

# 大语言模型赋能的水利知识平台技术研究

张浩森, 徐远翔, 万水明

(武汉虹信技术服务有限责任公司, 湖北 武汉 430010)

**摘要:** 随着数字孪生技术在水利行业的深入应用, 如何克服知识分散、专业性强等挑战, 构建一个高效、智能的水利知识平台成为当前研究的重要课题。文章以构建大语言模型赋能的水利知识平台为目标, 基于行业标准构建水利对象-知识-数据三级分类体系, 支撑多源异构数据的标准化管理。采用DB-GPT技术优化未标注文本的图谱构建, 提出融合混合检索与反馈优化机制的文库问答框架和基于Vanna技术和自主修正策略的数据库问答框架, 实现90%均值准确率的文档、库表和数据库静态、动态数据常规及简易四则问答能力。平台最终形成包含知识编、分类管理、文库检索、数据库问答的功能体系, 可有效赋能水利知识平台知识管理、多场景智能检索需求。

**关键词:** 数字孪生; 知识平台; 大语言模型; 知识图谱; 智能问答

**中图分类号:** TV21; TP391.1 **文献标识码:** A

**文章编号:** 1672-2469(2025)09-0100-07

## 0 引言

全球数字化转型加速背景下, 水利行业面临知识管理范式革新的迫切需求。当前水利知识平台多聚焦基础库建设<sup>[1]</sup>, 尚处于初步探索阶段<sup>[2]</sup>, 且受制于知识源碎片化和非结构化特征<sup>[3-5]</sup>, 传统检索系统和数据库查询在处理复杂问题时存在效率低、精度不足等瓶颈<sup>[6-7]</sup>, 难以满足知识图谱构建<sup>[8]</sup>和智能问答<sup>[9-11]</sup>等新阶段业务需求。

随着人工智能的快速发展, 大语言模型与知识图谱技术的交叉融合为水利知识平台建设提供了新的发展路径。目前研究主要从技术架构与知识应用两个维度展开。

技术架构层面, 钱峰等<sup>[1]</sup>针对通用大模型语义幻觉问题, 提出知识图谱与专业模型耦合的水利大模型和知识引擎架构, 阐明了“数据-知识-模型”耦合机理的协同框架; 张志鹏等<sup>[12]</sup>提出知识图谱和人工智能算法模型相结合的知识引擎, 构建了知识检索、推荐和分析等知识平台能力; Ren Y等<sup>[13]</sup>提出增量预训练与监督微调的多智能体架构, 强化了模型与外部工具的交互调用。

知识应用层面, 研究普遍聚焦于知识图谱赋能的知识抽取<sup>[14]</sup>、问答和推理技术。知识抽取方向, 杨燕等<sup>[8]</sup>通过语料标注与异源实体对齐, 建立高精度知识抽取框架, 有效支撑了图谱构建质量; 智能问答方向, 张紫璇等<sup>[9]</sup>开发语义解析引擎实现

自然语言到图谱查询语句的问答系统, 李东升<sup>[15]</sup>提出BERT-Bi LSTM-CRF联合模型, 实现了实体识别与意图分类的图谱语句问答功能; 业务推理层面, 张栋梁等<sup>[3]</sup>通过多源异构数据构建防汛抢险知识图谱, 验证知识图谱在知识查询、关联引导及处置措施推理的可行性, 蒋金磊等<sup>[16]</sup>融合多源异构数据与大语言模型, 构建大坝安全知识图谱, 实现了大坝安全风险的知识推理。

现有研究虽推动了大语言模型与知识图谱技术在水利知识中的应用, 但仍存在三个方面局限: 一是大语言模型知识分类分级管理体系尚未指明, 制约多源知识的科学化管理; 二是知识图谱构建过度依赖数据标注, 面向大语言模型的自动化构建及检索增强技术探索不足<sup>[17]</sup>; 三是问答系统多局限于文本知识图谱推理<sup>[18]</sup>, 缺乏融合向量检索的文库和数据库静、动态数据的知识问答。因而, 本研究针对当前技术局限, 开展以下工作。

