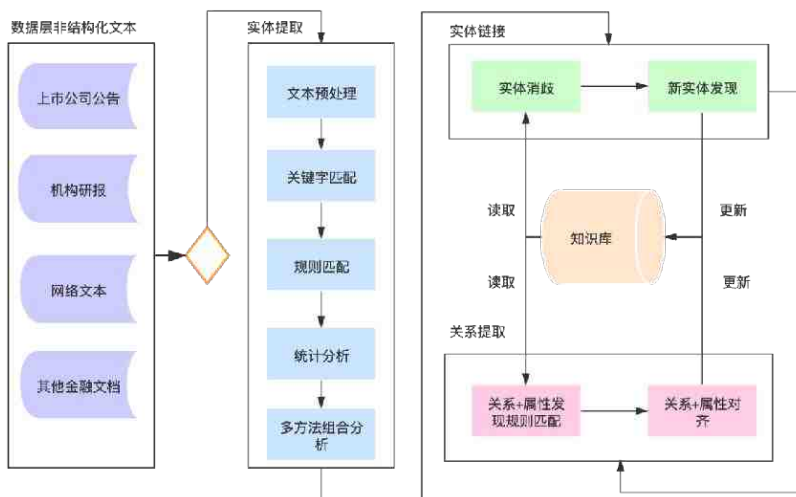


图 4 数据解析：结构化处理流程架构

数据清洗、标注与整合是知识中台构建过程中的关键环节。利用自然语言处理和机器学习技术，对数据进行清洗、标注和整合。具体而言，数据标准化处理确保了数据集的一致性与准确性；特征提取则旨在从原始数据中识别出关

键信息，为后续分析提供支持；知识图谱的构建则通过将分散的数据点连接起来，形成一个结构化的知识网络，以促进知识的整合与应用。

在这一过程中，数据标准化处理是基础，它涉及数据格式的统一、异常值的识别与处理以及数据质量的提升。特征提取则进一步深化了数据处理的深度，通过识别数据中的关键属性和模式，为知识图谱的构建提供输入。知识图谱作为一种高度结构化的知识表示方法，能够将实体、属性和关系以图的形式进行组织，从而为知识检索、推理和应用提供便利。

3.4 应用场景或应用方式

3.4.1 场景应用 1：知识搜索与推荐

传统检索依赖精确文件名匹配，制约知识获取效率。本方案构建智能化搜索体系，基于自然语言理解技术实现多维度知识精准定位。通过将法规、制度等合规文本智能解构为知识单元，系统支持语义级问答交互，满足零门槛合规管理需求。

在技术实现层，依托深度语义标签体系与动态排序算法，协同智能体（Agent）集群对 OA、合规等多源文件进行意图识别与上下文关联分析，确保结果精准度。搜索界面集成全文检索、语义理解及标签导航能力，用户通过统一入口发起请求，后端智能调度中枢自动聚合跨系统知识资产，消除信息孤岛，提升决策效率。

3.4.2 场景应用 2：图谱问答

知识库依托图谱问答能力，可通过智能体 Agent 技术框架实现“一搜即达”的答案返回机制，在银行服务场景中有效提升客户“获得感”，显著降低信息过载问题。依托文因知识中台构建智能决策引擎，该引擎在 MCP 多模态协作处理平台的支持下，整合多类型数据并通过知识图谱关联多维节点；运用命名实体识别与情感分析技术，智能体 Agent 自动提取客户需求并生成摘要；基于因果模型推演外部变量影响，同步关联行内产品库生成个性化方案与风险对冲策略。

以理财产品说明书智能解析场景为例：通过实体识别、关系抽取和属性补全构建可动态更新的知识图谱，支持自然语义查询。系统在返回结构化答案的同时，借助智能体 Agent 的流程调度能力提供条款原文定位功能，确保金融产品信息的可追溯性与透明度，切实满足行业规范对客户知情权保障的核心要求。

3.4.3 场景应用 3：基于智能知识库打造全行运管虚拟助手

基于智能知识库构建全行运管虚拟助手体系，通过智能体 Agent 技术框架打造具备自然语言处理、机器学习能力的智能问答系统，实现业务咨询场景的自动化响应。在企业管理维度，依托智能体 Agent 构建的智能问答机器人，可通过 MCP 多模态协作处理平台整合制度文件、管理办法、操作流程等多源数据，为员工提供 7×24 小时在线咨询服务。

该虚拟助手基于智能体 Agent 的语义理解引擎，可对用户提问进行意图识别与实体抽取，自动关联知识库中结构化文档与非结构化文本资源，通过 MCP 平台的跨模态检索能力实现政策文件、操作指南的精准匹配与动态推荐。系统支持多级问题引导与相似问题联想，结合智能体 Agent 的对话管理机制帮助用户快速定位目标问题，化繁为简实现制度规范、操作流程等信息的精准触达。

在交互设计层面，智能体 Agent 不仅可提供文本化答案，还能基于 MCP 平台的协作调度能力输出可咨询的专家列表与即时沟通链路，构建“机器答疑 + 人工介入”的人机协作闭环，切实提升运营管理场景的问题解决效率与服务体验。

3.5 安全保障措施

金融机构对数据安全要求天然严格，通过本地私有化部署，保障数据处理和存储安全，并且采取数据加密、访问控制和匿名化处理等措施，确保数据安全和用户隐私。安全保障措施包括但不限于使用 SSL 加密传输数据，实施严格的访问控制策略，以及对敏感数据进行匿名化处理。同时基于原本的数据接口和数据库，灵活接入以往结构化和非结构化数据，减少中间环节可能产生的数据泄露风险。此外系统内部可以对企业员工用户进行权限管理，便于企业管理内部数据的访问和使用权限。

4 案例示范意义

示范意义 1: 银行业数字化转型的典范

本案例阐述了知识图谱与大语言模型融合技术在推动银行业数字化转型中的应用价值。该融合方案旨在解决海量、多源异构金融数据的处理挑战。知识图谱提供结构化语义关联框架，用于构建并管理实体（如客户、产品、风险点）间的复杂关系网络。大语言模型则提供强大的非结构化文本理解与推理能力。

关键协同机制体现为：大语言模型负责从文本数据中精准抽取信息，持续更新知识图谱；知识图谱则为大语言模型提供结构化事实支撑与关系约束，提升其推理的准确性和可解释性。此融合显著提升了数据处理效率与准确性，并深化了数据洞察能力。金融机构可据此更有效地把握市场动态与用户需求特征，支撑风险管控、产品创新、精准服务及合规管理等核心业务的智能化升级。

示范意义 2: 知识管理和智能服务的创新

知识管理与智能服务领域的创新实践，为银行业构建了一种新型的知识整合与服务体系管理模式。该模式的核心在于有效组织和应用机构内外的知识资源，优化服务流程。在此框架下，知识中台的风险管理功能发挥着关键作用。通过整合与分析来自多源的数据和知识，该功能赋能金融机构，对业务运营中的潜在风险进行系统性识别与及时预警。基于知识中台提供的洞察，金融机构能够更科学地评估风险性质与影响程度，并据此制定并执行具有针对性的预防与应对措施。这一过程显著提升了金融机构在复杂环境下识别、评估和处置风险的能力，从而为其稳健经营和风险防范提供了重要支撑。

5 存在的问题和不足

本案例的实施虽已取得显著成效，但在数据隐私保护与模型泛化能力两方面仍存在需持续关注与改进之处。在数据隐私保护方面，现有机制面临的主要挑战在于：伴随全球及区域数据隐私监管要求的持续强化和不断演进，为确保

严格符合最新的合规标准，必须对相关隐私保护措施进行及时且必要的更新与优化。

这一过程的核心难点在于寻求有效的平衡点：既需要充分满足日益严格的合规性约束，又需要保障机构内部数据与知识资源能够在不损害隐私安全的前提下持续发挥其业务价值，实现高效利用。在模型能力方面，当前模型在特定应用场景下已能保证基本的内容质量与可用性，然而其适应新数据环境或任务的泛化能力仍有待加强。泛化能力的不足将直接影响了依赖该模型的相关功能模块在更广泛或复杂情境下的智能化表现水平及其稳定可靠运行的能力。持续提升数据隐私保护机制的适应性与模型泛化能力，对于确保本方案的长效运行与适用性至关重要。

6 >> 展望

6.1 展望 1: 技术迭代与优化

未来计划通过持续的技术迭代和优化，进一步提升知识中台的性能和应用范围。我们计划引入更先进的算法和技术，以提高模型的准确性和效率，同时探索新的应用场景。在行业基础设施方面，建议研制通用及垂直领域大模型训练、微调语料或数据集方面的标准，规范语料数据标注规则、质量评估指标、语料数据安全性与隐私保护要求，推动数据要素价值量化评估，推动建立数据资产管理和交易流通机制。

6.2 展望 2: 跨行业合作

未来我们期待探索与医疗、工业等更多行业的合作机会，拓展知识中台的应用领域。以我们擅长的知识管理体系建设能力，为更多富含行业数据和专业知识的领域合作伙伴，实现更自动化的知识沉淀和知识应用。通过跨行业合作，将我们在金融行业的数据分析和经验应用应用到其他领域，实现资源共享和价值共创。

案例 7 风电装备故障维修方案智能推荐系统

张佳蕾¹, 邓徐韬¹, 王斌², 徐娜¹, 王淑营³

东方电气集团科学技术研究院有限公司, 四川省成都市, 邮编 611731;

东方电气新能科技(成都)有限公司, 四川省成都市, 邮编 611731;

西南交通大学, 四川省成都市, 邮编 610031;

东方电气股份有限公司, 四川省成都市, 邮编 611731;

◆ 案例简介 ◆

在风电行业中, 风电设备的运行效率和稳定性直接关系到能源的可持续供应。但风电设备结构复杂, 服役环境恶略多变, 尽管目前基于深度学习和数据驱动的机组状态评估、故障诊断和寿命预测方法已解决故障的智能检测问题, 然而对于各种场景下的各种故障形态如何进行有效的溯源和制定合理的维修方案, 仍然面临着挑战。

大模型可以处理更加复杂、庞大的数据集, 同时具有更好的泛化能力和更为广泛的应用场景, 但大模型基于生成式算法而构建, 存在机理不明、可解释性差、语言理解局限性等问题, 知识图谱作为认知智能的主要技术, 其在推理方面的可解释性优势使得其成为故障溯源分析和维修方案推荐的最佳实践。因此本案例针对风电装备特征, 研发嵌套命名实体抽取模型构建风电知识图谱, 基于领域知识图谱进行大模型微调, 实现故障现象驱动故障溯源和维修方案智能生成和相似案例的推荐。

1 案例基本情况

1.1 企业简介

1.1.1 东方电气股份有限公司

东方电气股份有限公司(以下简称东方电气), 总部位于四川省成都市, 是中国东方电气集团有限公司控股特大型企业。东方电气作为国家重大技术装备国产化基地、国家级企业技术中心, 拥有中国发电设备制造行业中一流的综合技术开发能力。通过自主开发、产学研合作, 形成了一批拥有自主知识产权的重大技术装备产

品，具备了大型水电、火电、核电、气电、风电及太阳能发电设备的开发、设计、制造、销售、设备供应及电站工程总承包能力。

1.1.2 东方电气集团科学技术研究院有限公司

东方电气集团科学技术研究院有限公司（简称东方研究院）是国家高新技术企业、国家专精特新“小巨人”企业、国家海外高层次人才创新创业基地，中国智能制造产业创新技术战略联盟常务理事，是四川省智能制造创新中心运营单位。获批国家双跨平台，入选工信部智能制造系统解决方案供应商名录、四川省制造业智能化改造数字化转型供应商。累计承担政府项目 26 项，获得政府经费超 1 亿元；拥有有效专利 749 项；获得各类科技奖项 26 项，累计参与智能制造相关国家标准 20 余项。

1.1.3 东方电气新能科技（成都）有限公司

东方电气新能科技（成都）有限公司（后简称“东方新能科技”）成立于 2020 年 3 月 31 日，是东方电气风电股份有限公司全资子公司，致力于打造国内领先的风电后市场整体解决方案服务商。主要开展风机零部套产品的研发、运维及销售等相关业务，在风场运维服务的基础上，着力布局增值服务业务，为客户提供运维服务、技术改造、大部件更换、技术服务、机组抢修、检测、保外运维及培训等服务。

1.1.2 西南交通大学

西南交通大学复杂设备智能制造与工业软件科研团队专注于轨道交通、机械等复杂设备智能制造解决方案和工业软件研发的专业团队，团队自主研发出建模与仿真、智能排程、制造执行系统、工艺流程管控系统、知识图谱系统等多项软件产品，并在多个行业的龙头企业开展应用。

1.2 案例背景

1.2.1 行业背景和难点

风电作为一种清洁、可再生能源，近年来在全球范围内得到了迅速发展。然而，随着风电装机容量的增加，风电设备的故障与维修问题日益突出。风电设备的维护和故障维修是保障风电场稳定运行的关键环节。然而，由于风电设备复杂、维护环境恶劣、故障类型多样，传统的故障诊断和维修方法已经无法满足现代风电场

的需求。目前，风电装备故障维修推荐系统存在如下难点：

行业痛点 1: 故障样本少，故障零部件定位困难

风电设备涉及大量多源异构的全生命周期数据，设备故障记录样本少、故障数据难获取，模型校验困难，通常大修后才会做完整试验。这些数据不仅包含密集的专业术语，还涵盖复杂的技术表述，使得故障实体通常具有多层级和嵌套的结构。这些实体之间不仅包含了物理的组成关系，还暗含了复杂的语义关系，如部套件与零部件的层级结构，故障部件和故障名称的嵌套关系。传统的自然语言处理方法在应对这些专业术语时常常表现不足，尤其是在多层次、嵌套的命名实体识别方面。如何深入挖掘这些专业术语和上下级关系中的丰富语义，是当前风电装备领域推荐系统面临的一大挑战。

行业痛点 2: 运维流程复杂，智能化运维机制构建难

风电设备的结构复杂，运维流程复杂，机组性能偏移，模型准确度低与设计值偏差较大，数据溯源难，不同机组配置差异大，预测模型庞大复杂、通用性低，试运行时间长（通常为几个月）。同时风电设备运维起步晚，存在事后维护和过度维护等问题，因此不仅要考虑历史故障数据，还要重点突出历史数据的特征表征，包括故障模式、设备运行状态和维护记录等。传统的风电运维算法更侧重对风电设备运行状态进行监测，而缺乏对风电设备运维方案知识的梳理与推荐。

行业痛点 3: 维修知识闭环和标准化

风电场积累了大量的故障维修知识，但这些知识往往未能得到有效利用。主要存在：1）分散性：维修知识往往分散在各种手册、技术文档和专家经验中，没有统一的管理和整合，导致知识难以系统化；2）碎片化：由于缺乏系统化的管理，维修知识往往呈现碎片化状态，知识点之间缺乏有机联系，难以形成完整的知识体系；3）传承难：维修经验主要依靠资深技术人员的口传心授，新人难以快速掌握全面的维修技能，知识传承效率低下；4）更新滞后：传统的知识系统更新缓慢，难以及时反映最新的技术进展和实际维修经验，导致维修知识滞后于实际需求。

1.3 案例类型

大模型增强知识图谱

1.4 系统或方案简介

风电装备故障维修方案智能推荐系统主要涉及到知识图谱、嵌套命名实体识别和大语言模型技术，其中：

（1）嵌套命名实体识别技术。系统能够准确识别和提取风电设备故障中的复杂实体关系。嵌套命名实体识别技术能够处理多层次、多维度的实体信息，如部件、子部件、故障类型和故障原因等。通过识别这些嵌套实体，系统可以更加精准地定位故障零部件，有助于形成详尽的故障分析报告。

（2）预训练大语言模型技术。预训练大语言模型可以理解和生成自然语言，具备强大的语义理解和推理能力。结合历史故障数据、设备运行状态和维护记录，大语言模型能够进行深层次的语义分析，提取重要特征并构建复杂的推理链条。通过综合分析这些信息，系统能够生成精准、合理的故障维修方案。大语言模型不仅能够捕捉到风电设备复杂数据中的深层次语义关联，还能在面对实时动态信息时，快速做出响应，提供实时的维修建议。

（3）知识图谱技术。知识图谱将分散在维修手册、技术文档和专家经验中的维修知识进行结构化和系统化处理，形成标准化的维修知识库。知识图谱不仅能将这些信息有机整合，还能通过不断学习和更新，形成一个闭环的知识管理体系。这种标准化的知识管理不仅能够帮助新人快速掌握维修技能，还能提升整体维修效率和质量，确保维修知识的传承和优化。

如图 1-1 所示，风电装备故障维修方案智能推荐系统技术方案通过融合知识图谱、嵌套命名实体识别和大语言模型技术，能够有效应对当前风电设备故障维修中的多重挑战。知识图谱实现了维修知识的闭环管理和标准化，嵌套命名实体识别提升了故障零部件定位的准确性，而大语言模型增强了系统的推理和建议生成能力。此系统的应用不仅能提高风电设备的维护效率和质量，还能为风电场的稳定运行提供有力保障。

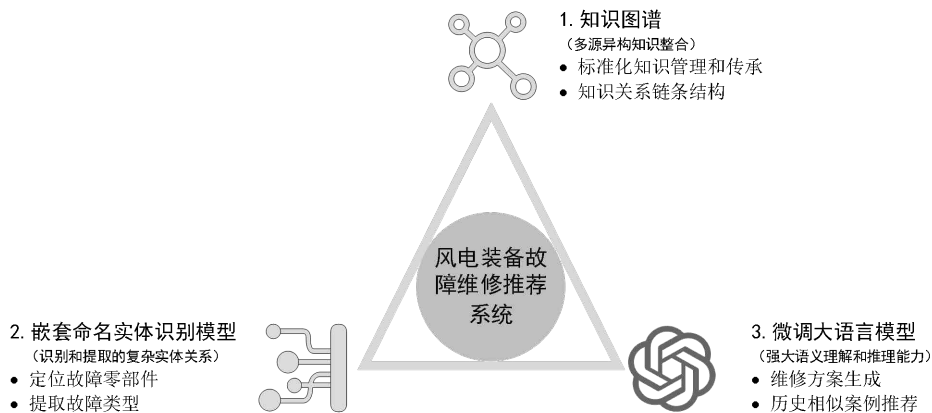


图 1-1 系统技术方案

2 案例成效

2.1 图谱规模

整合风电标准规范等通用知识以及风电机出生档案、运维履历以及运维中环境温度、风力等感知数据，以及清洗后有 2 万余条案例数据，涵盖设备运行中的故障日志、定位信息、维修措施以及关键工步描述等内容，以部套件元结构树为载体建立故障维修知识本体，形成数十万个实体，数十万条事件的知识图谱。

2.2 响应指标

嵌套命名实体识别模型和智能推荐模型是本系统的两大核心功能。每个模型均经过严格评估，确保在各自的应用领域中展现出优越的性能和准确性。具体指标如下：

指标/特性 1:嵌套命名实体识别模型

模型在人工标注的某大型风电能源企业故障数据集 WPEF 和公开医学文本数据集 Genia 其 F1 得分均达到了 80%以上，展示了其在不同领域嵌套实体识别任务中的优越性能。

指标/特性 2:智能推荐模型

智能推荐模型基于历史的专家维修意见以及历史维修方案、技术手册等数据通过命名实体识别工具和人工审核提取真实准确的关键信息，例如故障定位、发生时间、维修措施以及关键工步等内容，实际数据运维数据保证了模型推荐的准确性和

实用性。模型的关键指标包括 Top-5 命中率，在此指标上的表现为 85%，表明其在为用户提供相关建议方面有着较高的成功率。

3 案例技术路线

3.1 系统功能架构

风电装备故障维修方案智能推荐系统由多个模块组成，其系统功能架构大体如图 3-1 所示，（1）数据采集模块：负责收集风电设备全生命周期的数据，包括设备运行状态、历史故障记录、维修手册、技术文档和专家经验等。这些数据来源多样、格式不一，需要进行预处理和标准化；（2）嵌套命名实体识别模块：应用嵌套命名实体识别技术，准确识别风电设备数据中的多层次实体信息。该模块能够处理复杂的技术表述，提取部件、子部件、故障类型和原因等嵌套实体，支持精确的故障定位；（3）大语言模型推理模块：利用大语言模型进行深层次的语义分析和推理。该模块结合历史故障数据、识别模块的故障定位和输入故障文本的特征，提取相似关键特征，构建故障到维修方案的推理链条，生成合理的维修建议；（4）知识图谱构建模块：将分散的维修知识进行结构化和系统化处理，构建标准化的维修知识库。该模块利用实体抽取，从文本数据中抽取关键实体，如设备部件、故障类型、维修步骤等。关系抽取：定义实体之间的关系，构建部件层级结构和故障原因链条。知识融合：将风电装备领域的多源异构数据知识进行对齐，解决同一实体在不同数据源中的表示差异，确保知识的一致性。

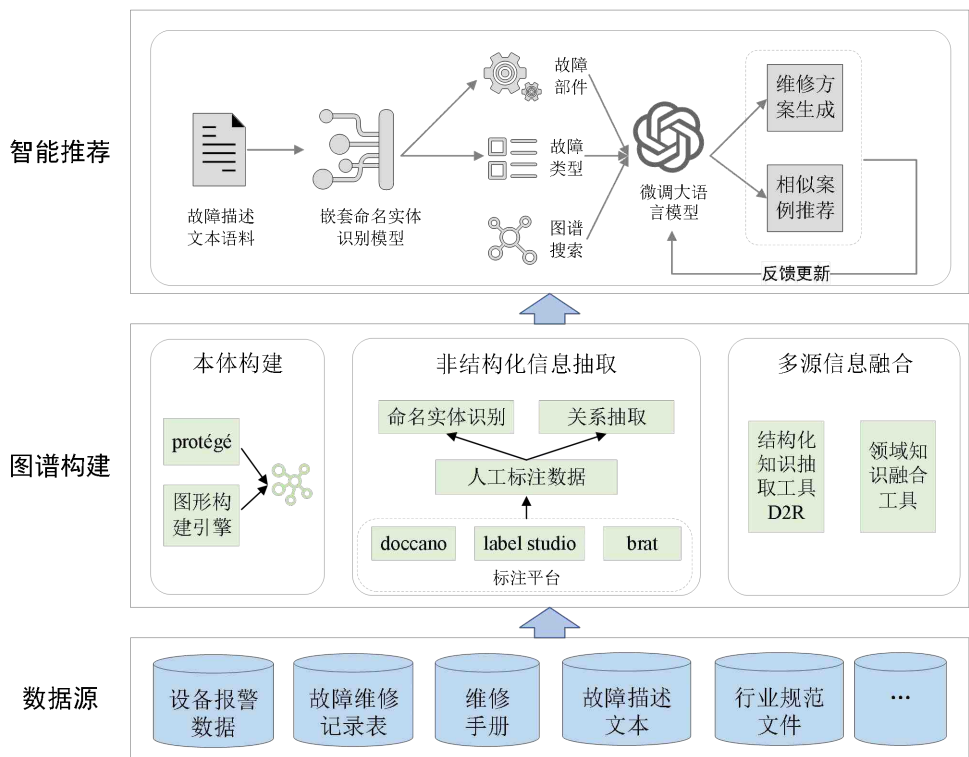


图 3-1 风电装备故障维修方案智能推荐系统技术架构

3.2 软硬件环境

系统基于 B/S 架构设计，基于 Vue、SpringBoot 和 Flask 开发框架。关系型数据源和图数据存储分别采用 Mysql 和 Neo4j，模型框架均采用 Pytorch，其中使用轻量化中文大模型 ChatGLM3-6B 作为基模型，使用 P-tuning 和 Lora 技术利用风电装备故障数据源基模型进行微调，使用 NVIDIA-A6000 显卡和 A100 显卡进行训练与推理。

3.3 技术路线详情

3.3.1 智能推荐模块

本案例结合大语言模型与风电装备实际的故障业务数据，如图 3-2 所示，为部分风力发电机部套件异常模式指标数据，以此作为智能推荐模型的一项输入，结合故障案例数据、业务文档、历史问答记录等数据，进行智能推荐模块的开发与调试。智能推荐模型技术框架如图 3-3 所示。

主传动箱										
功率/轴荷	高速轴扭矩 N.m/电机转速 rpm	运行时间 min	润滑油量 含润滑油	油温范围 max≤75℃	高速轴轴承 温度范围 max≤90℃	入口油压 (0.6-8) bar	漏油 ≤100d 6(A)	振动max≤ 3.5mm/s ² 0 Hz-1000 Hz 时	振动加速度 max≤ 7.5m/s ² (10Hz-2000 Hz时)	检修提示: 如为方向 ≥70%, 此需 方向≥90%
叶片										
叶片的振动: 振动频率: 5-15 mm 1-10 Hz	叶片相对于液面的位置角 度: 小风机: 5-15° 中风机: 10-20° 大风机: 15-30°		叶片表面的湿度 高度湿度 范围: 70		叶片扭转角度: 度: ≤5°	叶片表面磨损/损伤: 裂纹、凹坑、剥落	叶片风速比: 范围 0.8-1.2	叶片扭转力: ≤30 兆牛 矩 (M/Nm)	叶片动态平衡状态	
轴承						塔筒				
轴承温度: 60℃-80℃	轴承振动: 5m/s ² ~ 10m/s ²	润滑油的温度: 50℃-80℃	润滑油位: 位: ≥2/3 高度	轴承寿命: 30%-80% 的额定电流	轴承噪声: ≤85dB	塔筒变形: ≤0.02m	塔筒振动: ≤(5m/s ² ~ 20m/s ²)	塔筒温度: ≤70℃	塔筒倾斜: ≤0.5°	

图 3-2 风力发电机部分部件异常模式

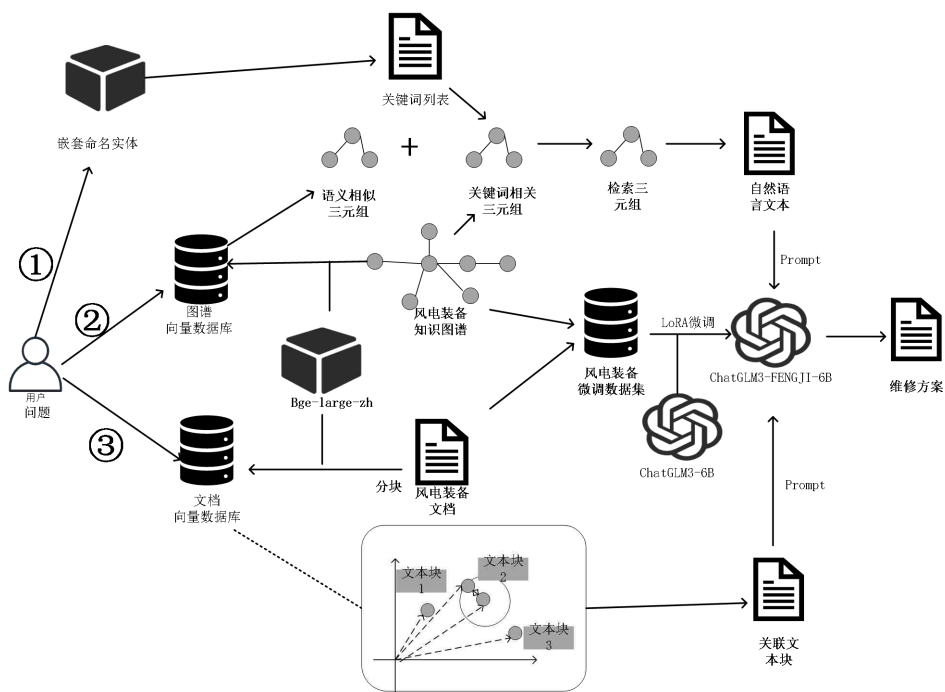


图 3-3 智能推荐模块框架

用户输入问题有三条处理路径：首先是通过嵌套命名实体识别模型识别出对应的关键词列表，然后通过知识图谱中查询得到对应的关键词三元组。第二条路径是将用户的问题进行向量化嵌入与知识图谱的三元组嵌入的向量进行对比，返回语义最接近的 top K 三元组，前两条路线得到的三元组合并可称为检索三元组，在通过模板匹配的方式转换为图谱自然语言文本。最后一条路径是，将用户问题的嵌入向量，与文档经过分块处理后的向量数据库进行比较，返回最为接近的 top k 个文

本块。最后将检索得到的图谱已知数据和文档已知数据共同作为经过风电装备的数据集微调后的大模型的已知知识，联合问题进行输入，得到最终的检修方案。

基于微调后大模型的风电装备维修方案展示如图 3-4 所示。当用户输入实际业务的故障现象时，系统会返回对应的维修方案以及生成过程中检索到的参考实例。维修方案给出了当前故障现象的维修步骤，参考实例给出了大模型生成维修方案的参考来源。对于故障定位，系统采用高亮方式展示结构树的对应节点。特别地，为了提供更友好的用户体验，本系统借助 WEB-TTS 技术实现了语音输入、语音回答的功能。



图 3-4 基于大模型的的系统推荐效果实例

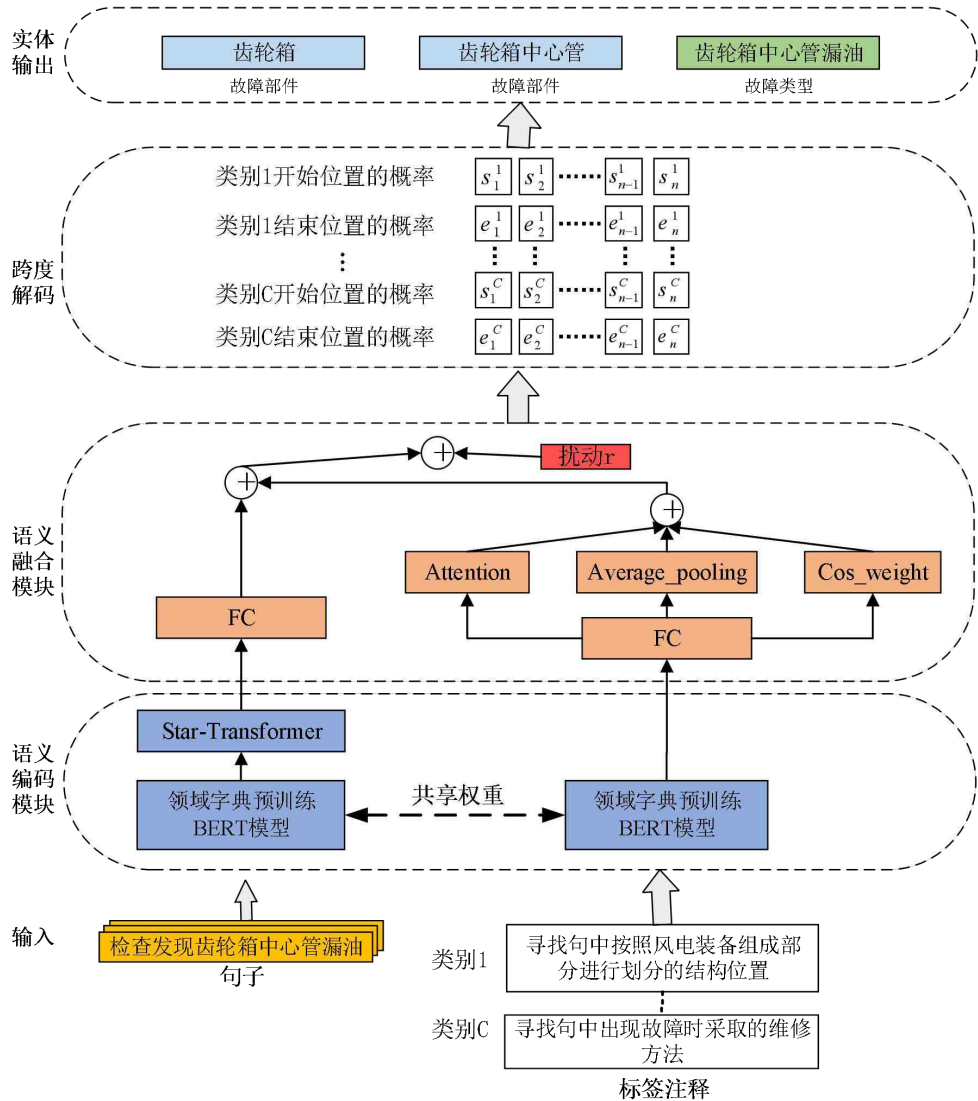
(1) 嵌套命名实体识别

在风电装备领域，数据源的抽取尤为复杂。该领域的数据源不仅包含密集的专业术语，还涵盖复杂的技术表述，使得实体通常具有多层级和嵌套的结构。这些实体之间不仅体现了物理的组成关系，还暗含了复杂的语义关系，例如部件与功能之间的关联。此外，风电装备领域的文本通常展示了高度的嵌套性和实体间的相互重叠，这对传统的命名实体识别模型构成了挑战。例如，针对故障文本“检查发现齿轮箱中心管漏油”，需识别出“齿轮箱”和“齿轮箱中心管”两个层级的部件实体以及故障原因实体“齿轮箱中心管漏油”。

嵌套命名实体识别（Nested Named Entity Recognition, NNER）能够有效解决上述问题。NNER 可以识别并处理文本中层次结构的实体，特别适用于专业术语密集且技术表述复杂的领域。它能够识别多层级和嵌套结构的实体，以故障文本“齿

轮箱中心管漏油”为例，NNER 同时识别“齿轮箱”和“齿轮箱中心管”这两个蕴含嵌套层次的部件，以及“齿轮箱中心管漏油”这一故障类型。此外，NNER 可以解析实体之间复杂的语义关系，识别出部件和功能之间的关联，并处理高度嵌套和实体重叠的情况。通过 NNER，从风电装备领域的非结构化文本中提取出结构化信息，可以显著提高知识的系统化管理和应用水平，支持知识图谱的构建，提升设计和运维效率，减少错误和设计变更。同时，准确的实体识别也为文本分类、问答和推荐系统等下游任务提供了可靠的基础数据，增强了这些任务的性能和效果。目前嵌套命名实体识别任务主流的方法包括：基于超图的方法、基于序列标注的方法、基于跨度的方法和基于阅读理解的方法。本案例将介绍一种自主的基于阅读理解的 NNER-ARC 模型。

NNER-ARC 模型架构如图 3-5 所示，主要由三个部分组成：1）语义编码模块：利用经复杂机电装备领域字典微调的 BERT 模型对输入文本和标签进行初始嵌入，再通过 Star-Transformer 进一步编码，捕捉更深层次的语义特征；2）语义融合模块：结合注意力机制、平均池化和余弦相似度综合分析标签注释的语义信息，并通过 FGM 算法加入微小扰动，增强文本特征表示；3）跨度解码：计算每个 token 作为实体起始或结束位置的概率，输出预测的实体范围及其类别。通过这些步骤，模型能实现对嵌套命名实体的精准识别。



(2) 微调大语言模型

风电故障维修数据集包括设备运行状态、历史故障记录、维修手册、技术文档和专家经验等多种类型的数据，图 3-6 所示，为收集的风电装备故障维修数据集。这些数据不仅量大且格式多样，还对模型的训练和推理提出了较高的要求。本模块选择使用 LoRA 技术对 ChatGLM3-6B 微调。LoRA 允许通过优化适应过程中密集层变化的秩分解矩阵，间接地训练神经网络中的一些密集层，同时保持预训练模型的权重冻结。对于一个预训练模型的权重矩阵，可通过低秩分解来对其进行更新，

而且秩在模型进行训练的时候会被冻结且不做任何梯度更新。这种简单的线性设计允许在部署时将可训练的矩阵与冻结的权重合并，与全量微调的模型相比，不会导致推理延迟。研究表明，与使用 Adam 进行微调的 GPT-3(175B)相比，LoRA 可以减少可训练参数的数量 10000 倍，GPU 内存需求减少 3 倍。

```
[{"conversations": [{"role": "user", "content": "机组报变桨误故障，该怎么进行检修？"}, {"role": "assistant", "content": "检修措施：1.检查驱动器报F内部驱动错误故障 2.判断驱动器损坏。经上述检修措施得到的最终的故障定位是：驱动器损坏"}], [{"role": "user", "content": "风机报警齿轮箱震动通道Y值超过报警阈值，该怎么进行检修？"}, {"role": "assistant", "content": "检修措施：1.经检查发现齿轮箱高速轴跑圈。经上述检修措施得到的最终的故障定位是：齿轮箱高速轴轴承跑圈"}], [{"role": "user", "content": "齿轮箱油泵供电跳闸，油泵电机存在异响，轴承有卡涩现象，该怎么进行检修？"}, {"role": "assistant", "content": "检修措施：1.检查发现齿轮箱油泵供电跳闸，油泵电机存在异响，轴承有卡涩现象。经上述检修措施得到的最终的故障定位是：齿轮箱油泵电机轴承损坏"}], [{"role": "user", "content": "风机报电源开关故障，该怎么进行检修？"}, {"role": "assistant", "content": "检修措施：1.登机检查发现机舱主控柜内变桨电源开关跳开 2.检查主控至变桨接线回路未发现松动或者线缆绝缘层磨破现象 3.检查变桨通讯滑环发现针烧断，造成开关跳闸。经上述检修措施得到的最终的故障定位是：变桨通讯滑环损坏"}], [{"role": "user", "content": "巡检时发现塔基配电柜侧柜门风扇不转，用小一子波动风扇略微卡塞，该怎么进行检修？"}, {"role": "assistant", "content": "检修措施：1.断开测量风扇进线电压正常 2.现场怀疑风扇损坏且无备件。经上述检修措施得到的最终的故障定位是：风扇内部轴承损坏"}]]
```

图 3-6 风电装备故障维修数据集

3.3.2 知识图谱构建

(1) 本体构建

本系统基于团队研发的自定义建模工具，图 3-7 所示为利用可视化本体构建工具实例化的风机故障知识图谱。自定义本体建模工具结合知识图谱图结构的特点和风机传动链知识的数据结构，支持可视化添加、删除、修改概念、属性和关系，其中用不同颜色区分元数据、数据实例、事件实例等数据类别。

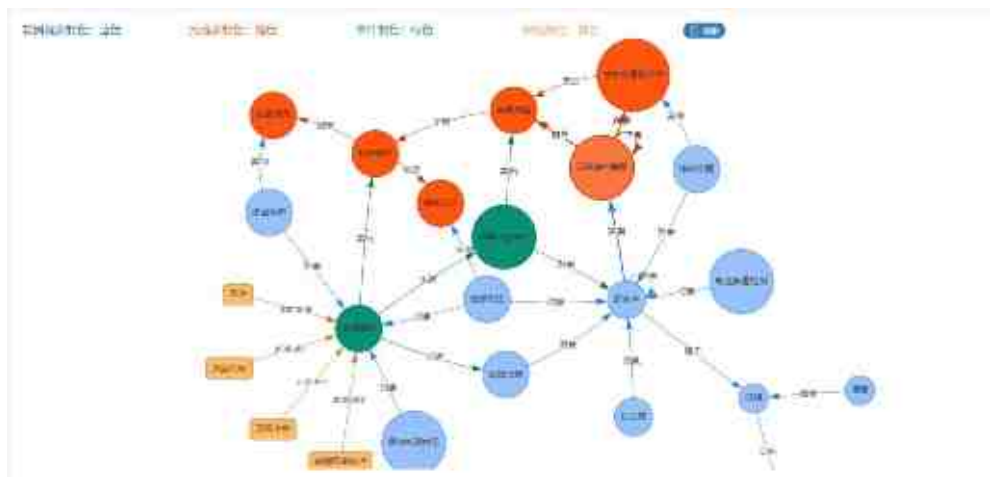


图 3-7 可视化风机故障知识图谱

(2) 非结构化知识抽取

在风电装备全生命周期过程中，知识大多以非结构化文本形式存在，如产品及零部件设计标准、运维规范等。这些知识的结构化和图谱化将显著推动知识的应用，提高设计效率和质量，减少错误和制造中的设计变更。图 3-8 所示为非结构化数据抽取框架，非结构化知识抽取任务的基础是命名实体识别，旨在从文本数据中识别具有明确含义的实体，提取实体的边界位置和类别，图 3-9 所示为团队基于非结构化数据抽取框架开发的非结构化抽取工具。

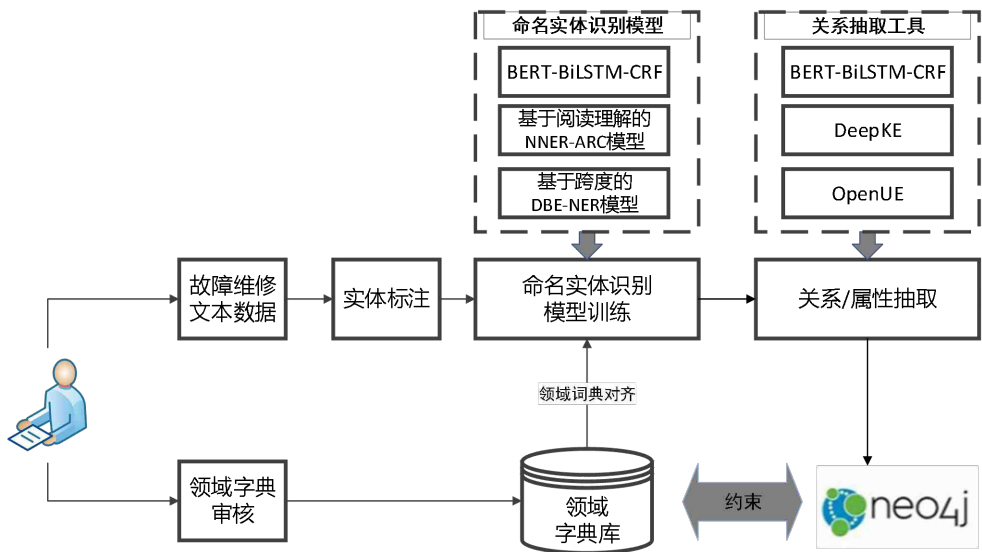


图 3-8 非结构化抽取框架



图 3-9 非结构化抽取工具

(3) 结构化知识抽取

结构化数据可以用关系数据表进行表示，针对该类数据进行抽取转换入库可以实现本案例能源装备本体模型的自动构建及补全，图 3-10 所示，为结构化抽取工具的主要工作流程：首先对各类知识分类提取、完整性检查和三元组转换入库，接着对提取到的知识实体进行关系补全，最后根据抽取实例类知识名构建能源装备相应的初步领域字典，实现能源装备本体解析，如图 3-11 所示，为基于上述所阐述的流程开发的结构化抽取工具。

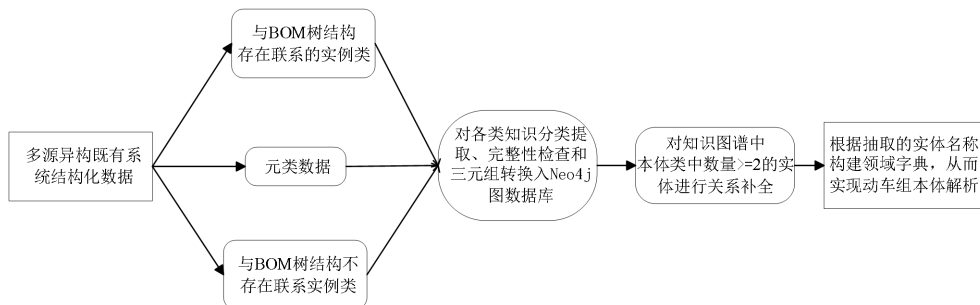


图 3-10 结构化抽取工具工作流程



图 3-11 D2R 工具

3.4 应用场景或应用方式

在风电行业中，设备运行效率和稳定性是能源可持续供应的关键。然而，由于风电设备的复杂性和分散性，传统的故障诊断和维护方式面临巨大挑战。本系统基于知识图谱、信息抽取和大语言模型等新兴技术，旨在提升诊断的标准化和智能化，解决传统系统中的数据孤岛问题，如图 3-12 所示，为标准与实例的知识图谱维修本体，从中可以衍生出故障维修知识库、故障维修操作手册等。如图 3-13 所示，展示了传动链故障预警与故障维修实例，利用知识图谱与大模型协同的方式，通过风机部套件构建出风电机组知识图谱，然后利用微调后的风电机组维修知识大模型，完成故障诊断与故障维修方法推荐。

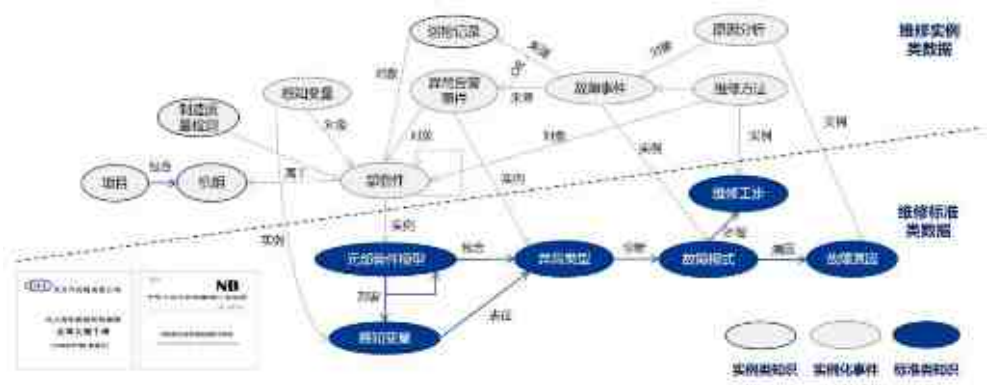


图 3-12 知识图谱维修本体

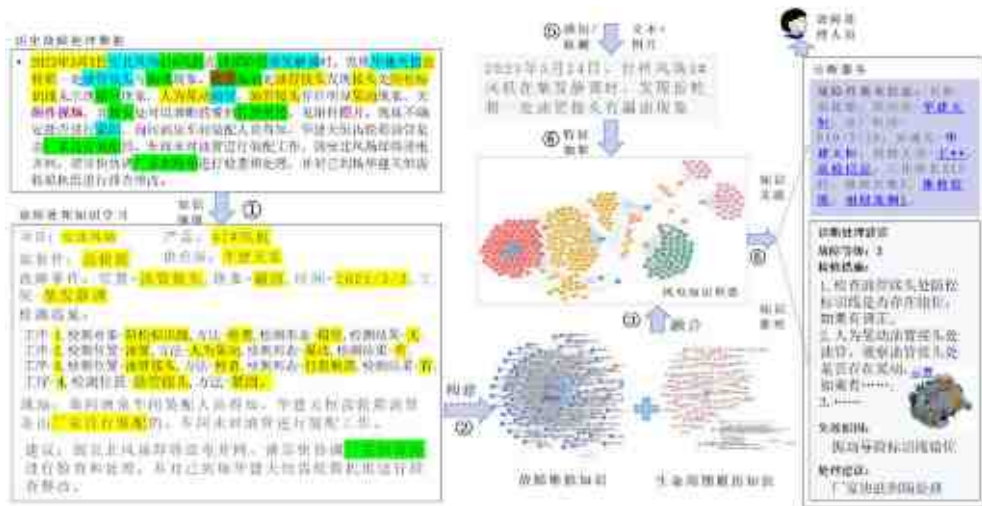


图 3-13 传动链故障预警与故障诊断知识推送

应用场景 1: 设备故障维修知识库

本案例系统整合了设备故障描述数据、故障维修记录、维修手册、行业规范文件、机型 BOM、维修工步、故障模式、故障原因、异常类型、感知变量标准类、元部件模型等数据，形成完备的风电装备故障数据视图，并通过知识图谱展示设备结构、运行状态、故障记录等信息，帮助维护人员快速获取查询设备故障维修知识。

应用场景 2: 维护与维修决策支持

通过信息抽取技术，从多源异构数据中提取关键实体，如设备部件、故障类型和维修措施，快速准确获取问题部件和故障类型，并结合大语言模型的自然语言处理能力，自动生成故障诊断报告和维修方案推荐，提升维修决策的准确性和效率，辅助技术人员在复杂的故障场景中做出最佳的维修决策。

4 案例示范意义

4.1 促进风电运维行业智能化发展

本案例中使用知识图谱和大模型技术对提升风力发电设备的运行监控以及维护检修，在风电行业中的应用具有重要的示范意义。通过知识图谱与大模型的融合，以及系统化的数据整合和智能分析，能够帮助风电运维行业解决数据使用问题，将风电设备管理、维修变得更加高效和可靠，为风电行业的可持续发展提供了有力支

持，也为其他相关行业提供了智能化技术赋能产业的范例。

4.2 提供运维数据智能化治理新方法

本案例将各个风场中的风机故障信息数据、质量维修数据等进行整合，对非结构化数据、半结构化数据以及结构化数据等进行标准化、模板化处理，并借助命名实体识别技术等自然语言处理技术，从海量的文本数据中提取出关键信息数据，最终形成结构化的知识图谱，用以对故障维护信息进行高效查阅。这不仅提高了数据的整合效率，也提升了数据的利用价值，使得运维数据查询和管理更加高效。

4.3 形成故障预警、故障诊断和维护决策新方法

通过引入基于大模型的推荐系统，公司显著减少了人工成本和时间成本。该系统能够自动处理和解答大量的文档查询请求，提高了故障诊断定位和方案实例人员的工作效率。同时，智能化的故障诊断和维护决策系统降低了设备的非计划停机时间，减少了维修和维护成本，从而提升了公司的运营效益。

5 存在的问题和不足

尽管系统在提升诊断和维修效率方面表现优异，但仍存在一些问题需要进一步解决：大语言模型和信息抽取模型在处理特定领域数据时可能表现优异，但在跨领域应用时可能面临泛化能力不足的问题，需要不断优化和调整模型；风电设备数据来源复杂且分散，不同来源的数据质量和格式可能存在差异，导致数据清洗和整合的难度较大，影响知识图谱构建的准确性和完整性；由于系统整合了知识图谱、信息抽取和大语言模型等多种先进技术，系统的复杂性较高，导致其开发、维护和升级的成本较大，对技术团队的专业性要求较高；在风电设备运行过程中，涉及大量敏感数据，如设备运行状态、故障记录等，如何保障数据的隐私和安全，防止数据泄露和滥用，是系统需要重点关注的问题。

6 >> 展望

6.1 助力风力发电装备运维领域智能化、低成本化

未来将通过不断优化算法，使大模型能高效调用知识图谱中的知识，实现实时动态决策。例如，面对突发的大规模风机群故障预警，大模型结合知识图谱迅速规划最优运维路径，调配合适的技术人员与维修资源，在最短时间内恢复风机运行，降低发电损失。还可借助知识图谱可视化展示与大模型通俗易懂的运维建议，维修工人经过短时间培训也能快速上手处理常见故障，打破知识壁垒，提升整个风电运维团队的应急响应与日常运维效率。

6.2 在风电装备其它环节中使用知识图谱与大模型

借助大模型提取信息的能力和知识图谱强大的知识整合能力，对风电设备全生命周期的数据进行标准化，包括风机制造工艺、安装调试记录、运行参数历史、故障维修案例，以及各地风电场不同的气候环境特征、地理地质信息等知识。利用这些海量且繁杂的信息形成风电行业知识图谱与领域大模型，实现能满足风电行业从风资源勘探、风场选址、风电机组设计、风电机组制造仿真、风电运维等全流程的需求。通过对全流程的数据进行统一整合和利用，能够更透彻地理解风电运维场景下复杂多变的状况，如精准判断某型号风机在特定风速、温度条件下频繁出现的故障根源，一改以往单纯依赖经验判断的局限，极大提升故障诊断的准确性，相关数据对风机的设计再提出相应的优化改进。