(1) 研究从知识分级管理出发, 构建水利对象-知识-数据三级分类体系, 实现非结构化文档、结构化数据库表等多源异构数据统一归口。

(2) 未标注文本图谱构建及检索增强层面, 研究则基于图谱构建工具, 提出文本整体、文本分

**收稿日期:** 2025-05-29

**基金项目:** 十四五国家重点研发计划(2023YFC3209405)

**作者简介:** 张浩森(1997年—), 男, 工程师。

**E-mail:** 2867392512@qq.com

批、人工校准等构建模式，比选确定技术路线。

(3)文库问答层面，研究以融合图谱增强、向量检索和关键词匹配的混合检索方式实现语义和关键词检索的双重保障，以人工反馈机制确保知识问答的有效增量更新。

(4)数据库问答层面，研究从静、动态数据常规和四则运算检索出发，提出基于 Vanna 技术和自主修正策略的问答框架，形成自然语言至 SQL 语句的生成与自动校验机制，强化问答准确率。

1 水利知识平台总体设计

1.1 平台应用总体架构

依据 SL/T 213—2020《水利对象分类与编码总则》《水利数据分类分级指南(试行)》及现行水利信息化技术标准，构建包含水利对象<sup>[19]</sup>(实体/抽象类)、水利知识(非结构化/半结构化数据)及水利数据<sup>[20]</sup>(结构化数据)的知识分级体系。通过知识抽取、文本分段及清洗、混合检索、知识分级存储等流程，实现多源异构数据的知识库录入。基于大语言模型，对比选定知识图谱、文库问答和数据库问答等知识引擎<sup>[21]</sup>，依托知识引擎及分级知识库搭建具备知识采编、图谱呈现、知识分级管理、知识检索及问答等知识应用。知识平台总体架构如图1所示。

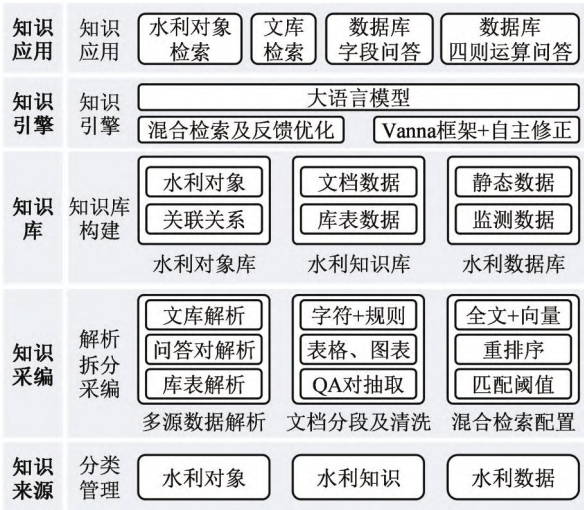


图1 知识平台应用架构图

1.2 知识分级体系

对水利领域内的各种实体和概念进行系统化、标准化分类，便于知识图谱、水利文档及数据资源的分类组织、管理和检索。平台将水利要素统一划分为以对象节点及关联关系形式表征的水利对象、以非结构化和半结构化形式表征的水利知识、以结构化库表形式表征的水利数据等三大类，知识分级体系如图2所示。

(1)水利对象分类：基于 SL/T 213—2020 行业标准，水利对象划分为抽象类和实体类两层结构，



图2 知识分级体系

其中抽象类包含江河湖泊、水利工程、监测站(点)、其他管理对象4类，实体类则为实例化后的具体对象种类。

(2)水利知识分类：同理采用抽象类与实体类进行划分，抽象类涵盖水利科普、标准规范、政策法规、专项知识4类，标准规范实体类参照《水



利信息化技术标准(已颁)一览表》细化为涵盖分类编码的9个子类,其中专项知识则涵盖工程相应的业务规则、预报调度方案库等数据。

(3)水利数据分类:依据《水利数据分类分级指南(试行)》划分抽象类与实体类,抽象类分为基础数据、监测数据、业务数据、地理空间数据、其他数据等5类,涵盖静态属性、动态监测、空间

信息等类型。

### 1.3 知识采编模块

知识采编主要用以对水利文档及数据的知识库入库储存,模块主要包含多源数据解析、文本分段及清洗、分段文本混合检索(向量检索、全文索引、图谱增强)、知识存储等功能。知识采编在问答流程中的主要实现流程如图3所示。

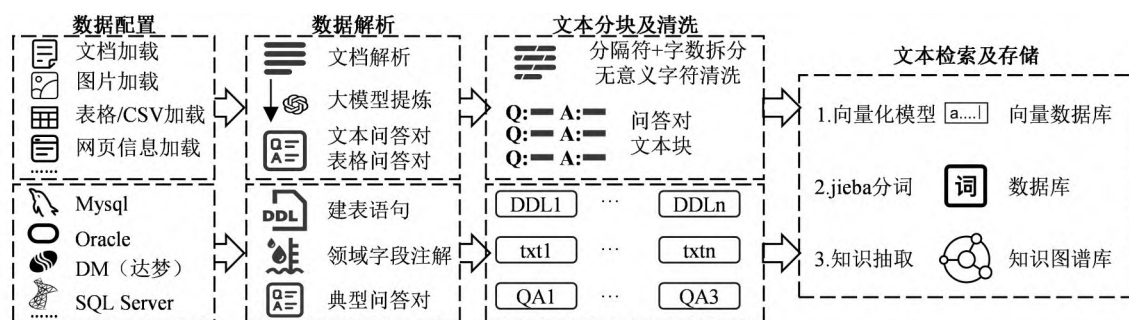


图3 知识采编流程

(1)多源文档加载/多源数据库配置。多源文档加载主要用于文本、图片、表格等多源数据读取,同步支持数据库表结构元数据配置。

(2)文本解析。针对非结构化与半结构化数据,构建多模态解析框架:①文本内容(TXT、Word等)直接读取解析;②图像采用OCR算法实现文本解析;③表格及CSV数据进行行列数据的问答对生成;④数据库解析则为数据库的建表语句、字段注释及典型问答对的文本内容读取。此外,针对小型文档及表格类数据(大小在10MB之内),可依托大语言模型实现问答对生成增强。

(3)文本分块及清洗。文本分块及清洗处置逻辑:①常规文本采用递归字符分割方法进行分块处理;②问答对及数据库建表语句等则按单条独立成块原则划分;③清洗阶段通过字符过滤规则,清除文本块中空格、制表符等冗余字符。

(4)文本检索。采用向量检索、全文索引与图谱检索相结合的混合检索模式,通过融合向量语义关联度匹配、全文关键词匹配及图谱节点拓扑查询能力,以缓解单一检索方法在特定场景下的语义模糊性导致的节点漏检问题。

(5)知识存储。采用向量数据库和图数据库存储向量化数据和图谱数据。

## 2 知识引擎技术研究

### 2.1 大模型知识图谱技术研究及选型

对现有图谱构建工具和大语言模型开展测试。

基于文献<sup>[22]</sup>形成测试文本,选取GLM-4-9B、Qwen-2.5-7B和Llama3.1-8B三类大语言模型,结合GraphRAG(v1.2.0)、DB-GPT(v0.6.2)和LLM-Graph-Builder三种知识图谱构建工具,基于测试评估确定知识图谱构建与图谱检索增强技术方案。

#### 2.1.1 测试方法设计

采用递归字符分割方法,设置“切分长度-重叠长度”组合的3组切分参数(1200-100、512-50、200-20),同时设置3种文本处理模式:文本整体图谱构建(模式A,文本直接读入)、文本分批图谱构建(模式B,文本分段后分批读入)、人工校准图谱构建(模式C,文本人工提炼后整体读入,非标注文本),以评估切分参数、长短文本及人工干预对图谱构建及图谱检索增强的影响。