6.3 将知识图谱与大模型推广至其它发电装备领域

通过对其它发电装备行业，如火力发电、水力发电、核能发电以及太阳能发电等发电设备的设计数据、制造数据、安装数据、运维数据，以及操作手册、技术规范 and 设计方案等各类数据进行规范化，使用上述知识图谱与大模型构建方法，构建出发电装备的行业知识图谱与领域大模型，推动发电装备领域的智能化发展。



案例 8 复杂机电装备知识一体化构建与应用

孔志伟 1, 石致远 1,2, 徐娜 1, 丁国富 2, 宁琨 3, 伏洪兵 3

1. 东方电气集团科学技术研究院有限公司, 四川省成都市, 邮编 611731;

2. 西南交通大学机械工程学院, 四川省成都市, 邮编 610031;

3. 东方电气风电股份有限公司, 四川省德阳市, 邮编 618099;

◆ 案例简介 ◆

复杂机电设备是现代工业体系的核心, 复杂机电装备工业领域长期受限于业务流程复杂、分散协同制造、技术门槛高、知识传承复杂、服役环境多变、产品全生命周期数据量大等难题。为支持复杂机电装备全生命周期业务过程的持续优化和创新, 系统全面挖掘和利用复杂装备全生命周期中蕴含的装备研发、制造、仿真、试验、运维等关键知识, 本案例搭建复杂机电装备知识图谱平台。

本案例中所展示的平台覆盖知识建模、知识管理、知识融合、知识服务等知识一体化过程, 通过图谱图形化快速搭建、数据融合、智能问答、自然语言处理等技术, 提取、整合、并构建复杂机电装备全生命周期知识图谱, 通过知识图谱与大模型协同解析用户意图提供基于可视化交互的知识管理、智慧问答、泛化应用等知识服务, 进一步为业务决策者、研发人员、制造专家和运维团队等多个业务角色提供全面的知识支持。

1 案例基本情况

1.1 企业简介

1.1.1 东方电气集团科学技术研究院有限公司

公司由中国东方电气集团有限公司中央研究院改制设立, 是国家高新技术企业, 国家海外高层次人才创新创业基地, 四川省博士后创新实践基地, 是中国智能制造产业创新技术战略联盟常务理事、核电智能装备与机器人技术创新联盟理事单位、四川省智能制造创新中心牵头单位、四川工业互联网联盟理事长单位, 是集团公司的顶层研发平台、技术创新中心、科技成果孵化中心和科技人才高地。

1.1.2 西南交通大学

西南交通大学复杂设备智能制造与工业软件科研团队专注于轨道交通、机械等复杂设备智能制造解决方案和工业软件研发的专业团队，团队自主研发出建模与仿真、智能排程、制造执行系统、工艺流程管控系统、知识图谱系统等多项软件产品，并在多个行业的龙头企业开展应用。在本项目中该团队参与了核心算法与系统的研发实施。

1.1.3 东方电气风电股份有限公司

公司具备直驱、双馈、半直驱三种主流技术路线风力发电机组及其配套叶片、发电机、电控系统等核心部件研发制造能力，获得 10MW 等级海上风力发电机组 IEC 设计认证，是国内首家、全球第二家取得该证书的整机制造商，跻身世界“最佳海上风电机组”榜单。公司致力于为用户提供能效最佳整体解决方案和科学化、定制化运维服务方案，在行业内率先推出 5.5SMW 系列陆上、10 兆瓦、13 兆瓦、18 兆瓦、26 兆瓦等级海上风力发电机组，并具备自主知识产权的 iPACOM 风电智慧系统。

1.2 案例背景

复杂机电装备工业领域长期受限于业务流程复杂、分散协同制造、技术门槛高、知识传承复杂、产品全生命周期数据量大等难题，新型机电装备产品发展迅速，产品稳定性及在线监测运维指导面临复杂挑战。此外，复杂机电装备安全运行要求高、难度大，其服役地区与设计制造单位往往不同，各环节联合诊断难度大。随着数字化转型的深入推进，如何引入现代信息技术和新一代人工智能技术，有效整合和利用海量的行业数据，提升产品研发、生产、运维等各个环节的智能化水平，成为了行业发展的重要课题。

行业痛点 1:数据一体化难

在复杂机电装备产品设计、制造和运维等各个阶段中会产生大量数据，但数据往往来源于多个系统，存在数据模型不一致等问题，造成设计、制造和运维各环节信息数据分离，导致数据冗余、矛盾或缺失、闭环反馈难，制约了复杂机电装备的创新设计、高质按期交付的生产节奏、产品质量的一致性以及高效低成本的运维服务。以某复杂装备的业务主线为例，其流程如下图 1 所示，包括研发、工艺、营销、项目、工程、采购、库房、运输、吊装、运维、质量、财务和产品等业务节

点。其中研发节点涉及仿真软件、算法软件、程序软件、三维软件、二维软件、电气软件和 PLM 系统等，工艺节点涉及工艺系统，营销节点涉及客户关系系统，项目节点涉及 ERP-PP、运输系统和追溯系统，工程节点涉及 PLM 系统，采购节点涉及 SCM 系统，库房节点涉及仓库系统，运输节点涉及 TMS 系统，吊装节点涉及追溯系统，运维节点涉及简道云，质量节点涉及质量系统，财务节点涉及 ERP 系统，最后产品节点涉及智慧运维系统，业务流程及系统平台众多。



图 1 某复杂装备产品业务流程案例

行业痛点 2: 知识服务一体化难

知识服务一体化难体现在①技术复杂性高：复杂机电装备涉及多个技术领域，如机械、电子、材料、控制等，这些领域的交叉融合使得知识服务一体化变得复杂；②信息整合难度高：复杂机电装备领域涉及大量的专业知识和技术信息，这些信息分散在各个领域和不同的企业，整合这些信息的难度较大。同时，由于知识产权保护等原因，一些关键技术和信息可能无法完全共享；③标准化程度不足：复杂机电装备领域的标准化程度相对较低，不同企业和产品之间存在较大的差异，这种差异影响了产品的互操作性和兼容性。④知识服务范围广、门槛高：知识服务需求涉及知识管理、知识统一、知识闭环反馈、知识查询与推荐等产品各个环节，且各个环节操作人员往往具有一定行业经验，因此上手门槛高。

融合时的痛点 1: 行业知识规范化程度不足

复杂机电装备领域涵盖多个子领域，每个子领域都有其独特的技术和知识体系，其多样性增加了知识规范化难度。同时，行业前期数字化程度较低，很多过程数据并没有实际积累。知识产权保护是复杂机电装备领域一个重要问题，企业公开关键技术细节意愿度低，不同企业和研究机构之间的数据共享和整合难度较大，使得复杂装备这一传统行业以往对标准的制定重视程度不够，缺乏统一的数据格式和

标准指导，限制了行业知识的共享和规范化。此外，目前新型复杂装备涉及的技术复杂且前沿性强，行业当前的知识凝练速度难以跟上新技术发展。

融合时的痛点 2:行业知识积淀不足

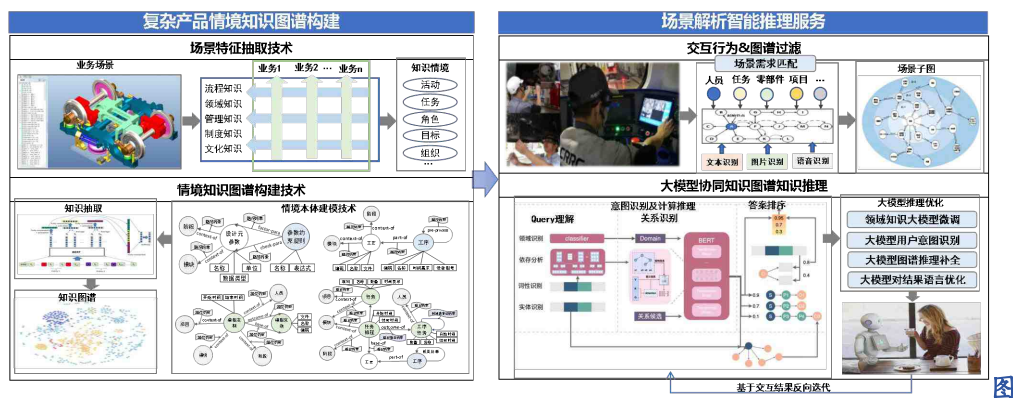
复杂机电装备领域基础数据往往涉及企业商业秘密，数据开放难度大，而大模型技术研究人员多与计算机、互联网等专业相联系，传统领域相关专业人才较少，研究人员将领域知识与大模型结合所需时间较长。不同企业数据管理、知识模型往往有所区别，使得复杂机电装备领域行业规范基础知识不足，行业基础大模型研究成果较少，能够用作基础模型的研究成果更是少之又少。由于行业知识积淀不足，结合上述实际应用过程中知识服务需求范围广要求高，进一步地导致大模型服务能力不足。

1.3 案例类型

案例类型为“知识图谱和大模型协同”。

1.4 系统或方案简介

在构建复杂装备知识管理和决策支持系统时，利用领域知识图谱数据对大语言模型进行微调可以弥补行业现有不足，为用户提供高效、准确的问答体验。系统整体解决方案如图 2 所示。本系统首先根据复杂机电设备定制化生产的特点，融合模块通用知识和项目设计实例类知识，构建复杂机电设备本体模型，以本体模型为指导，研发结构化数据抽取和非结构化文本知识抽取与融合算法和工具，构建出融合情境知识的复杂机电设备知识图谱，用知识图谱中的知识训练预训练大模型进行用户意图精准识别，同时用知识图谱中的知识微调大预言生成模型，将问题转换为知识图谱对象检索，并对大模型答案进行补全和语法优化。



2 复杂设备知识图谱智能问答系统方案设计

2 案例成效

指标/特性 1:图谱规模

针对复杂机电设备全生命周期构建融合知识图谱，并在高速列车和能源装备等领域开展实验验证，根据高速列车和能源装备的结构树,融合包含设计域、制造域、运维域和质控域在内的约几十万个节点，约百万条知识实例，近两百万条知识事件，形成了百万级的知识图谱。

指标/特性 2:响应指标

系统在用户提交查询后的极短时间内（如毫秒级至秒级）返回结果，能够确保用户获得即时的交互体验。系统应能够准确解析用户的自然语言查询，理解用户意图，并映射到知识图谱中的相关实体和关系上。系统返回的答案符合用户查询的意图，确保答案的准确性和相关性。系统应能覆盖广泛的知识领域和实体关系，以满足用户多样化的查询需求。查询解析的准确性直接影响系统的性能。

指标/特性 3:应用效果

在高端能源装备问答测试数据集上，本系统意图识别模型得到的实体抽取的 F1 值为 93.51%，系统意图识别的准确率为 96.88%，综合准确率为 91.82%；采用 JointKG-BERT 模型对问题进行精确分类和实体识别，并将识别结果填充进事先设定的知识库 Cypher 查询语句模板和大语言模型的 Prompt 模板，进而实现了知识库与大模型的问答，构筑了一个高效的双轨问答机制。经评测表明，问答系统在处理

领域问题时知识库问答准确率达到 88.7%，经调整的大模型在处理领域问题和非领域问题的准确率分别达到 66.2%和 91.25%。

3 案例技术路线

3.1 系统架构/方案架构

本系统的技术架构如图 3 所示，知识提取技术主要是针对复杂设备行业内各种数据进行基于深度学习的结构化和半结构化数据知识的抽取，进而组成知识图谱；智能问答技术主要协同融合后的知识图谱形成基于搜索的智能问答和基于领域垂直大模型问答。本系统的主要工作流程如下：首先，通过分析复杂机电设备的质量信息数据，按照自研的知识图谱构建技术定义本体规则，构建对应本体；然后，对各类型的文本数据利用深度学习模型进行知识抽取，完成各领域知识图谱的构建；接着，利用对各领域知识图谱进行融合；最后，基于融合后的知识图谱，系统实现了基于搜索智能交互问答和基于微调大模型的智能问答功能。

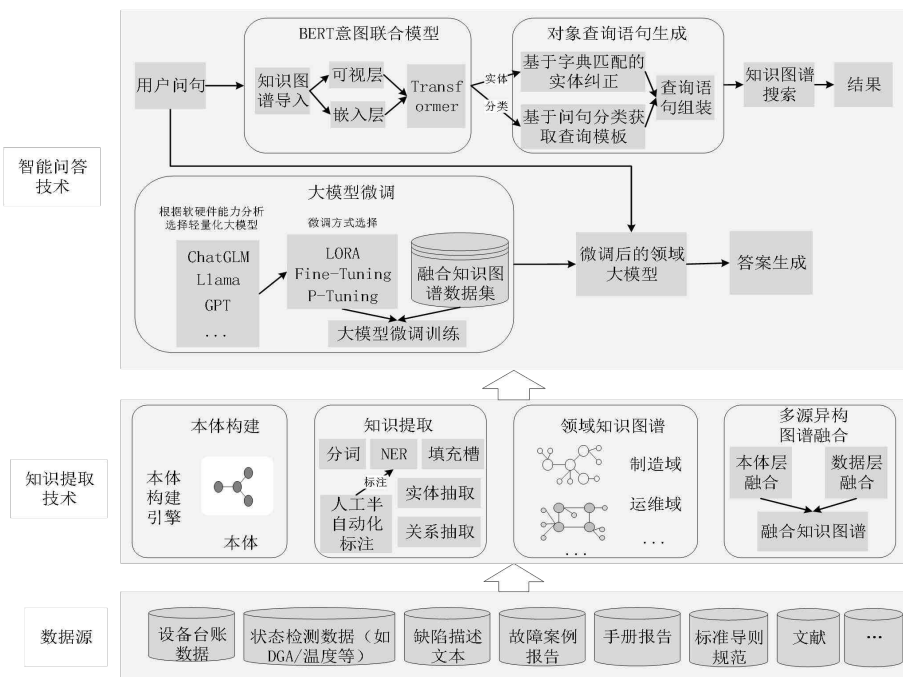


图 3 复杂设备知识图谱智能问答系统技术架构

智能问答模块，系统首先利用知识图谱优化的语言模型处理提出的问题，识别出相关的实体和问题的类别。接着，系统采用双轨处理机制：一是根据问题类型，利用已识别的实体去填充预设的 Cypher 查询语句模板，从而从知识库中获取信息；二是将同样的实体作为提示信息填入大语言模型的 Prompt 模板中，并输入到经过专业知识微调的轻量级大语言模型以获取答案。系统随后进行比较和分析，对来自知识库查询和大模型推理的答案进行综合评估，如果知识库中存在相应答案，则系统将展示两者的答案，如果知识库中没有，那么将仅提供大模型所生成的答案。

3.2 软硬件环境

系统基于 B/S 架构设计，前端采用 vue3、HTML、CSS 以及 jQuery 技术构建用户界面，后端基于 Spring Boot 框架进行开发，选用 Java 和 Python 作为编程语言。系统使用 Neo4j 图数据库存储知识图谱，Redis 进行数据缓存和 FastDFS 技术管理文件存储，根据硬件条件本提供集成 ChatGLM3-6B 轻量化大语言模型，并通过 LORA 微调技术对进行优化。此外，问答系统还部署了具备 48GB 显存的 NVIDIA-A40-48Q 来支撑模型的运算需求。

3.3 技术路线详情

3.3.1 复杂机电设备情境知识图谱构建

复杂机电装备情境知识图谱构建包括本体构建、知识抽取、知识融合、知识管理、知识服务等流程，即先将复杂设备分为多个领域（制造域、运维域、设计域等），然后领域专家构建该领域的知识本体，再整理对应的数据集，从这些数据集中抽取知识，并将其按知识本体规范的形式组装成知识三元组存进 Neo4j 图形数据库，从而得到该领域的知识图谱，随后对各领域的知识图谱进行融合，形成支撑最终问答的融合知识图谱。知识图谱构建的流程图如图 4 所示。



图 4 知识图谱构建流程图

(1) 数据获取

本系统是直接面向复杂机电设备产品业务，故数据来源直接来源于企业实际的业务数据。数据按照领域来源可以分为制造域数据、运维域数据、设计域数据和质

控域数据。下面以风电行业 and 高速列车行业为例进行业务示例，风电产品各领域介绍及数据量展示如表 1 所示，高速列车产品各领域数据如表 2 所示。

表 1 风机产品各领域数据内容

领域	数据介绍	数据量/条
制造域	主要包含风电产品工艺机型相关知识等	34854
运维域	主要包含项目的运维故障知识、故障诊断知识、故障处理知识等	838254
设计域	包含项目设计相关知识，如设计标准	12461
质控域	包含项目零部件检验知识、不合格事件知识等	18661

表 2 高速列车各领域数据内容

领域	数据介绍	数据量/条
制造域	主要包含高速列车产品工艺、车型相关知识	15061
运维域	主要包含高速列车运维故障知识、故障诊断、故障处理知识等	622549
设计域	包含项目设计相关知识，需求知识、研发知识等	22104
质控域	包含项目零部件检验知识等	26155

（2）本体构建

为确保知识图谱的有效应用，在构建行业知识图谱的过程中，着重考虑了本体的准确性和覆盖性。依据企业专家意见和业务数据特性，采用了本体构建工具对复杂机电设备数据涉及的诸多领域（例如运维域、设计域、制造域）进行了详细建模。在构建本体时，根据知识性质进行了分类，具体包含事件概念类知识、元概念知识和实例概念类知识。事件概念类知识采用规范化节点来表达，必须由多因素共同作用才能发生的事件，其节点设计为只含有指向性的“入口”；元概念知识基于通用的行业分类概念，适用于少数实例下的查询，通常可以配合事件概念进行相关分布查询；实例概念类知识是对具体知识的抽象描述。故障领域的本体设计案例图如图 5 所示。

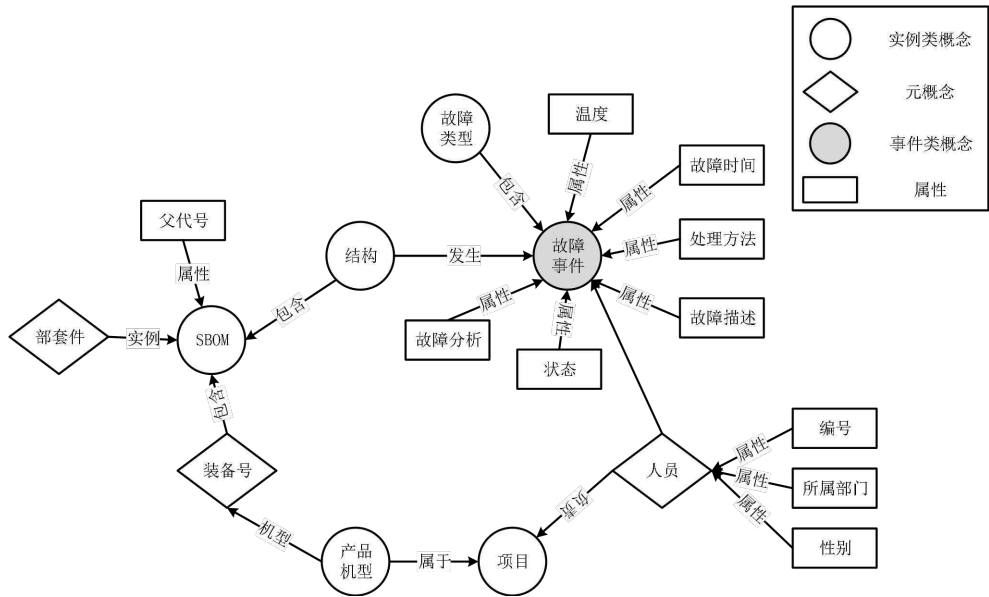


图 5 复杂设备运维域-故障知识本体

（3）数据层构建

设计好各领域的本体之后，需要对已有数据按照设计好的本体进行组织，导入到知识图谱中形成具体的数据层。本方案设计根据本体设计完成之后系统自动形成 csv 模板，业务人员根据模板要求进行填充数据，并通过前端交互进行数据的上传，系统解析生成各领域的知识图谱。

（4）知识融合

将各领域的数据进行融合可以规范不同模块的知识表示并建立统一知识图谱，然而各模块数据多且存在重复、异名同义的实体，如果直接融合，会导致知识图谱的冗余。为保证知识图谱搭建的规范以及后续知识服务准确性，本案例先利用本体实体名称相似度融合本体层，并根据对应数据层的名称、属性、属性值等结构维度相似度计算融合数据层，再依据综合相似度将各领域模块知识图谱进行了融合。融合后的案例效果如图 6、图 7 所示。

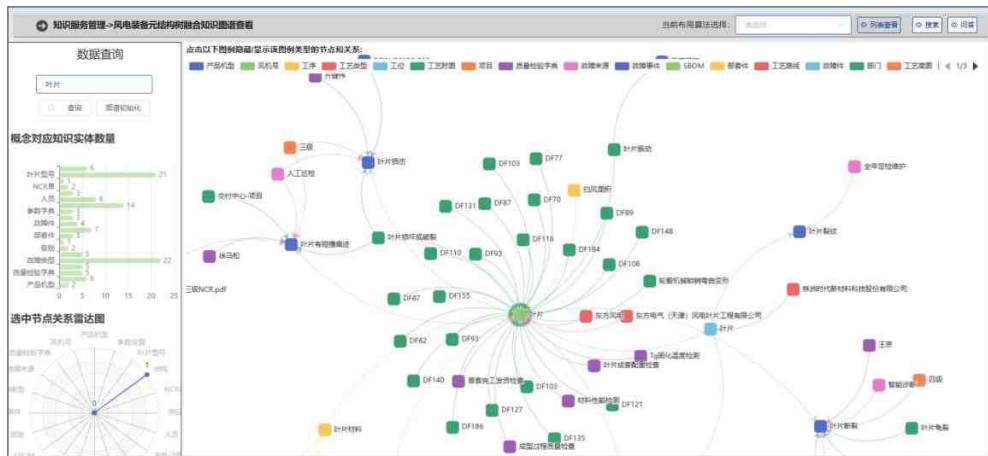


图 6 复杂装备融合知识图谱案例 1

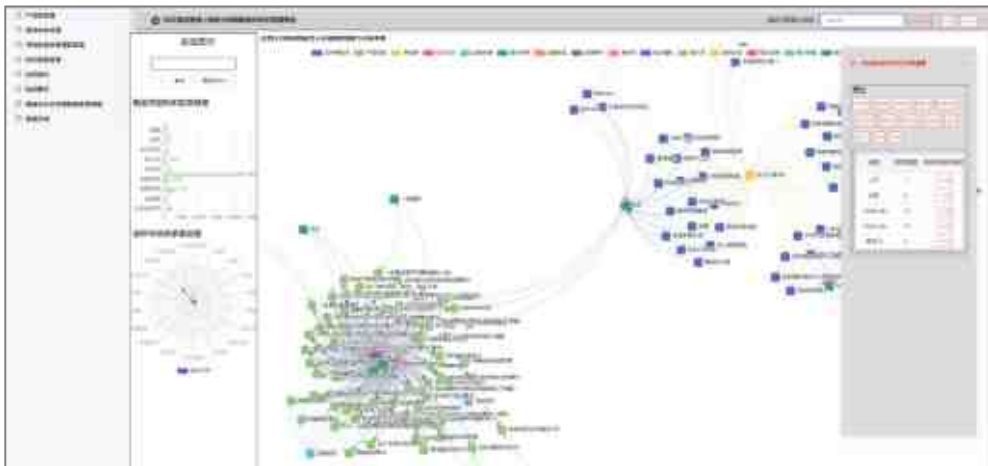


图 7 复杂装备融合知识图谱案例 2

3.3.2 智能问答

(1) 基于知识库搜索的智能问答

意图识别采用 JointKG-BERT 模型，该模型通过联合训练的方式来同时进行问句分类和实体抽取任务的训练，并利用两个任务之间的强相关性来提高它们的效果。该模型一共由 4 个关键部分组成，即知识图谱导入层、文本嵌入层、可视层以及 Transformer 层。知识图谱导入层主要负责知识图谱与训练数据的结合工作，将原始问句中的词语与知识图谱中的实体进行对齐后，会将该实体对应的本体标签插入到原始问句中，形成结合了本体标签的知识文本，并在知识文本的基础上添加本体间关系形成知识文本图；随后知识文本会进入文本嵌入层，文本嵌入层会将知识

文本转换成 Transformer 层可处理的向量表示，知识文本图会进入可视层，可视层会根据知识文本图生成包含了其中知识信息的实体关系可视矩阵；最后两者作为输入同时进入 Transformer 层，Transformer 层根据实体关系可视矩阵来对知识文本的向量表示进行处理，解码输出问句中所包含的实体以及问句分类的结果。JointKG-BERT 模型的框架图如图 8 所示。

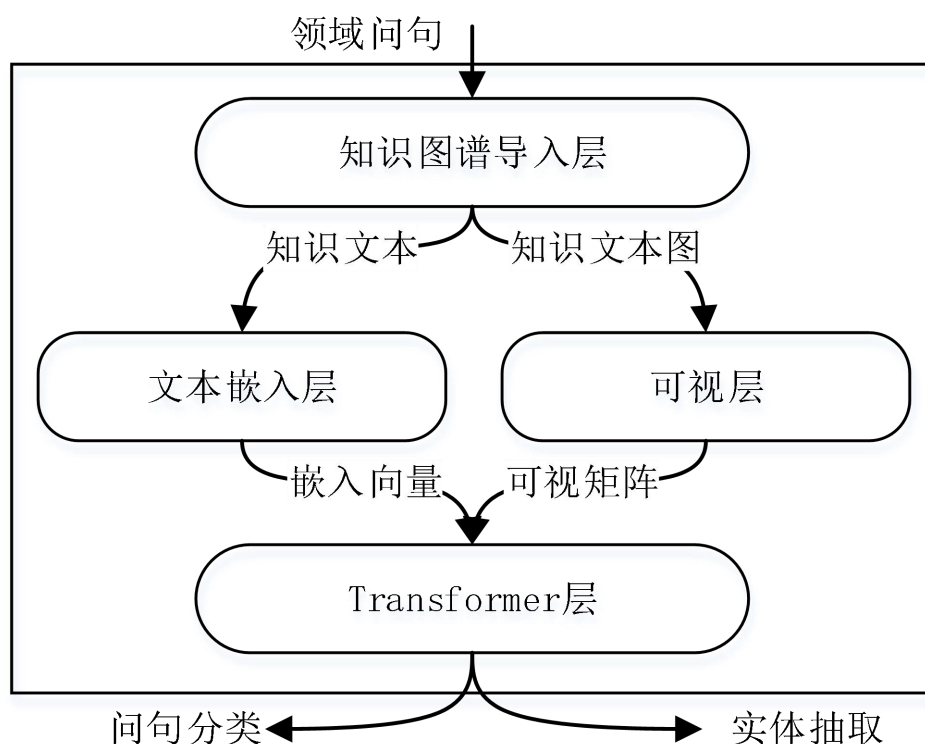


图 8 JointKG-BERT 模型框架

知识库搜索问答基于上述实现的融合知识图谱，用户将问句输入至 JointKG-BERT 意图识别模型，模型输出识别到的实体和分类，实体进一步与融合知识图谱的实体词典进行对齐，然后填充对应分类的预定义模板形成查询语句，最后执行查询和封装知识库答案。流程图如图 9 所示，知识库问答效果如图 10 和图 11 所示。

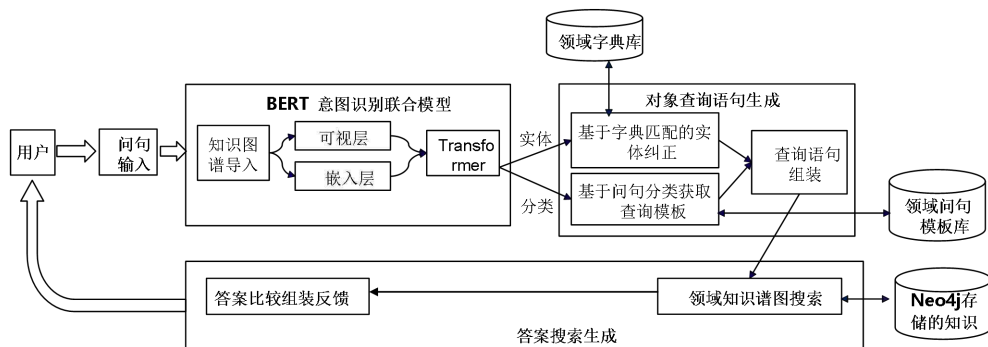


图 9 知识库搜索问答流程



图 10 能源装备领域融合知识图谱搜索问答效果展示



图 11 高速列车领域融合知识图谱搜索问答效果展示

(2) 基于大模型的智能问答

大模型文档级问答：本实践基于实际业务需求，实现了文档问答的功能：领域业务人员将对应的标书等文件通过系统进行上传，上传的文件通过嵌入模型进行分块化、向量化，然后用户输入问题时，比较问题与文件块向量化的相似度，最终返回答案。本实践具体流程可以参考图 12，文件上传界面如图 13，问答效果展示以风电设备领域为例，效果如图 14 所示。

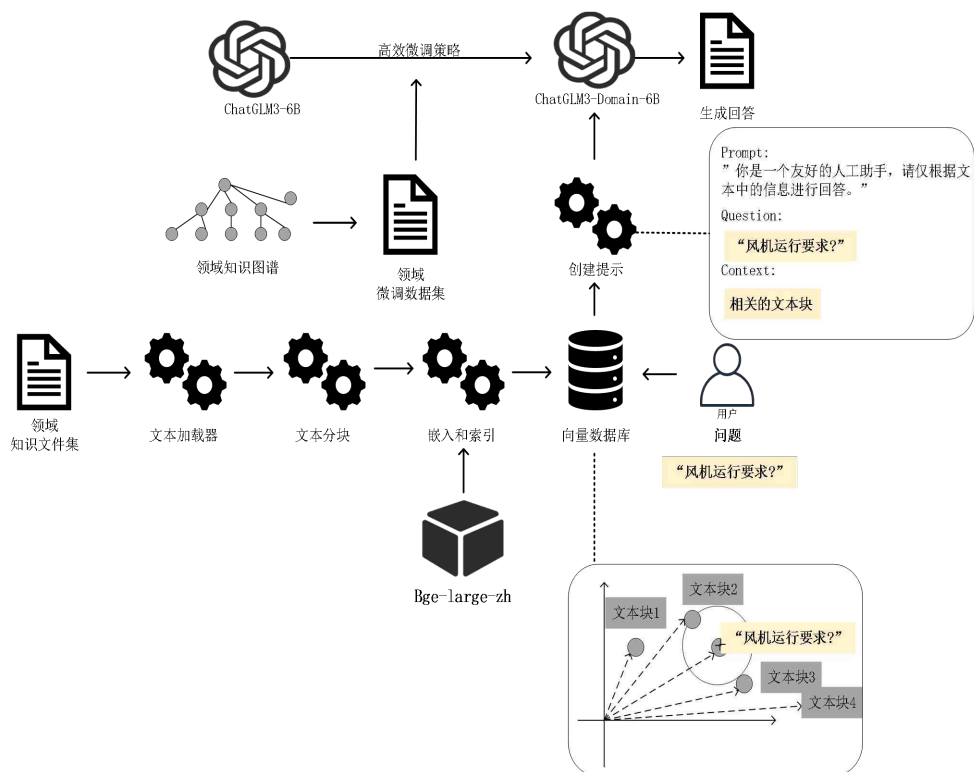


图 12 大模型文档问答流程展示



图 13 文档上传页面



图 14 文档问答效果展示

领域大模型问答：在进行大模型微调的过程中，核心任务需要根据企业现有的计算能力和硬件资源仔细选择适宜的模型框架及微调策略。进一步，实际的企业数据集须转换成与所选微调技术相适应的格式。在确保数据兼容性的基础上，微调所用大模型的关键训练参数，例如采用混合精度训练、设定恰当的学习率等，以促进微调实验的顺利进行。上述过程简要描述如图 15 所示。

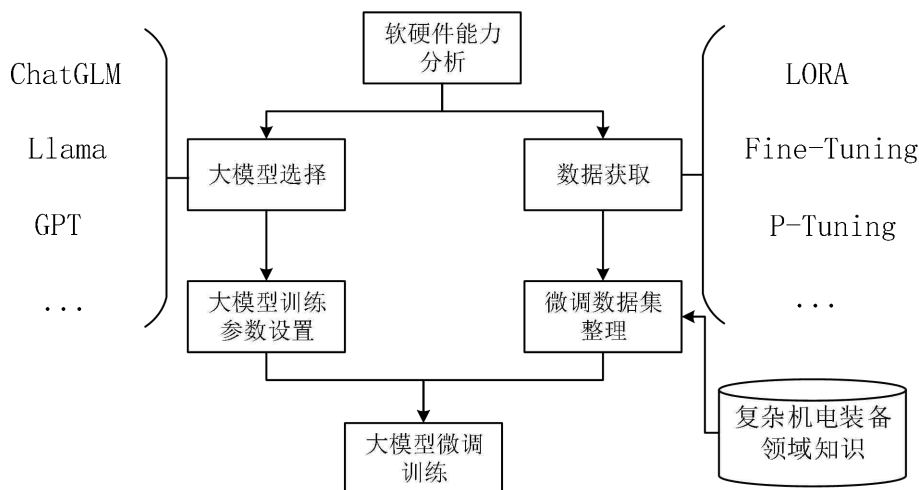


图 15 大模型微调简易步骤

考虑到在参数规模不超过 10B 的基础模型竞争中，ChatGLM3-6B 模型显现出的优异性能，加之其部署的灵活性以及开源属性，本案例决定将其作为微调语言模型的基础。同时，由于 LORA 微调技术的优势在于通过学习较小规模的参数矩阵

来接近原始模型权重的更新，降低了微调过程中对于显存的需求，因此本文选用 LORA 方法进行微调。LORA 微调的数据集范例如图 16 所示。

```
{ "context": "Instruction:你是谁？","target":"我是东方电气风电装备智能问答助手，采用基准模型 chatglm3-6b，并进行了微调，欢迎向我提问。"}
{ "context": "Instruction:介绍一下你们公司？","target":"东方电气有限公司成立于 1900 年。总部位于四川省成都市，他是中国东方电气集团有限公司控股的大型企业，该集团公司是由国务院国有资产监督管理委员会（国资委）监管的企业，并且是全球最大的发电设备制造和电站工程总承包集团之一。"}
{ "context": "Instruction:风电装备故障级别是怎么定义的？","target":"共分为四级：一级，轻微故障：设备或系统的影响轻微，不影响正常运行。二级：一般故障：设备或系统的影响较大，影响正常运行。三级：严重故障：设备或系统的影响非常大，影响正常运行，需要立即处理。四级：特别严重故障：设备或系统的破坏性很大，可能导致人身伤害或重大财产损失。"}
}
```

图 16 领域大模型微调流程

本案例也提供了基于大模型微调的问答，根据实际业务场景的软硬件条件，选择适应的轻量大模型以及微调策略，系统具体嵌入了开源轻量大模型(CHATGLM3-6B),然后整理领域的微调数据集（这里以风电设备为例），对轻量大模型进行微调，使之更能适合业务场景问答的需要。具体流程如下图17所示，效果如图18所示。

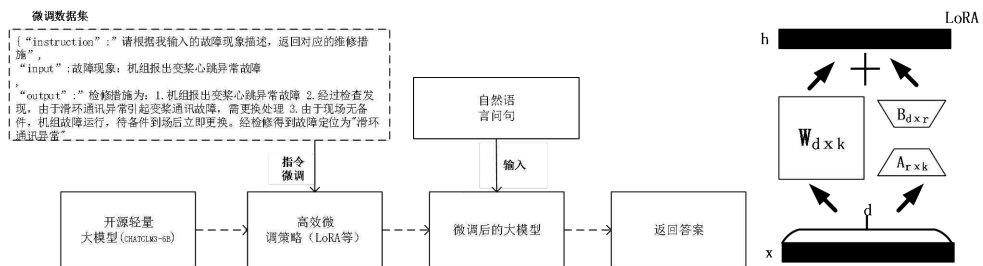


图 17 领域大模型微调流程



图 18 领域大模型问答效果示例

3.4 应用场景或应用方式

复杂装备一体化知识图谱平台立足于复杂装备领域，为用户提供知识管理、产品辅助正向设计、过程自主识别监控、知识推荐和知识问答等功能与服务。同时，本系统面向产品的模板设计、基于知识结构的知识融合、基于大模型的智慧问答等功能设计，使得本产品具有跨行业跨领域的内涵属性，在医疗制药、教育服务、电子商务、政务管理等领域均可无限制推广。具体应用方法包括数据一体化服务与模块化应用两种，前者即集成领域全生命周期数据提供知识服务，后者为以独立组件或后置服务的形式提供模块化地工具组件或知识服务。具体应用案例如下。

（1）设备选型与设计支持：工程师、设计师在进行复杂机电设备选型或设计时，经常需要参考各类参数、标准、技术文档等信息。工程师通过智能问答系统输入查询需求，如“需要一款适合 XX 地区风速分布的风力发电机型号？”或“高速列车的车辆结构设计主要考虑了哪些因素？”。系统基于知识图谱快速检索相关参数、性能对比、历史应用案例等信息，并给出推荐型号及其详细参数。工程师可根据推荐结果进一步调整选型或设计参数。

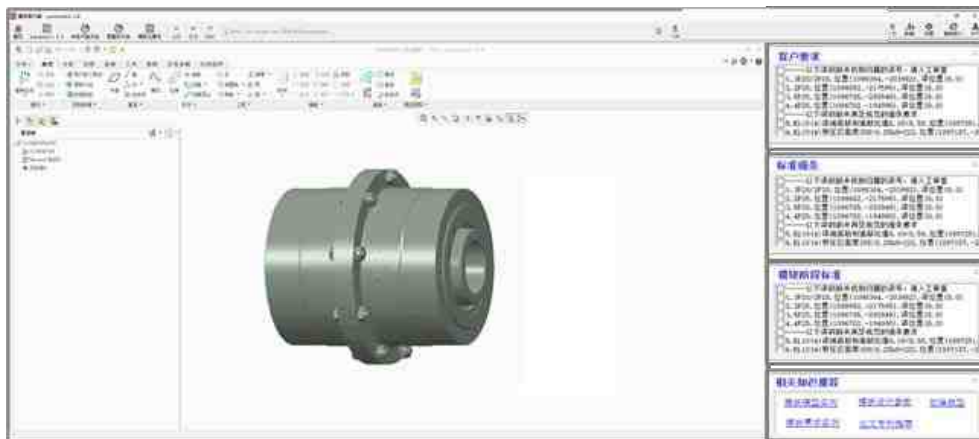


图 19 设计模块知识推荐案例

(2) 运维支持：运维人员在日常工作中需要快速定位和解决设备故障。运维人员通过智能问答系统输入故障现象或故障代码，如“风力发电机叶片异响”、“XX 列车轴承损坏”等，系统基于知识图谱分析可能的故障原因、检修步骤和所需工具等信息，并给出相应的维修建议，运维人员可根据建议快速定位并解决问题，提高运维效率。



图 20 运维模块知识问答案例

(3) 领域文档解读与咨询：复杂设备行业管理人员、政策研究人员需要了解并解读相关政策法规。管理人员或研究人员通过智能问答系统上传政策文件、管理文件、领域专业文件等。系统基于大模型对文档文本进行深度理解和分析，自动提取文档要点信息，并以简洁的方式呈现给用户。



图 21 文档解读案例

3.5 安全保障措施

大模型与知识图谱融合安全考虑方面，针对不同用户设置不同等级访问权限，普通用户仅具有知识服务访问权限，即仅能够进行知识查询、问答等服务型功能，且知识服务过程会给出“大模型生成”或“概率”指示，指引用户依据实际情况科学做出判断；知识管理人员能够结合自然语言处理等工具交互进行知识维护与更新；信息服务人员能够对大模型、各类工具组件进行功能维护。数据安全方面，构建复杂装备产品、机组、物料、故障、分类编码体系，实现对复杂装备所使用的各类数据进行标准化编码管理。除授权人员外，不同用户仅支持模块化的数据供给服务，不能接触底层数据清单内容，保障核心产品数据安全。

4 案例示范意义

针对复杂装备领域业务流程复杂、分散协同制造、信息数据分离、信息有效传导和反馈难等需求挑战，本案例丰富完善了复杂装备情景知识表征、知识图谱设计与构建、复杂装备知识一体化方法等理论，自研多种知识图谱工具组件，形成复杂机电装备知识建模、知识管理、知识处理、知识服务一体化管理平台，借助大模型赋能，优化交互服务过程。

示范意义 1: 丰富并实践复杂装备情况知识表征体系

复杂机电装备全生命周期分类编码是构建数据一体化的基础，本案例在调研国家/行业编码标准的基础上，结合行业现有数据分布及分类，提出初步知识结构表征体系。基于不同数据分类，设计基础知识结构、知识本体、知识关联、知识属性等结构、概念模型，建立复杂装备领域不同模块知识表征方法和知识结构体系，构建模块元知识和项目设计、制造、运维实例数据间的路径和取值约束，支撑建立一体化数据底座。

示范意义 2: 形成大模型赋能的行业知识图谱平台

复杂机电装备知识图谱平台涵盖知识表征与建模、知识管理、知识处理、知识服务等过程，借助低代码的图谱搭建组件规避了传统指令行等操作复杂、需要一定专业知识基础的工具组件，通过基于自然语言处理的知识提取、基于结构和内容解析的知识融合、基于大模型的智慧问答知识服务等方法，降低使用门槛，提升使用效率。模板式结构设计、图形化图谱生成、规则式数据解析、大模型赋能等技术的应用与融合等功能设计与应用为平台的推广应用奠定数字化功能底座。

示范意义 3: 提高产品设计及运维效率

基于知识图谱实现复杂装备全生命周期多源异构数据知识集成实践，产品设计阶段进行知识推送、参数校验，辅助复杂装备产品正向迭代设计；产品运维阶段，集成实时采样数据模式识别，基于知识库的异常验证、原因分析与方案推荐，辅助装备快速运维；通过设计、制造、运维数据的集成辅助复杂装备全生命周期数据问题反演、究根溯源，推动产品优化。

5 存在的问题和不足

基于复杂装备全生命周期业务过程管理的知识图谱管理服务面临涉及环节多、实施难度大的客观问题，有待采取“成熟推广一批，应用验证一批，预研测试一批”的迭代思路。目前，平台在轻量化部署、知识闭环反馈等模块功能仍有待提升，而且知识图谱与大模型协同知识服务能力等方面也有待提高，从而支撑知识一体化应用效率。

6 展望

6.1 展望 1:平台深耕与迭代

基于系统平台现有不足，结合示范应用过程平台尚存在问题，进一步深耕复杂装备领域，完善平台功能，实现平台的轻量化运行；积淀形成行业知识库底座，规范化知识库，赋能行业各个环节；迭代平台组件，形成各组件标准模板与自定义接口，能够与各类设计、运维软件集成，结合知识库赋能，实现现有系统的升级提高；强化知识图谱与大模型的协同提升等。

6.2 展望 2:云平台研发及跨行业跨领域推广

基于复杂装备领域功能迭代与示范应用经验，总结凝练形成通用型功能组件，通过云平台系统部署，面向中小微企业推广应用。基于丰富的实施经验，以及平台基于设计理念而具有跨行业跨领域的内涵属性，结合标准化组件模板与自定义接口，向医疗制药、教育、政务管理等各行各业设计、运维、供应链管理等过程赋能

案例9 医药研发行业-基于逻辑链检索和匹配的知识问答

◆ 案例简介 ◆

大型语言模型（以下简称大模型）在多种自然语言处理任务上展现出卓越的能力，尤其是在知识问答方面。但是，面对超出其知识储备范围的问题时，大模型可能会出现“一本正经地胡说八道”的现象。这个问题在医药研发行业中尤为突出，因为该领域的知识更新迅速，且高度专业化。为了解决此问题，我们使用知识图谱辅助大模型，通过在知识图谱上检索与问题相关联的结构化信息，指导大模型通过可解释的逻辑链条，逐步锁定并解答复杂问题，显著地提高了问答系统的准确性和可靠性。

本系统的主要工作流程为：首先分析药物研发相关文献，对海量非结构化的文本数据中包含的语义信息进行标识、理解和抽取，通过信息提取技术，提取文本数据中存在的各类实体和实体之间的关系；其次，根据实体和实体之间的关系建立庞大的知识图谱；最后，将建立的知识图谱与大模型融合，使大模型能准确翔实地完成基于知识图谱的知识问答。

1 案例基本情况

1.1 企业简介

武汉索元数据信息有限公司（简称：索元数据）是湖北联投东湖高新集团旗下全资子公司

公司，于2023年8月正式成立。作为东湖高新集团向产业运营领域纵深探索的重要载体和抓手，索元数据颠覆现有主流定性方法，打造以定量产业分析为方法的产业大数据科技公司，将“AI+产业大数据+复杂网络技术”应用于计算社会学、定性产业分析实证和治理，以及颠覆性技术发现等产业和科技情报领域。

1.2 案例背景

当下，医药研发行业面临着海量复杂且来源广泛的数据信息，这些数据涵盖了临床试验结果、药理作用机制、患者病例反馈以及众多前沿科研成果等，同时其格

式也多种多样，存在结构化、半结构化以及非结构化之分。在如此多数据现状下，传统的医药研发流程中数据整合以及项目立项方式，愈发难以应对如今对于智能化、高效化以及精准化的迫切需求。

大模型与医药研发领域知识图谱的融合，能巧妙地化解医药研发行业在数据资源整合、过度依赖专家经验、项目立项自动化程度低等痛点。大模型借助强大的语言理解和生成能力，以及知识图谱对医药知识的结构化呈现与关联整合优势，不仅可以高效梳理繁杂的数据，挖掘其中隐藏的关联信息，还能在很大程度上减少对专家主观判断的依赖，实现更为自动化、客观化的项目立项流程。这一系列的改变，将显著提升医药研发过程中决策支持的智能化水平，对于整个医药研发行业加快数字化转型的步伐、发展更高层次的新质生产力，有着至关重要的推动作用。

行业痛点 1:数据的复杂性与碎片化

医药研发中的数据来源极为广泛，比如海量的学术文献、各类临床试验数据以及复杂基因组学数据等。这些数据各自有着不同的呈现形式，格式上也有明显的差异。并且，各来源的数据在标准方面也未能统一，缺乏统一规范的记录和分类方式。再者，医药研发数据分散于不同项目、不同机构，难以集中整合。

行业痛点 2:过度依赖专家经验和知识

医药研发流程复杂，从靶点筛选到药物合成、临床试验等涉及诸多环节，以往依靠专家凭借经验来判断决策。但人力有限，掌握的知识也存在局限性，不同专家看法或有差异，导致决策主观性较强。而且随着医药知识快速更新、数据量剧增，仅凭专家难以全面精准把握。这不仅影响研发效率，还可能使一些创新思路因不符合传统经验而被忽视。

行业痛点 3:创新合作与知识共享受限

在医药研发领域中，跨学科的合作与知识共享是推动创新、实现突破的关键所在。然而，实际却面临诸多阻碍。一方面，不同学科领域有着各自独特的专业术语和概念体系。另一方面会涉及数据隐私和保密性问题，因此各机构对核心数据严格管控，难以共享。此外，当下还缺乏有效的平台和机制来助力不同领域专家合作与交流，进一步限制了医药研发产业的发展。

行业痛点 4:靶点研发进展缓慢

医药研发是一个多方面的挑战，其中靶点的发现与研究是核心。新靶点的发现是一项资金成本和时间成本双高的活动，大部分医药公司都无力承担。同时，旧靶点的应用往往竞争异常激烈，一旦某个靶点被证明有效，众多制药公司便会迅速跟进，导致该领域内专利密集、市场饱和。

融合时的难点或痛点 1:知识噪声和表示分歧

在医药研发领域，知识图谱中常常存在着不准确或过时的信息，即知识噪声，这些知识噪声会误导模型去学习错误的知识。同时，知识图谱与大规模预训练模型中的知识表示通常存在诸多分歧，比如在标准、格式以及语义等方面都有所差异。知识噪声和表示分歧会致使模型在与知识图谱融合以及实际应用的过程中产生各类问题，最终降低模型的准确性和可靠性。

融合时的难点或痛点 2:数据稀疏

医药研发存在着数据极为稀疏的情况，这一现象在新兴的细分领域以及涉及少数病例的研究方向上表现突出。知识图谱和大规模预训练模型在融合过程中，难以全面覆盖到这些稀有数据。知识图谱的构建依赖于已有的大量结构化知识，大模型预训练也是基于相对常见的数据来学习。因此当模型应用到这些领域时，便会由于缺乏数据支撑出现一系列问题。

融合时的难点或痛点 3:语义理解和关系挖掘

医药研发涵盖了数量庞大的专业医学术语以及丰富的领域知识，这些专业内容晦涩难懂且语义关系错综复杂，模型对某些内容难以精准理解其中的含义。除此之外，医药领域还存在诸多隐含的复杂关系，它们隐匿在海量的原始数据中，知识图谱和大模型的融合难以将其全部挖掘。

融合时的难点或痛点 4:推理路径和成本效率

推理能力是知识图谱与大规模预训练模型输出协同最重要的体现，构建基于知识图谱的逻辑链的推理路径能极大增强大模型的推理能力。精确的逻辑链条能够保障大模型在回答问题时的准确性，避免因错误推理而导致的成本增加的情况出现。同时，推理路径的透明度提高了大模型的可解释，便于后续的审查、优化以及知识复用等工作开展，提高了整体的工作效率。

1.3 案例类型

本案例属于知识图谱与大模型输出协同的案例。

1.4 系统简介

本方案构建了一个指导大模型在回答复杂问题时，能够基于知识图谱中的结构化信息进行逻辑推理的框架。该框架通过问题分解、知识图谱上的实体检索、子问题推理以及最终答案生成等步骤，促进了知识图谱与大模型之间的协作，提高大模型回答问题的准确性和逻辑性。具体的框架设计如图 1 所示。

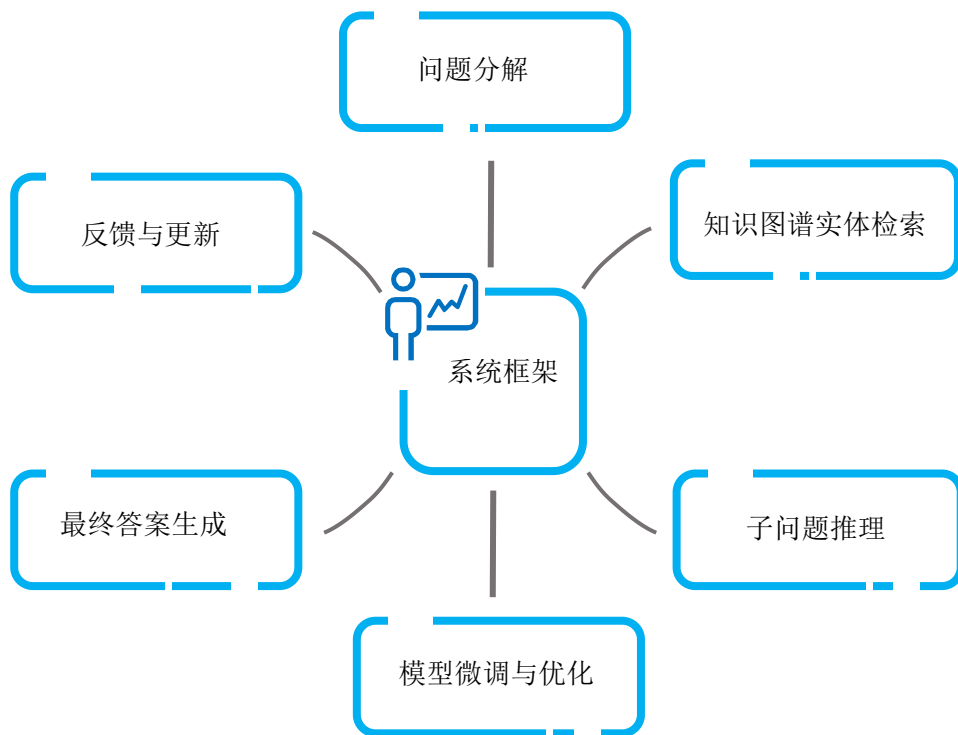


图 1 系统框架

问题分解：系统接收用户提出的复杂问题，对问题进行分解和理解，识别问题中涉及的关键实体和关系。

知识图谱实体检索：系统利用知识图谱中的结构化信息，检索与问题相关的实体和关系，确定可供推理和答案生成的知识片段。

子问题推理：系统基于检索到的知识片段，进行推理，对问题进行进一步细化和分析，生成子问题并进行逻辑推理。

模型微调与优化：对大型语言模型进行微调，使其能够更好地理解知识图谱中的信息，并根据实际应用场景对模型进行优化和调整。

最终答案生成：系统综合各个子问题的推理结果，结合知识图谱中的结构化信息，生成最终的答案并进行输出。

反馈与更新：接收用户反馈和系统输出的结果，对框架进行持续优化和更新，保持系统的持续改进和适应性。

本案例突出了在复杂问题回答中知识图谱的作用，强调了逻辑推理在大型语言模型中的重要性，通过细致的框架设计提高了大模型的应用效果。同时，本案例通过问题分解和子问题推理等步骤，促进了知识图谱与大模型之间的有效协作，使得系统在回答复杂问题时更具逻辑性和准确性。

2 案例成效

2.1 关键性能

首先是 F1 分数和 EM 两种可量化指标的提升。和传统知识库问答方案相比，F1 分数和 EM 实现了较大幅度的提升，分别从平均 65%和 59% 提高到了 75%和 71%；跟未使用该方案的基座大模型对比的话，F1 分数和 EM 则是从平均 70%和 62%左右提升到了 75%和 71%。

其次，一些难以量化的指标，如泛化能力、可解释性以及信赖度也得到不小提升。在各类泛化测试中，不管是独立同分布、零样本，还是组合式问题等情况，都能看到本案例对未在训练集中出现过的问题有着良好的回答表现，均能准确匹配相应的逻辑链。再者，系统会在回答里把每一步的推理路径展示出来，使用户可以清晰地知晓问题解答的逻辑过程，增强了答案的可解释性。最后，信赖度方面的进步源自于知识图谱里的精确结构化知识，借由这些知识生成的逻辑链使得大模型“幻觉”现象减少，回答的可信度明显提升。

2.2 经济效益

无论是相较于传统知识库问答，还是和未使用该方案的大模型相比，系统回答问题的准确性都更高了，人工处理复杂问题的时间和成本就能相应减少，进而有效提高了生产效率。其次，凭借优秀的泛化能力，系统能够成功匹配未在训练集中出

现过的逻辑链，在面对新问题时，系统出现错误处理的情况会减少，从而降低因错误决策而消耗的成本。再者，系统会展示每一步的推理路径，增强了回答的可解释性和逻辑性，用户也能清楚地理解问题解答的逻辑过程，提高了用户决策的准确性和可靠性。另外，通过结合知识图谱的精确知识，系统减少了“幻觉”现象，使得回答的可信度得以提升，提升了客户满意度。

3 案例技术路线

3.1 系统架构

如图 2 所示，本案例系统由数据管理平台、数据处理平台、大模型融合三部分构成。数据管理平台是基于湖仓一体架构的多模态数据管理平台，包括关系型数据库、非关系型数据库、向量数据库以及图数据库。数据处理平台使用基于深度学习的命名实体识别和信息抽取算法提取数据中的实体和关系，并以此构建专业知识图谱；最后就是将知识图谱与大模型融合，本案例采取的办法是用 lora 微调了 llama2 使之能准确地完成基于知识图谱的问答。

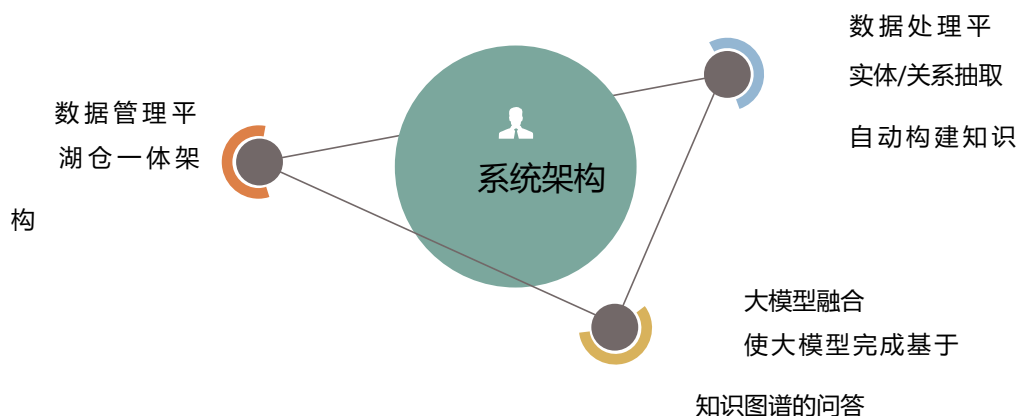


图 2 系统架构

3.2 软硬件环境

3.2.1 硬件要求

GPU（算力需求）：本案例使用的基座模型为 llama2_13B，需要至少数十千兆字节的显存来推理；但在使用了量化技术后，其显存需求仅用一张显存为 24GB 的 4090 便能满足。

3.2.1 软件环境

- （1）检索系统: 本案例使用 Elasticsearch 来查询知识库或文档库，根据查询请求快速返回相关结果。
- （2）编程框架和库: PyTorch 深度学习框架，各类型的库包括数据处理（pandas、nltk 等）和模型微调（transformers 库）。
- （3）知识库: 本案例使用了 Faiss 向量数据库作为存储知识图谱的知识库，它提供了高效的相似度搜索和稠密向量聚类能力，支持多种索引构建方法和查询策略优化，并且易于与 Pytorch 框架集成；此外案例还使用了 Neo4j 图数据库用来储存知识图谱的实体和关系。

3.3 技术路线详情



图 3 工作流程

本系统的主要工作流程如图 3 所示：首先，通过分析科研资金和成果的数据（包括 2000 万专利和 7000 万论文以及 NIH/NSF 资助信息和药企新闻），对海量非结构化的文本数据中包含的词、语法、语义等信息进行标识、理解和抽取，挖掘其中存在的知识和规律；其次，通过信息提取技术，提取文本数据中的存在的各类实体和它们之间的关系；再次，根据实体和实体之间的关系建立庞大的知识图谱；最后，将建立的知识图谱与大模型融合，使大模型能准确翔实地完成基于知识库的回答。

3.3.1 环节/技术 1:信息抽取

（1）命名实体抽取：将预训练模型作为编码器，对不同类型的命名实体类型使用对应的指针网络来提取实体的范围。图 4 是本案例命名实体抽取的流程示意图。

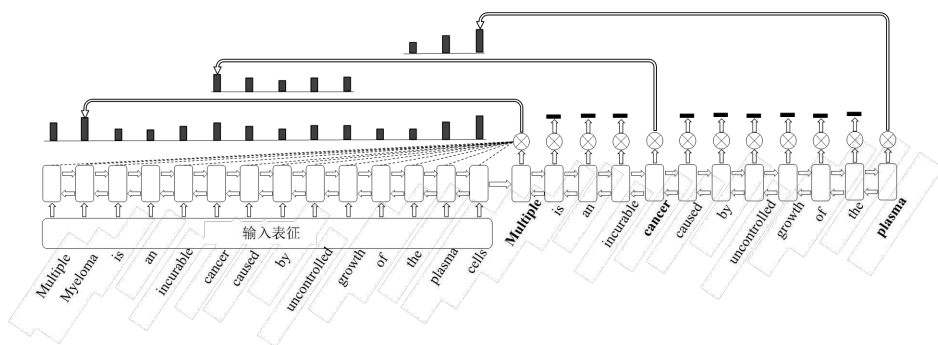


图 4 实体抽取

（2）关系抽取：关系抽取可分为三个子任务——主体抽取、客体抽取和关系分类。首先，主体抽取模块对输入文本提取所有主体；然后，将提取的主体与文本连接起来，输入客体抽取模块以提取所有客体，如此得到（主体，客体）的映射；最后，将（主体，客体）二元组与文本连接起来，输入关系分类模块以获得关系三元组。

3.3.2 环节/技术 1:图谱构建

在知识图谱的构建上，采用了大模型来自动化构建。大致分为三个步骤：提取、定义、规范。首先，利用大模型从文本中开放式地抽取出实体与关系的组合；然后，为每个抽取的实体和关系赋予明确的定义；最后，确保语义相近的实体和关系用统一的规范词汇来表达。图谱构建流程如图 5 所示。

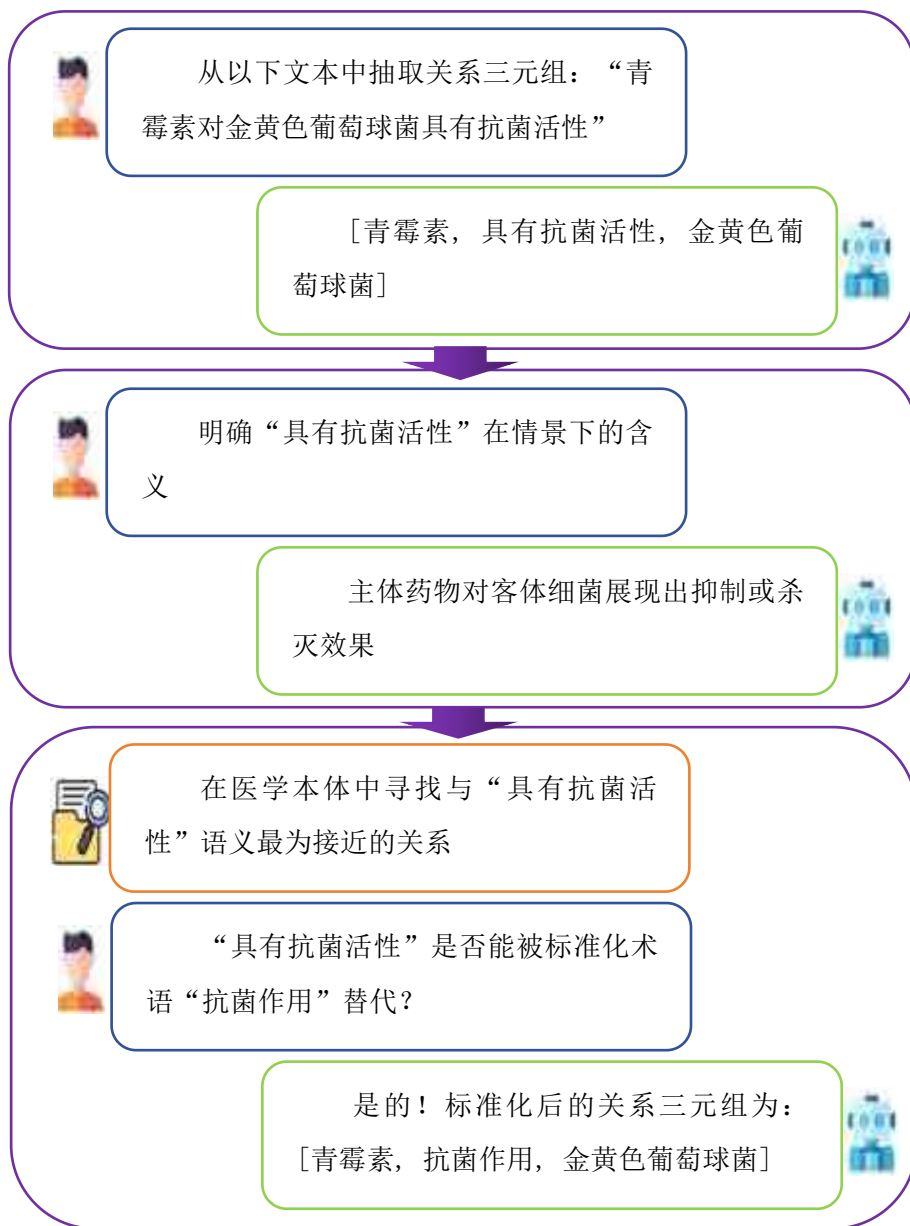


图 5 图谱构建

3.3.3 环节/技术 1:模型融合

模型融合具体分为四个步骤，分别是：根据预定义的模板对复杂问题进行分解；在知识图谱上检索候选实体；对于分解出的子问题进行推理，找出答案；结合推理路径生成包含逻辑解释的回答。问题分解、检索推理、回答生成分别如图 6~图 8 所示。



图 6 问题分解

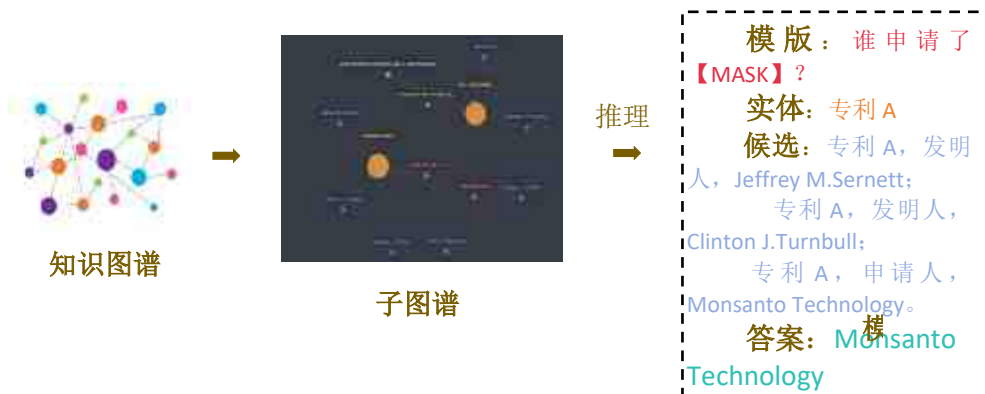


图 7 检索推理

问题分解	提示：分解输入为子问题 输入：申请了专利 A 的公司还申请了哪些专利，这些专利中涉及到什么靶点？ 输出：{‘问题一’：‘谁申请了【MASK】？’，‘种子实体’：‘专利 A’}，{‘问题二’：‘【MASK】是哪些专利的申请人？’，‘种子实体’：‘问题一的答案’}，{‘问题三’：‘哪些靶点在【MASK】？’，‘种子实体’：‘问题二的答案’}
检索推理	提示：利用以下信息回答输入的问题——‘专利 A 的发明人为 Jeffrey M.Sernett，专利 A 的发明人为 Clinton J.Turnbull，专利 A 的申请人为 Monsanto Technology’ 输入：谁申请了【专利 A】？ 输出：【Monsanto Technology】
生成答案	提示：基于回答日志，直接根据推理结果回答输入的问题，滤除与输入不相关的信息 输入：汇总回答 输出：申请了专利 A 的公司还申请了专利 B，这些专利的靶点涉及 X，Y

图 8 回答生成

3.4 应用场景或应用方式

本案例可应用但不限于药物研发行业与科技情况行业，具体如下所述：

3.4.1 药物研发

本案例可以快速总结过往类似药物的临床试验设计、纳入排除标准以及剂量方案等，为新药开发提供参考，加速临床研究设计阶段的决策过程。本案例还能快速

识别潜在的不良反应和药物相互作用，提供药物作用机制、代谢途径、生物利用度等信息，集成最新的疾病生物学知识，帮助科研人员深入理解疾病发展机制，推动靶向治疗的研发。此外，本案例还能支持研发团队在项目初期评估知识产权竞争格局，进行专利规避设计，从而更为科学合理地制定研发策略。

3.4.2 科技情报

本案例还能在科技情报行业发挥重要作用，包括但不限于：通过收集和分析科技文献、专利、行业报告等信息，总结技术趋势，帮助企业识别新兴技术，抓住市场机遇；依据技术成熟度、市场需求等信息，合理分配研发资源，优化研发管线；收集并分析企业的供应链、经营内容等数据，发现潜在的合作伙伴，促进跨领域合作与技术转移；整合政府资助项目、科研资金申请指南等信息，帮助企业申请研发资金支持。

3.5 安全保障措施

3.5.1 内容安全方面

在数据预处理阶段，系统会借助敏感词过滤以及内容审查技术，自动且精准地识别出诸如违法、色情、暴力、辱骂等不良信息，并将其过滤掉，确保知识图谱内容符合相关规定。针对知识图谱中的实体，系统通过严谨的审核流程，保证实体的正确性与合法性，有效避免错误信息或者恶意实体。为了保证知识图谱的质量，系统还会实施相应机制对抽取的实体关系进行真实性验证，尽力减少误报以及假信息出现的情况，保证知识图谱的内容更具准确性和可靠性。此外，会对知识图谱的更新内容实施实时监控，只要监测到有不当内容出现，系统便会立刻采取删除、隔离等措施，确保知识图谱内容能够持续处于安全的状态。

3.5.2 数据安全方面

针对知识图谱里的敏感数据以及模型参数，案例运用专业的加密技术对其进行加密存储，不管是在数据传输过程中，还是处于静止状态时，都能切实确保其安全性，避免数据遭窃取或篡改。其次，严格的访问控制不可或缺，案例通过实施严谨的访问权限管理机制，明确规定只有获得授权的用户才有资格访问知识图谱数据和模型，以此有力地防止非授权访问情况发生，杜绝数据被滥用的风险。在充分保证不影响模型训练以及推理效果的基础上，案例对诸如个人身份信息这类敏感数据进

行脱敏处理，巧妙地降低了隐私泄露的潜在风险，更好地保护了相关主体的隐私权益。此外，案例还高度重视数据备份与恢复工作，定期对知识图谱数据进行备份，并建立完善的灾难恢复计划，一旦遭遇数据丢失或者损坏等意外情况，系统便能迅速恢复数据，保障数据的完整性和可用性。

3.5.3 系统安全方面

系统会定期开展系统安全审计以及漏洞扫描，通过细致的检测流程，全面排查系统中可能存在的安全隐患，一旦发现安全漏洞，及时安排修复工作，不断提升系统整体的防御能力，更好地应对各类潜在威胁。案例将大模型服务与知识图谱存储系统进行物理或逻辑上的有效隔离，并部署防火墙，严格限制那些不必要的网络访问，阻挡了外部的网络攻击。

案例通过部署入侵检测系统，实时监控系统各项活动，对任何异常行为都能察觉并发出预警和做出响应，有效防止恶意入侵。另外，案例通过建立完善的安全运维体系，严格把控操作系统、数据库等各个重要组件的安全配置情况，并且定期对其进行更新，减少了因软件版本冲突、配置不当等原因带来的安全风险。最后，案例始终严格遵循相关的法律法规，定期开展合规性自我评估，严谨审视数据处理的整个过程，保证每一个环节都合法合规，规避可能的法律风险。

4 案例示范意义

示范意义 1:提升了大模型性能

通过融合专业知识构建的知识图谱，大型语言模型在处理高度专业化内容时的性能显著提升。知识图谱为大模型提供了结构化的知识和信息，其中包含了实体、关系和属性等丰富的语义信息，使模型能够更好地理解复杂的概念和上下文，减少了大模型回答问题时出现的“幻觉”现象。对于如医药领域的疾病机制或治疗方案探讨这类复杂的问题时，大模型现在能够提供更加准确可靠的解析和应答。

示范意义 2:增强了数据整合能力

知识图谱与大模型的结合极大地增强了从多源异构数据中提取有价值信息的能力。融合后的系统不仅能够处理文本数据，还可以跨平台整合包括基因组学、临床试验结果、医学文献以及患者记录在内的各种类型的数据。通过对非结构化资源的

组织和关联，案例为医药研发和新药发现提供了坚实的数据支持，研究人员因此可以获得更全面的研发视野和更精准的数据洞察，加速了靶点发现、分子设计及临床研究等研发进程。

示范意义 3:推动了行业的创新

本案例开创了一种 AI4Science 新范式，特别是对于医药科技行业而言，它开辟了深层次创新和跨领域研究的新途径。借助于知识图谱提供的详尽领域知识框架，大模型可以在更广泛的情境下学习专业知识，实现更加智能化的分析和服 务。此外，它还促进了不同学科之间的交流与合作，鼓励科学家们探索新的理论和技术，激发更多原创性的科研成果。

5 存在的问题和不足

在知识图谱的构建过程中，存在自动化、实时性和可解释性三个问题。知识表示的复杂性使得机器难以完全理解并正确地组织信息，而本体框架的建立与维护则需要持续的人力投入，即使是在自动化工具的帮助下完成的知识图谱，最终结果仍需人工检验和校正。当前的知识图谱涉及大量人工干预，构建和更新过程较为缓慢，导致了知识图谱难以及时反映最新的知识和信息变化。对于依赖最新研究成果和技术进展的领域（如医药研发），其滞后的更新会影响决策的时效性。此外，大型语言模型的黑盒特性加大了知识图谱自动化的可解释性和透明度的难度。由大模型生成的知识图谱关系及决策过程往往难以理解和解释，在对决策可解释性有严格要求的领域（如医药研发），这种缺乏透明度的情况限制了知识图谱的应用范围和发展潜力。

在大模型的应用中，存在大规模数据处理能力、语义理解的深广度以及系统集成的互操作性三个不足。在知识图谱规模不断扩大和大模型计算需求增加的背景下，必须考虑如何在保证性能的同时有效降低处理和检索海量数据的成本，包括但不限于优化存储结构、提升查询效率以及高效的分布式计算框架等策略。大模型在处理复杂语境、隐喻表达以及跨语言内容时，仍然存在一定的局限性。特别是在多语言环境中，准确捕捉语义细微差别和文化特定含义的能力需要进一步优化。最后，目前知识图谱与大模型的协同依靠人工定制，如何实现不同来源、不同格式的

知识图谱之间的有效集成与互操作，以及将大模型集成融入现有架构和其他系统中，还需进一步探索。

6 >> 展望

6.1 展望 1:知识图谱自动化构建

知识图谱的自动化构建将成为推动大模型发展的关键驱动力。我们将持续深化大模型与知识图谱协同技术，提升知识图谱构建自动化水平，减少对人工干预的依赖。此外，我们还计划利用迁移学习的原理，让大模型学习不同领域的知识，自动生成知识图谱优化框架，保证知识图谱的逻辑一致性和语义完整性。

6.2 展望 2:动态问题模板调整

目前的案例中在分解问题时使用了预定义的问题模板，这种方式无法很好地应对多变的提问方式。未来，我们将进一步探索问题分解的新范式，致力于开发智能代理系统，该系统能够根据用户的实时输入动态调整问题模板，确保每个子问题都精准捕捉原始查询的核心意图。我们还将引入强化学习算法，使系统通过不断的用户互动和反馈循环自我优化，逐步提高对复杂和非标准问题的理解与处理能力。

◆ 案例简介 ◆

天问智能问答平台是图数据库与大模型共同赋能的一个智能问答系统，通过结合图技术与大模型技术，提供智能回答和增强回答的解决方案。在智能回答方面，系统利用知识图谱进行专业领域知识问答，提升结果可信度并降低响应时间成本。而在增强回答方面，系统结合大模型技术，拓展通用问答服务的输出边界，保障数据时效性和隐私安全。这种融合的解决方案能够满足高专业性和及时性场景的需求，缓解大模型在 ToB 领域落地的专业领域知识覆盖不足、数据时效性不高、数据安全和训练成本高昂等问题，为企业提供强大的问答系统支持。

1 案例基本情况

1.1 企业简介

浙江创邻科技有限公司（简称：创邻科技）是国内领先的图数据库与图智能服务供应商，具备一支由国家领军人才、国内外名校博硕组成的高精尖研发团队，深耕企业数据互联网技术平台建设，拥有强大的技术研发、解决方案定制和项目实施服务能力，致力于推进客户数智化升级、激发数据要素活力、增益数据资产价值，赋能企业数字化、智能化发展。

1.2 案例背景

在智能问答领域中，结合知识图谱与大模型融合的方案具有重要的创新性，能够解决行业内的专业领域知识覆盖不足的问题；以图数据库技术作为知识图谱的存储，能够解决数据安全性不足、数据透明度不高、数据时效性不强等问题，极大提升了问答系统的可信度和效率。

行业痛点 1: 专业领域知识覆盖不足

在人工智能行业中，专业领域知识覆盖不足是一个普遍存在的问题。传统的大模型问答系统虽然在通用领域的知识检索方面表现出色，但在涉及特定行业的专业领域知识时显得力不从心。这是因为大模型在训练过程中主要侧重于通用知识的学

习和应用，对于特定行业领域的深度专业知识覆盖不足，从而导致大模型问答系统在特定行业场景下往往无法提供准确、专业的答案，导致用户体验不佳，影响了系统的实用性和可信度。这种专业领域知识覆盖不足的问题使得传统的大模型问答系统难以满足特定行业的需求，需要结合知识图谱等技术来弥补这一痛点。通过融合知识图谱和大模型，可以使系统更好地理解和应用特定行业领域的专业知识，从而提升问答系统在特定行业场景下的表现，满足用户对专业性和准确性的需求。

行业痛点 2: 数据安全性不足

在当今信息时代，数据安全性是各行业都非常重视的一个问题，尤其是涉及敏感数据的行业。由于大模型的工作原理是通过学习大量的数据来生成模型，存在着一定的隐私泄露风险。特别是在一些对数据安全性要求较高的行业，如金融、医疗、政府等领域，如果这些敏感数据未经妥善保护，可能会导致数据泄露、信息泄露、隐私侵犯等问题，进而影响系统的可信度和用户的信任度。

为解决数据安全性不足的问题，需要在大模型问答系统中加强数据安全保护措施，包括数据加密、访问权限控制、数据脱敏等技术手段，以确保用户数据的安全性和隐私性。此外，结合知识图谱等技术，可以在保障数据安全的前提下，提升系统对特定行业领域的专业知识理解和应用能力，从而在保证数据安全的同时提升系统的可信度和实用性。

行业痛点 3: 数据时效性不高

大模型做智能问答的数据通常是通过对大规模文本数据进行训练得到的。这些文本数据可以包括互联网上的各种文档、网页内容、书籍、新闻等，以及用户输入的问题和答案对。大模型通过对这些数据进行学习和训练，从中学习语言模式、语义关系和知识，以便能够回答用户提出的问题。然而，由于大模型的训练数据是静态的，一旦训练完成后，模型中的知识就基本固定。在实际应用中，随着时间的推移和信息的更新，新的数据、新的知识可能会不断涌现，而大模型无法实时地获取和学习这些新的信息，便无法保证数据的时效性。为解决这一问题，需要结合其他技术手段，如知识图谱等，来提升系统的时效性和准确性。

行业痛点 4: 知识召回覆盖限制

在实际应用中，知识图谱的覆盖率是限制其落地效果的核心痛点。当大模型根据输入的问题生成回答时，它会根据问题与文本之间的相似度来选择与问题最相关

的内容，并据此生成相应的回答。这种方法的优势在于它能够快速找到与问题文本最相似的部分，并基于此提供答案。然而，这也导致了一个问题：大模型通常只能给出基于问题最接近文本的回答，而无法有效地挖掘和联想出与知识逻辑上相关联的其他内容，尤其是在这些内容的文本表述上存在较大差异时。

这种问题的根本原因在于，大模型在在处理具体内容时仍存在一定的挖掘深度不足，，缺乏深入的理解与联想能力。因此，尽管它的训练数据中包含了广泛的知识，模型在具体的应用中往往只能提供部分答案，而未能充分调动和利用它所掌握的所有知识，尤其是那些与问题表述不完全匹配但具有高度相关性的知识。这种局限性对大模型的实际应用带来了较大的挑战，尤其是在需要深度理解和跨文本关联的复杂任务中，模型的回答可能不够全面或准确，导致知识召回率低，影响推荐和搜索的精准度。

1.3 系统简介

1.3.1 建设内容

天问智能问答平台建设内容如图 1 所示，主要包括数据层、服务层和应用层。数据层主要负责领域相关数据的存储和管理。在服务层方面，包含知识处理服务、模型服务、计算服务等模块，以支持系统的运行和功能实现。应用层主要包含问答系统的核心功能，如基于文本分类的方法、基于文本相似度的方法以及基于特征向量检索的方法等。此外，还需要进行数据处理，包括噪音过滤、文本纠错、特征向量抽取等，以确保数据的质量和准确性。在服务层中，知识图谱存储是重要的建设内容，包括知识建模、知识映射、知识存储和知识查询等功能。整体建设内容应该围绕业务方案总体架构展开，确保系统的稳定性、可靠性和高效性。



图 1 天问智能问答平台架构图

1.3.2 案例特点

(1) 补充大模型垂直领域知识不足

如图 2 所示，用户输入一个自然语言描述的问句后，首先通过大模型翻译成查询代码后输入到基于图数据库搭建的知识库中；接着在知识库中检索提问对象在文档中的位置或文档本身的位置，利用图网络结构的关联性获取语义关联信息；然后把这些信息连同参考文献一起传回大模型；最后结合原始问句，形成更为专业性回答，弥补通用大模型在垂直领域知识不足的问题。

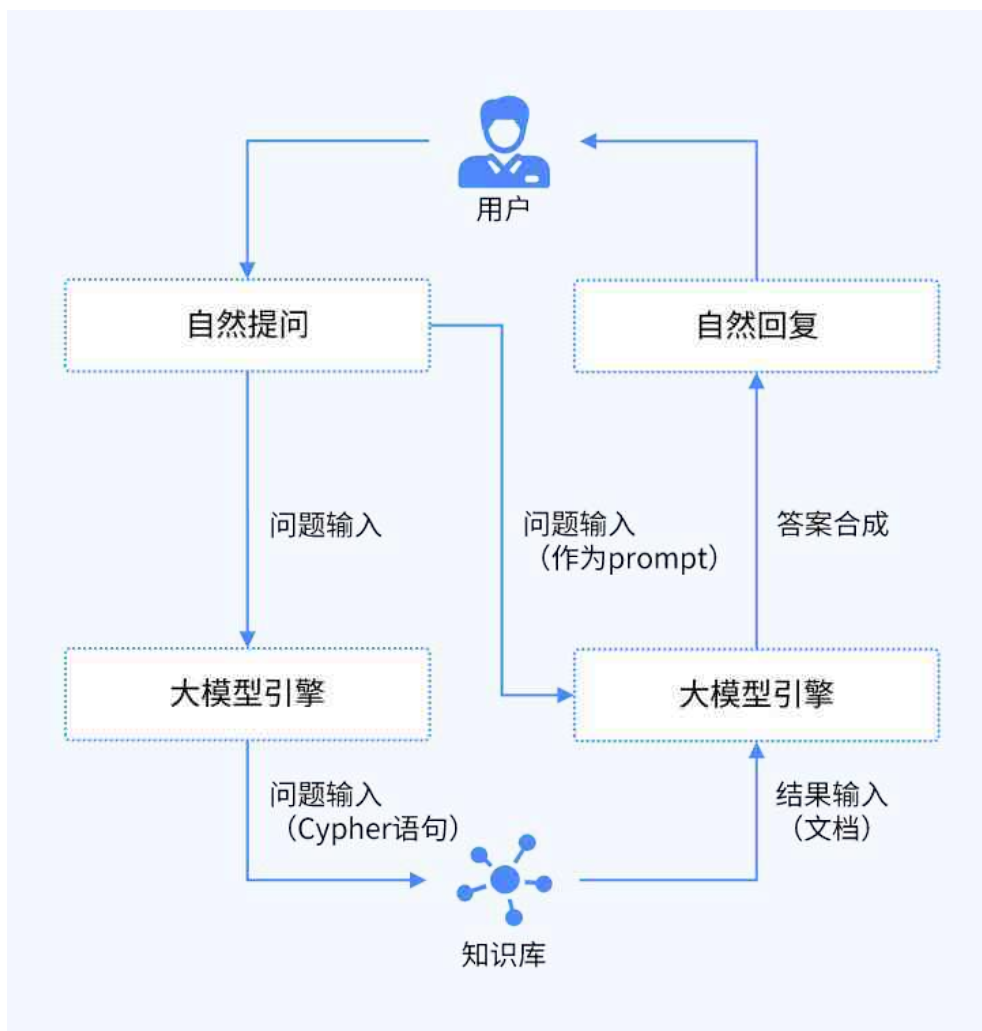


图 2 图技术与大模型结合的智能问答

结合加密后的专业知识回答问题，确保数据安全

如图 3 所示，用户输入一个自然语言描述的问句后，首先通过大模型翻译成向量式查询；接着将语义图谱（需要进行图嵌入操作）与向量式查询一起计算；然后计算生成的三元组结果传回大模型；最后结合原始问句，形成专业性回答。向量计算中对于知识的加密能力，从而提高领域问答服务的隐私安全。

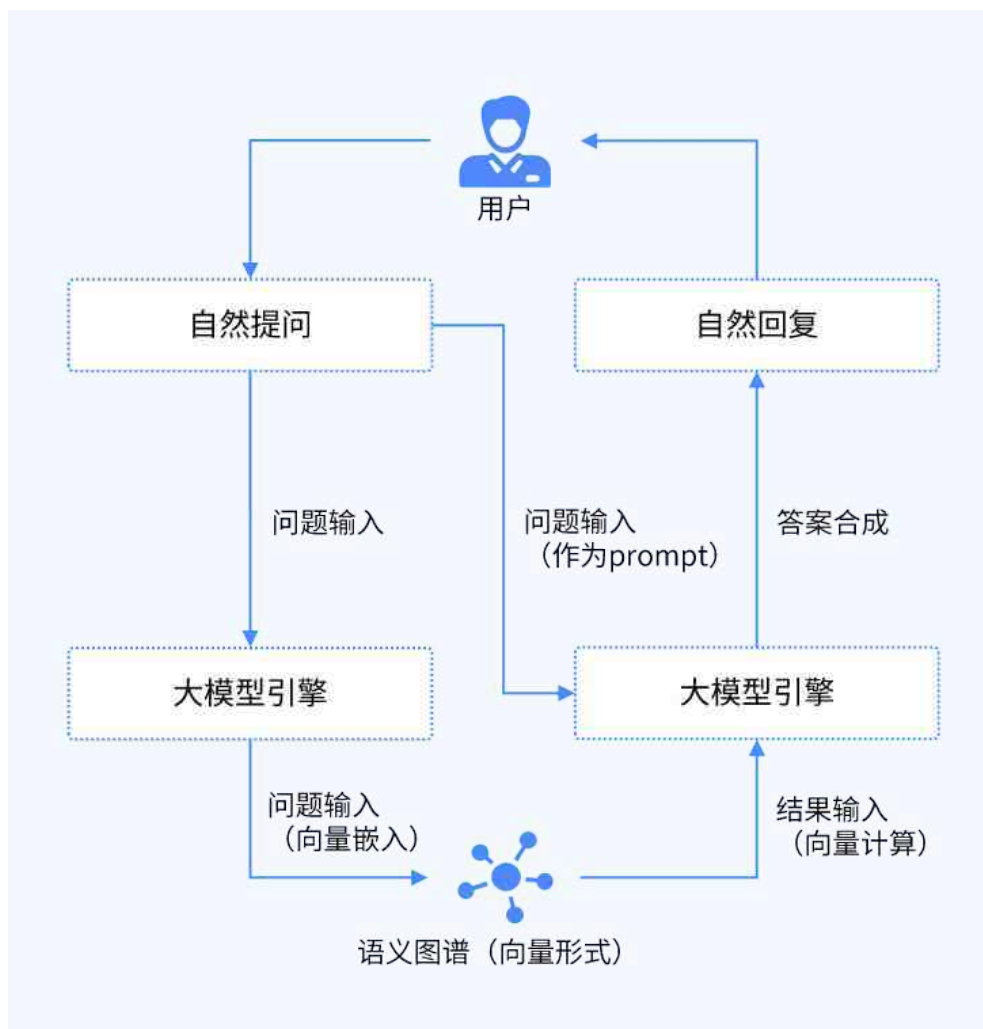


图 3 向量化图数据与大模型结合的智能问答

(3) 知识图谱和大模型增强回答

如图 4 所示，用户输入一个自然语言描述的问句后，大模型负责将复杂问题拆分为子问题，对每个子问题进行判断。如果知识库中存在子问题知识，则使用知识库与大模型结合的方法产生专业回答；如果不存在，则把子问题直接发送给大模型，形成开放式回答。最后把所有子问题的回答进行融合，形成增强型回答。该方

案旨在纠正知识偏见，提升系统泛化力，从而扩大通用问答服务的输出边界；减少模型在专业领域上的预训练，从而降低通用问答服务的高额响应；通过不断更新知识库，可以保证通用问答服务的数据时效。

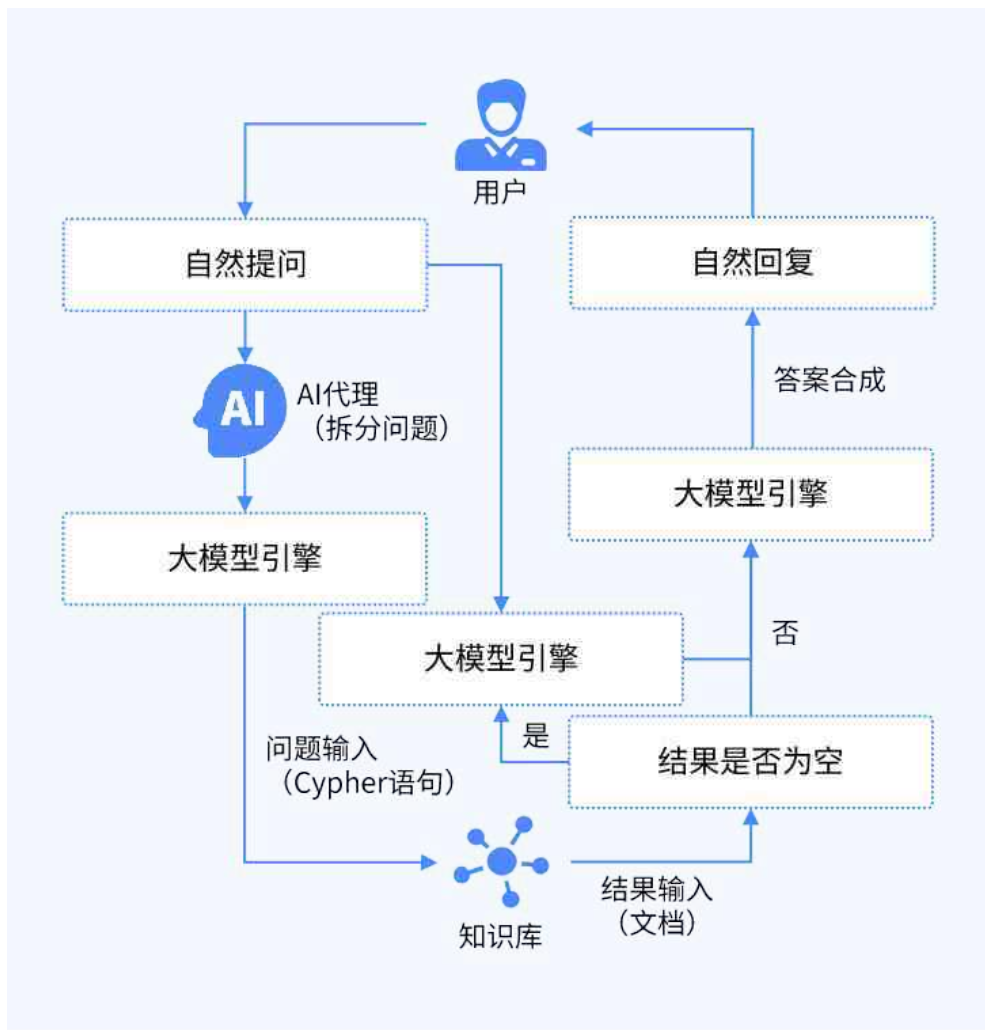


图 4 拆分为子问题的知识库与大模型结合的智能问答

2 案例成效

2.1 技术价值

平台通过将大模型与知识库相结合，在多方面实现了显著的性能提升。首先，由于在问题的拆解和基于关联的语义查询的改进，回答的准确率相比于单纯的使用

通用大模型方案提高了 20% 以上，显著增强了系统对用户提问的语义理解和回答能力；其次，基于图数据库的高效关联查询能力，响应时间从平均 5 秒缩短至 1 秒，大幅优化了用户的使用体验；此外，平台通过提高知识库的更新频率，确保系统能够及时获取最新数据，为用户提供更加准确和实时的信息服务，从而全面提升了回答的质量和效率。

2.2 经济价值

平台通过外挂领域知识库，减少大模型在专业领域的预训练需求，不仅使基于图的知识管理更加准确、统一和高效，而且有效降低了计算资源的消耗，预计节约至少 30% 的计算资源。同时，通过实现知识库的自动化更新，减少了对人工维护的依赖，大大降低了运营成本，使得整体维护成本减少了 50%，从而在提高系统性能的同时，显著降低了长期的运营开销。

3 案例技术路线

3.1 系统架构/方案架构

本案例天问智能问答平台旨在构建一个自主配置灵活领域的快查询、准确度高、安全可靠的智能问答平台，平台系统主要由图数据库技术和大模型技术组成，如图 5 所示。数据方面支持结构化数据、非结构化数据、图像和视频数据；预训练模型为大模型和知识图谱的结合；赋能应用涉及推理、推荐、问答等。

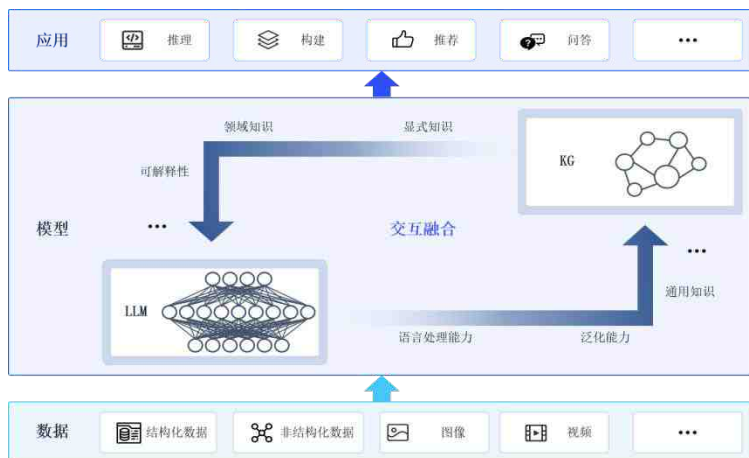


图 5 天问智能问答平台的技术组成概况

天问智能问答平台系统的技术架构如图 6 所示，包括基建层、知识层、服务层、应用层。

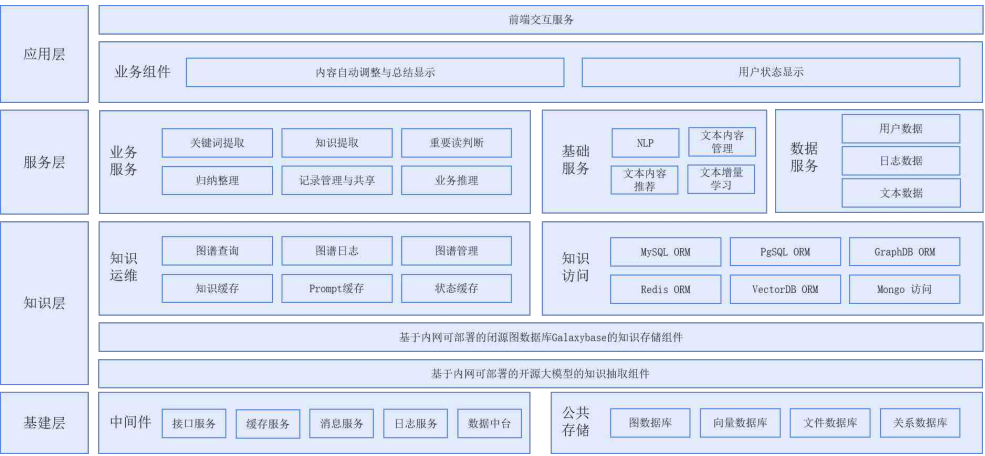


图 6 天问智能问答平台的技术架构

3.2 软硬件环境

根据不同的性能要求，本案例天问智能问答平台适配的软硬件要求可包括如下三类：

环境 1：数据量小和实时性要求不高的情况

大模型产品：ChatGLM-6B

CPU：最低要求 24 核 48 线程*1

内存：最低要求 DDR4，16G

显存：最低要求 GTX1080Ti * 1

存储空间：最低要求 100G

图数据库：Galaxybase

环境 2：数据量大和实时性要求高的情况

大模型产品：ChatGLM-130B、GLM-130B

CPU：最低要求 24 核 48 线程*2

内存：最低要求 DDR4，512G

显存：最低要求 A100（40G）* 8

存储空间：最低要求 1T

图数据库：Galaxybase

环境 3：数据量大和实时性要求不高的情况

大模型产品：codegeex3

CPU：最低要求 24 核 48 线程*2

内存：最低要求 DDR4，512G

显存：最低要求 GTX3090 * 8

存储空间：最低要求 1T

图数据库：Galaxybase

3.3 技术路线详情

本质上来讲，图和 LLM 都可以视为对知识的一种表达方式：LLM 以参数形式表达知识，是对知识的一种隐式、非确定性表达；而图以实体和关系表达知识，是对知识的一种显式、确定性表达。因此，图和 LLM 在知识表达方面具有天然的互补性。

图擅长表示确定性的事实、时效性的知识/更新，可解释的推理等，LLM 擅长语言理解与生成、对话式交互、跨语言知识获取、构建知识图谱、AI 编程等。通过图与 LLM 的共生方式，利用两者各自的优势相互赋能，弥补各自的不足，实现更高层次的认知能力，如图 7 所示。

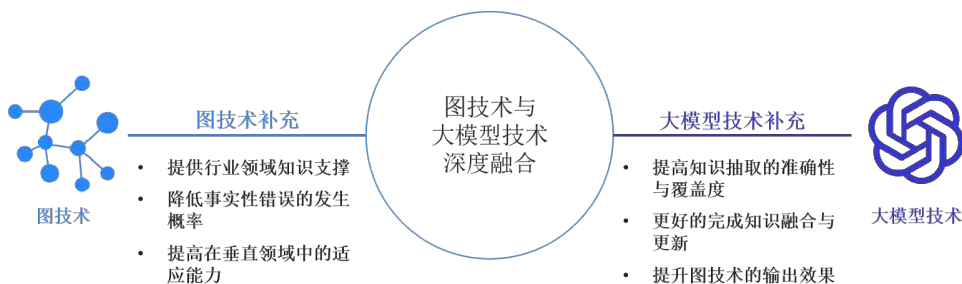


图 7 图技术与大模型技术互补示意图

在图模互补的共生系统中：LLM 负责语言的理解与生成，实现对话式的交互，并负责跨语言的知识对齐和知识获取。具体到 LLM 对图的贡献上，则可以利用 LLM 在语义理解、内容生成等方面的技术优势，实现 LLM 对图构建至应用全生命周期各环节的增强，提升效率和质量。例如，利用 LLM 从文本中抽取实体和关

系，构建或更新图；利用 LLM 根据图生成自然语言描述或问答对话，应用或传播图。

图则负责确定性的事实与知识，提供实时或及时更新的新鲜的知识，负责确定性的演绎推理和谓词逻辑，以及对错误知识的及时编辑与纠正等等。例如，由于图在知识标准化、可解释性、可溯源性、可控性、新鲜和及时更新等方面的优势，可以通过图来增强 LLM 从训练到应用的多个环节，提升 LLM 的应用效果和推理结果的可用性。例如，利用图作为额外的监督信号或输入特征，提升 LLM 在预训练或微调阶段的表现；利用图作为外部记忆或参考文献，在推理或生成阶段对 LLM 进行指导、纠正和知识溯源。

在检索增强生成（RAG）中，图和 LLM 的融合方式为例说明，RAG 是如何通过将图谱中检索到的相关信息提供给 LLM，让 LLM 进行参考生成。图 8 为一个 RAG 应用的基本架构，可以分为离线和在线两部分。

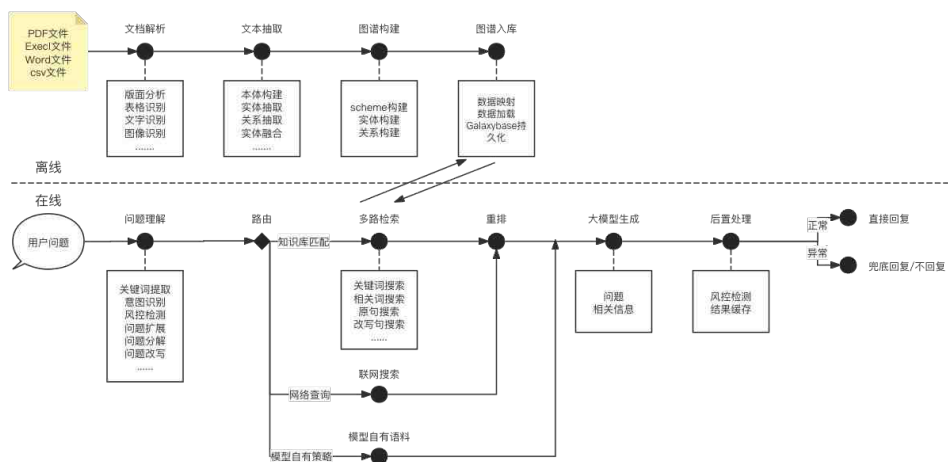


图 8 天问智能问答平台的技术路线图

离线部分：对知识库文档进行解析、文本抽取、图谱构建和图谱入库。这部分在建立初期会投入“不菲”的人力成本，因为需要对多种不同格式的文档数据进行大量的清洗和处理等；但同时又是非常重要的工作，因为“Garbage in, Garbage out”（中译：输入的垃圾数据会导致输出的垃圾数据），数据质量是影响 RAG 最终效果的重要因素。

在线部分：当用户输入问题之后，我们会对问题进行分析，如关键词提取、意图识别等，然后再根据路由条件进行知识库的多种召回检索或者联网搜索等，接着

进行重排以提取最重要最相关的上下文信息，然后将用户问题和上下文信息一起提交给 LLM，让 LLM 根据背景知识提供可靠的回答。另外，为了进一步提高系统的性能，我们也会引入后置处理的环节，如风控检测、结果缓存等。