#### 2.1.2 检索增强效果分析

不同切分参数及文本处理模式下,知识图谱问答准确率测试效果如图4—6所示。

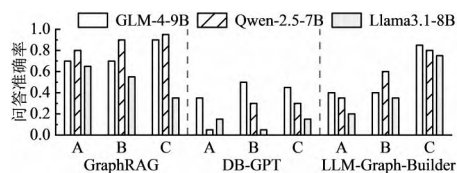


图4 图谱问答(切分参数:1200-100)

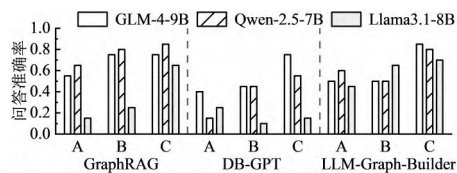


图5 图谱问答(切分参数:512-50)

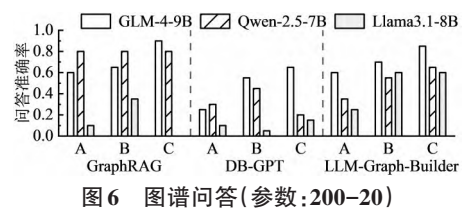


图6 图谱问答(参数:200-20)

结合图4—6,对比分析 GLM-4-9B、Qwen-2.5-7B 与 Llama3.1-8B 3类大语言模型的知识图谱问答效果,可得出以下主要结论:

(1)对于图谱构建工具而言,相同切分参数在 GLM-4-9B、Qwen-2.5-7B 模型下,GraphRAG 的知识图谱问答表现最优,准确率均值达 88.3%,LLM-Graph-Builder 构建工具表现次之,但其对 Llama3.1-8B 模型的适配性最好,DB-GPT 的问答效果最差。

(2)对于图谱构建模式而言,人工校准模式(C 模式)可普遍提升模型问答准确率,以 GLM-4-9B+GraphRAG(切分参数:1200-100)组合为例,C 模式准确率(90.0%)较文本整体(A 模式)及文本分批模式(B 模式)分别提升 15 和 20 个百分点。

(3)对于模型问答稳定性而言,Qwen-2.5-7B 在 3 类切分参数下均保持 80.0% 以上的准确率,其最优组合(GraphRAG+1200-100+C 模式,95.0%)较

DB-GPT(最高准确率:75.0%)和 LLM-Graph-Builder(最高准确率:85.0%)提升了 20 和 10 个百分点。

2.1.3 图谱构建效果分析

在切分参数 200-20 和人工校准模式下,以“南水北调中线工程”为核心节点的图谱典型片段如图 7 所示。研究采用实体和关系抽取准确率进行定量评价。知识图谱量化结果见表 1。

表1 知识图谱量化结果

构建工具	类型	GLM-4-9B	Qwen-2.5-7B
GraphRAG 1.2.0	实体抽取	62.5%	60.4%
	关系抽取	58.3%	60.4%
DB-GPT 0.6.2	实体抽取	56.0%	25.0%
	关系抽取	58.0%	29.2%
LLM-Graph-Builder	实体抽取	33.0%	47.9%
	关系抽取	42.0%	29.2%

结合图 7 和表 1,对比分析 GraphRAG、DB-GPT 和 LLM-Graph-Builder 3 种知识图谱工具构建效果,可得出以下主要结论:

(1)GraphRAG 在 GLM-4-9B 模型中展现最优,实体及关系抽取准确率分别达到 62.5% 和 58.3%,DB-GPT 模型表现次之,但两者关系抽取准确率仅