3.4 应用场景或应用方式



图 9 问答系统发展脉络图

问答系统是人机智能的关键应用，是企业的“第一窗口”。如图 9 所示，从 20 世纪 50 年代的图灵测试提出到如今，仍有许多企业与个人不断对问答系统进行了不同方面的技术改进，是人工智能领域长期以来的研究重点。如图 10 所示，问答系统以通用领域知识问答与垂直领域知识问答为典型代表。通用领域知识问答主要适用于通用互联网知识检索，以大模型作为主要技术，产品发展较为成熟。垂直领域知识问答处于发展期，其价值及效果逐渐被客户所认可，是当前乃至未来一段时期内的发展热点。



图 10 问答系统发展需求

通用领域与垂直领域各有痛楚，产品需持续迭代满足用户需求.图技术与大模型技术是相互依赖的知识处理与应用技术，图技术的发展激发了模型学习的需求与

发展，大模型也成为图谱构建的基础能力，两者共同面对未来多模态知识相关的挑战。为此本案例是研发天问智能问答平台。

以下是本案例天问智能问答平台的应用方式和应用场景描述。如图 11 所示，互联网通用问答系统是最成熟的赛道，一般提供质量较高数据，且专业要求很低。相比之下，行业问答系统仍处于发展期，以金融的表现为标杆。政务、工业都有巨大的数据量，但专业要求偏高，需要较为漫长的磨合过程。电力领域的文本数据理解难度大，其产业发展远不如人们所希冀的高专家水准。



图 11 大模型智能问答系统行业发展情况

针对不同的应用场景，本案例平台主要为帮助行业用户降低运营难度、提升工作效率、降低人力成本。以下为案例平台的应用场景智能问答演示。

(1) 单轮问答

在单轮问答下，大模型问答效果、图技术问答效果、图技术加大模型问答效果的对比情况如图 12、13、14 所示。通过对比可以看出，基于图技术和大模型的问答效果更为全面和准确。



图 12 单轮问答 1



图 13 单轮问答 2



图 14 单轮问答 3

（2）多轮问答

图技术和大模型的结合在多轮问答下，语义关联表现优异，问答理解更为全面，能够保障多轮问答交互流畅。而且，多轮问答过程中上下文的关联理解能力也获得了进一步提升和强化，具体示例如图 15、图 16 所示。



图 15 多轮问答 1



图 16 多轮问答 2

（3）企业内部知识库建设

通过构建企业知识图谱，将员工、项目、文档、客户等信息以图结构形式存储，天问智能问答平台能够有效地管理和查询知识库中的各类数据。结合图数据库的关系数据，天问智能问答平台在智能问答、知识检索等方面提供强大的支持，通过检索增强生成技术，为员工提供精准的知识查询和自动化的问答服务。此外，天问智能问答平台还能够自动化更新知识库，去重和合并重复数据，确保信息的准确性和一致性。平台还支持个性化推荐，基于员工的需求和历史行为推荐相关知识，同时为管理者提供智能决策支持。通过图数据库的跨部门协作，天问智能问答平台促进了企业内部知识的共享和高效协作。

（4）城市应急管理

通过构建城市知识图谱，平台可以整合灾害信息、资源、人员、交通等数据，形成一个全面的图结构。其核心应用包括灾害预警与响应，通过图数据库检索实时数据并生成应急响应方案；事件监控与动态调度，基于实时数据和图数据库优化资源调度；资源管理与优化，帮助实现高效的应急资源分配；跨部门协同，通过图结构促进各部门的信息共享与协作；以及应急演练与优化，通过模拟和评估优化应急响应流程。平台结合图数据库的推理能力和生成模型的灵活性，能够快速生成高效的应急处理方案，提供精准的决策支持，确保在突发事件中的快速响应和资源的合理调配，提升城市应急管理的整体效率。

3.5 安全保障措施

为了确保天问智能问答平台的安全性，我们从内容安全、数据安全和系统安全三个方面进行全面保障，采用多种技术和管理措施，确保平台的安全、可靠运行。

（1）内容安全保障措施

为确保平台内容的安全性，天问智能问答平台采用了匿名化处理和敏感信息过滤措施。在用户数据存储和处理过程中，平台通过匿名化技术确保用户身份信息的安全，防止数据泄露。此外，系统日志中的用户信息也进行了匿名化处理，避免敏感信息的泄露。同时，平台利用自然语言处理（NLP）技术和关键词库对用户输入和输出中的敏感词汇进行过滤，防止敏感信息的传播，并通过人工审核与自动化工具相结合的方式，严格审查平台内容的合法性与合规性。

（2）数据安全保障措施

在数据安全方面，天问智能问答平台采用了数据加密、数据脱敏和严格的访问控制措施。传输过程中的数据通过 TLS 加密协议保护，以防止中间人攻击；数据库中的敏感数据则采用 AES 等强加密算法进行加密存储，保障数据隐私。同时，平台对敏感数据（如身份证号、电话号码）进行了脱敏处理，确保数据展示和分析过程中不暴露敏感信息，且结合访问控制策略，针对不同用户展示不同程度的脱敏数据，确保数据的安全性。

为了进一步保护数据安全，平台通过基于角色的访问控制（RBAC）模型，设定细粒度的权限管理，确保只有授权用户能够访问敏感数据，并通过多因素认证提高用户登录的安全性。

（3）系统安全保障措施

天问智能问答平台在系统安全方面采取了多层次的防护措施，通过部署 Web 应用防火墙来过滤恶意流量，防止 SQL 注入、跨站脚本攻击等常见的网络攻击。在系统安全方面，平台会定期进行漏洞扫描和安全评估，及时修复系统漏洞，并应用安全补丁以确保操作系统和应用程序始终处于最新的安全状态。

平台还将记录系统的关键操作和安全事件日志，通过实时监控系统监控服务器、数据库和网络等组件的运行状态，预警异常信息，确保能够及时处理异常情况。

（4）灾备与恢复

为确保平台在发生系统故障或灾难时能够迅速恢复，天问智能问答平台实施了数据备份和灾难恢复计划，用户可在平台管理平台上进行可视化操作。平台还将定期对关键数据进行备份，确保在数据丢失或损坏的情况下能够快速恢复，同时还提供异地灾备、两地三中心、同城双中心灾备技术支持能力，满足用户不同部署方式中遇到的灾备问题。

4 案例示范意义

天问智能问答平台作为一项综合性、智能化的问答系统，在技术创新和应用推广方面具有重要的示范意义。其成功的建设和实施，不仅为特定领域的问答服务提供了有效的解决方案，也为其他类似项目提供了宝贵的经验和参考。

（1）引领技术创新性发展

天问智能问答平台通过成功集成图数据库技术和大模型技术，显著提升了问答系统在理解和处理用户自然语言问句方面的效率和准确性。这一技术融合展示了前沿技术在实际应用中的巨大潜力。此外，平台通过知识图谱的构建和语义关联查询技术，提供了更加准确和专业的回答，充分展示了知识图谱在提升问答系统准确性和专业性方面的重要作用。

（2）强化数据隐私与安全保障

天问智能问答平台通过匿名化处理和数据脱敏技术，有效保护了用户的隐私数据，确保敏感信息不会泄露。这一做法为其他需要处理敏感数据的系统提供了安全保护的示范，展现了在数据隐私保护方面的最佳实践。平台的多层次安全保障措施，包括传输加密、存储加密、权限管理、防火墙保护和入侵检测，全面构建了一个安全、可靠的系统环境，展示了如何通过技术手段确保系统的安全性，并为其他项目提供了有力的借鉴。

（3）高质量用户体验满足度

天问智能问答平台凭借高效、专业的模型服务和向量检索技术，能够快速、准确地响应用户查询，提供优质的问答服务。此技术的应用不仅提升了用户体验，还

为其他问答系统在提高响应速度和准确性方面提供了宝贵的参考。此外，平台设计了一个友好的用户界面，并支持多终端访问，提供了基于自然语言的问答接口，展示了如何在用户体验方面进行创新，打造一个便捷、易用且高效的智能交互平台。

（4）领域知识的深度关联融合管理

天问智能问答平台在领域知识管理方面提供了系统性的解决方案，包括领域相关数据的存储、管理和知识图谱的应用。这一解决方案为其他需要处理领域知识管理的项目提供了有力的示范。平台通过融合、关联领域知识，为领域知识库的建立提供了基础，且实时更新知识库，确保问答服务的数据始终保持最新和准确，展示了如何在大规模数据环境中保持数据的时效性。平台的这些做法为其他项目在知识管理和数据更新方面提供了宝贵的经验和参考，推动了智能问答技术在更多领域的应用。

5 存在的问题和不足

天问智能问答平台在多个方面展示了其技术优势和实用性，但仍然存在一些不足之处，亟待进一步改进。首先，平台依赖于大型预训练模型，这些模型在计算复杂度和资源消耗方面要求较高，虽然外挂知识库的方式可以减少预训练次数，但系统运行成本依然较为昂贵。此外，前沿模型更新频繁，每次更新都需要进行大规模的训练和部署，这大大增加了维护成本和技术复杂性。其次，尽管平台已采用匿名化和数据脱敏技术来保护用户隐私，但在处理高度敏感的数据时，这些措施的效果仍然有限，难以完全避免隐私泄露的风险。同时，平台需要不断适应和遵守不同国家和地区的数据隐私法律法规，这增加了运营的合规成本和复杂性。

在知识库管理和更新方面，天问平台仍面临建设和维护高质量知识库的巨大成本和资源投入的困难。尽管平台支持实时更新知识库，但更新滞后和知识库一致性问题仍然影响问答系统的准确性和时效性。此外，平台在多语言支持和跨文化适应性方面也存在一定的局限，尤其在处理非主流语言和跨文化背景的问题时，可能出现语义理解不准确和文化差异带来的困扰。

为了进一步提升平台的整体性能，未来可以通过优化模型资源消耗、增强数据隐私保护、提高系统扩展性、完善用户反馈机制、加速知识库更新等方面进行改进，同时加强多语言和跨文化适应能力，以便更好地满足全球用户的需求。

6 >> 展望

(1) 优化模型性能与降低资源消耗

天问智能问答平台将致力于优化和精简模型，以降低计算资源消耗并提升运行效率。研究和应用小型化预训练模型，将在保持性能的同时有效减少资源消耗和成本。为了进一步提升资源使用效率，平台将结合云计算平台实施动态资源调度，根据实时负载合理分配计算资源。

(2) 提升系统扩展性与 1 高并发处理能力

为了提升系统的扩展性和高并发处理能力，天问智能问答平台计划进一步优化技术架构，提升系统的可扩展性和高可用性，确保能够支持大规模用户的并发访问。同时，开发智能调度算法，将能够根据请求类型和系统负载动态调整资源分配，优化系统性能，确保在高并发场景下仍然能够保持良好的响应速度和稳定性，从而更好地满足大规模用户的需求。

(3) 丰富用户体验与个性化服务

天问智能问答平台未来将注重丰富用户体验和提供个性化服务，首先，通过建立实时反馈机制，收集用户意见和建议，能够迅速响应并持续改进用户体验。此外，平台将强化个性化推荐服务，基于用户画像系统分析用户行为和兴趣，提供更加贴合用户需求的定制化服务。

(4) 知识库管理与多语言支持

天问智能问答平台将进一步提升知识库的自动化维护能力，通过开发自动化的知识抽取与更新工具，从海量数据中提取有价值的信息，保持知识库的时效性和准确性。此外，平台将持续扩展知识图谱的覆盖范围，增强其深度和广度，从而能够

更全面地支持领域内的问题解答。对于多语言和跨文化支持，平台将通过训练多语言模型，提升其对不同语言的处理能力，以便支持全球用户的需求。

（6）潜在合作与行业应用

天问智能问答平台将在未来寻求与各领域的深度合作，定制化开发针对特定行业的问答解决方案，拓展平台的应用范围，满足行业用户的具体需求。如：在金融行业，平台通过构建金融知识图谱和智能问答系统，提升客户服务质量和效率，帮助用户快速解答关于金融产品、投资咨询、风险评估等方面的问题。

在医疗行业，平台可以结合医学知识库和智能问答技术，帮助患者解答常见病症的诊断、药物使用建议、健康管理等问题。平台还可以支持医生在临床决策过程中提供医学文献和治疗方案的推荐，提升医疗效率和诊疗质量。

在法律行业，天问智能问答平台可以通过与法律知识库的深度融合，为用户提供法律咨询、案例分析、法律文件解读等服务。平台的智能问答系统能够处理复杂的法律术语和情境，帮助用户获得专业的法律建议，减少律师咨询的成本。同时，平台还可以辅助法律机构进行合规性审查和法律文件自动化处理，提升法律服务的效率和准确性。

对于教育行业，平台可以结合教学内容和学科知识图谱，提供个性化学习辅导和问题解答服务。学生可以通过平台解决课程学习中的疑难问题，老师也可以利用平台提供的智能教学工具来辅助授课，提升教学质量和学生参与感。平台还可以支持在线教育平台，优化学科内容的推荐和学习路径的设计，推动教育资源的智能化和个性化。



案例 11 行业安全管控平台

◆ 案例简介 ◆

由于部分行业的特殊性，其生产安全至关重要，其中存在众多章程文档，涉及生产、设备管理、人员管理等方面诸多问题。在本案例中，集团依托大模型、知识图谱、语义分析等技术，实现集团内部安全章程图谱化与大模型化改造，并进行联合知识库开发。通过知识库的建设和大规模应用，摒弃传统文档管理系统等文件搜索模式，取而代之的是文档内容解读模式的快速检索。本案例在行业智能化层面实现革命性的提升，形成国内首个安全知识图谱和大模型管理模式，提升安全系数，推动集团内的安全知识共享、传播。

1 案例基本情况

1.1. 企业简介

中国科学院沈阳自动化研究所（Shenyang Institute of Automation Chinese Academy of Sciences）是具有现代化科研与工作条件、具有一流科学家和科技队伍的国立科研机构。中国科学院沈阳自动化研究所成立于 1958 年，主要研究方向是机器人、智能制造与光电信息技术。1999 年成为中国科学院知识创新工程首批试点单位，是“机器人学国家重点实验室”“机器人技术国家工程研究中心”“国家机器人创新中心”“国家机器人质量监督检验中心（辽宁）”等十多个国家和省部级平台的依托单位，主办中国科技核心刊物《机器人》和《信息与控制》。研究所拥有博士培养点 5 个、硕士培养点 8 个，博士后流动站 2 个。

1.2 案例背景

安全章程文档的数量和复杂性日益增长，这些文档涵盖了生产的各个环节。在生产环节中，易燃易爆物品的生产安全是重中之重，并且安全规范涉及设备的使用规范、操作流程、人员的管理方针。为了确保工作的安全性和可靠性，这些安全章程的规定非常详尽，流程要求严格。然而，随着文档数量的不断增加，传统的文档管理系统在维护和搜索方面的问题逐渐暴露出来。尤其是需要查找某个具体的规程

或规定时，往往需要花费大量的时间和精力，而且搜索的准确性也无法得到保证。这不仅影响了工作效率，也对安全性构成了潜在的威胁。

为了解决这一问题，中国科学院沈阳自动化研究所联合多家机构工厂，利用人工智能技术，开发了一个联合知识库，实现了安全章程的图谱化和大模型化改造。不仅使得文档的管理和维护更加高效，也为智能化的搜索提供了强大的支持。安全知识图谱和大模型管理模式基于自然语言处理和知识图谱技术，将过去存在于多个文件的安全要求沉淀到知识库中，不论是从高管部门需要调用或生产实际查询，都可实时调用知识库中的内容。同时，在出台新规后可以在后续数据库中实时更新，拥有良好的时效性，同时数据库也可以被多方调用，提高知识的复用性。



图 1 联合知识库示意图

1.3 系统简介

基于知识图谱和大模型生产安全联合知识库，摒弃传统文档管理系统等文件搜索模式，取而代之的是文档内容解读模式的快速检索，形成国内首个安全知识图谱和大模型管理模式，在行业智能化层面实现革命性的提升，也为我们所人工智能应用在行业推广奠定了良好基础。该系统主要采用了文本特征提取、知识发现以及智能问答技术。文本特征提取是实现知识图谱的基础和关键环节，主要包含本体模型构建技术、文本特征自动提取技术、信息融合技术；知识发现技术可以实现信息间的关联分析，主要包含规则引擎构建、知识挖掘以及数据（知识）质量评估与治理；智能问答技术可实现用户与已有知识图谱的问答交互，主要包含特征标签分析、图搜索以及智能问答引擎。

2 案例成效

2.1 支持多模态输入

实现安全手册、图纸等多模态数据录入，可以对如 doc、pdf、jpg、png 等多种格式进行处理，处理后的文本可以手动修改以确保信息的准确。通过技术手段实现了安全手册、图纸等多模态数据的高效、准确录入。

2.2 数据标注自动化

在输入多模态数据并处理为文本信息后，利用大模型进行实体抽取（NER）、关系抽取（RE）和事件抽取（EE）等自然语言处理任务。目的是从文本中识别出重要的实体和它们之间的关系，实现工艺、规范、生产（实时）、报警等“知识”自动化数据标注，为知识图谱的构建提供基础。

2.3 工厂智能化

系统利用机器学习、自然语言处理等技术，从大量的数据中提取有用的信息和知识。通过将这些知识整合到一个统一的模型中，为工厂提供更精确和全面的信息支持。此外，系统实现了智能自动知识工单推送模式。这种模式通过实时监测生产过程中的各种参数和状态，自动识别出潜在的问题和异常情况，并及时向相关人员发送工单进行修复或调整。这样不仅提高了生产效率，还降低了故障率和风险，为工厂打造了一个更加智能化、自动化的生产环境，有助于提升其整体运营水平和竞争力。

2.4 高准确率

在安全内容搜索方面，系统通过引入先进的智能行业大模型增强知识图谱，摒弃传统的半手工搜索模式，实现了 70% 的自动化搜索。这一改革不仅大幅提高了搜索效率，提升了将近 10 倍的速度，而且确保了搜索结果的高准确性，达到了 98% 的准确率。

这一突破意味着用户能够更快速、更精确地获取所需的安全信息，从而为生产决策提供有力支持。这不仅节省了大量的人力资源，还降低了因信息不准确或延迟

而导致的潜在风险。通过大模型的应用，我们实现了日常安全内容搜索的高效自动化，显著提升了搜索效率和准确性，为工厂的安全生产和运营提供了有力保障。

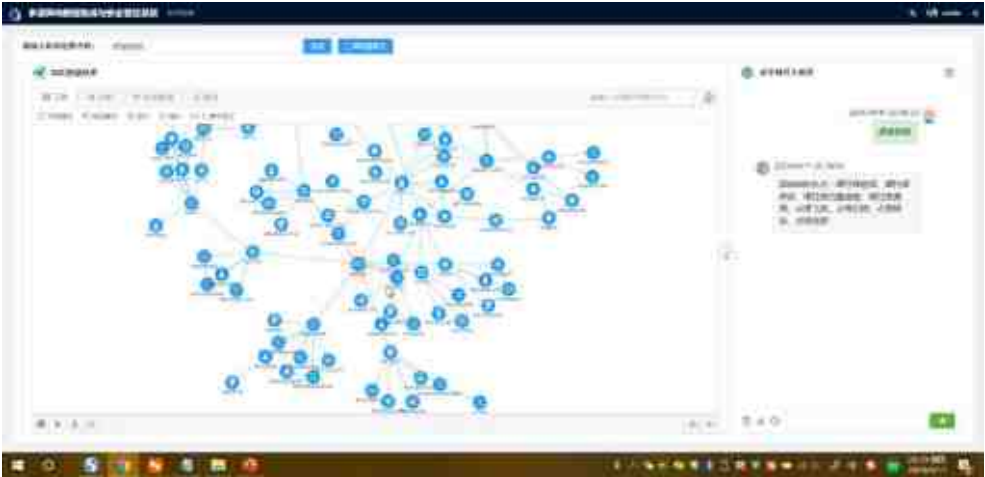


图 4 问答式构件图谱（焊接工艺为例）

3 案例详情

3.1 场景描述

安全章程文档的数量和复杂性日益增长，涵盖了生产的各个环节，在生产环节中难免设计易燃易爆物品故生产安全为重中之重，故安全规范条纹涉及设备的使用规范、操作流程，以及集团人员的管理方针等。为了确保工作的安全性和可靠性，这些安全章程的规定非常详尽，流程要求严格。然而，随着文档数量的不断增加，传统的文档管理系统在维护和搜索方面的问题逐渐暴露出来。尤其是当需要查找某个具体的规程或规定时，往往需要花费大量的时间和精力，而且搜索的准确性也无法得到保证。这不仅影响了工作效率，也对安全性构成了潜在的威胁。

为了解决这一问题，中国科学院沈阳自动化研究所联合相关企业 and 机构一起，利用人工智能技术，实现了安全章程的图谱化和大模型化改造，开发了一个联合知识库。这不仅使得文档的管理和维护更加高效，也为智能化的搜索提供了强大的支持。安全知识图谱和大模型管理模式基于自然语言处理和知识图谱技术，将

过去存在于多个文件的安全要求沉淀到知识库中，不论是从高管部门需要调用或生产实际查询，都可实时调用知识库中的内容。同时，在出台新规后可以再后续数据库中实时更新，拥有更好的时效性，数据库也可以被多方调用，提高知识复用性。

3.2 解决的问题

文档管理效率低下：随着集团安全章程文档数量的增加，传统的文档管理系统在文档的维护和检索方面存在困难。

搜索准确性不足：传统文档管理系统无法保证高效、精准地检索到所需的安全规范和操作规程，存在搜索结果不准确的问题，增加了工作人员的工作负担。

潜在的安全风险：文档管理不当可能导致某些安全规程无法及时、准确地传达到相关人员，进而带来安全隐患。

3.3 总体技术路线

总体技术路线，通过 ThingOriginKG 工业知识图谱平台来支撑，ThingOriginKG 是中国科学院沈阳自动化研究所精心打造的一款软件平台，它充分利用了知识图谱的强大能力，将工艺业务知识化，从而帮助企业实现知识智能化的全面升级。

本平台结合了前沿的大模型技术，并通过知识抽取融合算法和自然语言处理技术，从海量的数据中提取关键信息，构建起一个全面且高度结构化的知识图谱。这个知识图谱涵盖了企业的工艺、产品、设备等各个方面的信息，为后续的知识推理和应用提供了基础。同时基于知识图谱，平台可以进行智能推理与分析，结合大模型的问答，使用户可以通过简单的语言描述来获取所需的信息，提高了系统的易用性和灵活性并且，大模型技术的应用使得 ThingOriginKG 在处理复杂问题时更具优势，能够更好地满足企业的需求。平台还可以通过将知识图谱中的信息以直观的方式呈现给用户，帮助他们快速了解情况，并作出明智的决策。

整体流程大概可分为以下三部分：

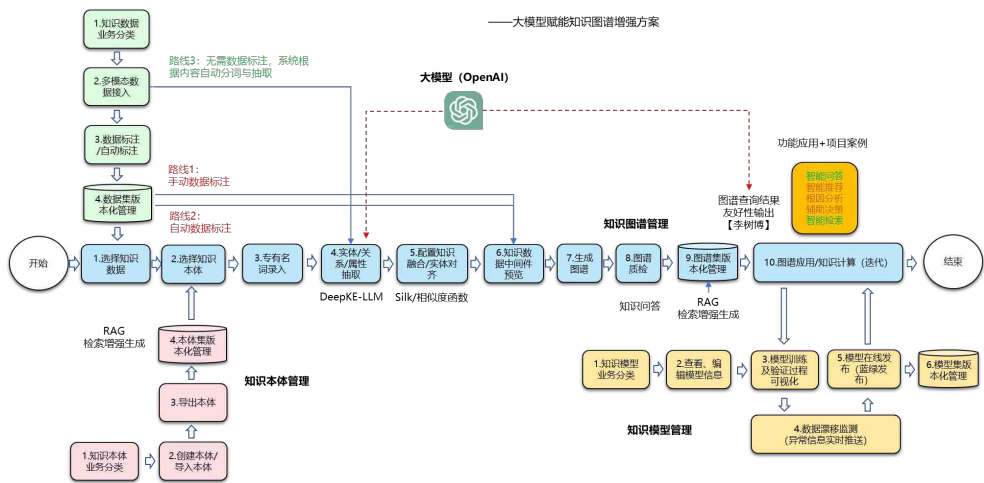


图 5 ThingOriginKG 方案概览

3.4 工业多模态数据解析

工业多模态数据解析，主要负责多模态工艺数据的录入、解析、标注和管理，实现知识数据的底层构建，具体步骤为：

步骤 S1：用户进行知识数据业务分类，确保数据结构清晰、目的明确，提升后续处理精度。

步骤 S2：用户输入多模态数据，如文本、图像、视频等，通过转换为 Markdown 结构和大模型分块处理，保证数据解析的完整性和可理解性。

步骤 S3：用户对数据进行手动或自动标注，针对行业领域和解析粒度，提高大模型理解能力和知识图谱构建的质量与效率。

步骤 S4：用户进行数据集版本化管理，记录每次更新，便于追踪历史变化和问题解决，有利于未来的数据管理和利用。

该方案创新性地整合了业务分类、多模态数据接入、数据标注及版本化管理，确保数据的可理解性和完整性，其中自动标注提升了数据处理效率，为构建高质量的知识图谱提供了全面支持，显著促进了工业知识的系统化和智能化应用。

3.5 工业领域复杂知识图谱构建

工业复杂知识图谱构建管理，主要负责结合知识数据，在知识本体的指导下生成知识图谱，并对生成后的知识图谱进行管理，具体步骤为：

步骤 S1：用户选择知识数据，根据业务需求筛选相关数据。

步骤 S2：用户选择知识本体，确保数据正确映射，提升专业性和准确性。

步骤 S3：用户录入专有名词，确保完整性。

步骤 S4：用户进行实体/关系抽取，利用大模型技术提取三元组数据。

步骤 S5：用户进行知识融合，消除冗余和冲突。

步骤 S6：用户预览知识数据，通过表格形式可视化，方便监控和调整。

步骤 S7：用户生成图谱，展示实体间关系。

步骤 S8：用户进行图谱质检，确保准确性和完整性。

步骤 S9：用户进行版本化管理，存储和控制图谱版本，方便追踪和查看。

以上过程能够确保数据结构化，提升图谱专业性和准确性，增强兼容性和互操作性。

3.6 工业图谱检索增强式知识应用

工业图谱检索增强式知识应用，主要负责基于复杂工艺知识图谱进行图谱增强检索，具体步骤为：

步骤 S1：用户选取知识应用模板，如智能问答、智能推荐等。

步骤 S2：设置应用模板与知识图谱及算法绑定，结合图谱增强检索技术，提供可靠知识基础。

步骤 S3：进行知识应用测试，平台搜索图谱中的实体和关系，生成高质量答案。

步骤 S4：发布知识应用，通过菜单式服务、小程序或公众号等形式对外发布。

步骤 S5：将成功案例沉淀到知识案例库和知识本体机理库，并持续优化知识库。

知识应用管理通过集成知识图谱和图谱增强检索技术，提供高效、灵活且智能化的应用开发与发布流程，确保输出内容的准确性和相关性，通过持续优化实现知识应用的持续改进和创新。

4 案例示范意义

4.1 形成了国内首个安全知识图谱和大模型管理模式

国内企业知识管理推广应用工作目前还没有成熟的应用模式，案例提出了构建对应企业知识工程实施的可靠方法，研发了系统产品并实现了在某一单独厂内的推广应用，取得了较好的应用效果，上述取得的一系列成果为知识管理在行业的应用提供了可靠技术支持，在行业内起到良好的示范性作用，在一定程度上为其他行业企事业单位的知识管理应用提供了范例。

4.2 行业智能化层面实现革命性的提升

在本次实践中，结合知识图谱和大模型，成功实现了工艺、规范、生产（实时）、报警等“知识数据”标注，同时为工厂构建了以知识驱动为底座的智能大模型和智能自动知识工单推送模式，成功引入智能化，效率提升将近 10 倍，准确率达到 98%，一改之前正确率仅为 70% 的安全内容搜索模式，为行业智能化层面实现了革命性提升。给其他特种行业工厂、企业智能化升级起到了良好示范作用。

5 展望

特种行业联合知识库一方面将在特种行业进行持续推广应用，另一方面，将在等其他行业企业（如焊接）进行试点建设。根据未来行业知识管理的总体规划，知识中心的建设将按照试点示范，逐步完善推广路径和可持续建设。目前中科院沈阳自动化研究所联合多家行业机构建立的联合知识库主要在兵工行业的安全领域，业务环节以保证安全、智能问答为主，后续将进一步向其他领域，如智能生产、智能制造等业务环节拓展，支撑新的业务范围和新的业务场景。

未来希望先在特种行业的其他相关企业，选择试点业务和单位开展建设，根据不同单位的不同特点和不同需求，探索合适的建设模式和推广模板后，再逐步进行推广。例如，案例目前已经在某集团下属工厂业务开展试点建设应用，相信在不远的未来知识图谱和大模型将进一步扩大业务应用范围。

案例 12 基于知识图谱与大模型融合的电阻点焊工艺智能管理

◆ 案例简介 ◆

当前汽车行业存在生产工艺复杂、问题根因难排查、知识壁垒严重等多方面的问题，这些信息与数据被分散管理在不同的业务系统中，各业务系统之间彼此独立，缺乏有效的数据互通和分析手段，无法实时监控到质量问题，反馈时效性差，进而难以形成统一有效的数据治理、智能分析和全生命周期知识管理系统。

本系统主要以知识图谱与大型语言模型的相关技术为核心，辅以实体识别、关系提取等传统自然语言处理技术以及深度神经网络部署加速等相关技术；工程方面使用了爬虫、容器管理调度、服务部署等技术；功能方面实现了知识建模、知识抽取、知识融合、知识存储、知识应用等模块；知识应用方面包括供应链知识图谱的可视化与检索，企业画像、供应商精准推荐、设备维护/系统运维等工作。本系统在工程方面具备完善的部署与调度方案，实现了面向业务应用智能可解释的推理和分析，相比于传统大数据平台具备更高的效率。

1 案例基本情况

1.1 企业简介

上海波士内智能科技有限公司是一家围绕工艺机理，借助大数据技术、AI 技术、知识图谱技术进行工艺机理建模，并基于不同的业务目标进行价值挖掘的技术导向型公司。当前主要涉及五个工艺模块的机理建模和价值挖掘，分别是点焊工艺质量预测及要因分析，螺柱焊工艺质量预测及要因分析，激光焊工艺质量预测及在线补焊参数智能推荐，喷涂单车降涂料为目的的油漆厚度预测和工艺参数推荐，尺寸偏差预警及要因分析。

1.2 案例背景

随着工业的发展与进步，各应用领域对电阻点焊接头的质量均提出了更高要求。据统计，一辆车身上大约有 4000~7000 个焊点，焊点质量的好坏直接决定了整车安全性和使用寿命。然而，汽车的生产工艺复杂，在大批量、快节奏的车身焊

装生产过程中，通常伴随着电极磨损、装配间隙、工件表面污染等干扰工况。这些不确定因素增加了焊接过程中的不稳定性，导致焊点熔核尺寸波动增大，继而引发虚焊、飞溅等焊接质量问题，降低焊点的可靠性。且问题根因难以排查，知识壁垒严重，知识复用性差，依靠专家经验，发现的往往只能是非常明显和严重的问题，会带来昂贵的成本损失和效率损失。

国内外车企普遍采用“焊后人工抽检+离线工艺调整”的策略，通过循环凿检、超声探伤和全破坏剖检等焊后人工质检手段对焊点质量进行抽样检测，再根据统计的合格率进行焊接工艺参数的离线反馈调节。此类方法质检效率低，质量反馈时效性差，不能满足快节奏(平均 2s 每点)的生产需求，无法实现全车所有焊点的检验，使得车身面临安全风险。为此，车企不得不大幅度增加焊点密度，以弥补检测不充分带来的质量隐患。显然，落后的点焊质量保障手段显著增加了制造成本与能耗，降低了生产效率，阻碍了产品质量的提升和产业智能化转型升级。

为了保障焊点质量，利用知识抽取技术和知识推理技术，以时序的方式构建包含焊接材料、工艺参数、设备状态等全套工艺流程的焊接知识图谱。通过图谱中的关联关系，在人机料法环中快速定位影响焊接质量的关键因素；利用大模型对焊接过程中的数据进行深度学习和分析，预测焊接质量并优化工艺参数，例如，可以通过机器学习算法对焊接温度、电流、时间等参数进行智能调整，提高焊接质量。

为了降低维护成本，建立设备维护知识图谱，记录设备的维护历史、故障类型、维修方法等信息，通过图谱分析，可以识别出常见的故障类型和维修方法，为维修人员提供指导。利用大模型进行故障预测和诊断。通过对设备运行数据的实时监控和分析，大模型可以预测设备可能出现的故障，并提前进行维护。此外，大模型还可以根据故障类型自动推荐维修方法和所需的零部件，降低维修成本。

1.3 案例类型

本案例的类型为“知识图谱增强大模型”与“大模型增强知识图谱”的结合，以减少大模型幻觉，并应用大模型构建知识图谱。

1.4 系统或方案简介

基于知识图谱与大模型融合的电焊点焊工艺智能管理系统，其核心构成主要包含汽车制造图谱化知识库、智能图谱构建功能、知识模型和万维路由四个模块。汽车制造图谱化知识库模块包含了关于汽车制造的各种知识、技术、流程等信息，并以图谱的形式组织和展示。通过这个知识库，系统可以快速准确地检索和获取相关信息，为电焊点焊工艺提供支持和参考；智能图谱构建功能模块负责构建和更新知识图谱，从汽车制造知识库中提取的信息转化成可视化的图谱结构。

智能图谱可以帮助用户更直观地理解各种关联信息，为决策和分析提供便利；知识模型模块指的是系统内部的知识表示和处理模型，用于对知识图谱中的信息进行分析、推理和应用。通过知识模型，系统可以更好地理解和利用知识图谱中的内容，实现智能化的决策支持和管理功能；万维路由模块涉及到系统内部的数据流和信息传递机制，用于在不同模块之间传递和共享数据，实现全生命周期的知识管理和应用，同时万维路由可以确保各个模块之间的有效沟通和协作，提升系统整体的性能和效率。基于知识图谱与大模型融合的电焊点焊工艺智能管理系统的架构如图1所示。

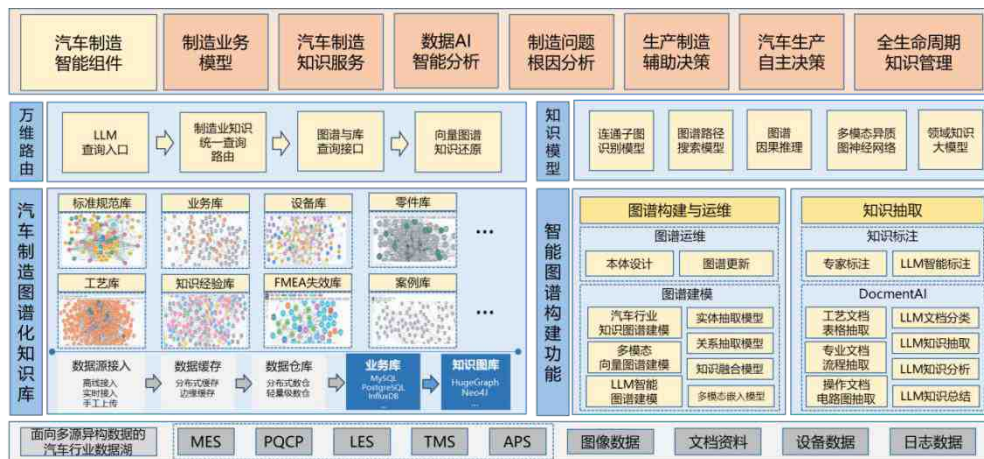


图1 系统架构

本系统所采用的数据源源自一个面向多源异构数据的汽车行业数据湖，该数据湖涵盖了诸如文档资料、设备监测数据、系统运行日志等多样化的海量文本信息，

同时还整合了汽车制造企业在生产活动中所使用的系统数据以及特定领域的图像数据。这些数据共同构成了本系统数据处理与分析的坚实基础。针对汽车领域的专业知识及其背后的工艺机理，本系统运用了知识提取、实体抽取、关系抽取、知识融合以及多模态嵌入等一系列先进技术。通过这些技术的综合运用，我们成功地完成了领域图谱的构建与日常运维工作。这一图谱不仅详尽地描绘了汽车领域内的知识体系，还实现了对各类知识的有效整合与利用。

在此基础上，本系统进一步实现了质量问题根因分析以及生产制造辅助决策等功能。通过对数据湖中的海量数据进行深度挖掘与分析，我们能够准确地识别出生产过程中的质量问题及其根源，从而为汽车制造企业提供针对性的改进建议。同时，系统还能够根据实时数据为企业的生产制造活动提供智能辅助决策支持，帮助企业优化生产流程、提升生产效率。最终，本系统致力于实现汽车制造企业的全生命周期知识管理。通过构建一个全面、准确且实时更新的知识库，我们能够为汽车制造企业提供从产品设计、生产制造到售后服务等各个环节的全方位知识支持，助力汽车制造企业在激烈的市场竞争中保持领先地位。

2 案例成效

2.1 质量合格率提高

通过构建点焊机理模型，并结合实时采集的焊接曲线数据，本系统实现了焊接作业前的质量预测功能，即能够准确预测焊接结果是否合格（OK/NOK）。在焊接完成后，系统进一步提供了秒级的在线实时检测技术，确保了对焊接质量的实时监控。此外，本系统深入分析了影响焊接质量的各类因素，包括但不限于人员操作、设备状态、材料特性等（即“人机料”要素），并运用智能算法评估了这些因素对焊接质量影响的重要程度（要因影响权重分析）。

通过本系统的智能分析，企业能够获取针对性的解决建议，从而不断优化焊接工艺，减少缺陷焊点的产生，进一步提升产品质量与生产效率。针对具体应用场景，焊接车间内单车有 4200 个焊点，预计日产量为 650 台车辆，这意味着每天将产生约 273 万个焊点。根据历史数据，每天约产生 3.276 万个缺陷焊点，焊点整体

的合格率在 98.8%，使用产品以后车辆缺陷焊点降低至 5 千左右，焊点合格率提升至 99.8%。

2.2 效率提升

通过建立焊接工艺的知识库和案例沉淀，我们可以实现以下价值点：减少冗余的质检成本，依托先进的 AI 技术，助力质检人员实现全天候、高效率的在线实时质检，确保产品质量优良。同时，该系统能够为产线维护人员提供有力的数据支持，帮助他们实施更为精准的预防性维护策略，从而有效减少因批次质量问题引发的停工概率，大幅提升生产效率。此外，在面对生产异常时，系统能够迅速分析问题根源，并智能推送针对性的解决方案，显著缩短停线时长，增加有效产量，整体处理效率提升 60%，为企业的持续发展和竞争力提升注入强劲动力。

2.3 停线风险识别

停线风险识别可通过提前安排处理，减少停线时长，进而提高产量，预计可提前识别 80% 的风险。基于精准的焊接工艺工况实时精准监测，不仅能够实时捕捉并分析焊接过程中的每一个细微变化，而且能够据此采取一系列可持续的改善措施。这些措施包括但不限于根据实时工况灵活调整焊接参数以降低能耗，精确控制以减少电极帽耗材的损耗，以及依据焊接设备的实际运行状态进行按需维保，确保焊枪始终处于最佳工作状态。更为先进的是，当监测系统在线即时检测到虚焊或小焊核等质量缺陷时，能够迅速触发预设程序，指挥机器人执行在线自动补焊作业，从而即时纠正缺陷，确保焊接质量，同时避免了人工干预带来的时间延误和成本增加，实现了焊接过程的高效、智能化管理。

3 案例技术路线

3.1 系统架构/方案架构

系统整体基于大模型 Agent 的图式 RAG 架构，旨在以大模型+图谱+边缘 AI 的方式相互连接和增强各个边缘应用。在这种架构下，边缘 AI 和数据库被视为 agent 的有力工具，用以根据特定提问目的调用不同的工具库和 AI 模型来解决问题。通过将这些关键组件结合起来，系统能够实现数据和知识的高效交换与利用，从而提

升整体智能化水平和解决问题的效率。通过 Agent 的智能调度和协同作用，系统能够灵活适配不同场景和需求，为用户提供更加个性化、快速和准确的服务。

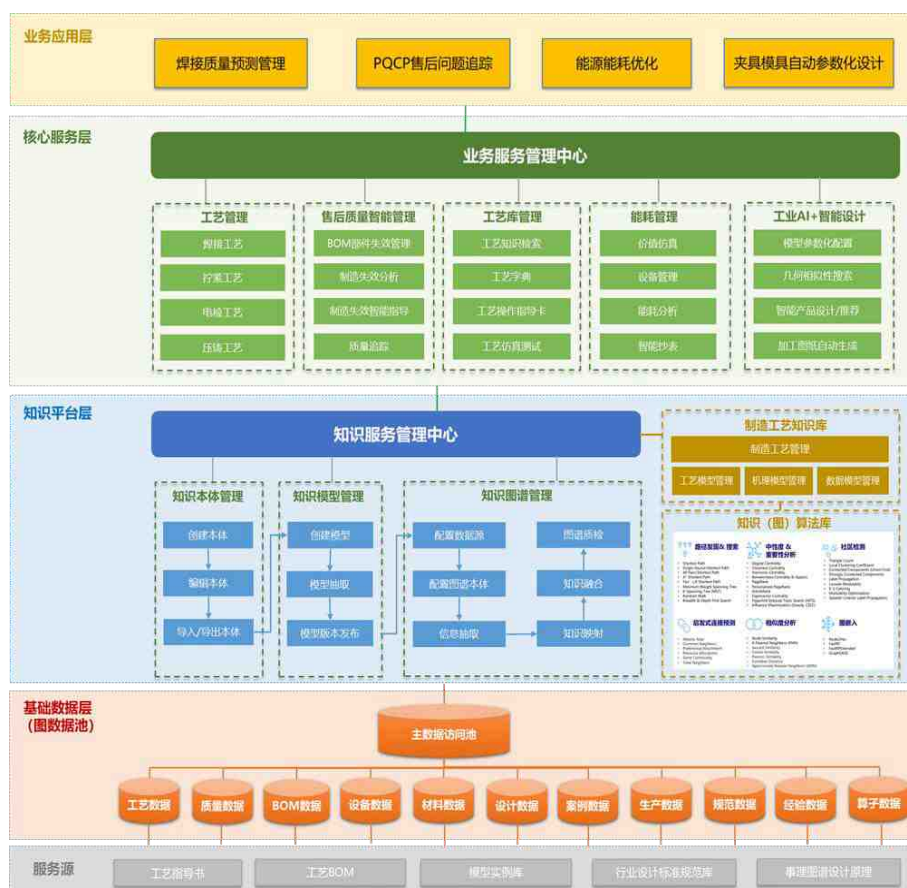


图 2 方案整体架构

软件设计方面，整体逻辑如下：设计中心负责绘制系统架构图，使用 Spring Cloud 框架进行微服务开发，管理代码则交由 GitLab，为了简化编程则使用可视化编程工具 Node-RED。在开发环境部署阶段，利用自动化部署工具 Jenkins 来自动部署代码，同时使用 Docker 来管理应用程序，将它们打包成容器化格式，方便在不同环境中部署。镜像源和镜像仓库则分别来自网易云和 vm-Harbor，用于存储和管理镜像。为了保证服务质量，使用 YAPI 进行服务测试，同时利用 EMQ 进行消息发布和订阅。另外，软件 bug 追踪中心 tracup 则用于追踪和解决软件缺陷。最终，在生产环境部署阶段，微服务会被打包成 jar 包并使用 Docker 技术来进行容器

化部署，确保软件在生产环境中运行稳定可靠。整个流程经过设计、开发、部署和测试等多个阶段，利用不同工具和技术来保证软件开发流程的高效性和顺利性。



图 3 软件设计逻辑

该系统以大模型+知识图谱+知识库为基础架构，构建信息检索平台。在这个平台中，以知识图谱构建工具集结构，将每个知识图谱节点与特定的 Faiss 向量库和 Agent 工具紧密相连。当用户通过用户查询接口（User Query）提交检索需求时，系统首先通过工具查询（Tool Query）模块生成相应的检索提示（Generate Prompt）。随后，这些提示被传递给语义搜索代理，该代理利用大型语言模型的信息推理能力，从知识图谱中选择最合适的技术栈来执行图路由查询（Graph Routing Query）。

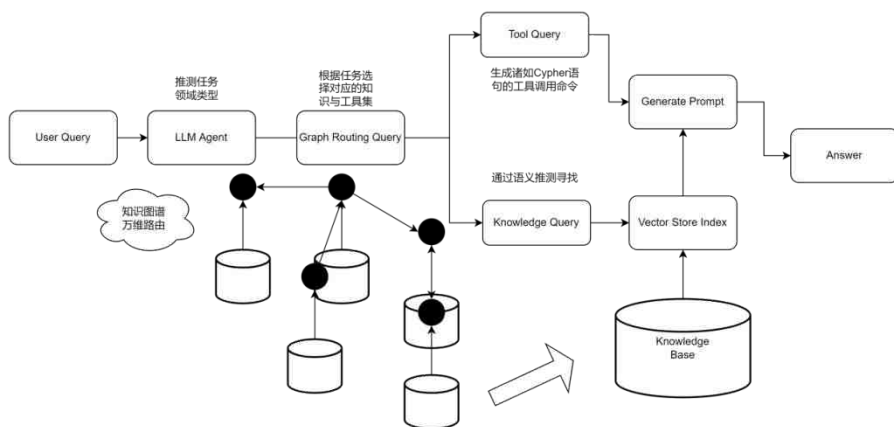


图 4 基础架构

3.2 软硬件环境

3.2.1 软件环境

(1) 操作系统

服务器端操作系统: Linux

客户端操作系统: Windows11

(2) 数据库

数据库管理系统: MySQL

数据库版本: 5.7.44

(3) 开发工具:

前端开发工具: Visual Studio Code 编辑器

后端开发工具: IntelliJ IDEA 2019.3.1 编辑器

3.2.2 硬件环境

(1) 服务器硬件

服务器型号: NF5280M5

处理器: 20 CPUs x Intel(R) Xeon(R) Silver 4210R CPU @ 2.40GHZ

内存: 511.66GB

存储: 51TB

(2) 客户端设备

笔记本电脑型号: HP ZBook Power 15.6 inch G10 Mobile Workstation Pc

3.2.3 算力需求

本案例使用的算力为: NVIDIA RTX3090*8

3.3 技术路线详情

3.3.1 环节 1:知识图谱构建

（1）数据采集：数据采集涵盖了从多种来源（如质检数据库、业务流程库、专家规则库、FMEA 库、案例库等）收集信息的过程。通过广泛而系统地搜集数据，确保知识图谱具有全面性和准确性。数据覆盖范围主要以实际知识范围，以及欲构建的图谱用途和内容为导向。

（2）数据预处理：在数据采集后，需要对获取的数据进行清洗、去重和标准化处理，以提高数据质量并消除可能存在的错误或冗余信息，为后续分析和应用做好准备。

（3）实体识别与链接：通过实体识别技术，系统能够识别文本中的实体，并将其链接到已知的知识库或图谱中的相应节点，建立实体之间的联系。

（4）关系/语义识别和抽取：在识别实体的基础上，进行关系抽取，从文本中提取出实体之间的语义和关系信息，例如“焊接异常-焊接时间过长”、“故障表现-故障原因”等，形成边，丰富知识图谱的内容与结构。

（5）对于获取的实体/语义/关联进行分类：通过自然语言处理算法的方式对获取到的信息（实体/语义/关系）进行分类，以便于构建知识图谱时对各信息的融合和最后的信息准确性的验证。

（6）知识图谱构建：将识别出的实体和关系整合到知识图谱中，建立起完整的知识网络。通过算法优化图谱的结构，使其更具语义连贯性和查询效率，为用户提供更优质的检索体验。

（7）知识图谱的准确性验证：验证方式主要以实际应用为导向，即以用户实际应用后的反馈为修改/更新标准。

（8）知识图谱维护：随着新数据不断涌入，知识图谱也需要定期更新和维护，保证图谱内容的时效性和准确性。通过持续的维护工作，确保知识图谱始终反映最新的信息和知识，为用户提供可靠的支持和指导，知识图谱构建部分的技术流程如图 5 所示。

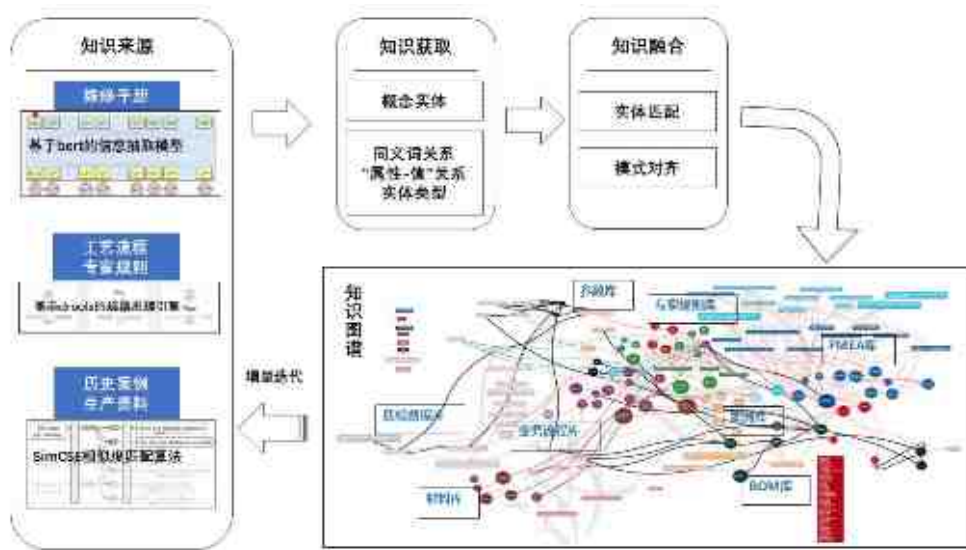


图 5 知识图谱构建

3.3.2 环节 2:大模型训练和应用

（1）数据准备：在数据准备阶段，需要收集大量多模态数据，包括文本，图像和数值数据。这些数据将为后续模型训练和应用提供丰富的信息基础，以支持系统对多样化任务的处理和决策。数据内容需要以具体应用场景为导向（例：主要集中在某个工业领域）；则用于训练大预言模型的数据也源于固定场景或领域的文本，数值和专业知识。

（2）预训练模型微调：设计基于 Qwen 1.5 32B 预训练模型的基础上进行专属领域数据的微调。这个步骤的目的在于适配广义预训练模型到聚焦的工业领域上，让最终的模型更有专属领域的知识和泛化能力。微调过程需要 GPU 集群计算力对模型进行优化和参数调整。

（3）验证与调整：在专属领域验证集上对训练好的模型进行性能评估，检查模型的泛化能力和准确度。评估标准为 Pass@k，即前 k 次方案推荐命中正确通过的概率，在实际中采取前三命中计算，根据验证结果，进行必要的参数调整和优化，确保模型在各种场景下都能够稳定和高效地运行。

（4）部署与服务：将训练完成的模型部署到云端服务器上，建立 API 接口，以使用户调用模型进行推断和预测。通过云端部署和提供服务，实现模型的在线应用和实时响应，为用户提供高效便捷的服务体验，大模型训练和应用的技术流程如图 6 所示。

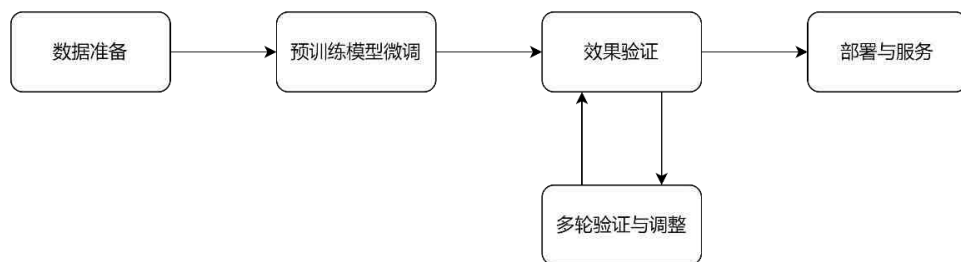


图 6 训练与应用

3.3.3 环节 3:知识图谱与大模型融合

（1）先前构建好的知识图谱可以作为微调预训练模型的输入，用于赋予模型相关的关联性信息和领域知识。这类型的知识有助于提高模型解答推理性质问题的准确性，并且让模型广义的回答比较有“根底”（grounded）；按照不同的知识图谱的输入，可以对模型赋予不同类型的知识根底，让大模型对实际的知识更加了解。

（2）利用大模型的识别能力将新输入文本自动转化为三元组，用于更新原有的知识图谱，从而实现对知识图谱的实时更新，并结合（1）形成大语言模型-知识图谱的闭环更新。这个过程对于双向优化大模型和知识图谱都是必要的，人工的介入仅仅在于输入新数据，这些数据可以是实际工业过程产生的，新数据的作用在于确保模型的泛化能力和实时性。

（3）用户层面：通过输入文本信息，由预训练好的模型对其进行语义分解和编码，再输入给基于知识图谱的根因算法框架，进行根因推理。这个方向能够让根因推理过程高度自动化，并且确保根因内容是保持实时引入的，以及具备泛化能力。这里也包括（2）提到的人工介入的过程。

(4) 以知识图谱中的图式结构进行 agent 调度, 从而使得大模型以符合业务逻辑的方式更合理地使用不同工具库与知识库, 提升大模型的综合问题解决能力。Agent 的引入可以提高线上系统的灵活性, 让软件和算法有一定的独立修改能力, 知识图谱与大模型融合的技术流程如图 7 所示。

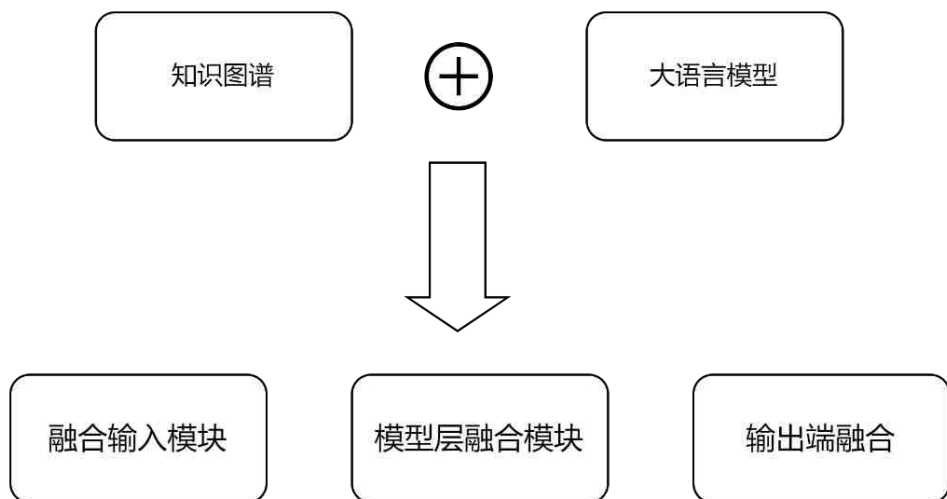


图 7 大语言模型与知识图谱融合

3.4 应用场景

波士内可以通过一个网址或者 APP 小程序等方式, 将车间现场的焊接任务数据、质量报告及报警工单实时推送给对应的工程师。工程师不仅可以在手机端或 PC 端使用波士内的智能管理系统分析车间实际情况, 还能通过交互大屏快速确认质量报警, 实现远程监控和精准操控。这一创新方式显著提高了整个问题处理流程的效率, 使工程师能够更迅速地定位焊点问题、分析问题原因, 并采取相应的优化处理措施, 具体的应用场景流程如图 8 所示。



图 8 应用场景流程

通过知识平台层，我们实现了工艺、本体、模型和图谱的全方位构建。这一平台不仅整合了各类工艺数据和信息，还与图算法和丰富的工艺知识库紧密结合，共同构成了强大的工艺知识服务体系。此外，丰富的工艺知识库为平台提供了深厚的理论基础和技术支持，使得工艺知识服务体系在实际应用中更加科学和高效，本体知识图谱界面如图 9 所示。



图 9 本体知识图谱界面

通过系统化和结构化的汽车工艺知识服务的编排，我们将各种复杂的工艺流程分解为一系列独立且可复用的知识组件。这些不同的知识组件不仅涵盖了不同的工艺类别，还包含了相关的操作规范、最佳实践和常见问题解决方案。当遇到设备故障或生产缺陷时，系统能够根据现有的知识库进行深度分析，识别出问题的根本原因，并基于历史数据和专家经验，为维修和改进工作提供科学合理的解决方案，知识组件界面如图 10 所示。



图 10 知识组件界面

工艺知识组件通过将行业知识和属性进行融合与优化，最终转化成为具备广泛实用价值的工艺知识服务应用程序。这些应用程序集成了多种核心功能，包括知识管理、辅助决策，以及为底层感知模型提供向量嵌入等，旨在全面提升用户的操作效率和决策质量。具体而言，知识管理功能可以帮助用户快速检索所需的专业知识，确保信息的准确性和时效性；辅助决策功能则能够根据当前工作情境，为用户推荐最佳的操作方案，减少人为错误；而向量嵌入功能则为底层感知模型提供了有力支持，使其能够更精准地理解与处理复杂的工艺数据，从而实现智能化的工艺优化和控制。通过这些功能的有机结合，工艺知识服务应用程序不仅能够满足用户在日常工作中的各种需求，还能够推动整个行业向着更加智能化、高效化的发展方向迈进。工艺知识组件经过行业知识与属性加持，形成工艺知识服务 app。这些 app

囊括知识管理、辅助决策、向量嵌入等多种不同的功能，工艺知识应用界面如图 11 所示。



图 11 工艺知识应用界面

3.5 安全保障措施

（1）大模型与知识图谱融合内容安全

针对知识库数据实行权限与过滤，避免暴露敏感知识。

针对大模型问答实行反馈微调，以使输出更加符合人类价值观。

针对大模型输出设置一个额外的模型作为判断器

针对大模型输出设置规则过滤器，避免出现有害内容。

（2）网络安全

配置网络设备的防火墙规则，限制来自外部网络的访问。

实施虚拟专用网络（VPN）来加密远程访问。

定期更新网络设备的固件和软件，以修补已知的安全漏洞。

（3）数据安全

对数据进行分级管理，并使用加密算法对敏感数据进行加密存储和传输。

设定数据库访问权限，确保只有授权用户可以访问特定数据。

定期进行 RAID 备份，并将备份数据存储在 RAID 阵列中，以确保数据不会丢失、损坏，并保证数据的可用性和完整性。

（4）身份认证和访问控制

实施强密码策略，并定期要求用户更改密码。

配置多因素身份验证来增强用户登录安全性。

使用访问控制列表（ACL）来限制对系统资源的访问。

4 案例示范意义

示范意义 1: 质检方式创新

在质检方式上：原先行业主要采用抽检的形式，以人工质检（目检、凿检、破坏性检测）或专业设备的物理检测（超声波检测、涡流探伤检测）为主。现在我们提出了一种全新的 AI 质检形式，这种形式不仅解决了过往通过抽检以偏概全的形式，而且实现了全部无损检测。

示范意义 2: 知识驱动决策创新

在问题决策方面：原先行业主要以老师傅现场排查现场各种问题数据，以过往专家经验提出解决方案。现在利用知识图谱和大语言模型进行具有“可解释性”的点焊质量预测，最重要以 AI 质检方式还能后续分析问题根因和解决方案提供可解释的认知知识，可以使企业问题决策更加数据化、科学化，提高决策的效率和准确性。提高整个行业的竞争力和发展水平的同事，还为行业内的其他企业提供了技术革新的方向和思路。

5 存在的问题和不足

（1）性能不足

资源需求高：大模型的参数数量庞大，需要大量的计算资源进行训练和推理，使用的计算卡硬件也较为昂贵。在训练阶段，需要使用高性能计算资源，如 GPU 或

TPU，以及大量的存储资源来存储模型参数和训练数据。在推理阶段，也需要使用高性能计算资源来进行模型的推断和输出。且大模型存在灾难性遗忘，在新任务上训练会损害之前任务的性能，在问题求解阶段。无法记住处理过的数据和场景，每次都需要重新计算。因此，大模型的使用需要较高的计算资源投入，对于一些资源有限的企业和个人来说，可能会存在较大的门槛。

训练时间长：大模型的训练需要耗费大量的时间，甚至需要数周或数月的时间才能完成。长时间的训练不仅需要高性能计算资源的支持，还需要大量的时间和精力来进行模型的调试和优化。因此，需要付出较高的时间成本。

（2）技术成熟度

深度融合难：图谱通常包含大量的实体和关系，而大型深度学习模型需要大量的参数和计算资源。在将图谱与深度学习模型进行深度融合时，需要考虑如何有效地处理庞大的数据规模和复杂性；且图谱中的信息通常具有隐式的语义和关联性，而深度学习模型更擅长从大规模数据中学习特征和模式。如何有效地将这两种信息进行传递和融合，以提高模型的性能和泛化能力是一个挑战。

快速调用知识难：知识库中的知识往往以不同形式进行表示，如文本、图形等。正确地表示和匹配知识之间的关联性需要一定的技术和算法支持，以确保准确地调用相应的知识内容。知识库中的知识内容可能会不断更新和演化，新的知识需要被及时整合到知识库中，同时旧知识的有效性也需要得到维护，这要求系统具备快速响应和实时更新的能力。

6 >> 展望

在技术方面，需要进一步提高模型的可靠性和自适应能力，在产业上，除了继续深耕汽车生产制造、航空航天等涉及到生产工艺的制造行业，还将做到赋能于生产设备的硬件供应商，从而达到提升设备本身的性能。

大模型的可靠性提升：

为了提高 Agent 的可靠性，可以通过改进提示词设计来引导大模型生成更准确和合理的回应。此外，还可以不断优化大模型的性能，包括加强训练、提升模型的

泛化能力以及改进模型架构等方面，从而使 Agent 在执行任务时更加可靠并且具有更高的准确性。

大模型可执行任务的扩展：

针对 Agent 的功能扩展，可以通过不断增强其能力来实现执行各种上下游任务的目标。通过定义符合 OpenAI 标准的接口，可以让 Agent 调用不同类型的任务和功能模块，从而逐步扩大其应用范围，并能够灵活应对各种任务需求，实现更高效的工作表现。

图谱的自动化优化：

实现图谱结构的自动化优化，可以借助于大模型与人类反馈的强化学习机制。通过收集用户反馈信息并将其纳入模型训练过程中，可以帮助优化图谱的知识结构和内容。这种方法能够使图谱不断演化和改进，更好地满足用户需求，提高系统整体的智能化水平。



案例 13 基于大模型和知识图谱的智慧水务知识平台

◆ 案例简介 ◆

随着水务信息化进程不断推进，水务领域长期业务实践积累了海量的多源异构数据，例如：基础数据、监测数据、地理空间信息数据、水文气象数据、业务管理数据等，实现了水务监测从分散到集中的转变，从静态到动态的拓展。仅对认知类知识进行提炼和归纳总结，或仅分析结构化业务数据，难以形成对水务知识的综合认知。此外，水务多源异构数据融合仍存在技术瓶颈，制约了水务知识的整合。为解决上述问题，本实践结合大模型与知识图谱技术，整合并分析各类水务业务数据与学科知识数据，通过水务相关多源异构数据汇聚与融合，实现不同类型水务知识的关联，搭建智慧水务知识平台，并在水务政务智能问答、水务政策公文服务、城市洪涝推演预测系统等场景中取得了较好的应用效果。

1 案例基本情况

1.1 企业简介

中电科大数据研究院有限公司成立于 2016 年，是提升政府治理能力大数据应用技术国家工程研究中心建设单位，具备 CNAS 资质，承担了 10 余项国家级重点研发任务和科研课题，如“面向复杂推理的可解释知识图谱技术及在政府治理中的应用研究项目”，以及 10 余项省部级课题项目，如“面向电子信息领域的工业知识图谱构建与智能化应用”，累计发明专利受理 200 余项，已授权发明专利包括“非结构化文本与知识图谱的语义匹配方法及装置”等，基于大模型和知识图谱融合技术在智慧水务知识管理方面取得了实效，具备引领性的大数据、人工智能科研实践能力。

1.2 案例背景

水务领域知识涵盖范围广，既包括科学研究中形成的认知类知识，同时还包括行业建设管理中的事实类知识，涉及河流（河道）、水库、自来水厂、净水厂等多种涉水管理对象，同时包括防洪排洪、污水处理、水环境保护以及水生态建设等多

种业务，知识的来源既有结构化数据如水务业务数据、信息系统数据，也有半结构化、非结构化数据如水务学科知识文本、互联网数据等。目前已有众多学者从不同专业角度开发了水务信息服务平台，进行水务数据的组织管理与智能服务，并针对部分数据源、部分细分领域取得了较好的应用，但是海量多源异构数据融合技术瓶颈仍然制约着整个水务行业知识的有效整合与组织。

作为拥有超大规模参数化知识库的通用人工智能知识底座，大模型在语义理解和文本生成方面表现优异，能够为水务智能化应用提供卓有成效的解决方案，但囿于其模型训练和推理成本较高，同时存在幻觉、解释性差、无法实时更新等问题，大模型并不能够为垂直领域的应用提供可信度高、时效性强的专业建议，并且在水务行业尚未见比较成熟的应用案例。

知识图谱作为一种准确表达实体及其相互关系的结构化语义知识库，能够基于用户实际需求重组内部知识单元，建立内部工作事件流以及特定场景业务处置流等知识要素之间的关联，满足多方用户进行水务知识精准检索、关联分析等智能化应用需求。然而，水务知识图谱构建过程耗时费力，且语言理解和文本生成是知识图谱应用中的技术难点，使得不少领域研究者“望而却步”。

将大模型和知识图谱深度融合可实现二者优势互补。大语言模型（LLM）凭借其强大的语言理解和生成能力，补足了知识图谱的语义理解能力，能够更加精准地解析上下文和推理隐含的语义关系。知识图谱则借助其系统化、结构化的知识表示，补足了大语言模型的知识准确度，确保提供的信息更具权威性和可靠性。两者的深度结合可提供精准、可控、可靠的知识处理方案。

在智慧水务知识平台建设中，知识图谱、机器学习、大数据、自然语言处理等众多技术提供了支撑。但总体来看，水务行业知识平台主要处于知识库建设阶段，具体业务应用场景还比较匮乏。因此，如何将新一代人工智能技术应用于水务行业，基于大语言模型搭建水务知识平台，是一个比较前沿的研究方向。

为实现水务知识的有效组织，提供全面、高效的水务知识智能服务，本案例分析整合各类水务业务数据与学科知识数据，通过多源异构水务数据的融合，实现不同类型水务知识的关联，构建面向智慧水务的综合知识图谱，为支撑水资源智能化管理和提供水务知识服务奠定基础。并且基于大规模文本数据训练一个具备通用语

义表达能力的大语言模型，然后使用高精度、高质量的水务行业标注数据进行精细微调优化，以适配水务业务应用的精准需求。

1.3 案例简介

本案例的类型为大模型和知识图谱结合的应用。汇聚海量的监测数据、业务数据、互联网数据等资源,通过知识抽取与融合、知识向量化等环节构建知识库;基于语料库训练大语言模型,构建规则引擎和知识图谱计算引擎,共同组成知识引擎,包括知识表示、知识抽取、知识融合、知识推理、知识存储等引擎建设,最终实现水务政务智能问答、水务政策公文服务以及城市洪涝推演预测系统等水务业务智能应用场景。基于大模型和知识图谱的智慧水务知识平台系统架构如图1所示。



图 1 基于大模型和知识图谱的智慧水务知识平台系统架构

本平台中的数据源包含有：结构化、半结构化、非结构化时空数据（GIS、DOM、DEM、DSM、BIM）、基础数据（流域、水系、基础设施、河湖、涉水工程等）、业务数据（流域防洪、水资源管理、水行政执法、河湖保护等）、监测数据（水文监测、设备监测等）、跨行业数据（社会经济、土地利用、生态环境、气象、交通等）、互联网数据（网页抓取、API 对接、内容分类、机构数据、手动下载等）等多源异构数据。

本案例中为了解决在文本领域中知识抽取、知识补全等能力不足的问题，引入深度学习、迁移学习等先进技术。结合图卷积神经网络、迁移学习、强化学习等技术，解决自决策，图谱推荐、问答、推理等图谱应用引擎中的挑战。面对服务集成方式单一、集成工作量大、配置管理复杂等问题，本案例提出了语义集成技术和统一资源访问技术，应对知识图谱智能应用组件的快速场景适配所带来的挑战。

2 案例成效

2.1 提升业务效率

水务业务中方案预案、标准规范、项目资料等的参考借鉴对于工作规范开展具有重要意义。本案例构建了庞大知识库，通过一站式查询，有效缩短了使用方检索与筛选时间，降低了跨系统查询的难度，助力政务服务业务数字化、智能化转型。

2.2 提升管理能力和问题处置能力

案例基于智慧水务知识平台实现了水务政务智能问答应用，基于知识图谱从数据中心、决策系统、指挥系统等多源数据与信息中直接推理出问题原因和解决方法，在线回答时效性提升 60%，有效规避了人工客服容易面临相同问题回答不一致或者回答不及时短板，回答准确率显著提高，且已支持多层问答、语音输入，并基于在线文字及语音理解的生成式多模态图表技术，实现了机器人和大屏的在线联动，数字化大屏展示等效果。

2.3 隐性知识显性化

水务从业人员与领域专家在长期工作开展与实践积累了大量的经验及方法，智慧水务知识平台促进了历史知识的积累、传承及复用，解决了复杂应用场景下的

实际问题，并实现基于知识的创新和应用，将原本水务行业的无知识、弱知识、死知识变成有了有知识、强知识、活知识。

3 技术路线

3.1 方案架构

基于大模型和知识图谱的智慧水务知识平台汇聚关系型数据库、方案预案、业务规则、专家经验、标准规范、图书档案、科研文献、项目资料等结构化、半结构化和非结构化数据，通过知识抽取与融合、文本分割、知识向量化、知识存储等环节，构建知识库；训练大语言模型，构建规则引擎和知识图谱计算引擎，共同组成知识引擎；基于知识库和知识引擎实现知识应用与服务，包括智能问答、图谱检索、知识统计等基础知识应用，以及业务规则匹配、实时调度方案编制等专题知识应用。

3.2 软硬件环境

大语言模型的训练是一项极其复杂且资源密集型的任务，为了确保训练/微调以及推理环节能够高效地进行，训练过程必然离不开高性能的计算机硬件的支持。本案例所需的主要软硬件资源明细如表 1 所示，涵盖了服务器、交换机、软件工具以及相关的软件框架等重要组成部分及对应的指标与数量。

表 1 基于大模型和知识图谱的智慧水务知识平台软硬件资源明细

序号	产品名称	主要指标	数量	单位
1	小可大模型	百亿级参数规模； 支持中文对话； 支持生成式问答；	1	套
2	EZMind 大模型训练推理平台	支持国产 CPU、GPU 异构资源调度； 支持分布式训练； 支持数据集管理； 支持镜像管理； 支持数据标注； 支持智能服务部署；	1	套

3	大模型训练集群交换机	48 口 25GE 光口交换机	1	台
4	专网	计算资源与政务外网专线 10M	1	条/年
5	训练微调服务器	CPU: 2*CPU8 核 2.0Ghz 以上 GPU : 8* 英 伟 达 A10080GBNVlinkGPU 卡 内存: 512GB 内存 磁盘: 4*2TBSSD 网络: 8*25GE	4	台
6	推理服务器	CPU: 2*64 核, 2GHz 以上 GPU: 8*国产 GPU 内存: 512GB 磁盘: 2*2TBSSD 网络: 2*10GE	3	台
7	数据服务器	CPU: 2*64 核, 2GHz 以上 内存: 128GB 磁盘: 5*2T 网络: 1GE	1	台
8	应用服务器	CPU: 32 核, 2GHz 以上 内存: 32GB 磁盘: 2TB 网络: 1GE	1	台

训练微调集群包含 4 台服务器，从私有云机房租用专线到市级政务云，实现政务外网打通；区（市）县单独访问推理服务器时，需向政务云运营方提交访问安全策略需求，通过访问控制，实现区（市）县应用的单独访问。针对其他区（市）县大模型场景化应用，按每个区（市）县实际需求部署推理服务器。硬件部署架构图如下图 2 所示。



3.3.1 数据治理

数据治理为平台提供政策公文、地方法规、部门规章、部门资讯、业务数据、跨行业数据、互联网数据、监测数据等信息的采集汇聚、清洗融合支撑。基于大数据架构 Hadoop 与 Spark 结合的数据治理流程设计、实现及优化，形成大规模知识库的存储系统，包含 HDFS、MySQL、Neo4j、文件系统，并通过数据预处理组件满足数据去噪、格式编码转换、异常值处理、去停用词、新词发现、词性标注、句法分析等需求。

知识库是智慧水务知识平台的核心组成部分，可为大语言模型和知识图谱提供丰富的语料库和实体关系提取素材，为知识应用与服务提供全面准确的知识支撑。知识库的构建步骤包括文本预处理、数据标注、知识抽取、知识建模与知识融合、

知识向量化与存储、知识质量评估、知识验证与完善、知识更新与维护等。通过知识抽取和格式转换，构建基础知识库和主题知识库，基础知识库由文档库、语料库、向量数据库和知识图谱库组成；在此基础上，根据业务场景可构建主题知识库，包括公文服务知识库、业务规则库、预案知识库、历史场景知识库、专家经验知识库、图谱知识库等。

公文服务知识库

利用 NLP 技术自动化完成公文文本的实体、关系、重大事件等抽取以及实体、关系的融合，并存入结构化与非结构化的混合数据库中，形成水务公文知识图谱的实体网络，在知识网络上进行水务公文数据的存储、管理和查询。公文服务知识库基于水务公文知识图谱的相关知识推理算法，实现知识库的内在知识（实体、关系）补全，自动化添加文本间的语义关联，政策脉络发展联系等，支撑各类水务资讯的服务应用。

业务规则库

业务规则库重点针对水务领域的法律法规、规章制度、管理办法、规范规程、技术标准和工程图纸等重要文档资料进行抽取和表示，实现文档的标准化、数字化、结构化管理，为智能问答、公文辅助写作和会商决策应用提供支持。

预案知识库

预案包括河道来水调度预案、应急抢险预案、防汛物质保障预案、工程调度预案、排涝泵站排涝预案、相关区域的内涝管理预案和应急预案等，智慧水务知识平台可将相关预案数据自动推送至城市内涝服务，为预案生成与会商、多方案预演提供科学支撑，提升城市防汛治涝能力，提高应对内涝风险的预见性、主动性和精准性。

历史场景知识库

历史场景知识库的构建旨在整合辖区内流域典型历史城市洪涝的多元数据，包括降水水文过程特征、洪水预报数据体系、工程调度方案及应急响应预案等核心要素。通过构建基于相似性准则的洪涝灾害指标体系，梳理典型相似洪涝指标参数，深入解析历史洪涝事件时空演变规律与防洪调度策略的耦合关系，分析典型城市洪涝及其调度方案，为同类型、同级别洪涝事件的精准化预报及决策提供基于历史案例的知识参照体系。

专家经验知识库

专家经验主要来自水文、气象、灾害防御、涉水工程管理等跨学科领域专家提供的领域知识，以及业务知识库中的经验模型、参数化公式及可视化图表等结构化知识载体。利用机器学习、深度学习模式，构建复杂场景下能实现全自动诊断、分析、决策的专家经验库，包含洪水预报预案、内涝预报方案、河道来水预报方案、工程调度、排水形式分析信息、应急处置的经验挖掘、过程复盘、预案会商与修订等内容。

知识图谱库

知识图谱库通过整合公文服务知识库、业务规则库、预案知识库、历史场景库和专家经验库等水利、水务知识，提取知识要素并构建智慧水务知识图谱，包含水文、水务相关内容且语义丰富的异构信息网络，在此基础上进行有效的、可解释的表征，实现可解释的机器学习算法，支持正向智能推理和反向溯源分析，为智慧水务知识平台提供智能内核。知识图谱从水务知识库数据出发，采用一系列自动或半自动的技术手段，从水务知识库中提取出水务知识要素，并将其存入知识库的数据层和模式层。

本案例使用 Langchain 做为应用程序与大语言模型驱动的工程框架，来加速整个系统的实现。在构建向量库时，为满足信创要求，本案例选择使用了开源的特征向量相似度搜索引擎 Milvus，融合了多种 ANN 算法，支持各类场景。

3.4 知识引擎构建

智慧水务知识引擎是一种综合性的技术架构，由大语言模型、规则引擎和知识图谱计算引擎构成。大语言模型负责处理和理解大量的自然语言数据，规则引擎则用于执行特定的业务逻辑和推理任务，而知识图谱计算引擎则通过构建和查询复杂的知识图谱来提取和整合相关信息。

大语言模型提供了自然语言解析引擎和知识推理引擎，其训练包括模型预训练、Tokenizer 训练、指令微调、奖励模型和强化学习等环节。本案例基于中文分词器，采用互联网新闻数据集、百科类数据集、翻译语料库、水务基础数据集作为文本预训练数据集和指令数据集，对模型进行预训练和精调。

规则引擎实现将业务规则和应用程序代码的分离，将业务规则集中管理，实现动态修改业务规则快速响应需求变化，提高了系统的灵活性和可维护性。本案例采用 Drools 作为规则引擎，提供规则编辑器、规则执行引擎等一系列工具，构建水务业务规则库。知识图谱计算引擎用于处理大规模的知识图谱数据，并提供分析和应用服务，其主要功能包括知识图谱的构建、存储、查询、推理和更新。本案例采用基于 Neo4j 图数据库和图查询语言 Cypher、图算法库构建知识图谱计算引擎。

3.5 应用场景

3.5.1 政务（水务方向）智能问答

随着智能信息服务应用的不断发展，知识图谱已广泛应用于智能搜索、智能问答和个性化推荐等领域。智慧水务以“智慧管理、高效服务”为目标，智能处理和全方位辅助能力为基础，提供更科学的管理和更优质的服务，但是目前为止，水务的管理和服务水平还有待提高，智慧化水平有待提升。在大数据时代驱动下，大量水务数据分布在各个分布式系统中，用户在互联网搜索引擎检索数据返回的通常是文档集合，用户需要阅读文档内容才可能提取出有效答案。通过知识图谱构建知识检索服务，在智慧水务的未来也将有一席之地。

本案例对水务政务知识进行深度挖掘和整合，基于各种政策法规、行业标准、涉水企业信息等内容等构建水务知识图谱，基于大语言模型和知识图谱的智慧水务知识平台实现水务政务智能问答功能，利用预训练模型语义计算技术智能识别用户的意图，给出针对性的解决思路或答案，政务人员可以通过简单的关键词搜索或智能对话的方式，快速检索出自己所需的信息。水务政务智能问答系统流程如图 3 所示。

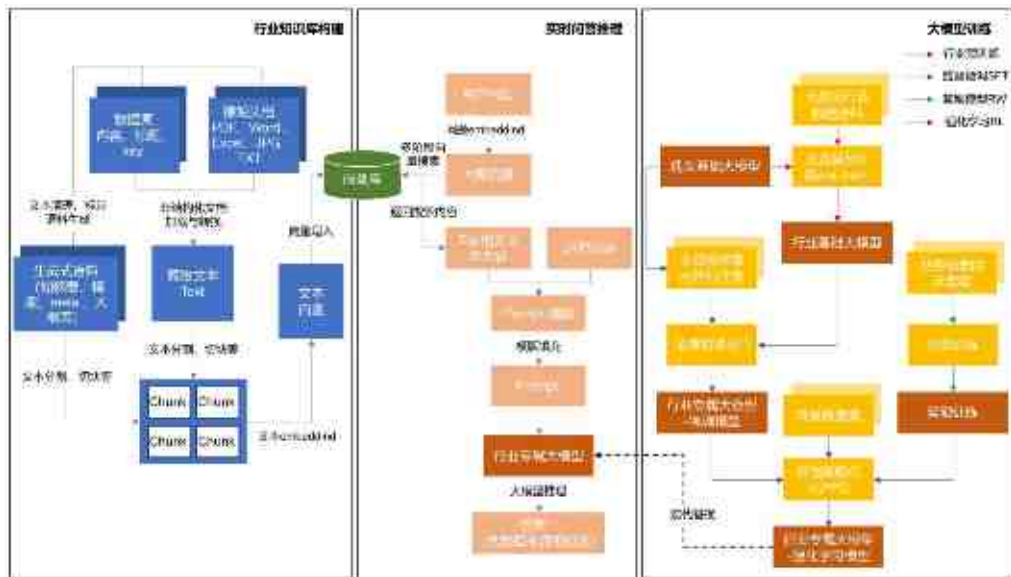


图 3 水务政务智能问答系统流程

水务政务智能问答系统能够对政务人员的问题进行语义理解，并根据问题的具体内容，从知识库中匹配最相关的答案。智能问答系统具备一定的推理能力，能够针对政务人员的问题给出深入的解答，帮助政务人员更好地理解 and 运用相关知识。此外，多轮对话功能允许政务人员与系统进行自然流畅的交流，政务人员可能需要向系统咨询多个问题才能完成一个闭环任务。通过多轮对话功能，政务人员可以根据自己的需求，与系统进行多次沟通，逐步完善自己的问题描述，从而得到更准确的答案。

本案例采用基于规则模板的知识问答方式，将用户输入查询问题经过水务命名实体识别算法抽取关键词，然后采用问题分类算法将问题链接到属性上，最后匹配问题模板，调用知识库查询语句查询相关答案。基于规则模板的问答方式，需要提前定义用户可能查询问题的类型变量，通过关键词匹配到查询模板，简化问句分析步骤。例如当政务人员提问“什么是河长制？”的时候，首先经过数据预处理，在分词和去停用词以后，使用水务命名实体识别算法识别到问句中的关键词“河长制”，然后通过问题分类算法，将该问句划分到“简介”属性上，即属性链接。根据实体识别算法和属性链接算法得到问句意图（河长制，简介，？），最后通过 Cypher 查询语句从结果集中取出相应的信息。水务政务智能问答应用截图如图 4 所示。



图 4 水务政务智能问题应用

3.5.2 水务政策公文服务

公文写作是内部事务中任务量大、机械性高、有“模板”可循的事项之一。大语言模型及其衍生产品在经过高质量语料库训练后，能胜任内容校对、资料整合、摘要总结等任务，还能按照指定框架、指定模板输出文本信息。将大语言模型工具应用于政务公文写作中，能将公务员从繁复的文案工作中解放出来，使其更加投入到创造性的工作中。为了满足水务办公室、管理处等部门对于高效率、高质量公文写作的不断提升的需求，采用基于大语言模型技术进行公文辅助写作，实现公文写作联想功能。在这一功能的支持下，用户可以轻松实现公文初稿拟制、河长制日报周报等文档的自动生成，从根本上节省时间，提高公文写作的效率，从而进一步提升公文写作的质量。水务政策公文服务技术流程如图 5 所示。

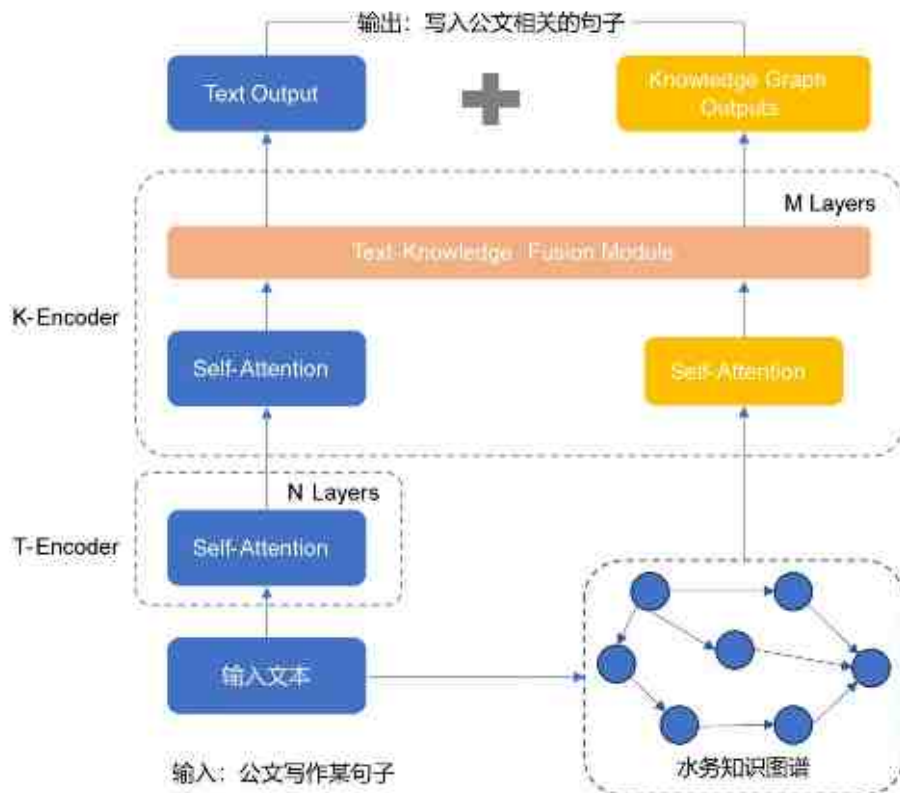


图 5 水务政策公文服务技术流程

其中，公文辅助写作功能能够根据水务工作的实际需求，如水资源管理、涉水工程推进、防汛抗旱安排等，自动生成常用且限定字数的公文拟稿。这些拟稿不仅符合各类公文的样式、格式、主题等特性，还能根据水务工作过程中出现的各种具体情况进行调整和优化，确保公文内容的准确性和完整性。当涉及到新的水务政策法规时，拟稿内容能及时更新与之相符，当涉及特殊的水务事件时，如在遭遇洪涝灾害时，拟稿能够快速调整到与应急处理相关的表述和应对措施 的阐述。通过这样的方式，全方位确保公文内容不仅在大的方面符合要求，更在细节之处体现准确性，各个要素之间逻辑严密、条理清晰，不存在任何歧义或者漏洞，从而达到内容完整性的高标准。水务政策公文服务界面如图 6 所示。



图 6 水务政策公文服务界面

3.5.3 基于大模型的数字孪生城市洪涝推演预测系统

数字孪生技术作为水务领域数字化转型的核心技术范式，结合知识图谱、机器学习和大模型等技术，打造基于大模型的数字孪生城市洪涝推演预测系统。该系统不仅支持基于规则的正向演绎推理，还能实现面向复杂问题的逆向因果追溯分析，实现对水务对象关联关系和水务规律等知识的抽取、管理和组合应用，为数字孪生流域提供智能内核。基于大模型的数字孪生城市洪涝推演预测系统架构如图 7 所示。



图 7 基于大模型的数字孪生城市洪涝推演预测系统架构图

面向城市洪涝防御与治理的精准预报预测分析、预警消息及时触发并发布、应用场景仿真推演、应急预案快速形成并择优等核心需求，智慧水务知识平台建设期已收集多个典型城市及周边流域历史上发生不同级别、类别的洪水资料，基于知识库、水文专业模型算法引擎、规则引擎以及大语言模型，对历年典型洪涝事件进行复盘推演并提取知识图谱，包括历史洪涝场景的核心过程、降雨洪水特征以及主要应急预案等，学习城市以及流域内的防洪涝调度预案、动态洪涝风险图、流域水工程联合调度方案等预案方案知识，分析和总结历史调度方案和调度结果与成效，推荐实时调度最优方案，旨在基于历史洪涝知识库为相似场景、事件演化提供决策辅助。

3.6 安全保障措施

本案例所使用的大模型为电科太极 2023 年发布的大模型产品“小可”，针对党政企行业用户的需求，以“行业化、专业化、国产化、私有化”为特点打造的生成式人工智能大模型，该模型具备全信创、高可信等特点，在各个环节都符合信息技术的自主创新标准，运行过程中稳定、可靠，能够有效应对各种复杂的情况，从而实现细分知识领域与大模型技术的有机融合。

在水务数据治理实施过程中，本案例通过脱敏、去标识化等技术手段，保障数据中的敏感信息，消除个人标识，确保数据的安全性与隐私性。其次，本案例建立了严格的数据访问控制机制，限制只有经过授权的人员才能访问相关数据，同时采用了数据加密技术，对存储和传输的数据进行加密处理，以防止数据在传输过程中被窃取或篡改。

模型的训练、推理在私有云机房部署，通过 10M 专线连接政务云。各场景应用可通过电子政务外网访问。针对区市县特有应用场景，本案例通过政务云安全策略的访问控制设置，实现区（市）县应用的单独访问。本案例通过微服务网关提供数据访问接口规范化封装、发布部署、运行调度和路由管理等工具，实现对访问接口的统一部署、统一管理、统一调度和多维度安全审计，数据流通有据可查的同时也提高了跨平台数据访问实时性、可靠性和安全性。

4 案例示范意义

智慧水务知识平台运用到政务（水务）智能问答、水务政策公文服务、城市洪涝推演预测系统等智能化应用场景中，具有以下意义。

4.1 提高工作效率

智慧水务知识平台作为一种高效的信息聚合工具，可以帮助水务人员快速精准地检索所需信息。在没有行业知识平台的情况下，使用人员可能需要耗费大量时间和精力去浏览多个网站、查阅纸质资料或者询问同事，进而严重影响工作效率，而知识平台可以把这些资料和信息整合在一起，方便使用人员快速查找，提高工作效率和竞争力，减少使用人员的培训成本和时间。

4.2 促进知识共享

智慧水务知识平台可以促进行业内部的知识共享。相关领域内存在着大量的知识和经验，而行业知识平台可以把这些知识和经验整合在一起，打破了时间和空间的限制，使得知识共享变得更加便捷和高效，方便使用人员分享和学习，有助于推动行业的进步和发展，激发创新和创造力，实现知识的价值最大化。

5 存在的问题和不足

水务对象和关系有其独特之处，其中之一便是不稳定性。以洪涝防御与治理为例，风险随极端气候、工程措施、人工措施等多种不确定因素而变化，这些不确定因素变化缺少实测数据，虽然可利用模型进行仿真模拟并以计算结果为基础建立知识图谱，但其中各环节包含的不确定性处理是一个亟待解决的问题。

目前来看，基于水务行业的结构化数据进行分析、挖掘形成知识的技术与研究相对成熟，囿于中文独特的句式与复杂的语法体系，拟基于非结构化或半结构化数据通过相对单一的方法提取面向特定复杂场景下的相关知识较为困难，需要综合运用多种技术手段、分析方法以及工具来解决这一问题。

由于智慧水务知识平台探索相对较晚，知识资源相对其他行业知识体系比较薄弱，如常用的搜索引擎三元组数量在千亿以上，而某些特定场景下例如洪涝相关知识平台的三元组仅在百万级别，离智能化应用与服务的数据要求还有很大差距。因

此，要多渠道整合水务业务相关的行业资源、成熟的知识资源，利用有限的知识资源开发柔性引擎，支撑智能化业务应用。

6 >> 展望

展望 1: 构建全面且准确的水务知识图谱

首先，构建和维护知识图谱具有较高的复杂性，且较为耗时。虽然自动化的知识提取方法已有进展，但要创造全面且准确的多模态知识图谱，其核心技术涉及多源异构数据汇集融合、实体关系的精准抽取以及不同领域知识的无缝融合，要克服诸多技术障碍和跨领域业务规则认知分歧，仍然是一项艰巨的任务。

展望 2: 大语言模型训练资源

其次，大语言模型训练对计算资源的要求可能成为限制因素。大语言模型往往拥有数以亿计的参数，需要巨大的计算资源来进行训练和推理，GPU 作为大语言模型训练与推理不可或缺的计算资源，其并行计算能力可以显著提高训练速度。国内自研 GPU 芯片产业尚未形成成熟生态，一定程度上限制了国内在大语言模型训练领域的发展，因此需要深入研究如何在有限的计算资源下高效地训练模型。

展望 3: 大模型和知识图谱融合技术的攻关

目前，大模型在处理复杂推理和深层语义关联时仍存在局限。由于水务行业的灾害应急与工程风险变化缺少大量的实测数据，利用模型进行模拟计算并建立的知识图谱包含了风险路径动态更新和关键风险变量等较多不确定性因素，且水务行业的灾害应急涉及较多复杂场景问题以及跨学科知识。因此，大模型和知识图谱融合需要在如何解决水务行业术语与通用语义的认知差异方面进一步深入研究，通过多源异构数据实现实体关系的精准映射，突破非结构化文本与时空数据的联合嵌入表示技术。

最后，从更宏观的视角来看，知识图谱和大模型的融合有望在全球范围内推动能源行业技术、商业模式和发展方向的整体演进。加快研制知识图谱和大模型训练相关标准，推进解决数据质量、数据标注和知识推理问题，促进知识图谱和大模型

深度融合，实现无缝对接与流畅互动，打造智慧水务新格局，为水务行业高质量发展保驾护航。

案例 14 基于知识图谱和大模型的设备故障维修助手

◆ 案例简介 ◆

近年来，随着汽车行业蓬勃发展，各车企对生产安全的要求也越来越高，设备安全更是重中之重。企业在日常运营中积累了丰富的资料，如故障案例、巡检报告等，这些资料详细记录设备每次突发异常的情形和每个阶段的运行状态，若能将它们深度关联、挖掘和分析，对保障设备安全具有重大意义。为达成这个目标，本案例基于知识图谱和大模型技术，搭建设备维修智能助手，通过智能检索、推荐、问答等能力辅助维修人员进行异常检测、故障诊断，提高问题处理效率，减少设备停机时间，从而提升企业生产效益。

1 案例基本情况

1.1 企业简介

南京柯基数据科技有限公司成立于 2015 年，是一家认知智能领域的人工智能创新企业，公司拥有核心自主知识产权 40 多项，覆盖认知智能全技术链；基于其自研的知识图谱和大模型融合增强技术，打造了新一代智能知识中台及各类知识应用，为工业制造、医药大健康、国防安全等行业赋能，实现各类业务场景知识服务的深度突破。

1.2 案例背景

当前，我国正经历着广泛而深远的产业变革，为鼓励实体经济发展，国家各级政府部门相继出台相关政策以推动营商环境优化和企业数智化发展。汽车行业作为支柱产业，积极响应、主动作为，充分利用人工智能、物联网、云计算等新一代信息技术，在车联网、自动驾驶、智能制造等场景均有突破性应用，智能化设备运维也被提上日程。

虽然企业已收集了很多 8D 报告、故障案例等资料，但它们大都以文档形式存储在纸质或电子媒介中，无法有效地提取和表示，更无法进行智能分析。同时由于知识分布分散，文档之间未形成关联网络，导致孤岛现象普遍存在，不同部门、团

队之间难以实现有效的共享、传承和整合，大大影响了知识利用率。究其原因，造成这种现象主要源于以下 3 大行业痛点：

行业痛点 1：知识准确提取难度较大。

汽车行业设备多、零部件多，故障类型多；信息源涵盖表格、图片、文本、视频、结构化、半结构化、非结构化等，对其进行提取涉及到自然语言处理、图像识别、目标监测多个环节，流程复杂。除此之外，由于专业特点、行业特色、编写人员风格等因素，故障案例所用词汇专业术语较多、俗语较多，各活动间存在多层嵌套关系，因此加重了知识抽取难度。

行业痛点 2：缺乏面向复杂逻辑的智能化知识表示方法。

常用的知识表示方法有产生式表示法、逻辑表示法、知识图谱表示法等，但均具有一定的局限性。知识图谱虽有结构化知识表达与推理的优势，但维护成本高、知识标注困难；大模型具备更强的知识认知和生成能力，但过于复杂的推理逻辑使其决策过程近似于“黑箱”，限制了信息的可信性和可接受性。不难看出，单一技术难以满足高准确性、高时效性、高溯源能力的应用需求。

行业痛点 3：知识应用与业务融合模式不清晰。

虽然许多企业耗费大量精力与资源收纳海量设备文档、故障案例、技术资料，但在实际业务开展时，员工却常常茫然不知如何将这些知识有效运用。同时，业务流程的动态变化未得到知识体系的及时响应，知识应用模式依然停留在旧有框架内，致使业务受阻。智能问答是设备故障知识应用的重要方式，但回答的效果与提问者的关注点、知识背景有较大关系，如何基于现有技术，融合设备运维业务并兼容各层次用户，尚待进一步探索。

为应对以上行业痛点，本案例充分融合知识图谱的可解释性和大模型的强大生成能力，将过去存在于文件和专家大脑中的方法和经验沉淀到设备运维知识库中，通过智能问答、智能检索和推荐能力，协助运维人员进行设备检查、线路异常监测、故障诊断、辅助决策。但知识图谱与大模型融合也存在难点和挑战：

融合时的难点 1：提升知识更新效率存在挑战。

实时性是知识更新效率的关键指标。随着新知识的不断涌现，如何快速地将这些新知识融入知识图谱并实时更新大模型，以满足实际应用的需要，是一个重要的挑战。在融合知识图谱和大模型的过程中，需要进行复杂的知识推理和验证，以确

保更新后知识的正确性和一致性，如何开发高效的知识推理算法和验证机制，是影响知识更新效率的重要因素。

融合时的难点 2：实现安全保障存在挑战。

在知识图谱与大模型融合过程中，需确保数据的安全性、模型的健壮性以及系统的稳定性。大模型虽具有很强的自训练能力，但其训练数据可能包含大量个人隐私信息、商业机密和敏感数据，在数据收集、存储、传输和处理的任何一个环节都可能面临数据泄露的风险；模型被攻击或篡改、大模型生成内容不合规也都是可能面临的安全挑战。

本案例充分考虑以上难点，并基于实践进行解决方案验证。通过建立知识更新机制、提示工程机制，确保知识的实时性和准确性；研发基于深度学习的知识推理算法，结合汽车设备安全领域的专业知识体系，实现高效准确的故障原因推理；在安全保障方面，通过优化系统架构、设计异常处理机制及数据安全机制等方式来实现数据安全。

1.3 案例类型

本案例的类型为知识图谱增强大模型、大模型增强知识图谱、知识图谱与大模型协同的结合。

1.4 方案简介

本方案服务于设备维修相关业务单元，旨在基于知识图谱与大模型融合的核心技术，构建智能化设备维修助手，打造一个能够持续自我学习的虚拟专家，广泛应用于不同类型的设备中。该助手在一个有良好语义理解能力和常识理解能力的 AI 模型基础上，通过阅读手册和文档等知识内容理解其中信息，当使用人员提问时给出实时的维修建议，提高汽车生产线设备故障排查效率，提高生产效益。整体解决方案如图 1 所示：



图 1 “知识图谱+大模型”双轮驱动的设备维修助手解决方案

本方案中，数据层主要包含设备结构化数据、故障记录、维修报告、维修规程操作手册等多模态数据；算法和模型层采用知识图谱融合大模型技术，实现自动化、可视化本体构建，高质量的信息输出；应用层将大模型的语言理解和生成能力与知识图谱的丰富领域知识相结合，建立故障知识体系新范式，通过设备故障快速检索、诊断、方案推荐，为智能化应用提供强有力支持。

2 案例成效

指标 1：故障案例查找时间

故障案例的查找时间从原先手工查找用时 20 分钟减少到基于标签查找的 2 分钟。

指标 2：知识检索准确率

知识检索准确率提升 30%。

指标 3：智能问答准确率

智能问答准确率相比单纯使用大模型问答，从 60%提升到 90%。

指标 4：知识图谱构建成本节省率

基于大模型自动构建知识图谱，相对传统人工标注图谱，节省成本 30%以上。

指标 5：设备检修时长

由于知识应用效率提升，设备检维修时长得到大幅降低，相对于之前减少 30%。

3 案例技术路线

3.1 系统架构

本系统采用微服务架构，满足可扩展性、兼容性要求。设备维护人员和生产管理人员通过统一入口，进入制造领域知识发现平台与 Chatbot 交互，系统基于知识图谱和大模型能力，对用户问题进行语义分析和任务规划，实现大模型问答、FAQ 问答、知识图谱问答等多种问答方式，快速获取所需知识。系统架构如图 2 所示：



图 2 系统架构

3.2 软硬件环境

本项目关键数据库包含：Neo4j、Mongodb、ES、mysql。

系统部署除应用服务器和数据服务器外，额外需要一台算法服务器以满足大模型应用。

3.3 技术路线详情

3.3.1 大模型自动构建知识图谱

知识图谱构建，旨在从多样的数据源中提炼有序、系统的知识表述模型。常规的知识图谱构建方法，通常涵盖本体建模、知识抽取、实体识别等核心技术环节，以此精准刻画实体及其相互间的关联关系、属性特征，从而实现对现实世界知识体系的深度整合。传统的图谱构建流程如图 3：



图 3 传统图谱构建流程

虽然知识图谱构建方法已比较成熟，但传统的方法在数据质量、数据标注、知识运维、构建成本等方面都存在着挑战。近年来，科技进步与数据资源的丰富有力推动了大语言模型研发工作的发展，大模型也展现出在零样本与少样本情境下卓越的知识提取能力。大模型自动构建知识图谱的流程如图 4 所示：



图 4 大模型自动构建知识图谱流程

大模型驱动知识图谱构建关键在于 Schema 的设计和 Prompt 的编制，对于给定的文档集合，应用一系列契合度高的提示模板，高效抽取文本中蕴含的三元组及其附属属性。无需像传统方法一样进行人工数据标注和多次模型训练，极大提升了效率。本案例采用基于大模型的文档标签自动抽取技术，基于文档关键词、实体、主题分类等标签的抽取能力，自动构建知识图谱，如图 5 所示的标签自动抽取：



图 5 标签自动抽取

3.3.2 知识图谱增强大模型的 GraphRAG

面对日益复杂、庞大的数据关系和数据量，知识图谱增强大模型成为数据科学领域备受瞩目的关键技术。大模型在对错误或虚假信息的敏感性方面存在短板，知识图谱可以弥补训练数据的不足，减轻数据稀疏性对大模型性能的影响；同时，知识图谱丰富的背景知识也能增强大模型对自然语言的理解和推理能力，从而帮助大模型更精准地解析复杂的语义关系。

本案例将知识图谱增强大模型应用于 GraphRAG 流程，可精准定位知识，提高问答质量。在意图识别阶段，解析用户问题识别实体，匹配知识图谱，进行实体补全和上下位推理；在 Prompt 组装阶段，从知识图谱中查询背景知识放入上下文，增强问答效果；在结果封装阶段，用知识图谱进行知识修正和知识溯源。知识图谱增强大模型的 GraphRAG 流程如图 6 所示：