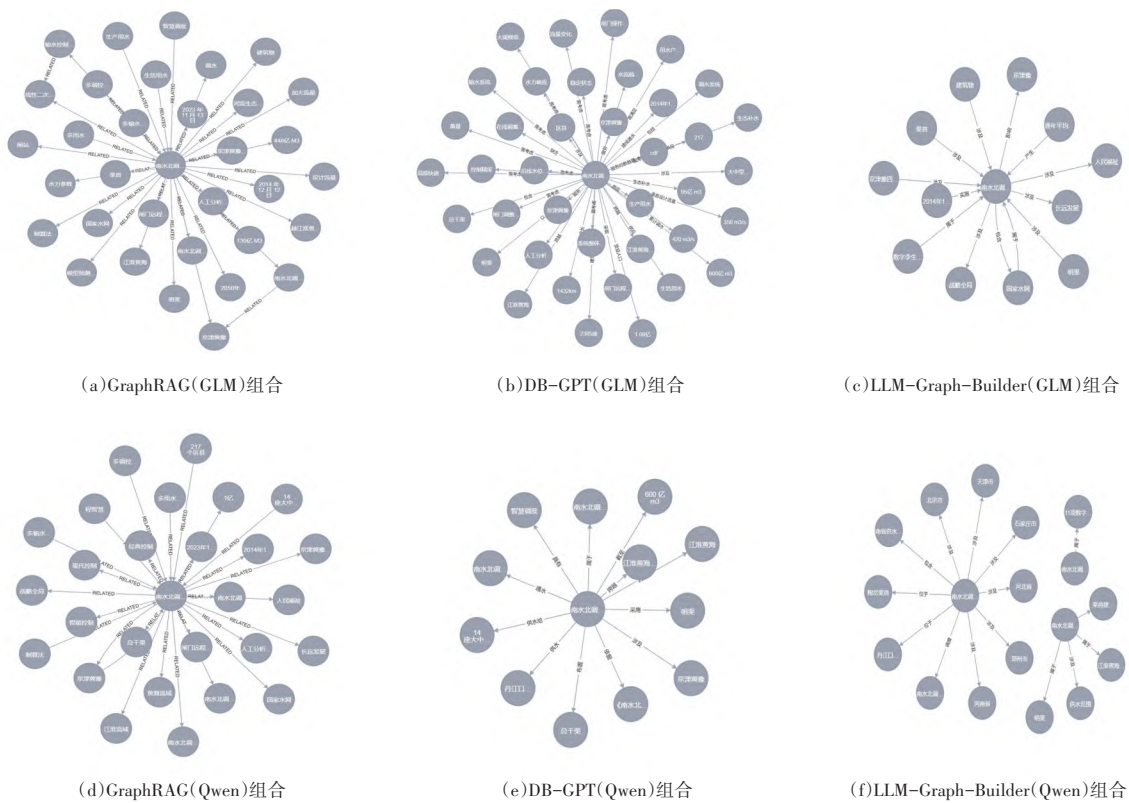


图7 “南水北调中线工程”节点检索结果

相差0.3%。此外，DB-GPT图谱关系的语义边界清晰度(如图7(b)所示)显著优于GraphRAG，而GraphRAG因采用属性字段的泛化映射机制(节点关系-属性描述文本)，其图谱关系的拓扑可解释性相对较差。

(2) GraphRAG与LLM-Graph-Builder图谱工具在GLM-4-9B和Qwen-2.5-7B间的跨模型差异较小，而DB-GPT则受模型规模影响显著，其基于GLM-4-9B的实体与关系抽取准确率较Qwen-2.5-7B分别提升31.0和28.8个百分点。

2.1.4 知识图谱技术选型结论

对于知识采编模块中混合检索的图谱增强功能而言，研究采用GraphRAG实现图谱增强功能。

对于知识图谱可视化呈现而言，考虑到DB-GPT工具生成的知识图谱在语义关联边界清晰度上显著优于GraphRAG和LLM-Graph-Builder工具，且其实体及关系抽取准确率相对较好，因而，研究采用DB-GPT工具实现节点属性及关联关系的抽取及图谱呈现功能。

2.2 大模型文库问答技术研究及选型

2.2.1 测试方法设计

构建基于混合检索<sup>[23-25]</sup>与反馈优化的文库问答技术框架：①向量检索+关键词匹配+图谱增强的混合检索机制获取文本知识库相似片段；②采用重排序模型与置信度阈值筛选高相关度结果，继而融合知识提示词模板构建大语言模型输入，驱动语义推理生成问答结果；③建立人工校验机制，对问答结果进行正误判别与知识标注，形成反馈增量更新的闭环式文库问答功能。框架总体处置流程如图8所示。