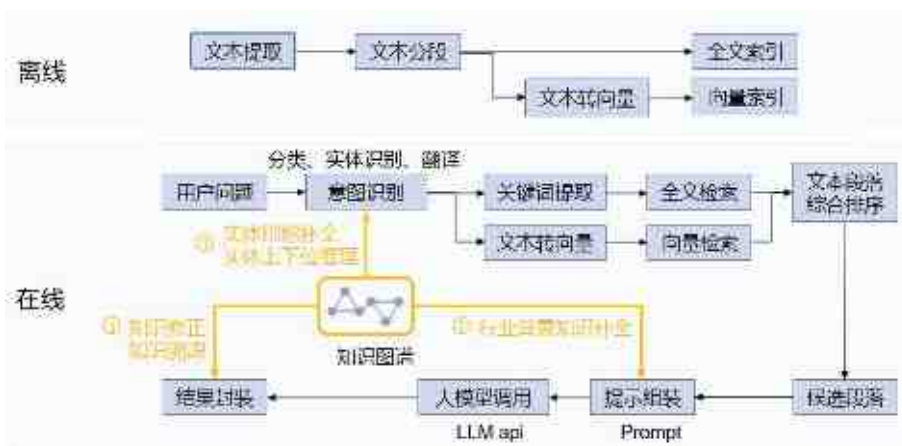


图 6 知识图谱增强大模型的 GraphRAG 流程

3.3.3 企业级 Agent 智能体的知识服务新范式

基于“知识图谱+大模型”的协同，形成企业级 Agent 智能体，其在面对各种复杂任务时，仍可有条不紊地运行。输入环节全方位接收来自不同渠道的指令；规划阶段对任务进行宏观布局，明确各个步骤的目标与方向；任务分解将复杂的大型任务拆分成一个个精细且可操作的子任务，并依据子任务的特性选择最合适的工具执行。此案例通过 Agent 智能体的建立，实现多种方式的故障问答分发、决策性任务处理。智能体运行机制如图 7 所示：



图 7 智能体运行机制

整个过程分成以下 6 步：

- （1）多模态数据输入：将各类数据源、多模态知识库、外界意图等作为输入，建立起对外部世界的感知；
- （2）数据处理及存储：对输入的数据进行清洗、解析、处理和存储；
- （3）规划：基于知识图谱和大模型引擎进行决策规划，并制定下一步计划；
- （4）任务拆解：基于上一步的决策，将任务和目标拆解到具体动作；
- （5）工具调用：调用第三方工具进行任务分发；
- （6）任务执行：执行各工具中的相关应用，完成任务。

3.4 应用场景

场景 1：故障快速处理

由于设备信息分布于各种形式的文档、手册等材料中，且缺少散乱无章、没有可用的检索体系，因此当故障发生时，维修人员只能通过人工分类方式进行检索，导致工作效率低，可参考性差；并且即使大多数企业有知识管理平台，也存在着智

能化水平低、知识结构化水平低、数据标注成本高等问题，亟需大模型这类新兴技术进行优化升级。

本案例通过知识图谱和大模型双轮驱动的技术，构建统一的智能化知识服务平台，涵盖标签化实体抽取、知识图谱自动构建、智能检索、智能推荐等功能，并通过 GraphRAG 技术，融合文本检索、向量检索、图谱检索，极大增强检索效率和结果质量，实现大模型可解释可溯源，为知识问答和场景应用夯实基础。在出现问题时，系统解析用户描述，决定是否能够准确定位问题所在，如能则直接回复用户，若不能则结合领域知识库，使用知识辅助来指导用户快速处理。若问题超出了系统处理能力，则将需求传递给人工服务团队，确保服务质量。

场景 2：设备培训助手

随着设备越来越多，越来越复杂，与其相关的使用、维修等领域知识是否能有效传承是很多企业重点关注的课题。而现实情况是虽对业务人员进行频繁培训，效果却不佳。为解决这个问题，本案例采用知识图谱融合大模型技术，构建设备故障培训助手。将设备运行、巡检、维修等各类专业知识，整合成为一站式的培训知识库，通过知识分类导航、智能检索、智能推荐、智能问答等能力，赋能内部员工培训，提升培训效率和培训体验。

场景 3 设备预测性维修

预测性维修是基于实时数据及历史情况，对设备可能发生的故障进行预测，并给出解决方案的过程，能够有效降低故障率。本案例中构建的设备知识图谱，可用于根因分析和演绎推理，通过特征识别、知识推理、知识图谱增强大模型检索等多种技术，为业务人员提供故障报警、解决方案推荐等应用。

3.5 安全保障措施

3.5.1 内容安全

参考并遵循国际组织发布的相关安全标准和规范来确保大模型的内容安全，如《生成式人工智能应用安全测试标准》和《大语言模型安全测试方法》等；采用数据验证技术检查模型训练数据的质量，防止恶意攻击者篡改模型或注入有害代码，确保训练数据的完整可靠；通过指令调优使大语言模型在处理含有有害意图的查询

时做到安全防护，使用安全提示增强模型识别有害查询的能力；结合实时计算和流式处理技术，实现对内容的实时监测和快速的安全响应。

3.5.2 系统访问安全

基于权限的安全访问控制机制，涵盖以下 4 类措施：

（1）账号安全

强度校验：如强制不少于 8 位的大小写字母和数字的组合；

密码更换周期：如强制 1 个月更换密码；

账号锁定：配置可连续输入错误密码的次数，达到此次数账号即自动冻结锁定一段时间之后自动解锁或者联系管理员手动恢复；

密码加密保存：密码都进行 MD5 加密存储在数据库里，避免明文保存；

密码修改或重置：如果密码忘记，不能通过联系系统管理员直接修改或重置密码，需通过系统的“忘记密码”或者“修改密码”功能进行重置。

（2）异常告警

设置一段时间内普通用户正常访问无法达到的最大请求数、点击频率，当系统监测到某一访问地址超出这些最大值后，自动给相关人员发送异常告警信息，帮助他们及时知晓并作出分析判断。如发现短时间内来自陌生地域的频繁登录，或某个账号在大批量访问和下载数据时及时封锁账号，阻止恶意攻击者进一步深入系统内部窃取关键数据、植入有害程序等，从而保证系统安全。

（3）分级用户权限

将用户进行分级，不同的用户设置不同的功能权限和数据权限。功能权限控制用户可以操作的功能范围，如本案例中普通运维人员仅有问答、搜索等功能权限，而管理员有涵盖系统管理在内的所有功能的权限。数据权限控制不同用户对数据访问的级别，如有的用户可增加或删除，而有的客户仅可查看。

（4）系统日志

日志是事后追溯的有效手段，记录网络中发生事件的信息，包括登录情况、系统性能、异常监测、数据更新等。本案例利用登录日志，记录登录人员的地址、操作内容，当用户登录发生问题时，技术人员可以查看日志中记录的错误信息，从而快速定位问题并解决，提升用户的体验；同时可帮助企业了解用户的行为习惯，以便更好的迭代系统。

3.5.3 数据安全

系统采取如下 3 种安全技术，提高对数据的保护能力：

（1）敏感信息加密保存

如用户密码，传统的未加密方式直接明文保存，一旦数据库被攻破，攻击者便可被轻而易举的获取密码，从而造成用户隐私泄露等问题。本案例采用 MD5 不可逆加密技术，当用户首次设置密码时，系统立即通过 MD5 加密算法对密码进行处理，依据密码的复杂程度、特性等生成哈希值存储在数据库中，一定程度上避免了密码被破解的风险。

（2）逻辑删除

逻辑删除并非真正消除数据记录，而是在执行删除操作时，为数据做删除标记，这些数据仍然可以通过垃圾站或者数据层面的操作恢复。这种方式优势较多，若日后发现被“删除”的数据是误操作，或是因业务需求重新启用该数据，只需将对应的删除标记还原，数据就能迅速恢复到可用状态，有效避免了数据丢失的情况。

（3）数据备份恢复

系统对于数据定时进行备份，在发生意外的情况下可以利用备份数据恢复，降低系统数据破坏的损失。备份方式有全量备份、增量备份、本地备份、云备份等。全量备份恢复过程简单，但时间长，存储空间需求大。增量备份速度快，节省存储空间，但恢复复杂，依赖性强。此案例多种备份方式混合使用，根据特定场景需要选择不同的备份方式。

4 案例示范意义

4.1 构建行业数智化应用新范式

本案例基于“知识图谱+大模型”双轮驱动的关键技术，全面汇集非结构化及结构化信息，涵盖标准规程、专家经验、故障记录、设备系统数据等知识。通过深度挖掘文本、数据中存在的知识和规律，实现设备故障闭环管理，构建兼具理解、推理、溯源等多方面能力的知识服务新范式，为行业数智化应用提供范例参考。

4.2 提升企业生产效益

本案例基于自然语言处理算法对海量文本进行智能分析，并利用人工智能将过去存在文件和专家大脑中的方法和经验沉淀到知识库中，在设备出现故障和缺陷时，向指挥和检修人员提出潜在的故障原因，并提供故障案例，可视化形象显示等，提高决策效率、降低运维成本和停机时间，从而提升企业生产效益。

4.3 推动人工智能发展 促进产业创新

知识图谱指导大模型对特定领域进行正确和精准的认知，提高模型的理解和推理能力；大模型基于统计学习的范式，增强知识图谱构建能力，实现更高效的知识获取。两者融合能够更好地理解和应对复杂的现实世界问题，进而促进人工智能在自然语言处理、语义理解、推理和任务生成等方面的发展。同时，知识表示与理解的双重突破也使得不同领域之间能够快速发现潜在联系和创新点，有助于打破领域壁垒，促进跨领域的合作，推动产业创新发展。

5 存在的问题和不足

知识图谱与大模型的互为增强技术提升设备故障诊断的效率，显著降低了成本，但在实体、关系、属性自动抽取准确率方面仍需进一步提高，可通过优化提示词、增加实体类型抽取时的定义说明、注意事项等方式来解决；其次，当前所覆盖的设备种类相对单一，对于复杂设备的复杂问题仍需较多人工处理和决策，可通过建立涵盖不同设备质量、设备状态和设备处置相关规定的信息规则引擎，搭建智能体，加快任务的分配和决策。

6 展望

6.1 多行业多场景合作

知识图谱和大模型融合的技术应用前景广阔。首先政策支撑力度强劲，国家高度重视人工智能发展，为知识图谱、大模型技术应用提供了广阔的空间；其次企业对于获取更深层次的知识洞察和更明智的决策、提升经济效益方面需求旺盛，场景丰富。知识图谱和大模型互为增强能够整合大量多源信息，形成结构化的知识网

络，增强创新能力，随着这一模式在设备智能维修领域的成功应用，我司致力于将其推广到整个汽车行业及其他行业的多场景中。

6.2 标签抽取规范制定

将在实践应用基础上，逐渐形成符合行业背景的标签抽取规范。标签自动抽取能够降低成本、增强检索、问答能力，其效果好坏跟是否遵循一定的抽取规范有较大关系。定义规范可以保证在不同的文本或数据集中，对于相似内容抽取的标签是一致的，易于理解和解释，也便于模型训练和优化。在制定过程中需要确保标签定义清晰明确；关注标签体系的完整性和一致性，使其能够覆盖所有可能出现的主题或类别。



案例 15 医药大健康行业-面向医生的医学知识助手

◆ 案例简介 ◆

在医药大健康行业，医生在临床工作中，需要及时获取最新、最可靠的临床研究证据来支持诊疗决策。面对复杂多样的临床问题，研究人员希望能迅速从海量的医学指南、文献论文中找到针对性强、证据等级高的研究成果。而医药企业在药品上市时需要让更多的医生群体能够及时了解到相关产品和疾病的最新进展。但是在实际的学术传递与推广中，面临以下几大问题。一方面，“医药分离”背景下，药品进院及推广都对销售团队以及经销商人员的专业能力提出了更高的要求。另一方面，在医生端，由于医生面临着学术资料数量多，更新快，无法快速有效学习以提升诊疗和科研能力等相关问题。因此需要搭建更加智能合规的医学学术推广应用。本案例系统的核心技术为知识图谱和大模型双轮驱动的 GraphRAG，实现合规医学素材段落原文问答与溯源，确保学术推广的合规性。同时大幅度降低了企业知识库构建的成本，有效提升了知识学习与传递的效率。

1 >> 案例基本情况

1.1 企业简介

南京柯基数据科技有限公司成立于 2015 年，是一家认知智能领域的人工智能创新企业，公司拥有核心自主知识产权 40 多项，覆盖了认知智能全技术链。公司自研领先的知识图谱和大模型融合增强技术，打造新一代智能知识中台及各类知识应用，为工业制造、医药大健康、国防安全等行业赋能，实现了各种业务场景知识服务的深度突破。

1.2 案例背景

本案例的跨国药企是一家以研究为基础，从事药品的开发和销售的生物制药公司。主要重点领域包括人类免疫缺陷病毒（HIV）/艾滋病，肝脏疾病，如乙型肝炎和丙型肝炎和心血管/代谢和呼吸条件。基于学术推广的需求，需要打造面向 HCPs

的统一的医学学术智能交互入口，提升 HCPs，包括一线、基层医疗卫生专业人员与公众号平台的整体互动有效性，增强基础医学知识与学术数据的可及性。

行业痛点 1:学术推广的合规性要求

医药大健康行业，面向医生端的知识服务需要满足强合规性，所有传递的学术内容需要提前通过审核部门的合规审核，包括循证的 PPT，指南和文献等学术材料。而目前大模型普遍存在“一本正经的胡说八道”的幻觉问题，无法满足合规性要求，需要在方案中重点解决，避免合规性问题。

行业痛点 2:医生用户的提问有较强的医学逻辑，语义理解难度大

在知识服务应用中，医生的提问会有较强的专业性，有较多的疾病领域和临床研究的专业术语，使用简单的语义理解模型无法满足医生需求。大模型的语义理解能力强，但大模型本身是通用的，在医学领域尤其是医学术语层面不具备专业性。如何增强大模型在医学领域问题的语义理解能力是方案重点。

融合时的难点 1:实体标签自动化抽取

医学知识图谱的来源为权威指南、文献或者教科书等，这些基本都是非结构化的数据源。如果通过人工构建医学知识图谱，构建成本太高，基本无法落地和持续更新。而大模型本身具备较好的信息抽取能力，在项目落地过程中，使用大模型针对医学知识图谱的各类实体进行了自动化标签抽取，同时关联原指南和文献的段落内容，形式标签关联的知识图谱。大模型增强实体标签抽取过程中，自动化程度是关键。自动化程度越高，人工校验的成本就越低。

融合时的难点 2:医学知识图谱如何增强大模型

医学知识图谱中有较多医学专业术语和关联关系等，本身具备较强的医学逻辑性和可解释性。知识图谱三元组包括医学专业术语的同义词和实体间的关联关系，再将三元组给到大模型，最终增强大模型的语义理解是解决行业痛点的有效方案。那么，如何实现医学知识图谱的常识信息增强大模型，且有较好的效果，是融合时的难点之一。

1.3 案例类型

本案例的类型为知识图谱和大模型的结合。

1.4 系统简介

本系统在建设过程中面临的挑战：

- （1）国际指南多：抗真菌和肿瘤领域是最新的产品线，最新的治疗理念多来自国外英文指南。指南数量多，更新速度快。
- （2）人工成本高：医学人员在使用原有的内容生成方式，需要先人工进行翻译，再生成 FAQs，并经过医学部审核，整体所需时间长、成本高。
- （3）AI 交互不智能：基于 FAQs 提供给医生使用的 AI 交互不够智能，无法持续吸引医生使用，医生活跃程度不够。

基于以上挑战，给出解决方案如下：

- （1）基于医学指南的结构，半自动化构建疾病领域知识图谱；
- （2）通过调用大模型服务，快速实现多种模型的评估工作。选择基于大模型实现医学知识图谱检索增强 GraphRAG，让医生快速全面获取所需内容，循证溯源到指南对应原文的段落和页码；
- （3）支持中英文提问，展示的指南段落遵循医学循证逻辑，可进行优先级排序，同时确保段落可读性，提升 AI 交互性；
- （4）借助大模型服务对跨语种文档进行总结，提取关键信息，提升医学内容可读性。

本系统的核心能力介绍：

- （1）大模型辅助合规医学循证内容生产、审核、发布全流程,打通药企合规系统,打造企业级人机协同的智能知识管理平台。
- （2）基于知识图谱和大模型的自动标签（以下图 1 为系统截图的自动标签效果）、AI-Chat 和 AI-Write 功能,提升知识生产效率。
- （3）GraphRAG 检索增强式问答应用,并循证溯源到对应原文段落和页码,满足合规要求。



图 1：系统截图

2 案例成效

指标/特性 1:新产品上线效率

针对新产品，提升医学学术内容上线的效率，降低人工成本，最终让医生尽快知道如何使用产品，并将最新的治疗观念带给医生。以 5 篇国际指南为例，之前需要 2 个月的上线时间，使用 GraphRAG 最新方案后，5 天时间即可达到上线标准。综合降低人工成本 60%，提升上线效率 80%以上。

指标/特性 2:用户活跃度

使用知识图谱增强大模型 GraphRAG 进行问答，可实现中英文提问，并基于原文进行全面准确的回复，回复结果支持中英互译。从用户交互层面，AI 交互更加智能，能够吸引医生持续使用并提升整体医生端的活跃度 50%。

3 案例技术路线

3.1 系统架构

本案例系统的架构（详细见下图 2 系统架构），底层使用的是 LLM 大语言模型，一方面，基于大模型的能力，业务人员定义需要进行抽取的实体类型、定义说明以及一些注意事项等，不断实验以及测试集测试，实现基于 LLM 的中英文自动

知识抽取。另一方面，基于指南、文献、说明书等各类医学素材进行 OCR 识别，并自动抽取段落和图表的摘要和标签，最终形成多维度智能知识库。知识库包括标签关联的知识图谱和医药领域知识图谱，当用户进行复杂提问时，知识图谱内容输入给到 LLM，增强大模型进行语义理解和检索，从而实现准确率较高的智能问答应用。

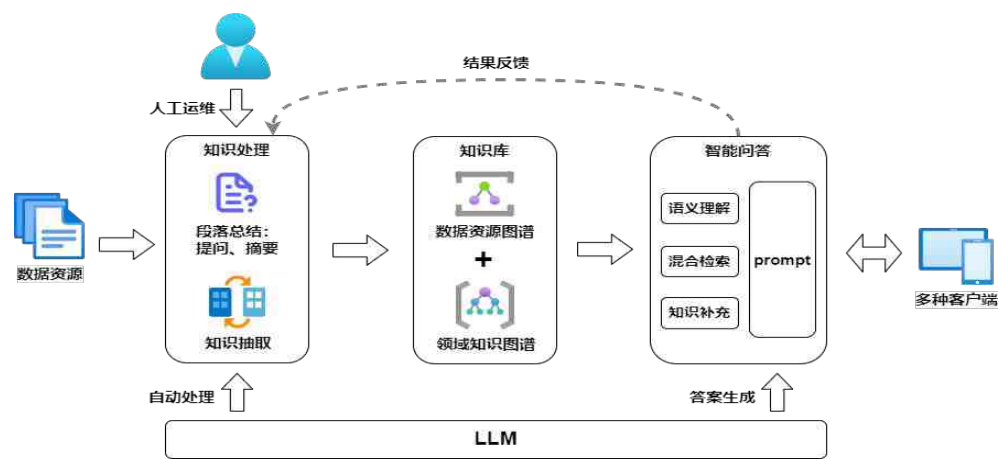


图 2：系统架构

3.2 软硬件环境

本案例系统所需的软硬件部署清单如下，表 1 为系统部署服务清单，表 2 为系统部署依赖中间件。

表 1：系统部署服务清单

系统部署服务清单	
服务	功能备注
gateway	后端服务网关
info-base	知识管理服务
search	搜索服务
sysmgnt	系统通用管理服务

表 2：系统部署依赖中间件

系统部署依赖中间件	
名称	版本备注
mysql	v5.7.36
redis	v5.0.13
mongodb	v4.4.2
elasticsearch	7.6.2
nacos	v2.1.1
nginx	1.x
Docker	v20.10
minio	RELEASE.2022-01-04T07-41-07Z

3.3 技术路线详情

3.3.1 技术 1:用户提问检索与问答流程

本案例用户提问检索与问答流程中（图 3），医学知识图谱的增强方法和主要价值如下：

（1）医药术语标准化处理，如优赫得（商品名）处理为德曲妥珠单抗，老年人、老人处理为老年患者等；

（2）扩展实体范围，如问题中出现肺癌，通过知识图谱上下位关系，将非小细胞肺癌、鳞状细胞癌等亚型纳入查询范围；或同一靶点在不同疾病中的内容，如 HER2 蛋白可在乳腺癌、胃癌、肺癌等多种肿瘤表面表达；

（3）增强大模型 Prompt，知识图谱三元组的医学逻辑更符合业务需求，LLM 能够利用三元组信息更准确地评估内容的相关性和重要性，从而生成更高质量的排序结果和智能总结。



图 3：用户提问检索与问答流程

3.3.2 技术 2:人机协同的自动化知识处理流程

在各类医学素材文档上传、基于 OCR 段落识别后的结果，需要进行多维度知识构建，包括基于 LLM 大模型的实体标签抽取，知识图谱自动关联构建以及 FAQ 自动生成等。最终智能知识平台包括分类后原素材库、结构化标签化数据、知识图谱、FAQ 和大模型实时生成和翻译的内容。图 4 为人机协同的自动化知识处理流程。

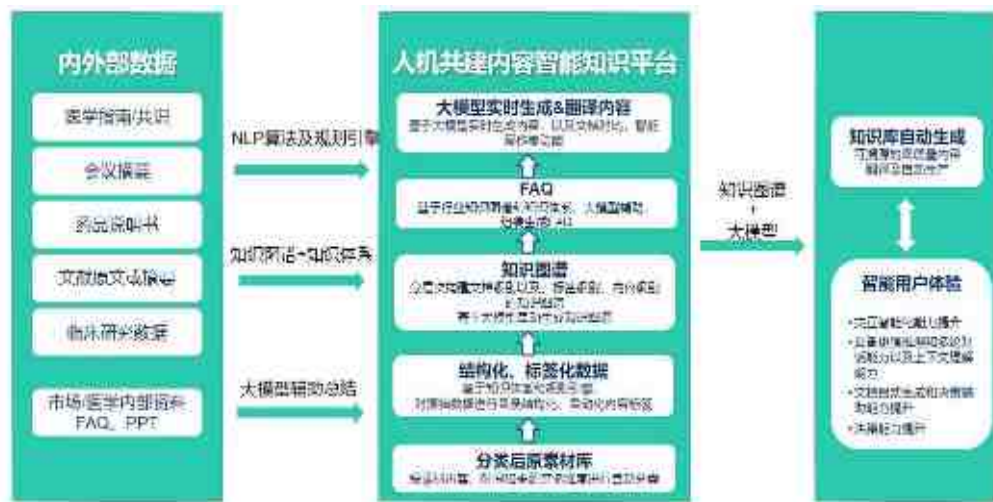


图 4：人机协同的自动化知识处理流程

3.4 应用场景

本案例的应用侧为接入到客户方公众号平台的微信小程序，可以实现多种场景，包括 FAQ 精确回答，基于大模型的中英文提问等。

业务场景 1：FAQ 精确问答

医生用户在小程序中若询问答案内容较多的问题，如“如何进行毛霉病的目标治疗？”文字的答案无法全部覆盖，则会以详细解答附件的形式，展示所有的答案内容，包括图表部分。点击详细解答，可在手机端阅读浏览，图 5 为 FAQ 精确问答的展示。



图 5：FAQ 精确问答



图 6：基于大模型和知识图谱的 GraphRAG 问答

业务场景 2：基于大模型和知识图谱的 GraphRAG 问答

医生在小程序提问一个中文/英文问题后，无论是否有可匹配的 FAQ 答案，均会在知识库中定位至较为相关的多个段落进行原文展示，国际指南优先级更高。同时会展示对应的参考文献和对应页码，点击后可以直接定位到对应页码，方便阅读；每个段落支持中英互译，同时段落的下方展示声明话术（段落内容和翻译均仅供参考）。图 6 为基于大模型和知识图谱的 GraphRAG 问答。

3.5 安全保障措施

3.5.1 系统安全保障措施

本案例系统通过以下安全保障措施满足系统安全性、合规性要求：

- （1）大模型问答所使用的数据全部是开源可获取数据，不涉及内部文件；
- （2）在小程序用户端，用户提问后给到的答案为指南原文，不做任何改写，并溯源到对应页码，可进行上下文查看和阅读，不涉及大模型的幻觉问题；
- （3）所有的答案下方均统一展示声明话术，答案部分仅供参考；
- （4）大模型的总结回复为 Prompt 技术路径，不涉及到大模型的模型训练，在总结回复的流程中，仅候选的切片段落传输给大模型，不会将完整内容传输给大模型，最大程度保障各环节的信息安全。

3.5.2 用户隐私处理流程

用户在使用小程序时，使用用户隐私处理流程，可确保用户隐私合规。图 7 为用户隐私处理流程。

（1）用户数据仅涉及用户提问，不涉及其他任何信息。数据库和系统部署为私有化部署，所有的数据信息、日志信息都存在企业内部；所有用户的个人信息都是以 id 的形式和问题关联，整个过程不会有用户信息（包括 id）的传输；

（2）问题分发，①首先判断是否为隐私和药物警戒问题，若是则进行话术提醒，引导联系专业团队；②若不是再看 FAQ 是否有答案，将核心的问题制作成 FAQ，优先使用 FAQ 内容回复，此部分在本地，不会使用大模型；③若 FAQ 没有答案，才会使用大模型在内容库中寻找相关段落内容；只有第 3 步涉及到大模型服务；

（3）针对以上第③步，候选的切片段落会传输给大模型，因此内容库仅存放审核过的材料以及适合让外部了解的材料，避免隐私信息以及对产品有消极影响的信息。

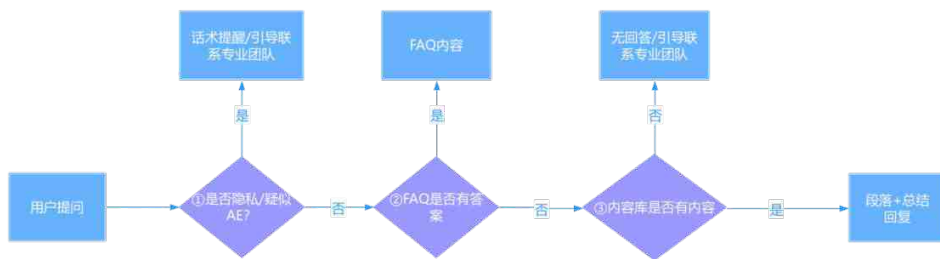


图 7: 用户隐私处理流程

4 案例示范意义

示范意义:项目可推广性

医药大健康行业的跨国药企、国内药企以及器械企业等均需要基于产品和疾病领域进行学术推广，将指南的金标准传递给目标医生用户。而药械企业的医学知识内容一般由医学部负责，人工成本高，使用 GraphRAG 的方案可以降低大幅人工成本，且该方案可以在其他企业进行推广使用，在行业中具备很强的示范意义。

5 存在的问题和不足

使用大模型进行实体标签抽取和问答时，需要一定的 API 调用成本。当使用量提升后，会有一定的并发性能风险，需要从资源成本和配置层面统一考虑。目前的方向是建设企业的知识中台，除了知识的处理自动化，还需要整体考虑底层大模型和算法的资源情况，确保性能方面没有问题和风险。

6 展望

6.1 展望 1:疾病领域的拓展

目前本案例已经覆盖了客户方最新产品线的 2 个疾病领域，几乎覆盖了从药品机制到适用人群、不良反应等内容，下一步计划覆盖更多的疾病领域，继续使用医学知识图谱增强大模型的技术方案实现知识处理的自动化，并提供更加智能的问答服务。同时不断搜集医生用户的使用反馈，并根据用户反馈继续更新，以覆盖更多的目标用户。

6.2 展望 2: 行业的拓展

本案例作为行业的标杆，具有示范意义。除了医药大健康行业的拓展，在其他行业也可以进一步拓展。下一步计划在工业制造领域拓展目标客户和合作伙伴，在知识处理自动化过程中，持续积累工业制造领域的语料数据，辅助大模型自动化抽取实体标签，更加高效地搭建智能知识库。



案例 16 政府行业大模型技术及应用

◆ 案例简介 ◆

针对当前大规模中文多模态数据处理手段单一、文本生成内容不可控、计算资源受限等问题，项目围绕面向数字政府政务服务领域的专业大模型关键技术及系统。通过技术研究突破，构建混合云架构模式下人机协同的领域大模型技术体系，通过研发系统及应用，着重攻克 AIGC 内容生成质量和数据安全性方面的主要难题，构建“管得住、用得起”的领域知识增强型政务领域专业大模型，为构建新一代政务服务模式、加快转变政府职能提供技术支撑和典型示范。

通过项目实施，期望实现大模型在政务服务智能问答、智能搜索等数字政府应用场景的深度融合与落地应用，降低大模型场景落地的成本，对推动和促进国家治理能力和治理体系现代化具有重要意义。

1>>> 案例基本情况

1.1 企业简介

拓尔思信息技术股份有限公司是目前国内大数据领域的领军企业，历经三十年的深耕和积累，在中文检索、自然语言处理等领域始终处于行业前沿，公司 2011 年在深交所创业板上市，股票代码 300229，是第一家在 A 股上市的大数据技术企业。

公司作为人工智能、大数据和数据安全产品及服务提供商，为各行业用户的数字化赋能。公司业务根据行业应用的不同，可划分为数字政府、融媒体、金融科技、数字企业、公共安全五个版块；根据技术领域的不同，可划分为人工智能、大数据、数据安全、信创四个领域；根据服务模式的不同，又可划分为软件产品、大数据服务、订阅制 SaaS 服务、软硬一体化产品四种模式。

1.2 案例背景

在政务领域，针对大模型的垂直应用整合不足问题，研究人类情感分析、多轮对话、智能内容创作，知识图谱融合等技术，推动大模型的规模化落地应用。通过

多模态感知，构建智能化的政务问答服务、知识型搜索引擎、公文辅助写作系统，提供更加高效、便捷的政务服务。应用如图 1 所示：



图 1 政务领域大模型应用入口界面

行业痛点 1: 优质中文数据集稀缺

具体到特定的行业领域，垂类模型强调垂直领域的 Know-How，需要增强该领域的知识数据以及针对特定任务的微调。行业不同，场景不同，指令微调的区别也极大。比如传媒更关注新闻生产的真实性、实时性及知识服务的内容安全、主流意识形态；金融领域更关注风控、可信、以及研报生成的效果等。因此，垂类大模型对数据集的权威性、质量、规模、多样性、及时性、安全性等要求提出了更高的挑战。

行业痛点 2: 可控可信内容生成缺陷

“价值观对齐”是 AI 控制的一个核心问题，即要求 AI 系统的行为方式要和人类的价值观与利益相对齐（保持一致）。基础大模型的预训练数据是非常多样化的，并没有一致的“价值观“或者”偏好”。不符合人类价值和利益的 AI 可能会有意或无意伤害人类，例如，超大规模预训练模型生成大量符合语言规则但完全失实的信息，甚至对弱势群体发表歧视性言论等。

行业痛点 3: 大模型知识更新慢

大模型作为封闭的知识库，存在无法访问外界知识、知识更新不及时、灾难性遗忘等问题，导致其在快速变化的政务领域中无法及时反映最新政策、法规和社会动态。这种限制使得模型在提供实时、准确的政务服务时面临挑战，影响了用户对信息的及时获取和决策的准确性。

行业痛点 4: 公文写作种类繁多

在政府行业的公文写作中，大模型面临公文种类繁多，容易导致使用不当和语言不规范的问题。素材分散使得组织材料效率低下，常用词的错误使用和政治敏感词汇的掌握困难，进一步增加了撰写和审核过程中的复杂性。这些问题影响了公文的准确性和效率，增加了政务工作的挑战。

知识图谱与大模型融合难点或痛点 1: 大模型依赖于高质量的训练数据

在知识图谱与大模型的融合过程中，一个显著的难点是大模型对高质量训练数据的依赖性。没有足够优质的数据支持，模型可能无法准确捕捉特定领域的细节，导致在实际应用中表现不佳。这种数据不足可能会限制模型的专业性和准确性，使其难以有效应对复杂的政务需求。

1.3 案例类型

政务领域知识图谱与大模型协同

1.4 系统或方案简介

政务领域应用大模型是未来的趋势和方向，可以为政务服务和政务办公带来更高效、更智能、更便捷的应用体验。大模型可以助力政府机构为公众、企业主体提供高质量的精准服务，优化流程性任务的体验，并根据用户交互信息、历史数据做出快速而准确的建议，实现高效便民惠企服务。同时，智能体还可以作为政务工作人员的智能助理，提供快速的日常工作帮助，大大提高政务工作效率。

2 案例成效

2.1 智能问答成效

政务网站往往栏目繁多，内容丰富，这对公众获取目的性信息造成了障碍。公众往往需要花很长时间才能找到目标网页，有的宁愿排队等候人工客服，甚至亲临办事窗口咨询相关业务。拓尔思针对公众网上办事无从下手的痛点，为政务网站用户提供个性化的智能问答信息服务，使其精确地定位政务网站的法规、办事流程等

知识点，提高政府办事能力，图 2 展示了智能问答系统功能。本案例综合运用了自然语言处理、信息检索、知识图谱等技术，通过语法语义分析、问题分类、问题解析、信息源自动识别与评价、实体识别与关系抽取、信息搜索、逻辑形式生成、知识表示与推理、提取备选答案、对备选答案证据的搜寻、对证据强度的计算和综合等一系列处理流程，构建政务领域知识库，大模型结合 RAG（检索增强生成）技术实现智能问答。从而提升对话式 AI 问答交互体验、拓宽场景应用空间，帮助用户更加快速、准确的获取问答信息，因此在政务服务大厅机器人、政务门户网站及政务服务平台智能问答中发挥重要作用。



图 2 智能问答系统功能展示

2.2 智能检索成效

近年来，随着政务公开、“互联网+”政务服务等工作的深入推进，我国各级政府网站的信息量增长非常显著，通过搜索引擎查询所需的信息或服务，已成为公众获取信息的主要方式。国务院办公厅在推动政府网站和“互联网+政务服务”的多个文件中也明确要求，要优化站内搜索，方便用户查找信息。拓尔思基于知识图谱图数据库的混合存储架构支持结构化与非结构化数据统一处理，将向量嵌入作为图节点属性，实现文本、图像、视频等多模态数据的联动检索，通过图遍历与向量相似度计算的协同，可同时捕捉语义关联。大模型反馈的数据自动扩充知识图谱节点，让政务领域知识库知识动态增量更新。图 3 展示了智能检索系统功能。大模型

与政务领域知识图谱的融合，驱动智能检索功能跨越式发展，以搜索实现信息服务与服务直达，满足用户搜资讯、搜公开、搜政策、搜服务、搜互动、搜微信、搜微博、搜图片、搜视频、搜附件等多元化需要；搜索结果“精准快”，支持拼音搜索、语音搜索、百姓体搜索、全文搜索、下拉提示、自动纠错、关键词推荐、框搜索、敏感词屏蔽、二次搜索，使搜索更贴近用户意图；搜索结果呈现更直观，搜索结果的多维排序、关联信息、领导名片、机构名片、排重过滤、筛选过滤、可能感兴趣等功能实现搜索结果清晰、有效、智能呈现。



图3 智能检索系统功能展示

2.3 公文写作成效

拓尔思基于大模型和知识图谱融合在政务领域公文写作可智能高效辅助政务业务人员提高公文写作效率。政府公文写作遵循一定的格式、制式规范，部分诸如业务数据、单位名称、相关政策、文号、发文字号、发文机关等要素相对固化，业务人员在写作时，仍需要查阅历史发文、政策法规、业务数据和关联机构等素材，而这些素材分散在各个系统中，查找起来费时费力。针对公文写作中常规固化的内容，拓尔思基于大模型的公文机器写作可基于过往的公文样例、模板进行自动生成，对于知识库中涉猎的营商环境、政府意识等主题内容，提供素材指引，为政务工作降本增效。图4展示了公文写作系统功能大模型与知识图谱的融合重塑内容生成的技术范式，在知识准确性与创作效率的协同提升。



图 4 公文写作系统功能展示

3 案例技术路线

3.1 系统架构/方案架构

面向数字政府领域的专业大模型及系统通过突破一系列关键技术，新研和改造政务大模型支撑平台，用于开发、训练、优化和管理人工智能模型，支撑平台由由多模态、高质量的领域训练数据集协同构建系统、高性能大模型训练与推理平台以及大规模图计算系统等组成，可在多场景落地形成一系列行业应用示范。总体架构如下图 5 所示：

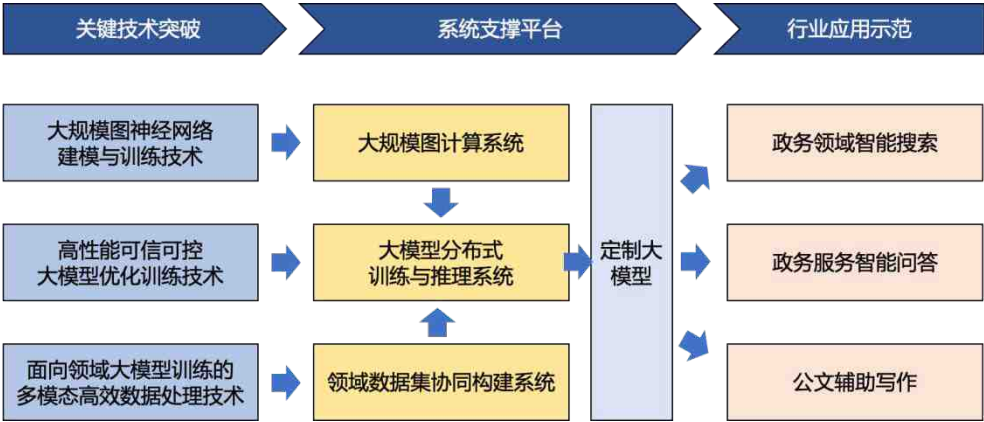


图 5 总体架构

3.2 软硬件环境

本项目投入 30 台高性能计算服务器、10 台训练服务器、20 台 AI 推理服务器，数据资源规模超千亿级，具备日均亿级数据接入和处理加工能力。

3.3 技术路线详情

3.3.1 运用大模型增强知识图谱数据处理

在实体解析与匹配环节，使用大模型帮助标注训练数据，减少手动标注的工作量。大模型可以生成高质量的规则库，用于实体匹配；在知识图谱文本提取环节，利用大模型的上下文理解能力，无需大量领域特定的训练数据，使用大模型进行命名实体识别、关系提取、事件提取等；在知识构建环节，使用大模型进行链接预测和三元组提取。

3.3.2 运用知识图谱增强技术来减少 LLM 中的幻觉生成

“虚幻生成”是大模型存在的一大问题，交互中会生成不少的事实性错误，对一些老幼皆知的简单问题也会一本正经的胡说八道。此外，大模型是一个封闭的知识库，无法与时俱进关联最新信息。使用检索增强生成模型（如 RAG 和 RALM）在生成过程中提供相关文档，减少幻觉。。

3.3.3 知识图谱和大模型融合协同技术

在知识图谱和大模型融合项目中，大模型和知识图谱扮演着平等的角色，并以互利的方式工作。这种框架包含多个层次：数据层、协同模型层、技术层和应用层。在数据层中，大模型处理文本数据，而知识图谱处理结构化数据；在协同模型层中，知识图谱和大模型相互协同以提高其能力；在技术层中，融合两者的技术优势进一步提升性能；在应用层中，协同化的知识图谱和大模型可以解决各种客户的实际应用问题，如搜索类问题、推荐类问题等。

3.4 应用场景或应用方式

3.4.1 政务领域智能问答

政务服务智能问答可应用于政府网站智能问答、办事 APP 实时咨询、政务服务大厅机器人引导等场景，具备以下功能特性：

（1）所言所得

网民通过自然语言表达自己的需求，无需复杂的菜单或过滤器，可自由地以最自然、最方便的方式来表达诉求，实现直觉通路。系统理解并准确捕获用户的非结构化描述意图，跳过操作层实现服务，直接通过理解用户的需求来提供结果，让用户的体验更为顺畅。

（2）个性化内容推荐

自动生成个性化内容和推荐，自动回答问题，提供 7*24 小时服务，同时能够更好地理解和处理地域性语言、方言及文化背景，从而提供更高质量客户支持和个性化主动关怀。

（3）多轮对话

大模型参数更新的代价较大，在对话过程中不更新参数，因此无法记忆对话历史。可以结合对话控制程序，代替大模型来记忆和管理历史，把对话历史构造为提示信息，送给大模型作为参考，使其看起来具有记忆和多轮对话等能力。

（4）溯源分析

支持在每个回复的底部标注引用来源，用户通过单击其中引文来验证生成文本的准确性。

采用基于稠密向量的知识库搜索引擎技术，根据用户提问，到知识库中搜索数据，对生成结果进行事实检查与行业知识回溯，确保结果的真实性与可解释性。对搜索结果进行拼接后，送入大模型进行加工处理；对生成结果进行事实检查，检测与事实不符合的内容，并采用错误修订技术，对虚假生成结果进行修订，有效提升文本生成质量。

（5）图表生成

提供基于自由对话的 NL2SQL 功能，将用户的自然语言输入转化为对数据库表的 SQL 查询语句；将生成的 SQL 语句提交到数据库中检索，将获取到的检索结果进行汇总处理后形成可视化图表，并输出到界面。

（6）结合政务虚拟人提升服务亲和性

在政民互动环节基于大模型赋予虚拟人业务支持能力，实现 7*24 的在线服务，支持多轮互动、拟人化答复内容的自动生成以及业务知识的实时获取。大语言模型加多模态支持，结合声音识别、人脸识别、动作识别、情绪识别，降低虚拟人

创作成本，快速生成一键合成具备丰富表情、动作、形态的政民互动虚拟主持人，实现真人—虚拟人多模态交互。

3.4.2 政务领域智能搜索

政务领域智能搜索可提供聊天式的智能化检索，提供对话式智能搜索、政策智能解读、政策智能比对等功能特性：

1、对话式智能搜索

（1）提供自由对话能力，用户可在知识助手中以多轮对话的方式进行交互，知识助手基于大模型中的海量固有基础知识以及动态更新的安全知识库进行响应。知识库根据用户提问，搜索新数据，把搜索结果拼接后，“喂”给大模型，大模型基于超强的归纳整理能力，对文本进行改写生成，“吐”出结果。

（2）搜索结果页总结提炼，在搜索结果页中，基于大模型能力，根据用户搜索词和智搜返回的搜索结果集，总结提炼关键知识点，并以链接的形式提供数据来源，供用户溯源查看原始文档。

（3）搜索详情页知识助手，在搜索详情页（文档、新闻或其他资料）中，用户可在知识助手中以多轮对话的方式进行交互，知识助手基于大模型能力以及对当前页面信息的总结提炼进行响应。

2、政策智能解读

支持对最新发布的政策进行智能解读，具备实时数据接入模型进行识别、问答。支持对政策核心内容进行解读，生成总结，包括总体目标，重点任务，政策措施等。支持对政策文件中的企业扶持、补贴等信息进行解读，为企业办事提供支持。支持对政策发布影响企业迁入迁出进行智能研读分析。

3、政策智能比对

支持对不同地区的产业政策，或者相同地区不同时间段政策进行比对，进一步为企业提供信息服务。

3.4.3 公文辅助写作

大模型与知识图谱融合能够根据用户输入的主题词和知识图谱，自动生成系列检索关键词，并检索推荐相关内容，通过提示学习、检索增强等，进行大模型可控文本生成，也可通过小模型算法，进行图、表等多元化内容生成，最终自动融合并生成研究报告，为用户提供及时有效的专业化信息支撑。在公文写作中可控文本生

成功能是报告内容生成的核心。它基于用户输入的报告主题词、大纲以及数据资源检索结果，利用 RAG 生成初步的文本内容。此功能不仅支持用户根据需要对文本进行二次生成、扩展生成、精炼和润色等，还允许用户控制文本的生成长度，确保报告内容的准确性和完整性。同时，系统还能够自动列出被引用的文献，帮助用户避免版权问题并提升报告的价值。

3.5 安全保障措施

在知识图谱与大模型的融合中，数据安全和隐私保护成为设计的重点。拓天政务大模型通过采用私域部署和安全加密网络环境，确保了数据的安全性和隐私性，同时还能进行高效的数据分析和处理。；在系统安全方面拓天政务大模型具有用户、角色、权限管理以及系统日志、备份和恢复等常规管理功能，通过用户、角色和权限管理功能，管理员可以精确地控制用户对系统的访问和操作权限，保障系统的安全性和数据完整性。同时，系统日志功能可以记录用户的操作行为和系统运行状态，为故障排查和性能优化提供重要依据。备份和恢复功能则可以确保在意外情况下系统的数据安全和快速恢复能力。

4 案例示范意义

4.1 向量引擎与搜索引擎相融合的国产新型数据库

创新性地提出融合向量引擎和全文引擎的国产新型数据库，既保留了传统全文引擎的词语匹配的优点，也引入了向量数据库的深度语义匹配的优势，并实现了多字段的联合检索，极大地拓展了国产新型数据库的应用领域，实现从全文检索升级到文本语义检索、跨模态搜索，并可作为大模型的领域知识和上下文记忆的大脑，有效解决大模型的实时知识融合问题和多轮对话的上下文长度限制问题。

4.2 中文特性增强的可控生成

针对大模型天然存在的价值观偏见、容易被诱导等问题，本案例通过中文官媒及中宣知识注入、社会主义核心价值观数据构造、价值观对齐以及安全围栏等方法，基于 RLHF、DPO 等技术训练面向特定行业或机构的“价值观”和“偏好”，例如国家安全价值观、国家传媒价值观等，实现中文特性增强的安全可控的文本生成。

4.3 知识库与大模型的融合技术

针对大模型存在的无法访问外界知识、知识更新不及时、灾难性遗忘等问题，本案例提出一种增量微调与外部知识库检索结合的方法。增量微调方法可以在冻结绝大多数参数的基础上定期更新知识；外部知识库检索方法可以让大模型具备实时访问外部知识的能力。通过两种方法的结合，实现了知识库与大模型的有效融合。

5 存在的问题和不足

在政务领域，大模型与知识图谱的结合显著提升了流程的效率和回答的准确性。然而，这一结合对内存和算力的需求较高，可能在硬件资源有限的情况下成为瓶颈。例如，硬件加速能力不足时，大模型的推理速度和知识图谱的查询效率会受到影响，降低系统的响应速度。此外，当两者并行运行时，对硬件资源的需求进一步增加，可能导致效率下降，影响公文审批工作的流畅性。

6 展望

6.1 知识图谱增强与大模型融合创新

我们将进一步深化知识图谱在政务领域的构建与应用，通过整合历史数据、专业知识、法规标准等信息，打造一个全面且动态更新的政务知识图谱。该图谱将为人工智能大模型提供丰富的背景知识，增强其对复杂政务问题的理解和分析能力。团队将探索更多知识图谱与大模型的有效融合机制，实现知识驱动的智能决策，提升模型在公文审批中的准确性和可靠性。未来，我们计划开发智能化工具，使非专业人员也能利用知识图谱和大模型进行初步的公文处理，降低专业门槛，提高审批效率。同时，我们将不断优化知识图谱的更新和维护机制，确保其与行业发展同步，为大模型提供最新的知识支持。

6.2 实现落地示范

拓尔思拥有多年政府服务经验和大量客户基础，深度洞悉政务服务场景需求及行业痛点。在项目推广阶段，计划一年内实现 3-5 个落地项目试点应用，加速数字政府、技术创新、业务创新、场景创新等工作。通过大模型支持低成本的私有化部署，在确保数据安全的同时，更灵活地适应政务领域的业务场景。

6.3 构建商业生态体系

拓尔思致力于完善商业生态，与行业专家、研发伙伴、平台型企业、行业头部企业等各方参与者一起驰骋广阔的蓝海市场；行业专家和研发伙伴方面，将联合高校、科研院所、产业链上下游合作伙伴共建研发生态体系，助力产学研用科技创新能力实现新突破；平台型企业和行业头部企业方面，一方面聚焦行业和区域内具备独立销售拓尔思大模型产品与服务的平台型企业，另一方面关注产业生态上相互支持具备共同拓展市场的行业头部企业，作为合作伙伴开展商业生态布局与推广。

案例 17 基于知识图谱的大模型 RAG 精准问答实践

◆ 案例简介 ◆

在软件开发行业中，由于敏捷开发理论的盛行，企业研发活动快速迭代，企业内部积累了大量未经整理的知识，如何应用这些知识一直是企业面临的难题。大模型 RAG 的出现，因其无需训练、与大模型能力解耦、快速跟进基础大模型迭代等特点，在问答效果提升的同时，大大降低了大模型应用的落地成本。然而在大模型应用下沉的进程中，开发人员逐渐意识到，大模型 RAG 在结构化文档（如 excel 表格）和半结构化的文档（诸如带大纲目录的结构分明文档）上，表现出召回不全，关系缺失等问题，而软件研发行业使用最多的就是这类文档，因此研发私域知识问答再次迎来困局。相比于大模型 RAG 基于文档片段的语义召回模式，知识图谱凭借着准确的实体/关系/事件提取、实体解释/融合/消歧等一系列特点，得到许多开发人员的青睐。因此，基于知识图谱，优化大模型 RAG 的处理流程和召回方式，提供基于文档的精准问答具有重大意义。

1 案例基本情况

1.1 企业简介

浩鲸科技是全球领先的数字化技术和服务提供商，致力于帮助客户实现数字经济的转型和发展，在电信、云和数据智能领域有着丰富的技术积累和经验。为电信运营商、公共服务部门和其他行业客户提供数字化转型解决方案和全栈产品技术服务。公司推出的鲸智文档大模型，基于大模型能力，针对企业文档场景构建了一组垂直领域模型，提升知识处理质效。丰富的文档场景、专业的文档处理模型，为知识图谱的接入创造了有利条件。

1.2 案例背景

企业运营往往会积累大量的文档，这些文档并不能直接被大模型使用，需要进行预处理。而在预处理过程中，工作人员往往会面临以下困难与挑战。

（1）格式多

由于文档知识库由多个团队共同建设，甚至每个团队都有自己维护的知识库。因此，知识库的存在形式各不相同。

office 全家桶（doc/docx，ppt/pptx，xls/xlsx 等）

pdf，markdown，txt 等常见离线文档

各个团队通过购买等形式获取的各种格式的论文、书籍等

各个团队自行维护的各种在线文档库（语雀、钉钉文档等）

（2）模态多

企业的知识库，不仅仅是文字，还很多模态，诸如图片、表格，以及各种培训的视频、会议录频等等。而这些也是企业知识中很重要的一部分。这部分的知识如何转化为大模型的输入，也是一个很重要的挑战。

（3）内容异构

由于企业知识库并非一个人整理的，而是多人共建，避免不了内容异构的问题。同一份知识，可能被不同的人以不同形式，记录在了不同的文档中。这些知识有些是相互重叠，有些是互为补充，甚至有些是同一个知识在不同阶段的不同版本。对于内容异构的问题，知识库在召回时，如何取舍，直接决定了问答的准确性。

最后，尽管经过了预处理，这些数据可以被大模型识别处理，但在数据召回时，同样也面临了巨大挑战。文档片段粒度的召回模式，存在无法精准的召回必要信息的缺点，导致召回的内容中往往出现大量的冗余数据。而粗粒度的召回模式，以及大模型上下文的限制，导致召回内容缺乏完整性，进而生成的答案缺乏准确性。导致这些问题的原因有：

（1）数据长尾

企业文档中，存在大量的热点数据（即头部数据），而更多的数据和细节，则分散在各个地方。在头部数据相关性相对较高，尾部数据权重低、命中概率低的情况下，尾部数据难以被召回。

（2）内容分散

问答需要召回的数据，分散在全文各处，每个文档片段中仅包含小部分信息。大模型受限于上下文的限制，无法将所有的相关内容全部召回。

（3）指标统计

对于表格（文内表格、excel 表格）这种结构化的数据，当对其中的某一项指标进行诸如最大值、最小值、平均值、大（小/等）于等统计时，模型无法召回整个表格送入大模型，特别是当数据量和字段数量较多时。

除此之外在半结构化的文档中，包含严谨的目录树，这目录树的父子目录之间内容是包含关系，而同级目录之间的内容是并列关系。这些关系并不是通过文字描述来体现的，而是通过标题之间的层级关系隐含的。当问及这些内容之间的关系，或者问题中包含了这些关系之间的推理时，大模型 RAG 表现不理想，往往不理解其中关系。

知识图谱与大模型 RAG 的融合，同样面临许多难题。在实体提取中，如何利用大模型的知识泛化能力，对用户上传的各种类型的文档进行有效实体识别？在知识融合中，对于同义词、全称与简称等相同含义的实体，如何让大模型准确将用户问题中的内容和知识库中的内容匹配？在知识召回中，如何根据用户问题，结合语义搜索和知识推理，准确获取用户所需内容，达到精准召回？这些都是技术落地前需要克服的挑战。

1.3 案例类型

本案例的类型为知识图谱与大模型协同

1.4 系统或方案简介

基于知识图谱增强大模型 RAG 问答准确性，包含领域知识图谱构建和 RAG 召回准确度提升两个环节。两个环节分别针对大模型 RAG 中问题理解和知识召回两个环节进行优化，从而达到提升准确性的目的。

（1）领域知识图谱构建

在本方案中，我们致力于利用企业内部现有资源构建领域知识图谱。该过程涵盖了知识提取、实体提取、实体解释、实体展示与反馈等多个环节。我们的方案主要面向研发场景，处理的文档类型以结构化的 Excel 表格和半结构化的带目录和标题的文档为主，结构化的纯文本内容（如文章、小说等）相对较少，仅包括少量的推广软文。知识图谱的构建流程如图 1 所示。

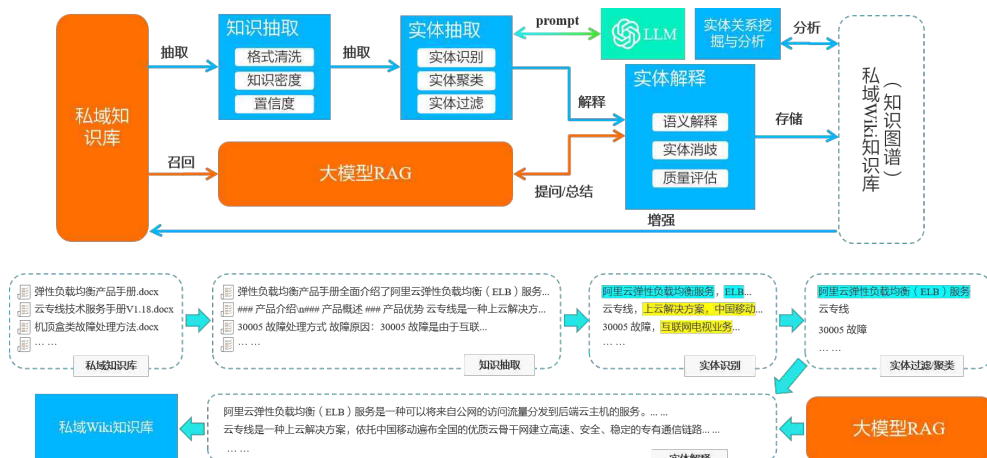


图 1-基于企业知识库构建高质量知识图谱流程

首先，我们收集企业内部的知识库，并进行知识清洗。具体步骤包括：从知识库中剔除字数较少（低于 100 字）、仅包含标题、仅包含图片或 URL 链接等明显低质量的文档；利用模型工具计算文本的知识密度和困惑度，并根据这些评分过滤掉低质量的文档。

接下来，我们调用大语言模型，对过滤后的高知识密度文档进行实体识别和实体聚类。此过程采用少样本学习（few-shot learning）模式组织提示词，利用大模型的泛化能力实现实体的初步提取。同时，我们根据开源的 4 亿个通用实体对提取到的实体进行公共实体过滤。最后，再次调用大型语言模型，对过滤后的实体进行融合，最终形成实体列表。

随后，我们通过调用 RAG 接口 API，对收集到的实体列表进行解释和描述，并借助 LLM 的语义理解能力进行实体消歧。通过在线用户界面反馈，我们对实体的质量进行评估。

本方案借鉴了知识图谱的构建流程，并结合大型模型的相关能力，实现了基于企业内部知识库自动抽取和构建高质量知识图谱的能力。高质量的知识图谱在提高大模型对用户问题的准确理解、用户问题改写以及提升召回准确性等方面发挥着关键作用。

RAG 准确度提升

环节（1）中，主要是对企业内部资产进行蒸馏，构建高质量知识图谱。然而，研发环境更多的场景，是对用户提供的文档进行问答。这种场景中，并不能过滤掉用户的低质量文档，而是应该从用户提交的文档中，尽量精确地加工和提取出有用信息，以实现准确的知识问答。

本方案中，对于文档的拆分，融入了多个小模型，包括标题提取模型，表格提取模型，版本分析模型等，将文档拆分成多模态的内容。根据内容的不同，使用不同的知识提取策略，从而达到准确分割文档内容的目的，保证了知识抽取过程中，实体和关系的完整性。同时在关系提取上，考虑了文本内容之间的显性关系和多级标题之间的隐含关系，确保知识提取的完整性。

在知识召回上，使用了语义向量 + 图数据推理的模式，从大量数据中快速获取相关实体节点的同时，具备根据相关节点进行知识推理的能力。

通过构建高质量领域知识图谱，以及基于用户文档简历图谱两方加持，从问题优化、图谱生成、召回优化等多个角度，对大模型 RAG 的准确度进行了优化提升。突破性地解决了传统大模型 RAG 在内容分散、数值计算等场景下，对于结构化文档和半结构化文档的准确度不足问题。

2 案例成效

2.1 图谱提效

传统知识图谱构建，门槛较高，费时耗力，且需要不断地更新完善。我们提出的系统方案，能够充分利用大语言模型的泛化能力，采用少样本学习模式，实现快速低门槛地创建知识图谱。这种模式下，研发人员只需要制定一套准确的本体层，就可以基于本体层快速地提取知识图谱。本系统方案也支持用户自行定义需要抽取的知识图谱的本体层，让构建出的知识图谱更加贴合用户需求。我们利用本系统方案，就某一个实际业务场景下的知识库，提取了 2700+ 知识实体。实体的准确性、可解释性等都得到了用户的认可与肯定。

2.2 准确性提升

大模型 RAG 对于一些非结构化的文档，表现效果较好，例如叙述类的文章、问答 QA、以及段落之间联系较弱的文档内容。然而在一些全文结构逻辑较为紧

密，特别是存在复杂标题嵌套的文章中，文档切分就会丢失文章的一些关键信息，从而导致大模型对于召回内容理解的偏差。这种偏差场景在结构化的文档中，体现尤为突出。本方案，突破性地使用知识图谱，对文章的结构进行存储，对其中的关键信息建立知识图谱。这样在知识召回时，能够完整地还原文章结构，并实现数据之间的推理，找到一些但从语义相似度无法召回的引申内容，从而提高大模型 RAG 的准确性。

本系统已经在公司各个团队中推广并应用于研发团队关于研发文档的问答场景。在水科院关于蓄滞洪区信息表问答的场景中，准确度高达 90% 以上，获得用户的好评。同时，搭载本系统的一体机，也在正在销往全国各地，提供私域网络中的文档智能问答解决方案。



3 案例技术路线

3.1 系统架构/方案架构

系统架构图如图 2 所示。整个系统是一个基于文档大模型的 RAG 问答系统，能够自动从常用文档库中同步文档数据，然后通过数据处理将文档按照类型进行解构，最终形成图片、表格、文本分片等。对于表格和文本分片，则进一步进行图谱生成，并以图谱的形式将内容存储于图数据库。最终会按照文档的类型，存储于关系数据库、文档数据库、向量数据库、图数据库、对象存储等。系统会基于拆解好的内容，通过语义、关键字、向量匹配、NL2Cypher 等多种途径进行召回；对多路召回的内容进行 rerank 重排后，输入给大模型进行内容总结和生成。整个 RAG 系统中，知识图谱，作为一篇文档的脉络，贯穿文档解析、存储、召回、生成等整个流程，为 RAG 的准确性提供了关键作用。

3.2 软硬件环境

Python 语言开发，使用关系型数据库 MySQL、非关系型文档数据库 ES（兼具向量数据库存储与召回，全文检索等功能）、图数据库 Neo4j。大语言模型选用通义千问系列，由于 RAG 系统和大模型解耦，所以可以适配多种大模型；除千问系列外，也支持国内外如 gpt、deepseek 等商用模型。此外适配多种分词模型、文本特征提取模型等。

3.3 技术路线详情

3.3.1 高质量知识图谱构建

基于公司内部存量的文档知识库，系统对文档知识进行数据处理，并输出分割好的文档片段；利用定义好的本体层，借助大模型能力，从各个文档片段中提取出有效的实体和关系；在经过了知识融合后，将最终的实体结果保存在 neo4j 数据库中，并同步到 Wiki 知识库中，用于实体展示与反馈接收。详细步骤如下：

3.3.1.1 数据工程

收集公司内部的文档数据，这些数据包括日常开发的需求单/任务单，需求设计阶段输出的需求设计文档，需求交付时提供的交付手册，以及产品使用手册等。

这些数据，有些是在线文档，存在于各个在线平台；有些是本地文档，有 pdf、word、ppt 等各式各样的格式。将这些格式的数据，统一转化为 md 格式。进一步将收集到的文档进行清洗，使用简单的字数过滤、内容过滤（去掉文档链接、多余空行空页等），以及使用如困惑度，知识密度等技术手段，对转化后的 md 格式的文档进行清洗。最后，将清洗后的文档进行切分。文档切分时，考虑其中的标题、表格、图片等。保证强关联的数据不被切分到多个分片中，对于内容较长的段落，在分片中保存标题段落信息，保证召回时能够准确的复原文档结构。

数据工程中，使用到一些列的大小模型，这些模型组成了一个模型体系。具体如图 3 所示。



图 3-知识问答系统的数据工程示意图

3.3.1.2 本体层定义

本体层定义是知识图谱能够准确抽取的关键所在。本系统提供本体层的定义入口，用户可以自行定义本体层。而在领域知识图谱构建的过程中，我们以公司内部 BSS 领域为例，通过领域专家，对领域内的本体进行抽象和定义，最终定义出一套领域内的本体层。该本体层定义，可以涵盖领域内的大部分实体类型。

3.3.1.3 实体抽取

本系统借助 LLM 大模型的泛化能力，以及用户事先定义好的本体层，采用少样本学习（few-shot learning）模式组织提示词，对每一个文档分片及表格进行实体提取、关系提取，并以结构化的形式将生成的图数据保存在图数据库中。其中图数据库包括实体，实体关系以及分片原文，分片关系等等。

大模型实体抽取的关键，在于如何准确地定义本体层。为了能更好地辅助用户定义本体层，我们预置了常用领域的本体层模板。用户可以直接使用预置好的模板进行实体抽取，也可以在预置模板的基础上进行调整。通过这个形式，大大降低用户制定本体层的门槛，进一步提高实体抽取的准确性。

3.3.1.4 实体过滤融合

实体过滤，使用了 4 亿个开源的通用实体数据，将该 4 亿数据导入到 ES 中，方便检索。实体过滤时，先通过全文检索，搜索出和抽取实体名称相似的实体，然后对比实体的解释内容（采用语义相似度），如果名称和解释都具有很高相似度，则认为该抽取的实体在通用实体中，并给该抽取的实体打标为通用实体，否则为私域实体。实体融合的思路和实体过滤一致，区别在于识别到同一实体时，实体过滤是直接舍弃实体，而实体融合是将两个实体的属性值等进行融合。

3.3.1.5 实体展示与反馈

实体展示上，采用了 Wiki 知识库的形式，将生成后的数据导入到 Wiki 知识库中。用户可以直接访问或系统查看相关的实体解释和关系。如果对于实体的解释有疑问或发现错误，可以通过评论的形式进行反馈。通过收集到各业务专家的真实反馈，提高实体质量，提升领域知识图谱的准确性。Wiki 知识库展示实体内容如图 4 所示。



图 4-Wiki 知识库展示页面

3.3.2 大模型 RAG 准确性提升

大模型 RAG 在处理半结构化和结构化的数据时，存在诸多问题。例如处理半结构化数据时，容易丢失隐含的段落关系；处理结构化文档时，无法保证召回数据的完整性和准确性。本方案，借助知识图谱的相关能力，解决大模型 RAG 在半结构化和结构化文档中的弊端，提升大模型 RAG 的准确度。

3.3.2.1 半结构化文档

半结构化文档的结构信息，主要体现在目录和大纲上，结构信息包含了文档的段落信息以及段落之间的关联信息。而由于文档内容在书写时的不规范，文档解析工具很难准确地解析到这些结构信息。本系统方案中，我们加强了文档的大纲识别能力，同时通过大纲建立起文档片段间的联系，从而实现在召回时，复现文档结构。

（1）增强大纲识别能力：

目录/标题提取模型：标题大纲是一篇文档语义的主线，是提升 RAG 准确度的关键。然而，知识库中的文档并不是都含有标题，或者标题格式不标准。因此，问答系统构建了一个标题提取模型，通过标题抽取模型可以准确提取出标题。

在基础大模型上通过 SFT 训练实现；

支持正文标题的识别，准确率超 90%；

支持对缺失标题进行补全。

提取的内容主要包括未按标准格式生成的目录信息；未按标准格式书写的标题以及标题级别；目录信息与标题之间的映射关系等。标题可用于指代消歧、上下文

理解、知识块拆分等场景。标题中含有文档结构等重要信息，是文档不可或缺的重要组成部分。文档标题树如图 5 所示。



图 5-文档结构树示例

表格提取模型：表格提取模型支持复杂表格的识别与解析，并将复杂表格进行降维解构，最终将表格转化为结构化的数据进行存储，降低大模型理解表格数据的门槛，从而提升表格问答的准确性。

版面分析模型：针对影印版的 pdf 文档，通过使用 paddle 框架的一些列 ocr 模型，提取图片中的内容，并将内容识别为图片、表格、标题、正文等。

各个模型的分工配合，最终将文档的识别和分析提高了一个层次。而正确高效地分析和解构文档，不论对于 RAG，还是对于知识图谱的生成，都有着至关重要

的作用。特别是最大限度的识别和保留文档的解构关系，为知识图谱中关系的完整生成有着决定性作用。模型体系总览如图 6 所示。

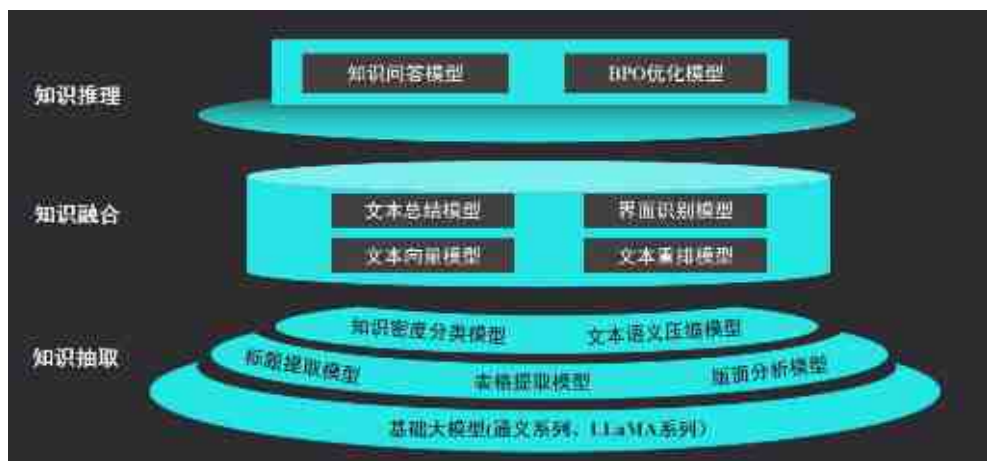


图 6-问答系统模型体系

(1) 文档数据结构

本系统通过一系列的模型，将转化过后的文档拆分为不同的模态，包括图片、表格、正文。其中正文又将按照标题段落，拆分为文档切片，并按照标题层级，建立片段之间的联系。同时，对于每一个段落，抽取内容实体，以及内容实体之间的关系。为了使用大模型时不发散实体抽取的范围，实体抽取时会严格按照用户定义的本体层进行实体识别和抽取，保证实体的准确性和领域相关性。文档解构拆分之后，表格以 markdown 文件形式存储，同时转化为 html 格式，方便展示；图片存储于静态服务器，文本以 markdown 文件形式存储；内容实体以图谱形式，存储于 neo4j 数据库中。

3.3.2.2 结构化文档

结构化文档比半结构化文档存在更多，更复杂的关联关系，而针对结构化文档的统计类问题的回答，则需要对整体数据进行分析。而大模型的上下文长度限制，决定了不可能将全部数据送给大模型进行分析。特别是当表格数据量巨大的时候，即使上下文足够，由于大部分是冗余信息，直接让大模型在原始数据上分析，推理性能也是极大的浪费。

结构化数据，也可以存放于关系型数据库，但关系型数据库缺乏显性的关联关系，所有的表都是独立的。表之间的关系，都是通过关联字段创建的隐含关系，无

法在表之间进行快速推理。于是，需要将结构化的数据，转化为图结构的知识图谱，再利用大模型的 NL2SQL 能力，将用户问题转化为查询语句，实现数据的精准召回。最后大模型基于对问题的理解，以及召回数据的辅助，准确回答用户问题。

（1）数据分析与关系识别

对于用户上传的 excel，识别表格标题与数据，然后将每个表格映射为一个实体类型，并通过关联字段，将多个表格建立起相关关系，而表中的每条数据则转化为对应实体类型的图节点。

每个文件建立一个 Document 节点，并将文档的元数据建立为 Document 节点的属性信息。这些信息包括文件名称，创建时间，上传用户等等。并将 Document 节点和提取的数据节点之间建立关系。文档信息的关联，为回答的可追溯和可解释性提供数据支撑。

至此，excel 表格就被转化为一个知识图谱库。如图 7 所示。

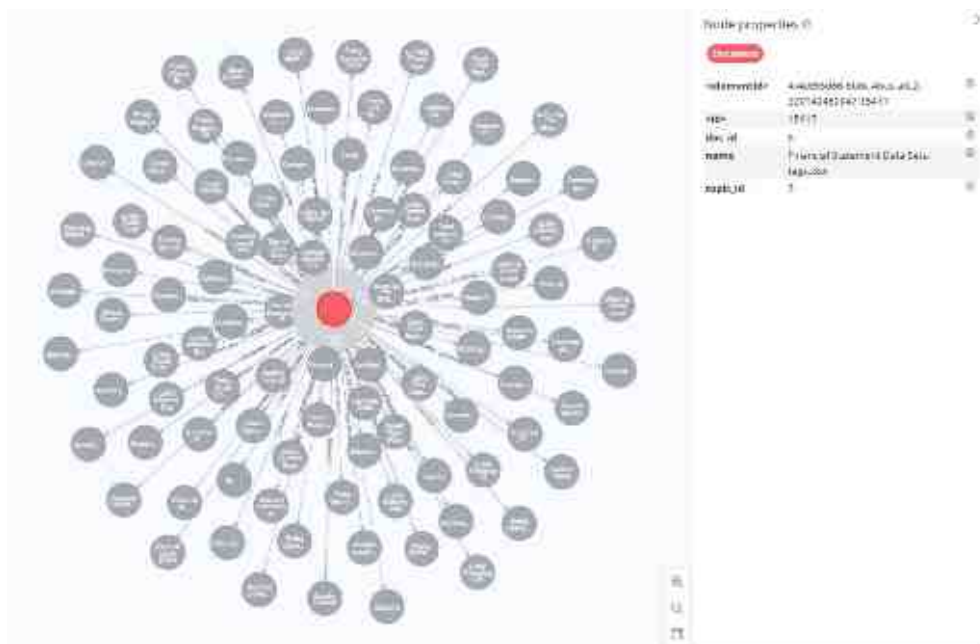


图 7-excel 抽取的知识图谱

（2）数据存储与分析

将转化后的数据存储于图数据库中，本系统方案使用 Neo4j 作为图数据库进行图数据存储。

为了能够更加准确地获取图谱中的实体信息，本系统方案在图数据库的基础上，增加了一层全文检索，即将知识图谱中的实体信息存入到 ES 中，存储的内容包括文件名称，表名称，字段名称，表格描述等。目的是为了可以在查询图数据之前，先从 ES 中快速召回相关联的实体信息，类似于在实际召回前先做了一层简单快速的意图识别。ES 存储如图 8 所示。



图 8-ES 存储的知识图谱实体元数据

(1) NL2SQL 模型

简单问题场景下，通用大语言模型的生成效果能够满足需求，生成的 Cypher 查询准确率能达到 90% 以上。对于复杂问题的查询语句生成，采用重试机制和模型 SFT 的方式进行增强，经过上述两个优化步骤，复杂场景的语句生成正确率也能达到 80% 以上。

(2) 数据召回策略

用户发送问题后，系统将用户问题放入 ES 中做全文检索，找到关联的实体类型信息；根据实体类型，召回实体间的关系信息；将实体类型信息与关系信息，送给大模型构建查询语句；执行查询语句，召回问题的答案数据；将问题与答案数据输入到大模型；大模型进行总结，并输出问题答案。整体流程如图 9 所示。

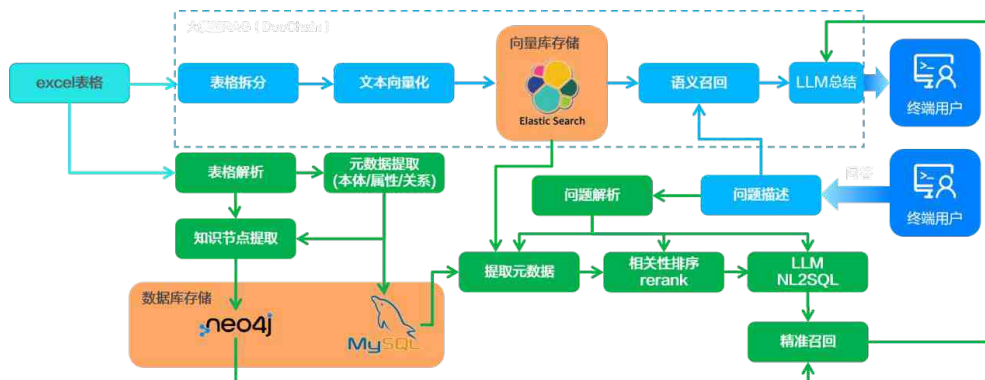


图 9-结构化文档问答流程

3.4 应用场景或应用方式

3.4.1 文件上传

本系统方案采用了主题（topic）的形式，对文档数据做了隔离。用户登录系统后，创建自己的主题，然后向自己主题中上传文档，由问答系统，对上传的文档进行分析处理。本系统方案支持目前市面上绝大多数常见文档格式。而对于在线文档，则可以通过将内容导出为 md 或者 word 等形式进行上传。文件上传界面如图 10 所示。



图 10-问答系统文件上传

3.4.2 文件处理

上传的文件，经过问答系统进行转化，统一识别转化为 markdown 文档；为了方便展示，系统基于 markdown 文档生成 pdf 文档，同时还原原有文档的版面及格

式；识别文中图片、表格等多模态内容，并完成对象拆分；根据拆分结果，生成结构化的 json 对象。这样非结构化的文档，就解析成了一个结构化的 json 对象。基于 json 对象，构建文档的语义向量及图谱数据。处理后的文档结构及内容，如图 11 所示。



图 11-问答系统文件处理结果

3.4.3 图谱生成

基于 文档内容，文档标题层级，以及上下文和全文摘要，生成知识图谱。生成的图谱保留了文档各个文档切片以及段落之间的联系。图 12 展示部分图谱内容。



图 12-文档生成知识图谱示意图

3.4.4 主题问答

基于主题中的文档，实现知识库的问答。根据文档内容采用不同的召回策略。如果是半结构化或非结构化的文档，则根据问答内容进行全文检索、语义相似度以及知识图谱检索推理三路召回，并在对召回结果 Rerank 之后，输入到大模型作为问题答案的参照，回答用户问题；如果是结构化的文档（如 xls、xlsx、csv 等），则直接通过图谱召回问题的答案。文本问答界面如图 13 所示，表格问答效果如图 14 所示。



图 13-文本智能问答页面

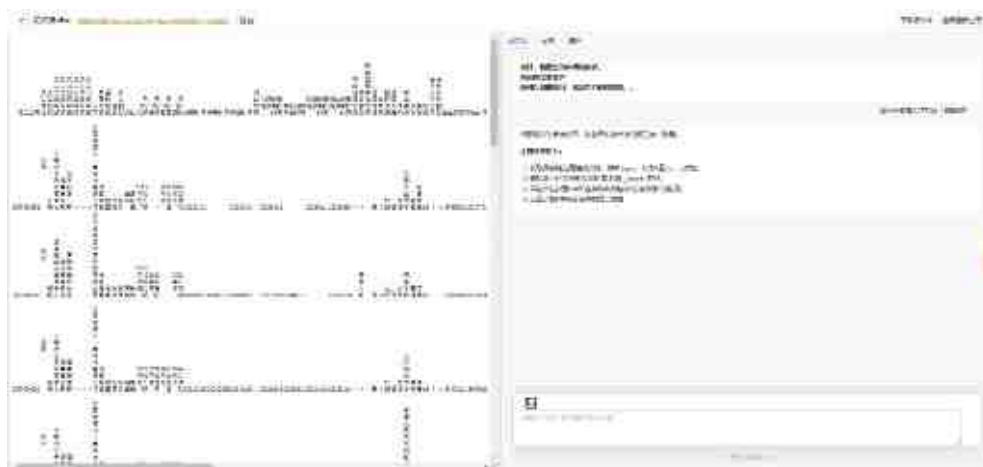


图 14-表格智能问答页面

4 案例示范意义

本案例利用知识图谱、自然语言处理及相关技术，通过对半结构化、结构化文档进行拆分、分片，实体抽取、关系抽取等处理，有效解决大模型 RAG 对半结构化、结构化文档处理困难的问题。特别对于结构化文档统计类问题的问答，本系统方案几乎可以达到 90% 以上的准确度。

此外，构建领域知识图谱，并利用领域知识图谱帮助大模型理解用户问题，从而有效解决对于具有多种不同说法的专业词汇的问答；借助实体间的关系，帮助大模型 RAG 召回更多的关联信息，关联信息的召回，有效丰富了大模型回答的多样性。并结合基于各类结构化和半结构化知识文档融合成的知识库，有效提升大模型 RAG 问答的准确度和完整性。

5 存在的问题和不足

5.1 体层定义准确性无法保证

实体抽取效果依赖本体层定义，而对一般的问答系统用户而言，很难制定出能够准确提取知识图谱的本体层。本系统虽然使用了知识域模板的方式，让实体抽取能够顺利的完成，但是本体层定义的准确性不能保证。根本原因系统研发人员无法准确把握每个用户的实际需求。

5.2 图数据库上的高性能语义召回

目前图数据库上，依旧只能精确匹配。尽管通过大模型 NL2Cypher 来查找数据，但依旧会出现模型理解的实体名称或属性值，与图数据库中的实体名称或属性值不匹配的问题，而该问题会导致无法召回正确的结果，从而间接导致问答失败。例如：用户问题提到的是：1 季度，而图谱中属性是：一季度。字符串匹配时，where n.session = '1 季度'，是匹配不到结果的。现阶段，虽然 Neo4j 有向量匹配插件，但该插件的性能达不到生产级别。当数据量达到十万甚至百万级别时，这个插件可能导致数据库崩溃。所以，如何实现高效地提供基于语义匹配的图数据库召回机制，也是一个重点问题。

6 >> 展望

6.1 准确的本体层定义

如何利用大模型的广泛知识体系和语义理解能力，辅助用户准确地制定某一行业内的本体层，是目前存在的关键问题之一。大模型具备广泛的知识，可以通过学习用户上传的知识，以及根据用户的提问，动态地调整本体层定义，从而动态生成图谱。该实现过程，可能还需要模型训练，但目前并没有这方面的知识可以“喂”给大模型进行训练。因此可以考虑大模型在这方面的通用能力建设，以支持大模型在本体层定义上的能力空缺。

6.2 图数据库上的高性能语义召回

在本系统中，我们在 NL2Cypher 时，附带一些数据信息，让大模型推理参考，可以解决一些常见的枚举问题。例如：给定的数据中有【删除标志=Y】，尽管没有提供其他的数据，大模型在生成 Cypher 语句时，能推理出有效数据是【删除标志=N】，而不是【删除标志】为否、F、False 或其他。

更加广泛的问题，可以通过在向量数据库中建立语义向量索引，通过向量数据库与图数据库联合的方式来实现。但这样就会出现数据冗余，以及数据对齐等问题。最佳的解决方案，是图数据库层面能够支持语义向量匹配。在大模型越来越普及的现在，语义匹配不可避免，而图数据库也是助力大模型思考的重要工具。因此推出支持向量匹配的图数据库迫在眉睫。

6.3 知识溯源管理

在一些专业领域的知识问答中，用户对答案的准确性有着较高的要求，要求系统在回答问题时能够提供准确的出处，而非是一个黑盒的答案生成。这种场景的要求，更像是检索和总结，而非学习和总结。这种场景要求回答必须是基于搜索到的知识，而非大模型学到的知识。尽管现在已经可以通过提示词以及推理参数来控制大模型的回答风格，但如何让模型说不，依旧是一门艺术，后续对大模型生成结果进行有效的知识溯源有待进一步研制和突破。



案例 18 基于大模型的应急预案自动拆解和信息抽取

◆ 案例简介 ◆

现有的应急预案多以文本形式存在，信息提取效率低，且难以实现快速的可视化展示和知识图谱构建。这导致了在实际应急响应中，关键信息提取和决策支持的技术实现存在瓶颈。本项目旨在通过技术创新，实现应急预案的快速提取、信息可视化以及知识图谱的自动生成。这不仅能够提升应急预案的可操作性和实用性，还能够为电力系统的应急管理提供强有力的技术支持，确保在面对各种突发事件时，能够做出更加科学、合理的决策。

1 案例基本情况

1.1 企业简介

途普智能是一家专注于图数据库系统研发、知识管理应用的高科技创新企业，由北京大学科技成果转化而来。公司致力于打造国产图数据库的“中国芯”——TopGraph，可实现超大规模图数据的高效存储与管理。另一大核心产品 TopKG Studio 知识中台，是专为企业级用户打造的端到端领域知识库构建与应用平台，集图数据存储、领域知识图谱自动化协同构建、多场景智能应用为一体化的解决方案，目前已部署于工业质量管控、金融风险分析、政务大数据、智能问答机器人、电信欺诈检测等多个场景，并在金融、政务、工业、教育、医疗等行业广泛应用。

1.2 案例背景

随着全球气候变化和城市化进程的加快，电力系统面临着越来越多的自然灾害和人为事故风险。例如，台风、强对流、大面积停电、地质灾害、地震、暴雨、岩崩、堰塞湖、泥石流、森林草原火灾和大风等突发事件，都可能对电力系统的稳定运行造成严重影响。为了有效应对这些挑战，国家电网各单位每年都会制定应急预案，以确保在紧急情况下能够迅速采取行动，减少损失，保障公众安全。

现有的应急预案多以文本形式存在，信息提取效率低，且难以实现快速的可视化展示和知识图谱构建。这导致了在实际应急响应中，关键信息提取和决策支持的

技术实现存在瓶颈。因此借助大语言模型强大的自然语言处理能力，从海量的应急预案中抽取关键信息，构建应急预案指挥知识图谱，为应急处置提供辅助决策意义重大。

1.3 案例类型

大模型增强知识图谱

1.4 系统或方案简介

本项目核心是探索“大语言模型+知识图谱”在应急预案中应用新模式，对应急预案进行自动化、智能化信息抽取，构建面向应急预案知识图谱，并提供图谱可视化分析服务。本项目方案是通过将大语言模型和知识图谱技术相结合，实现应急预案结构化拆解，应急预案的信息抽取，指令自动生成，并应用于前端可视化设计和知识图谱生成。

为了完成研究应急预案信息抽取方法,实现对应急预案的结构化数据抽取，并开展用于结构化应急预案的前端可视化设计，本项目设计了应急预案结构化拆解相关算法,模型构建及开展相关系统软件开发工作。逐一实现了：对应急预案“封面页批准页”信息，“总则”信息，“附录”信息的自动提取；预案自动分段分句；事件、阶段、环节、情景分层次标签的自动分类；分句层面任务措施、执行人、接收人、资源需求、先决条件、触发条件六大信息抽取，并根据抽取信息内容自动生成指令。

系统还实现了基于百度开源的依存句法分析系统 DDParse 的语句合并、主语自动补全算法；基于 RoBERTa 的多标签层次分类模型；基于 BaiChuan2/chatGLM2/Qwen 大语言模型的信息抽取算法；基于 LangChain 框架的大语言模型 API 调用方法。

2 案例成效

通过本项目的研发，在以下几个方面形成了如下成效：

1.应急预案结构梳理：对各部门各类型应急预案进行了深入分析和梳理，提取了预案的共同点与特殊点，并建立了结构化与非结构化数据的采集处理模板。

2.应急预案数据预处理算法设计：设计并实现了应急预案数据预处理算法，能够处理 PDF、docx、doc 等格式的文本，实现跨页合并、段落分段以及关键信息的提取。采用规则的方法以及 OCR 技术实现对图片类封面页批准页信息，总则信息，附录信息的提取，提高了数据预处理的自动化水平。采用多粒度的句法依存分析确保分句质量。采用基于规则+深度学习的序列标注方法对分句标签进行分类。

3.大语言模型设计与构建：基于开源的大语言模型和 Agent 框架，我们研究设计并构建了专门针对应急预案文本的信息抽取方法。该方法能够高效地抽取任务措施、执行人、接收人、资源需求、先决条件、触发条件等关键信息，显著提升了信息抽取的准确性和效率。

4.抽取结果封装形成发布指令：我们根据指令模板和预处理阶段的数据，结合大模型抽取的结果，成功生成了符合规范的发布指令。这些指令已经与客户提供的后端系统实现了对接，确保了应急响应和决策制定的及时性和有效性。

3 案例技术路线

3.1 系统架构/方案架构

本项目总体架构共分为 5 层，从下往上依次为基础数据层、预处理层、文档解析层、图谱构建层以及应用层，如图 1 所示。



图 1 系统总体架构

基础数据层

该层是本项目的数据源，包括总部、省/市/县各级公司的应急预案数据，主要以 word 和 pdf 文件为主。

预处理层

该层主要是对基础数据层的数据进行必要的预处理，包括将 word 文件转换为 pdf 文件，并对 pdf 文件中的文字进行识别和抽取，由于封面和批准页格式相对固定，因此需要对 pdf 文件中的封面和批准页进行单独识别和处理；利用 OCR 技术对 pdf 文件中的附件，如表格，图片进行提取并保存成附件文件。

文档解析层

该层主要是对 pdf 的文档结构进行处理，包括根据 pdf 文档结构对文件进行智能分段，尤其是要处理跨页数据。分段完成后，需要对段落内容进行句法依存关系判定，分析其是否是语义完整的句子，如果不是，则还需要进行语句智能补全。

图谱构建层

该层是本项目的核心层，在文档解析层形成的语义完整的句子的基础上，利用大语言模型的自然语言处理能力，对语句中的实体和关系进行识别，并根据指令模版生成指令，并最终封装成 RDF 三元组数据存入到图数据库中。

应用层

该层主要是对构建的应急预案知识图谱进行应用，包括可视化管理，基于路径检索算法等图查询算法的可视化查询功能以及基于 PageRank 等图分析算法的可视化分析功能。

3.2 软硬件环境

3.2.1 本项目硬件环境

本项目研发的硬件环境如表 1 所示。

表 1 硬件环境

类型	型号	数量
CPU	型号：Intel 6133 核芯数：20 核 线程数：40 线程 主频：2.5GHz 二级缓存：27.5MB	1
内存	DDR3 16GB	4
硬盘	1TB SSD 硬盘	1
GPU	NVIDIA GeForce 4090	2

3.2.2 本项目软件环境

本项目研发的软件环境如表 2 所示。

表 2 软件环境

类型	环境	版本
编程语言	Python	3.10
Python 库包	torch	2.1.1
	transformer	4.30.2
	ddparse	1.0.6
	PyPDF	2 3.0.1
	pdfminer	20221105
	pdfplumer	0.10.3
	paddle	2.3.1
	lac	2.1.2
	Jieba	0.42.1
	Cnocr	V2.2.4.2

3.2.3 本项目算力

本项目由 2 块 NVIDIA GeForce 4090 提供算力支持。

3.3 技术路线详情

本项目总体流程分为导入预案、固定信息提取、预案拆分、标签分类、信息抽取和指令生成六个部分，如图 2 所示。下节将针对各部分进行详细阐述。



图 2 技术路线

3.3.1 导入预案

支持 pdf/doc/docx 等格式预案上传；数据库中查询文件存储地址，文件服务器下载；并将所有格式的预案转化成 pdf 格式用作后续处理。



图 3 导入预案

3.3.2 固定信息提取

针对结构化预案固定信息，如封面页批准页信息，总则信息，附录信息进行提取，并分别储存。对于 pdf 中无法通过 PyPDF2/ pdfminer/ pdfplumer 等库识别的图片信息，通过 OCR 图片识别技术提取其中图片中文字信息。

封面页批准页信息用规则方式提取，对总则信息进行预处理，分别存入数据库：

批准页

预案名称：国网福建省电力有限公司福州供电公司
台风、洪涝灾害处置应急预案
预案编号：SGCC-FJ-2020-07
版次：第2次修订—2020年
编写部门：通检部
编写人：李增前
编写审核人：游家福
会签部门：办公室、人力资源部、设备部、运检部、营销部、信息部、物资部、培训中心、物资供应中心

批准人：邱继祥
批准日期：2020年9月28日

图4 批准页页面展示

附录信息按照二级标题分割成pdf文档将文本附录信息，表格附录信息，图片附录信息存入文件服务器：

8.1公司概况.pdf	2023/12/14 1:49	Adobe Acrobat ...	502 KB
8.2大面积大面积停电事件定义.pdf	2023/12/14 1:49	Adobe Acrobat ...	502 KB
8.3风险评估的结果.pdf	2023/12/14 1:49	Adobe Acrobat ...	512 KB
8.4公司大面积停电事件应急指挥机构设...	2023/12/14 1:49	Adobe Acrobat ...	548 KB
8.4预案体系与衔接.pdf	2023/12/14 1:49	Adobe Acrobat ...	475 KB
8.5公司大面积停电事件预警流程图.pdf	2023/12/14 1:49	Adobe Acrobat ...	469 KB
8.6公司系统大面积停电事件应急响应分...	2023/12/14 1:49	Adobe Acrobat ...	532 KB
8.7国家电网有限公司大面积停电事件应...	2023/12/14 1:49	Adobe Acrobat ...	570 KB
8.8应急物资及装备信息.pdf	2023/12/14 1:49	Adobe Acrobat ...	517 KB
8.9应急队伍和应急专家信息.pdf	2023/12/14 1:49	Adobe Acrobat ...	486 KB
8.10规范化格式文本.pdf	2023/12/14 1:49	Adobe Acrobat ...	557 KB
8.11编制依据及关联预案.pdf	2023/12/14 1:49	Adobe Acrobat ...	465 KB

图 5 附录信息抽取本地展示

3.3.3 预案拆分

根据段落一级标题，二级标题，三级标题，四级标题以及具体内容进行段落拆分。然后根据段落拆分的结果，进行细粒度拆解成句，并结合句法依存分析等技术，合并句子对以及进行主语补全，提升分句效果。

[illegible]

图 6 预案内容分段分句

3.3.4 标签分类

根据预案拆分，分段信息结果结合多层次标题和文本内容，训练 RoBERTa 多标签层次分类模型，并结合标题文本匹配的方法，完成标签分类。分类标签展示如下：

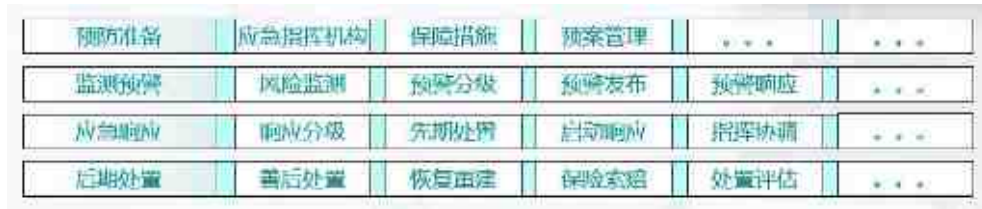


图 7 标签分类展示



图 8 预案多层次标签

3.3.5 信息抽取

对于预案拆分后的分句，精心设计提示词，基于大语言模型实现信息抽取。利用 Langchain 框架采用多轮对话的形式调用大模型，完成应急预案“触发条件”、“执行人”、“接收人”、“任务措施”等重要信息抽取。

序号	事件	阶段	环节	情景	任务描述	触发事件	执行人	接收人	先决条件	资源需求
1	会议	决策阶段	决策	发布决策	汇报相关意见，会中相关领导部门领导有决策权的事项，四川公司相关决策事项建设，发布决策	领导将会上相关会议决策事项传达，并到上级主管部门进行汇报	公司决策中心	公司决策中心	较复杂的决策事项经小组讨论	
2	会议	决策阶段	决策	发布决策	汇报相关意见，会中相关领导部门领导有决策权的事项，四川公司相关决策事项建设，发布决策	领导将会上相关会议决策事项传达，并到上级主管部门进行汇报	公司决策中心	公司决策中心	较复杂的决策事项经小组讨论	

图 9 分句信息抽取

3.3.6 指令生成

将抽取的信息根据模板自动生成发布指令:



图 10 指令生成模板

3.4 应用场景或应用方式

本项目基于大语言模型对应急预案进行结构化拆解，构建应急预案知识图谱，可以提供为如下应用场景提供服务。

（1）应急预案可视化关系展示

项目提供了基于关系图的应急预案实体可视化展示，包括环节、阶段、事项、部门等信息。

（2）应急预案指令自动化生成

在应急处置过程中，指令是各个职能部门进行应急处置的关键信息，通过本项目可以自动生成应急指令，从而提升应急响应和应急处置效率。

（3）发现应急处置流程的瓶颈

通过将应急处置流程中各环节、各事项、各部门的关系进行梳理，可以发现应急处置流程的关键节点（如关键事项、关键部门），尤其是在多个自然灾害同时发生的极端情况下，快速发现应急处置流程瓶颈，有助于优化应急处置流程。

（4）发现应急处置流程冲突

应急处置流程往往由相关部门根据历史经验设计形成，难免存在流程冲突的问题，尤其是在多个自然灾害同时发生的极端情况下，一旦出现流程冲突，将导致应急处置无法执行。本项目通过基于图的路径查询算法，如环路检测等，可以发现应急处置链路上的“环路”，从而发现应急处置流程冲突。

3.5 安全保障措施

本项目采用的数据是客户单位公开的应急处置流程文档，同时本项目部署在客户本地，为此本项目主要通过用户身份验证，本地化部署以及不接入敏感数据等措施保障系统和数据安全。

4 案例示范意义

本项目在业务创新方面具有一定的示范意义，本项目实现应急预案的快速提取、信息可视化以及知识图谱的自动生成。这不仅能够提升应急预案的可操作性和实用性，还能够为客户的应急管理提供强有力的技术支持，确保在面对各种突发事件时，能够做出更加科学、合理的决策。

同时，本项目在技术创新方面 also 具有重要意义。本项目的实施是探索“大语言模型+知识图谱”在国家电网应急预案中应用新模式，对应急预案进行自动化、智能化信息抽取，构建面向电网应急预案知识图谱，并提供图谱可视化分析服务。

5 存在的问题和不足

本项目由于实施周期较短，只针对了台风和洪涝灾害两种自然灾害风险预案进行了自动拆解和信息抽取，需要进一步扩展应急风险预案种类。

其次，本项目在实施过程中使用的是 Qwen1.5 14B 版本的大语言模型，后续有更多优秀的大语言模型亟需进行验证，可能会产生更好的效果。

6 展望

本项目后续将在如下几个方面继续开展相关研发工作：

6.1 扩展应急预案规模和种类

本项目后续将进一步扩展应用预案规模和种类，如火灾、冰灾、泥石流等自然灾害。将本系统功能应用到更多类型的应急预案，对应急预案文本文件进行梳理分析，提取关键信息，为应急处置提供更多决策支持。

6.2 充分挖掘知识图谱服务能力

增加知识图谱在项目中应用功能，如发现应急预案中的“死锁”或应急处置过程中的“瓶颈”或冲突，并进行智能提醒和引导，解决应急预案中潜藏的深层问题。

6.3 拓展更多应用场景

将本项目的“知识图谱+大语言模型”“大模型增强知识图谱”的知识应用技术路线推广到其他应用场景，如面向应急预案的智能问答和文档生成等场景。

6.4 拓展更多应用领域

将大语言模型+知识图谱的解决方案推广到更多行业领域，如营销、故障诊断、电力调度等，并在新领域中深化解决方案的完整性和合理性，提升方案中知识图谱与大模型的融合深度。



案例 19 图书情报行业-科技文献复杂知识抽取

1 案例基本情况

1.1 企业简介

中国科学院成都文献情报中心是中国科学院设在西南地区的研究型图书馆，是国家高水平科技智库建设的重要支撑，是国家科技文献信息保障的重要力量，是中国科学院文献情报系统的重要组成部分。为国家和中国科学院党组等决策一线提供战略情报保障，为科研院所和重大科技攻关任务等科研一线提供科技情报支撑，为国家重大区域创新战略和区域重要创新单元等创新一线提供竞争情报和科技评价服务。

1.2 案例背景

痛点 1:如何实现科技文献复杂知识的自动抽取

在效率层面，专家主导的知识提取过程通常需要耗费大量时间进行文献阅读、数据分析和知识归纳。随着科技文献数量的快速增长，传统人工处理方式难以应对海量文献的快速挖掘需求，导致知识更新周期滞后于科研发展速度。在客观性方面，专家认知存在固有的主观局限性。不同领域专家对同一文献的知识抽取结果差异较大，尤其在跨学科文献处理时，单一领域专家往往难以全面把握多维知识关联。

痛点 2:如何利用知识图谱增强大模型的专业领域知识抽取能力

知识图谱作为一种结构化的语义网络，能够有效组织专业领域中的实体、概念及其复杂关系，为增强大语言模型的专业知识抽取能力提供了重要途径。通过将领域知识图谱与大模型相结合，可以弥补通用语言模型在特定领域知识覆盖不足的缺陷：一方面，知识图谱中规范化的领域术语和实体关系能帮助模型更准确地识别专业概念，减少语义歧义；另一方面，图谱中的显式知识链接可引导模型建立正确的领域推理路径，提升复杂专业问题的处理能力。

1.3 系统或方案简介

本方案的目标是通过领域知识图谱与提示工程技术相结合的方法，提升大型语言模型在科技文献知识抽取方面的准确性和可解释性，涵盖了领域知识图谱构建、模型微调和复杂知识抽取等步骤。该方法将显著提升模型在科技文献挖掘中的精确度、召回率和推理能力，为科研知识发现与智能分析提供新的技术支撑。

2 案例成效

指标/特性 :准确率 P、召回率 R 和 F1 值

融合知识图谱与大语言模型的方法在知识抽取任务中展现出显著优势，在准确率、召回率和 F1 值上均明显优于仅依赖大语言模型的基线方法。这种全面提升验证了知识图谱的结构化知识能够有效弥补大语言模型在领域专业性上的不足，通过实体关系约束和领域概念注入，显著降低了错误生成概率并改善了细粒度知识的召回能力。特别是在低频专业术语和复杂关系抽取场景中，联合方法的性能优势更为突出，证实了异构知识融合对领域知识抽取的增强作用。

3 技术路线

3.1 系统架构/方案架构

本方案融合知识图谱与大语言模型实现科技文献复杂知识抽取，包括领域知识图谱构建、模型微调和复杂知识对象抽取三个阶段，如图 1 所示。在第一阶段，采用本体构建、BRAT 标注以及 Neo4j 数据库存储技术，构建了领域知识图谱的模式层与实例层。第二阶段，利用实例层中的三元组数据构建指令数据集，并采用 LoRA 技术对大型语言模型进行微调，以优化其性能。在第三阶段，我们运用 MOT 机制筛选出 top-k 的问答对，将这些领域知识融入提示中，通过与模型的多轮交互，实现了对科技文献中复杂知识的精准抽取。

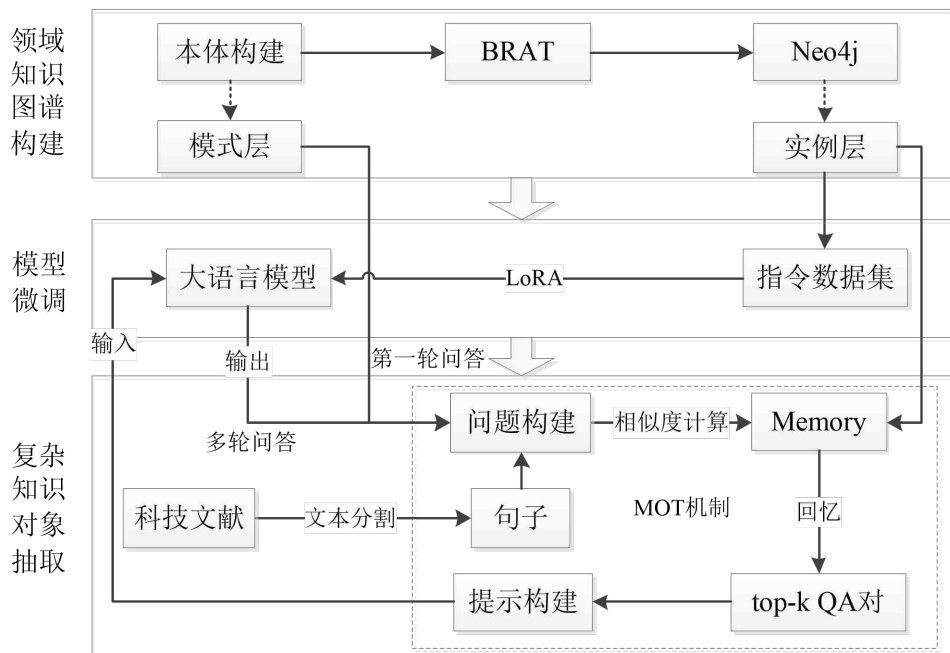


图 1 科技文献复杂知识对象抽取方案

3.2 技术路线详情

3.2.1 领域知识图谱构建

领域知识图谱的构建涉及两个核心步骤：模式层的设计和实例层数据的填充。

首先，我们采用了一种两阶段式的轻量级本体建模方法来实现知识图谱模式层的设计。在准备阶段，我们明确了特定学科领域的范围和边界；在构建阶段，我们通过基本框架的搭建、知识结构的完善和知识结构对齐等三轮循环，完成了各种实体类型、实体间的语义关系以及实体属性的精确定义。模式层设计完成后，我们通过数据预处理、知识抽取、知识审核和知识存储等一系列步骤，实现了实例层数据的填充。

在数据预处理阶段，我们从专利和论文等科技文献中提取文本内容，并将其分割成不同长度的句子。知识抽取阶段基于本体模型构建标签体系结构，并利用基于 web 的快速标注工具 BRAT 对科技文献中的知识实体及其属性关系进行标注。在知识审核阶段，标引人员首先对标注结果进行交叉验证，对标注出的实体进行统一和规范化的表示，然后由领域专家进行最终的审定。最后，在知识存储阶段，我们将标注结果转换为三元组形式，并导入图数据库 Neo4j 中，以完成实例层数据的填

充。Neo4j 内置的 Cypher 语句和图数据科学模块使得知识的关联查询与深度挖掘变得便捷高效。

3.2.2 大语言模型微调

为了深入挖掘科技文献中的知识，本地部署了 ChatGLM2-6B 模型，并借助知识图谱实例层的三元组数据构建了指令数据集。采用 LoRA 技术对模型进行微调，使其更好地适应特定学科领域的知识抽取需求。知识抽取任务主要分为实体类型识别和实体抽取两个部分。针对知识图谱中的每个三元组（实体、属性、属性值），首先使用属性值所在的文本和属性来构建 QA 对（问题-答案对），以此微调模型的实体类型识别能力。随后，将属性值所在的文本和属性组合成问题，而属性值本身作为答案，用于微调模型的实体抽取能力。通过这样的微调策略，我们能够提高 ChatGLM2-6B 模型在科技文献知识抽取任务中的性能，使其更加精准地识别和抽取领域特定的实体和属性信息。

3.2.3 复杂知识对象抽取

本环节采用 MOT（Memory of Thoughts）机制，构建了 prompt，并将本体中蕴含的语义知识融入其中。通过与 ChatGLM2-6B 模型的多轮交互，实现了对专业领域内复杂知识的精准抽取。在多轮问答模型阶段，我们构建了领域本体，并据此提出了目标问题。通过 MOT 机制，提供了一组与应用场景相关的问答样例，然后将目标问题与这些样例整合成提示，以辅助 ChatGLM2-6B 完成知识抽取任务。MOT 机制基于标注数据生成了问题-答案对，形成了外部记忆，然后通过 doc2vec 模型从外部记忆中选取最相关的 K 个问题-答案对作为问答样例。

本环节提出了两类提示构建方法：第一类采用“关系优先”的识别策略（RE→NER），即先预判可能的关系类型，再定位对应的实体；第二类采用“实体优先”的识别策略（NER→RE），即先通过命名实体识别（NER）确定文本中的实体，再分析实体间的关系（RE）。这两类策略通过分步处理实现了细粒度的实体关系联合抽取，有效降低了复杂语境下的识别误差。第一类方法构建提示的过程如下图所示：

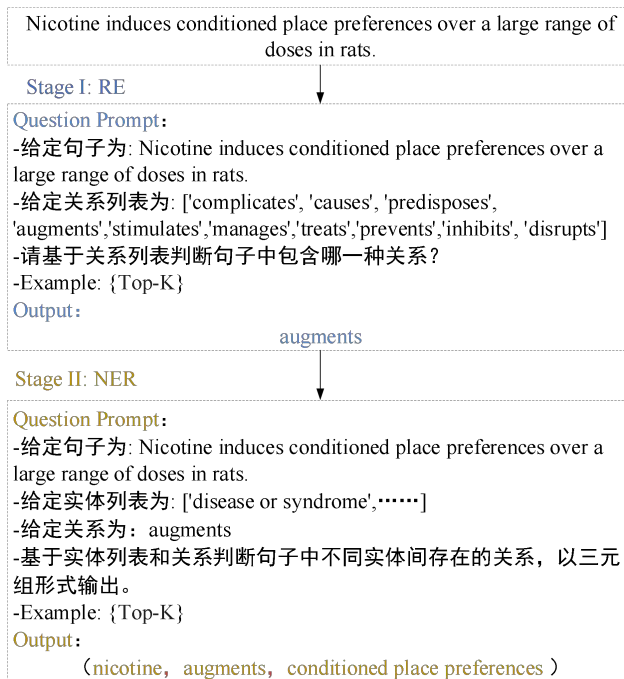


图 2 关系优先策略

第二类方法构建提示的过程如下图所示:

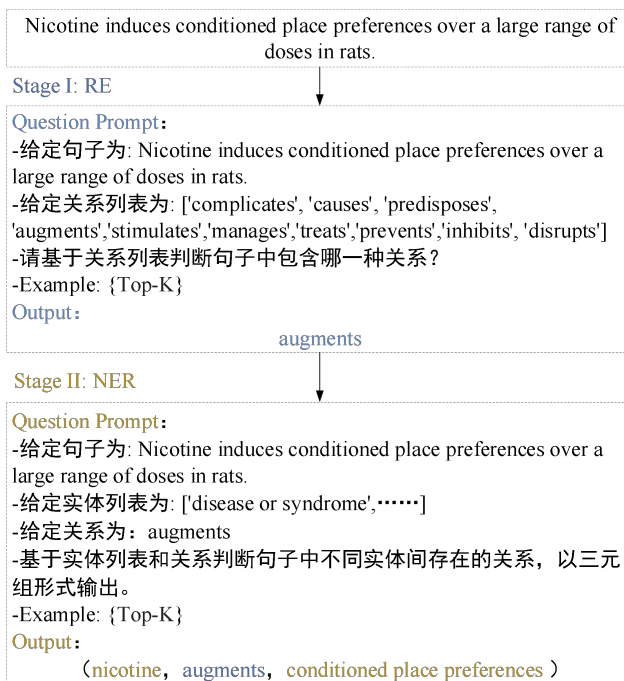


图 3 实体优先策略

最后，通过领域本体对从不同句子中抽取出的知识实体进行语义整合与结构化关联，构建出具有丰富语义关系的复杂知识对象。具体而言，首先将抽取的实体和关系映射到本体中的规范化概念和属性，确保术语的一致性和逻辑准确性；接着利用本体定义的层级关系（如父子类、实例关系）和语义约束（如定义域、值域）对实体间的关联进行验证和推理，消除歧义并补充隐含知识；最终形成一张语义互联的知识网络，其中实体通过多维度关系（如因果关系、时序关系、功能关联）相互连接，使零散的知识片段整合为具有上下文关联和可推理能力的复杂知识对象，如图 4 所示。

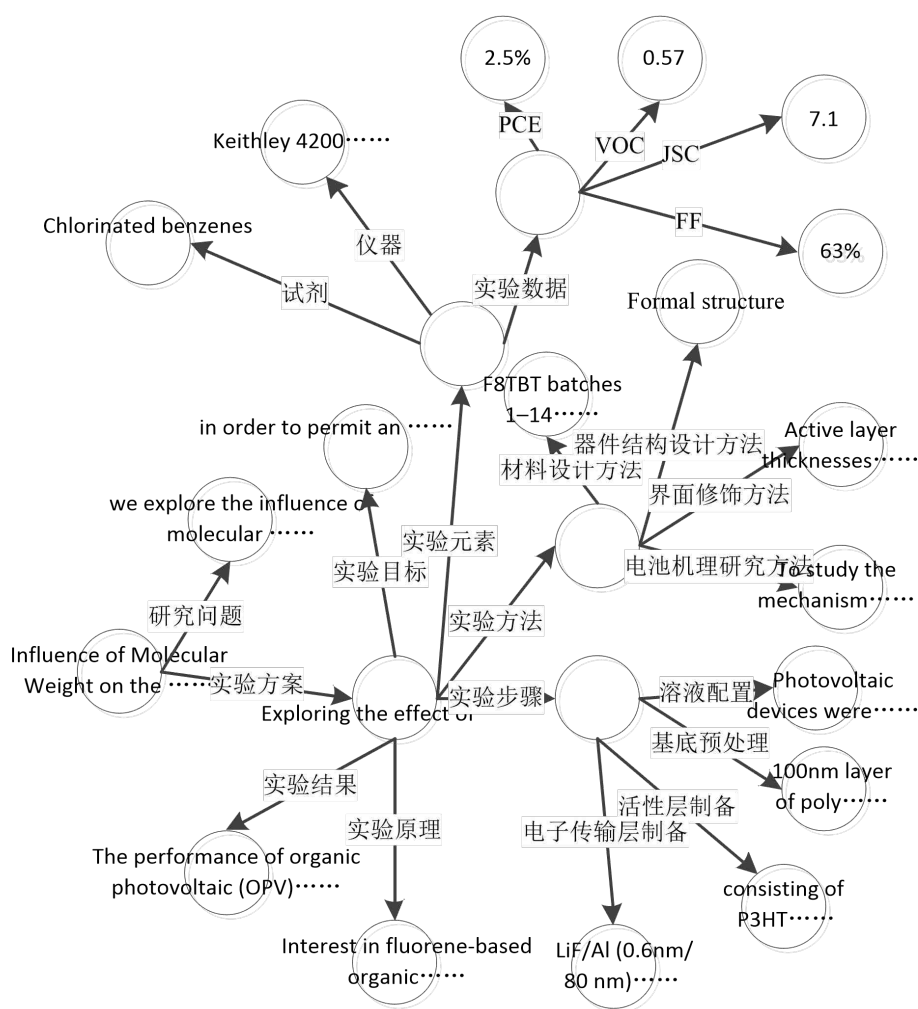


图 4 复杂知识对象

4 案例示范意义

科技文献中蕴含着丰富的“可信、专业、规范”的领域知识和科学数据，这些知识以复杂对象的形式存在，构成了科技创新的关键要素。通过对这些复杂知识对象的深入抽取与分析，能够揭示出不同学科领域之间潜在的、深层次的知识联系和传递路径，这为数据智慧驱动的科学发现和知识探索提供了坚实的支撑。

5 展望

知识图谱中蕴含了实体和关系的丰富信息，包括层次结构以及描述性文本。如果能够将这些信息有效地整合，将进一步增强大型语言模型的知识抽取能力。目前，大型语言模型所吸收的知识主要是以三元组的形式呈现，而更复杂的知识路径、知识结构和推理信息尚未得到充分利用。因此，未来可以设计更好的知识注入方法，将不同类型和结构的复杂知识引入大语言模型中，提升模型对知识的深度理解和灵活运用能力。



案例 20 电力行业信通小智智能问数大模型

◆ 案例简介 ◆

随着智能电网、物联网技术的快速发展，电力企业收集和处理的的数据量呈指数级增长，如何有效管理和利用这些海量数据，提升运营效率和服务质量，成为电力行业面临的重要挑战。我们以数据赋能基层（电价、客服知识、物资知识等）为基础，建设了面向基层人员的结构化数据问答，非结构文档知识问答的能力样板间。该系统旨在激发数据活力，推动数据赋能业务，提升数据服务体系水平。其中，结构化数据问答功能融合了元知识图谱和行业大模型能力，在赋能基层 1.0 共性数据集基础上，基于 NL2SQL（自然语言自动转化为 SQL），用户通过自助式、交互式提问的方式，实现结构化数据的指标统计、明细查询和辅助分析研判（赋能基层 2.0），配合 1.0 模式使用，更加灵活地支撑业务需求，进一步降低用数门槛。

1 案例基本情况

1.1 企业简介

北京海致科技集团股份有限公司成立于 2013 年，专注于图计算、行业大模型等人工智能技术创新。凭借卓越的创新能力，荣获了国家级高新技术企业、北京市“专精特新”小巨人企业、北京市企业技术中心等殊荣。海致与中国工程院院士郑纬民教授共同成立了我国首个高性能图计算院士工作站，共同研发的高性能图计算及行业大模型技术已广泛应用于智慧城市、金融科技、能源物联网等领域的数字化转型和信息化建设，客户遍布全国 200 余个城市和地区。

1.2 案例背景

随着智能电网、物联网技术的快速发展，电力企业收集和处理的的数据量呈指数级增长，涵盖了发电、输电、配电、售电以及客户服务等各个环节。这些数据不仅包括结构化的数据，如电价信息、物资库存、客户用电量等，也涉及大量的非结构化数据，如技术文档、客户服务记录、设备维护手册等。如何有效管理和利用这些海量数据，提升运营效率和服务质量，成为电力行业面临的重要挑战。



图 1 智能问数平台界面

行业痛点 1:数据孤岛与信息壁垒

电力企业的信息系统多而分散，涵盖了生产管理系统、营销系统、财务系统、物资管理系统等多个独立的信息平台。这些系统往往由不同的厂商开发，采用不同的数据标准和接口协议，导致系统间数据互通困难。不同部门之间数据共享困难，业务人员需要跨多个系统查询信息，操作繁琐且效率低下。信息孤岛现象严重，难以形成统一的数据视图来支持高效决策，影响了企业整体运营效率的提升。

行业痛点 2:数据分析能力不足

基层一线班组人员往往缺乏专业的数据分析技能，对 SQL 查询语言、统计方法等专业知识掌握有限。面对复杂的数据查询和统计需求时，他们通常需要依赖 IT 部门或数据分析师的支持，不仅增加了沟通成本，还延长了问题解决的时间周期。在日常工作中，如需要查询特定区域的用电量统计、设备故障率分析等业务

数据时，往往难以快速准确地获取所需信息，影响工作效率和服务响应速度，制约了基层业务能力的发挥。

行业痛点 3:知识传递效率低

客服知识、物资管理知识等非结构化信息更新快，新的政策法规、操作规范、故障处理经验等知识内容需要及时传递给一线员工。然而，传统的培训方式如集中培训、纸质手册分发等，不仅组织成本高，而且难以及时覆盖所有基层员工，特别是对于分布在不同地区的现场作业人员。知识传递滞后的问题导致员工在面对新情况、新问题，无法快速获取准确的知识支持，影响服务质量和客户满意度，甚至可能引发操作风险。

行业痛点 4:决策支持不灵活

现有的数据报告和分析工具往往需要 IT 专业人员介入，从需求分析、报表开发到系统部署，整个流程周期较长。当业务人员需要针对特定场景进行数据分析或生成临时报表时，往往需要等待数天甚至数周的时间。定制化需求响应慢，不能灵活适应快速变化的业务需求，特别是在应对突发情况、应急决策等场景下，传统的数据分析方式显得力不从心。这种僵化的决策支持模式，限制了企业快速响应市场变化和业务调整的能力。

为了解决上述问题，系统融合了知识图谱、向量索引和大模型技术，但也面临下述难点：

融合时的难点或痛点 1:元数据知识图谱构建的复杂性

元数据知识图谱是结构化数据问答的基础，它解决了业务对象、维度数据、技术元数据（表、字段）等元素之间的关联查询问题。构建元数据知识图谱需要对上述内容进行系统整合和动态更新，是我们面临的最大挑战。

融合时的难点或痛点 2:统一向量与知识图谱索引的构建

构建能够快速检索的向量索引和知识图谱索引，同时保证高召回率和低延迟，技术上要求极高，尤其是在大规模数据集上。结构化数据、半结构化数据和非结构化数据的融合索引构建，需要解决数据类型差异带来的索引不一致性和查询效率问题。

融合时的难点或痛点 3:Agent 模式下的统一问答接口实现

为了提供无缝的用户体验，需要设计能够处理文本、图表等多种输出形式的统一接口，这涉及到复杂的多模态信息处理和融合技术。同时，与已有系统的兼容与集成也是较大的难点，例如集成现有数据可视化工具和其他 IT 系统，需要解决接口适配、数据同步及安全性等问题，确保新旧系统间的平滑过渡。



图 2 智能问数知识图谱的技术必要性

本案例提出的方案，通过融合大模型与知识图谱技术，不仅能够解决电力行业在数据孤岛、数据分析能力不足、知识传递效率低和决策支持不灵活等方面的痛点，还能够显著提升数据服务的智能化水平。该方案的重要性在于，它通过构建元数据知识图谱实现了管理元数据、业务元数据和技术元数据的体系化管理，打通了不同系统间的数据壁垒，形成了统一的数据视图。同时，基于大模型的 NL2SQL 能力，将自然语言直接转化为 SQL 查询，大幅降低了基层人员的数据分析门槛，实现了自助式、交互式的数据查询和分析。此外，通过 Agent 模式的统一问答接口，整合了结构化数据问答和非结构化文档问答能力，为用户提供了无缝的智能化服务体验。该案例的创新点在于深度利用了大模型的强大计算能力和深度学习能力，实现对复杂数据的高效处理和分析，提升数据处理的自动化和智能化水平。同时，构建了元数据知识图谱，整合了业务对象、维度数据、技术元数据等要素，形成了一个统一、动态更新的知识体系，为数据查询和决策提供全面、准确的信息支持。此外，开发了基于 Agent 模式的智能化问答系统，实现了从自然语言到 SQL 查询、从文档检索到知识问答的全流程自动化，减少了对 IT 专业人员的依赖，提高了数据服务的效率和准确性。该系统不仅能够解决电力行业当前面临的痛点和难点，还能够推动电力行业的数字化转型和智能化升级，实现数据资产价值化、数据资源清洁化和数据底座透明化，具有重要的实际应用价值和广阔的发展前景。

1.3 案例类型

知识图谱增强大模型

1.4 系统或方案简介

案例是一款专为电力行业设计的智能数据分析和辅助决策的大模型，集成了最前沿的大模型技术和元数据知识图谱技术，旨在通过智能化手段解决基层班组人员在日常工作中面临的业务查询、数据分析及知识获取难题。该系统依托于高性能 GPU 集群，确保大模型的高效运行，利用 AtlasGraph 作为知识图谱存储引擎，高效管理结构化知识数据，同时集成向量数据库，优化非结构化数据的检索效率，从而为用户提供即时、准确、个性化的信息支持。

系统核心功能包括但不限于：

- **NL2SQL 转换：**用户可通过自然语言提问，系统自动将其转化为 SQL 查询，实现结构化数据的快速检索与统计分析。
- **智能问答与图表生成：**针对电价、客服知识、物资管理等业务领域，提供即时问答服务，同时支持查询结果的图形化展示，便于业务洞察。
- **文档数据问答：**利用大模型深度理解能力，从海量技术文档中抽取出精准答案，解决非结构化数据查询难题。
- **移动端友好：**提供跨平台的移动应用，确保现场作业人员能随时随地获取所需信息，提升工作效率与服务质量。

通过实施“电力行业信通小智智能问数大模型”，不仅显著提高了基层工作效率，降低了用数门槛，而且在需求响应时间、回答准确率上实现了质的飞跃，用户满意度显著提升。系统在保障数据安全与隐私的同时，也推动了电力行业数字化转型的进程，为其他行业提供了可借鉴的智能化解决方案范例。

2 案例成效

2.1 业务效率与用户体验显著提升

自“电力行业问答应用”上线以来，系统在业务效率和用户体验方面取得了显著成效。首先，一线业务人员的个性化查询需求可得到及时响应，而传统基于拖拉拽的定制开发往往需要数小时甚至数天，由数据开发团队响应的需求由于需求澄清、

上线流程等往往要一到两周，现在通过自然语言提问即可快速获得结果，需求响应时间大幅缩短。其次，在查询准确性方面，实施前后对比显示，针对单表的复杂查询一次性正确率从 60% 跃升至 92%，这归功于元数据知识图谱的精准匹配能力和大模型的深度理解能力，能够针对电力专业术语、复杂技术问题提供更为精确的答案，降低了因误解、单纯向量模糊匹配或信息不全导致的二次咨询。在经济效益方面，通过自动化处理大量查询请求，预估系统每年为公司节省相关人力成本约 30%，同时由于提升了问题解决效率，间接促进了业务流程的顺畅，估算年经济效益增长达 5%。这些成效最终体现在用户满意度上，用户满意度调查结果显示，新系统上线后，用户满意度从 60% 上升至 80%，这一变化反映了信通小智切实满足了用户需求，增强了互动体验，展现了技术与用户体验的良性互动。整体而言，知识图谱与大模型的深度融合，使得系统能够精准理解和反馈用户的数据查询问题，极大提高了工作效率，减少了用户等待时间，体现了技术在提高服务准确度和业务价值上的巨大作用。

2.2 系统可信性与可解释性全面提升

在提升业务效率的同时，系统在可信性和可解释性方面也实现了重要突破。大模型融合了元数据知识图谱，特别注重了答案的可解释性，用户不仅能获得解决方案，还能了解推理路径和依据，增强了用户对系统的信任。例如，当回答一个复杂查询时，系统会展示相关信表的来源、血缘关系、业务对象关联、相关案例等，使得决策过程透明可信。同时，通过元数据知识图谱对结构化数据进行治理，实现了准确的数据血缘，每条答案都能追溯到其数据源头，实现了信息的可验证性。这种可溯源性对于电力行业这样的高安全要求领域尤为重要，不仅提升了决策的可靠性，还增强了系统的合规性，确保用户在使用系统时能够充分了解数据来源和处理过程，从而建立起对系统的信任和依赖。这种可信赖性与可解释性的提升，为系统在关键业务场景中的应用奠定了坚实基础，也为电力行业的数字化转型提供了可靠的技术保障。



图 3 案例的数据成效

3 案例技术路线

3.1 系统架构/方案架构

元数据图谱作为大模型外部知识库，在业务问题分析过程中，提供匹配数据资产的能力（也就是找表或找对象），大模型为整个系统提供问题解析及工具链调用生成的能力支撑（基于大模型 Agents 技术及 ReAct,Self-Ask,Plan-and-execute 等能力）。总体架构如下图所示：



图 4 融合技术方案架构图

基础大模型选型采用 Qwen 大模型，在实际应用中，基于业务场景微调训练了多个版本，用于不同场景。

3.2 软硬件环境

3.2.1 本项目硬件环境

本系统采用的高性能 Linux 服务器，搭载 Intel Xeon 处理器，配备大量 RAM（256GB-512GB）以支撑内存密集型的大模型运算。服务器间通过高速网络互联，确保数据传输速度。单节点配置双 RTX3090 显卡，支持中等规模大模型的推理和微调训练。当前生产环境的部署规模为 4 节点。系统整体采用 K8S 作为基本运维框架，所有组件均容器化部署。

3.2.2 本项目软件环境

系统整体技术架构和核心软件环境如下图：

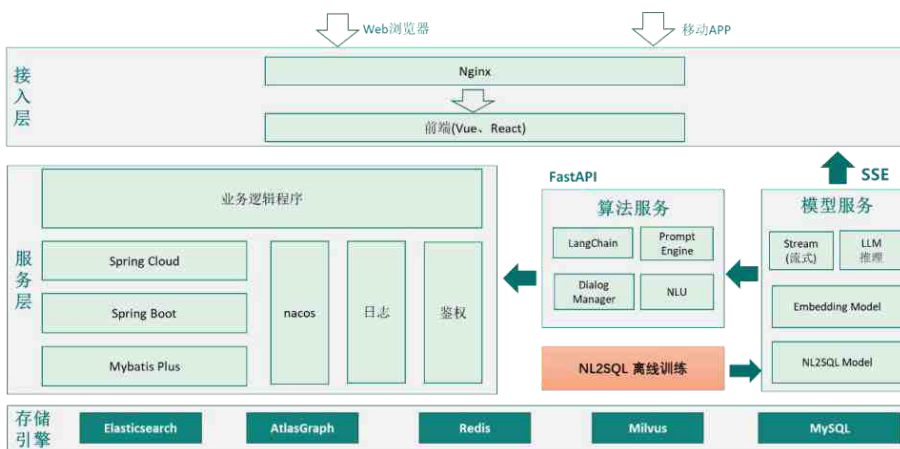


图 5 融合技术架构

操作系统：使用了 CentOS7.6 Linux 操作系统，以确保系统的稳定性和兼容性。

编程语言：主要使用 Python3.10 作为开发语言。

深度学习框架：使用了 PyTorch 等成熟的深度学习框架进行模型的开发和训练。

知识图谱构建工具：使用了 AtlasGraph、Milvus 等图数据库及向量数据库，以支持知识图谱的存储和查询。

3.2.3 本项目算力

训练阶段：使用了 GPU 的计算资源来训练模型，配置了 4 个 GPU 节点，每个节点配备 2 个 NVIDIA 4090 GPU。

推理阶段：模型推理对 GPU 计算资源的多少取决于并发度，本项目也需要快速响应，同样使用了 4 个 GPU 节点，每个节点配备了 2 个 NVIDIA 4090 GPU。

3.3 技术路线详情

3.3.1 结构化数据精准描述血缘的元数据知识图谱

元数据知识图谱是结构化数据问答的基础，它提供了业务对象、表、字段之间的关联关系，维度信息，血缘和溯源信息等精确信息。这些信息为大模型生成 SQL，以及提升大模型生成查询的可解释性提供了必不可少的基础。技术路径如下图：

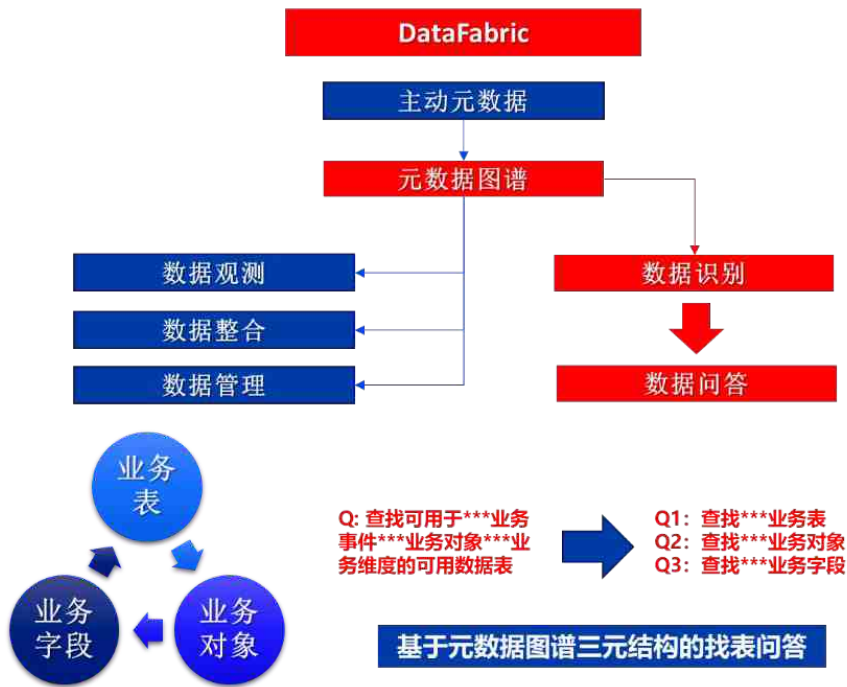


图 6 元数据知识图谱技术架构

元数据知识图谱落实到基于海致的 DMC 数据中台，实现数据的灵活接入、元数据自动生成和更新等。系统截图如下图：



图 7 元数据知识图谱产品界面

3.3.2 基于大模型生成的 NL2SQL

基于大模型的 NL2SQL 技术将用户的自然语言问题直接转换为可执行的 SQL 查询语句，极大地简化了用户对数据库的操作复杂度。它区别于传统的 NL2SQL 的地方在于充分利用了大模型的泛化能力和元数据知识图谱的精确信息，下面是该技术流程的详细解析：

（1）用户问题的意图识别和 NER（业务对象识别）

意图识别：首先，系统通过自然语言处理技术，分析用户提出的问题，确定其查询的意图类型，比如是查询、统计、排序还是过滤等操作。这是转换过程的基础，帮助系统理解用户想要达成的具体目标。

NER（命名实体识别）：在此基础上，系统运用命名实体识别技术，从用户问题中抽取出具体的业务实体，如特定的时间、地点、人物名称或业务术语等。这些实体对于构建精确的 SQL 查询至关重要。

（2）基于向量数据库，匹配类似查询/DDDL/或者文档

使用向量数据库，将用户问题转换成高维向量形式，并在数据库中搜索相似的查询历史、数据定义语言或相关文档。这一步骤有助于快速定位到以往处理过的类似问题或相关数据库结构信息，为后续步骤提供参考和启发。

（3）基于 NER 结果，通过元数据知识图谱获取相关的技术元数据（表/字段）和维度数据

系统在预先构建的元数据知识图谱中查找相应的表名、字段名以及它们之间的关联关系。知识图谱作为一种结构化的数据组织方式，能够高效地提供数据库的结构化信息，帮助系统理解查询涉及的数据表和字段。

（4）基于上述内容，大模型进行评估后生成最终的 SQL

最后，系统利用预训练的大规模语言模型，综合意图识别、实体识别的结果，以及从向量数据库和知识图谱中获取的信息，评估并优化查询结构。大模型在此阶段发挥着关键作用，它不仅理解上下文，还能根据业务逻辑和数据库结构，调整和优化查询组件的顺序和结构，最终生成一个最有可能满足用户需求的 SQL 查询语句。

技术流程如下图：

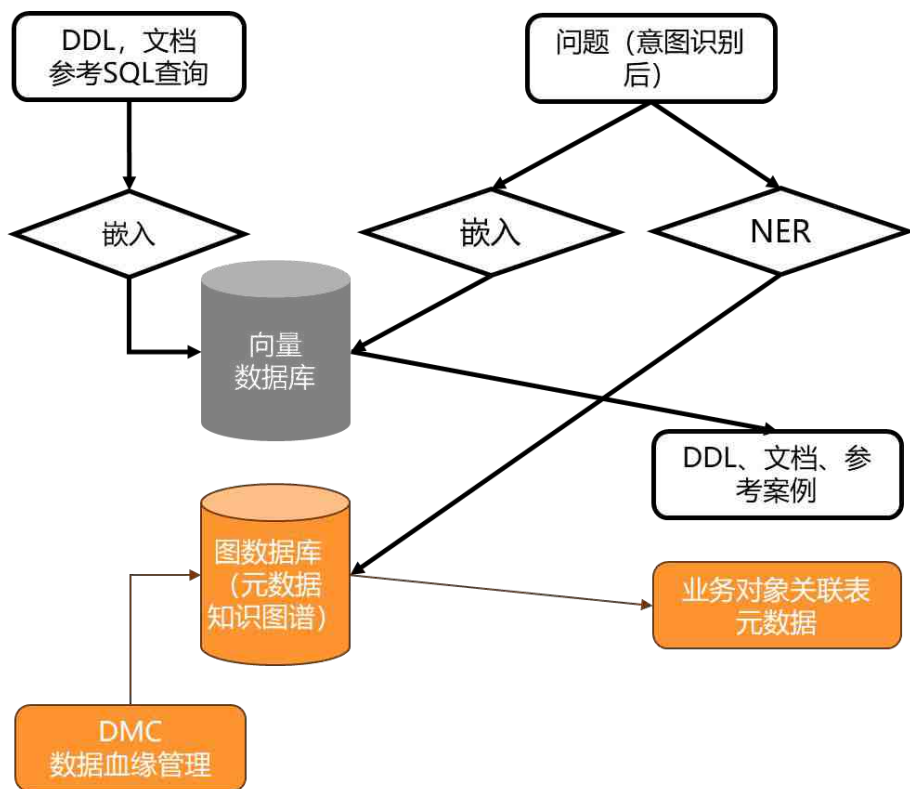


图 8 基于大模型生成 NL2SQL 技术流程图

3.3.3 Agent 模式的场景编排和统一问答入口

Agent 模式是指大模型能够根据用户输入，综合调用各个系统的 API，完成指定任务的过程。在此系统中，我们提供用户对任务场景自定义编排的能力，使得系

统除了全自动规划模式外，也能匹配预定义的场景，从而提升准确率和完成任务的质量。

通过统一问答入口，我们不仅集成了文字的输出，同时也支持图表、图片、文档、第三方系统嵌入等丰富的输出类型，从而让用户可以在统一的界面上完成之前跨系统才能完成的操作，极大提升了用户友好度。

Agent 全能力模式如下图：

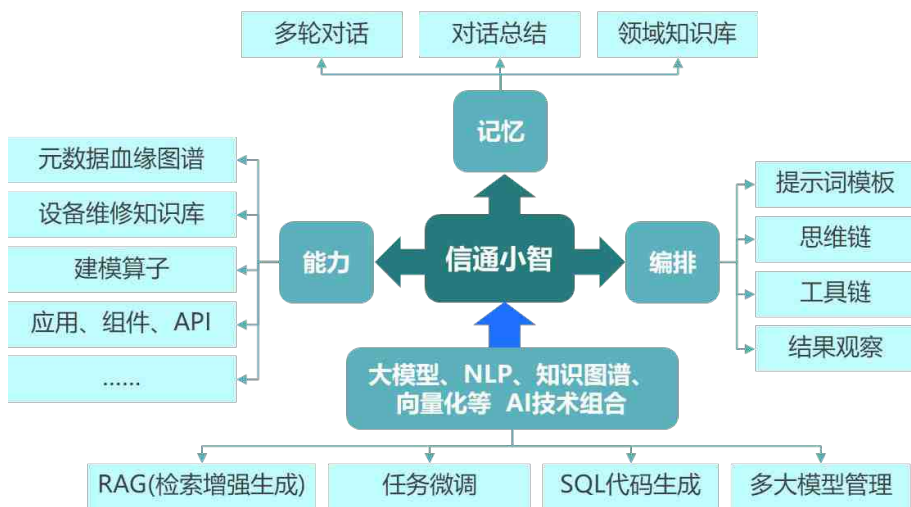


图 9 Agent 全能力架构图

3.4 应用场景或应用方式

3.4.1 NL2SQL 数据智能问答

在电力行业，业务分析师需要频繁查询和分析电网运行数据、设备状态、能源消耗等信息。借助 NL2SQL 数据智能问答功能，用户只需用自然语言提问（如“本月各区域的用电量对比情况如何？”），系统即可自动生成相应的 SQL 查询代码，并执行于后台数据库，快速返回结构化的数据分析报表。样例如下图：



图 10 文字与图表结果产品界面

3.4.2 智能问答生成图表

运营人员需要定期汇报电力设施维护情况、故障处理进度等。通过智能问答生成图表功能，用户提出请求（如“展示近一年来故障维修响应时间的变化趋势”），系统自动检索相关数据，生成对应的图表报告。生成图表如下图：

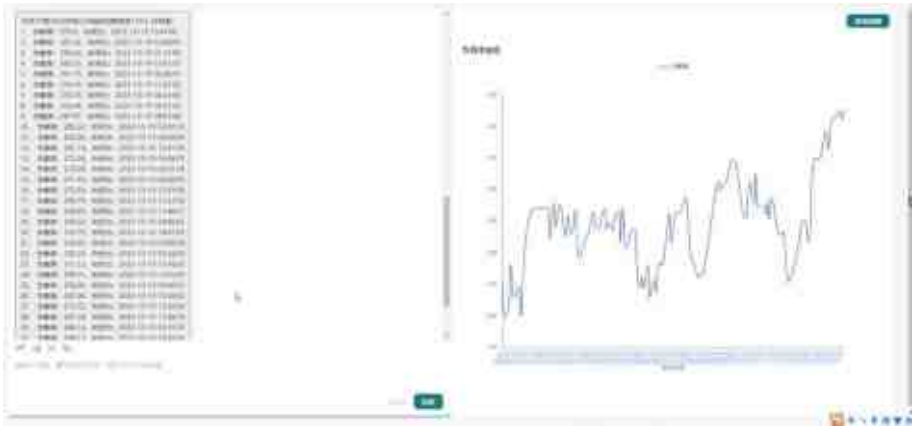


图 11 数据与图表结果产品界面

3.4.3 大模型文档数据问答

电力工程技术文档繁多，查找特定技术解决方案或设备手册耗时长。大模型文档数据问答功能允许工程师在移动端 App 或 Web 端以自然语言查询（例如，“XX 型号变压器常见故障排查步骤”），即可从海量技术文档中获取相关信息，甚至可以查看步骤指导视频，加速问题解决过程。问答界面如下图：



图 12 文字与文档结果产品界面

3.4.4 智能问答用移动端

现场作业人员可能需要即时获取电费信息、停电通知或安全操作指南。智能问答移动端应用允许现场作业人员随时随地提问，如“这片区域何时恢复供电？”或“如何安全更换电表？”，提高作业人员工作效率。移动端如下图：



图 13 移动端结果产品界面

3.5 安全保障措施

在构建电力行业信通小智智能问数大模型的过程中，我们采取了一系列综合性的安全保障措施，确保数据处理的每一个环节都能达到高标准的安全要求。

3.5.1 内容安全策略

首先，关于内容安全，我们重视并实施了敏感信息的匿名化处理，这意味着任何个人身份信息或企业敏感数据在进入系统前都会被转换成无法直接关联到原始个体的形式，以此保护隐私。同时，我们部署了内容过滤机制，利用先进的自然语言处理技术，自动识别并排除非法、有害或不适宜的内容，确保模型训练和知识图谱的纯净。此外，建立了知识可信度评估体系，只采纳经过验证的高质量信息源，保证知识图谱内容的准确可靠。

3.5.2 数据安全策略

在数据安全层面，我们实行了严格的加密策略，无论是数据存储还是数据传输过程，均采用业界认可的加密算法，有效防止数据泄露。访问控制机制则通过实施角色基础的权限管理（RBAC），确保只有获得授权的人员才能接触敏感信息或执行特定操作。元数据管理也是我们关注的重点，通过精细化管理，维护元数据的完整性，同时在知识图谱访问上实施细致的权限划分，增强数据保护。

3.5.3 系统安全策略

系统安全方面，我们建立了全面的安全审计体系，详细记录所有系统活动，为监控和调查潜在安全事件提供依据。系统维护方面，定期进行安全扫描和软件更新，及时修补已知漏洞，防患于未然。为确保服务连续性，我们采取了隔离策略和灾备计划，利用容器技术和虚拟化技术，将不同环境隔离，并制定数据备份方案，确保即使遇到意外情况，也能迅速恢复服务。最后，通过定期举办安全意识培训，提升团队成员对信息安全的认识和实践能力，确保每个人都成为数据保护链上的坚固一环。

综上所述，通过这些综合措施的实施，电力行业信通小智问答应用不仅能够提供高效、智能的服务，同时也能在复杂的网络环境中，为用户数据和系统安全筑起坚实的防线。

4 案例示范意义

4.1 跨领域技术融合的典范

本案例展示了大模型与知识图谱技术在电力行业的成功融合与应用，不仅促进了数据的高效利用，还提升了业务处理的智能化水平。这种技术融合的模式为其他传统行业，如制造业、交通运输、医疗健康等，提供了可借鉴的范例，启发其他传统行业探索适合自己领域的智能数据解决方案，加速数字化转型进程。

4.2 元数据知识图谱的创新应用

本案例中，主动元数据管理与知识图谱的结合，突破了传统数据管理的界限，通过实时更新和智能关联业务对象，极大提升了数据查询的准确性和深度。这一创新不仅优化了电力行业的数据治理结构，还为其他行业提供了如何通过主动元数据驱动知识发现和利用的新思路，展示了在复杂数据环境下提升数据价值的有效途径。

4.3 RAG 技术架构的前沿实践

本案例采用的先进 Retrieval-Augmented Generation(RAG)技术架构，创造性地融合了向量检索、知识图谱和稀疏索引技术，构建了一个高度灵活和高效的问答系统。这种架构不仅加快了信息检索速度，还能在大规模数据集中实现精准匹配，为用户提供更贴切的答案和更丰富的上下文信息。这一技术实践不仅在电力行业内具有引领作用，也对所有依赖于高效信息处理和知识挖掘的行业具有重要示范价值，推动了 AI 技术在信息检索和智能问答领域的前沿应用。

4.4 基层赋能与效率提升的模板

通过构建贴近业务人员使用习惯的智能问答系统，本案例有效解决了基层一线班组在数据查询、知识获取方面的难题，显著提高了工作效率和服务质量。这一模式为其他行业如何通过技术手段赋能基层员工、降低用数门槛提供了实践路径，鼓励更多组织关注并优化基层人员的工作体验与能力提升。

5 存在的问题和不足

尽管“电力行业信通小智智能问数大模型”在技术融合与业务赋能方面取得了显著成效，但仍面临着一些挑战和不足之处，需要不断优化和改进：

数据质量与一致性问题：电力行业的数据来源于多个系统，数据质量参差不齐，存在缺失值、错误信息等问题，这对数据预处理和模型训练的准确性构成挑战。持续的数据清洗和质量监控机制需进一步完善，以确保模型输出的可靠性。

多表复杂关联查询的准确率：虽然通过元数据知识图谱增强了大模型生成 SQL 的能力，但对于涉及多表复杂关联的查询，大模型的准确率仍有待提高。这类查询往往需要更深层次的领域知识理解和逻辑推理，目前的技术在处理高度复杂和特定业务场景时，可能会出现理解偏差或查询结果不完全准确的情况，需要更精细的模型调优和算法优化。

模型解释性与可信任度：大模型的黑盒特性，有时会让最终用户难以理解其决策过程。尽管我们提供了选项可以查看模型生成 SQL 的完整过程，但是对于非技术用户仍不易理解。增强模型的解释性，提供查询决策背后的逻辑路径和依据，对于提高用户信任度和接受度至关重要。

系统扩展性与性能瓶颈：随着用户量的增长和查询复杂度的增加，系统在高并发访问和大数据量处理上可能遭遇性能瓶颈。优化系统架构，提升扩展性和负载均衡能力，确保在大规模应用中仍能保持高效响应，是一个长期课题。

6 展望

6.1 展望 1:智能化与个性化服务深化

未来，“电力行业信通小智智能问数大模型”将更深入地探索智能化服务的边界，致力于构建个性化的用户交互体验。计划引入更先进的自然语言处理技术和深度学习模型，增强系统的语境理解与情感识别能力，使小智不仅能够精准回答技术问题，还能根据用户的偏好、历史查询记录及情绪状态提供定制化服务方案。此外，开发智能推荐系统，主动推送与用户工作相关的新政策、技术动态及预警信息，提升用户体验的同时增强工作效率。

6.2 展望 2:跨系统集成与协同工作平台建设

为了更好地适应电力行业信息化建设的集成化趋势，我们计划将“小智问答应用”与更多业务系统深度整合，如 ERP、SCADA、GIS 等，实现数据资源的全面打通与共享。构建统一的工作台界面，用户可在单一入口完成跨系统的复杂操作，如一键发起设备检修工单并联动资源调度，或是在应急响应时自动拉取实时数据进行辅助决策。这将极大地促进部门间的协同作业，提升整体运营效率和应急处理能力。

6.3 展望 3:行业生态合作与标准制定

展望未来，我们将积极拓展与上下游企业的合作，包括设备供应商、软件开发商、科研机构等，共同推动电力行业智能化转型的标准制定与技术创新。参与或主导制定行业 AI 应用接口标准、数据交换协议等，促进技术兼容与互操作性，形成开放共赢的行业生态。同时，探索与其他能源行业（如新能源、智慧城市能源管理）的跨界合作，将成功经验复制到更广阔的领域，为全球能源转型贡献力量。

The image features a dark blue background with a series of concentric circles. Each circle is composed of segments, some of which are filled with binary code (0s and 1s). The circles are arranged in a way that creates a sense of depth and rotation. A bright blue diagonal band cuts across the lower right portion of the image, containing the large white Chinese characters '附录' (Appendix).

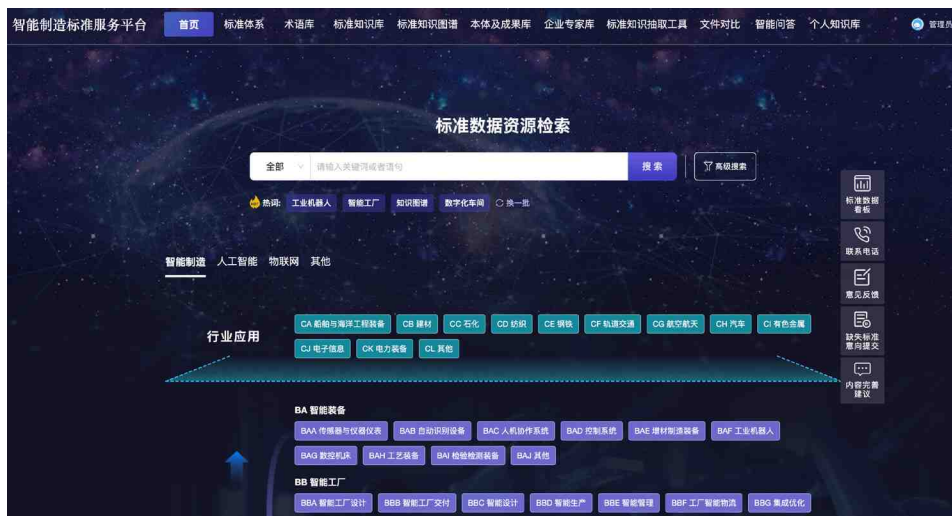
附录



附录一

中国电子技术标准化研究院打造的智能制造标准服务平台正式上线

在智能制造快速发展、标准体系持续完善的当下，企业对权威、高效的标准化服务需求日益迫切。中国电子技术标准化研究院基于知识图谱与大模型融合技术路线，打造并上线了智能制造标准服务平台，同步开通PC端官网与微信小程序双入口，整合7千余项已发布标准、22万余项术语及多领域标准知识资源，构建的知识图谱中实体和关系数量超过150万，搭建起了“政府—企业—从业者”协同联动的标准化服务生态，为制造业企业破解“标准分散难找、知识体系割裂、工作效率低下”等痛点提供全新解决方案。



智能制造标准服务平台官网首页

作为智能制造标准化领域的权威服务载体，该平台以“精准解决行业痛点”为核心，构建起四大核心功能：

(1) 权威标准资源“一站式”集成，覆盖多行业全链条需求

平台汇聚标准体系、术语库、标准知识库、知识图谱等核心资源，纵向贯穿“基础共性—关键技术—行业应用”全层级，横向覆盖船舶、建材、电子、智能装备等重点领域。无论是查询GB/T 12643-2013《机器人与机器人装备词汇》这类基础术语标准，还是GB/T38994-2020《船舶数字化协同制造技术通用要求》等行业专项标准，均可通过双端快速获取，彻底打破“标准孤岛”。





（2）智能工具包“全场景”赋能，让标准化工作效率倍增

针对企业标准化工作中的实际难点，平台开发系列智能工具，且依据双端使用场景差异化适配：PC端支持深度操作，如“文件对比”可快速校验新旧标准文本差异，降低合规风险；“知识图谱分析”能可视化呈现标准上下游逻辑（如“智能工厂建设标准”关联“设备互联、数据采集、安全防护”细分规范），助力企业构建体系化知识框架。微信小程序则聚焦轻量化需求，“知识抽取”功能可自动提取标准文件中的适用范围、技术指标、合规要点，生成结构化知识卡片；“智能问答”提供7×24小时服务，相当于企业拥有“随身标准化专家”，现场办公时也能即时解决疑问。



(3) 场景化分类导航“精准化”匹配，贴合行业实际需求

平台按“行业+技术”双维度设计导航：行业维度涵盖石化、钢铁等领域，技术维度细分智能工厂、智慧供应链、数字孪生、人工智能等关键方向。企业研发设计人员可通过PC端“高级搜索”精准定位某类技术标准，生产现场人员则能通过小程序搜索快速调取关键场景和技术规范，让不同岗位、不同场景的标准化需求都能高效满足。



(4) 双端协同“无界限”衔接，突破时空与场景限制

PC端主打“系统性工作”，适配标准体系搭建、深度检索分析、文件对比较验等复杂需求，支持企业专家库管理、团队知识库协作；微信小程序聚焦“碎片化场景”，实现标准查询、智能问答、个人知识库云端存储等轻量化功能，满足现场办公、外出调研时的即时需求。例如，企业技术人员在车间巡检时，可通过小程序快速查询设备安全标准；回到办公室后，再通过PC端深入分析标准技术细节，实现“移动办公+深度工作”的无缝衔接。



此外，平台不仅着力解决标准查找难的问题，同时希望帮助企业沉淀标准化知识资产。通过平台“个人知识库”功能，企业将分散在各部门的标准文件分类存储、统一管理，结合知识图谱关联技术要点，为新产品研发、生产线升级提供了有力支撑。这种“权威资源+智能工具+双端协同”的模式，让标准化从“后端合规保障”转变为“前端创新驱动”，为企业智能化转型注入新动能。

中国电子技术标准化研究院作为平台的建设运营方，后续还将不断更新标准资源、优化智能工具功能，依托双端优势，开展重点领域的基准测试数据集与测评工具研制，为企业提供标准应用成效评估、量身定制标准化实施方案等。欢迎各位专家和机构使用该平台，并积极提出改进意见，加速标准落地。

访问方式

PC端：

访问【<https://stdkg.cimsg.org.cn>】，注册登录即可使用标准检索查询、知识抽取等功能。

小程序端：

搜索【智能制造标准服务】，无需下载即可实现标准查询、智能问答、个人知识库管理，随时随地获取权威标准化服务。

联系与支持

如有平台建设与完善建议、平台建设或对接需求，请联系：

联系人：李瑞琪 010-64102797 lirq@cesi.cn



附录二

知识图谱与大模型融合平台能力测评

中国电子技术标准化研究院依托国家标准GB/T 45923.2-2025《人工智能 知识图谱应用平台 第2部分：性能要求与测试方法》及IEEE标准P2807.13《知识图谱与大模型集成框架》等标准，开展多维度知识图谱与大模型融合平台能力测评。根据结果及标准条款，平台能力将划分为基础级、发展级、稳健级、优秀级、卓越级等五个等级。



知识图谱与大模型融合平台能力等级

知识图谱与大模型融合平台能力等级测评持续进行，并同步开展通用及金融、医疗等领域知识图谱构建与应用平台能力测评，欢迎有意向单位报名参加并提交申请材料，报名链接：

<https://docs.qq.com/form/page/DQ0JwZGpXSGRJS25M>

首批通过知识图谱与大模型融合平台能力等级测评名单

产品名称及版本号	单位名称	能力等级
多模态智能知识管理平台（V2.0）	南京柯基数据科技有限公司	优秀级（四级）
Atlas LLM 知识图谱与大模型融合平台(V1.0)	北京海致星图科技有限公司	优秀级（四级）

知识图谱与大模型融合、知识增强大模型、智能助手、知识资产治理、各行业知识服务等方面知识工程实践研究、标准研制、测试评估相关动态，敬请关注知识图谱与大模型公共服务网站、知识图谱标准化微信公众号或与联系人沟通。

知识图谱与大模型公共服务网站:kgllm.cimsg.org.cn



中国电子技术标准化研究院

联系人：李瑞琪

联系方式：010-64102797

电子邮箱：lirq@cesi.cn