2.2.2 数据集及测试场景构建

测试采用100份异构文档构建文库问答测试知识库，知识库包含84份PDF文档(水利技术标准72项、南水北调工程期刊文献12项)、10份CSV文件(存储标准编号、颁布日期等元数据)、4份Excel文件(涵盖全国重点江河、湖泊及流域元数据)和1份Word文档(调水工程政策文本)。文库测试类型则针对性分为文档问答(word、pdf)和库表问答(csv、excel)两类。

文档知识化过程采用递归字符分割方法(切分长度500，重叠长度50)，同时采用BGE-M3向量化模型构建切分文本向量、全文索引与知识图谱(GraphRAG+文本整体图谱构建方式)等混合检索，

进而研究采用GLM-4-9B大语言模型，以问答准确率与引用召回率为指标量化评估文库问答效果。

2.2.3 文库问答效果分析

基于混合检索方式的水库问答准确率与引用召回率见表2。

表2 文库问答量化结果

测试场景	评价指标	文档问答(word、pdf)	库表问答(csv、excel)
混合检索	准确率	90.0%	95.0%
	召回率	90.0%	93.0%
向量检索	准确率	80.0%	95.0%
	召回率	80.0%	93.0%
图谱检索	准确率	70.0%	75.0%
	召回率	75.0%	74.0%
全文索引	准确率	40.0%	45.0%
	召回率	5.0%	20.0%

结合表2可得出以下主要结论：

(1)在文档问答场景下，混合检索表现最优，其准确率及引用召回率均达90.0%，较向量检索、图谱检索及全文索引分别提升10、20和50个百分点。尤其在召回率方面，全文索引因依赖字面模糊匹配，其局部性偏差导致召回率仅为5.0%，显著低于混合检索的90.0%。

(2)在库表问答场景中，混合检索与向量检索的准确率及召回率均超过90.0%，其中混合检索以95.0%的准确率与93.0%的召回率表现最优，同理较图谱检索和全文索引优势显著，验证了混合检索的多源异构数据解析能力。

2.2.4 文库问答技术选型结论

对于文库问答而言，研究采用混合检索与反馈优化的文库问答技术框架，通过混合检索(向量匹配、关键词匹配、图谱增强)可保持文档及库表90%以上的问答准确率及引用召回率，此外，采用人工校验机制，可实现问答结果知识增量标注及更新，进一步增强问答准确率。

2.3 大模型数据库问答技术研究及选型

2.3.1 测试方法设计及改进

(1)测试方法设计

对于数据库问答而言，构建基于大语言模型和检索增强技术的自然语言转SQL框架<sup>[26]</sup>：基于检索问题-查询语句转换-语句执行查询-查询结果反馈-反馈调节技术路线实现水利数据知识库查询。

(2)技术框架改善

采用Vanna框架，且在数据库交互过程中，针



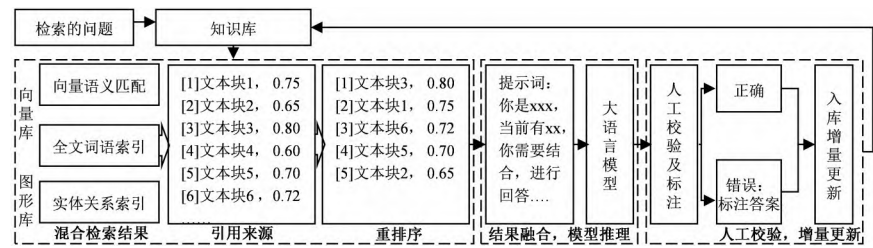


图8 大语言模型文库问答技术框架处理流程

对问答SQL语句执行产生的明确报错信息，采用基于反馈次数的自主修正策略，通过将执行错误信息与原始语句进行关联性分析，并依托大语言模型对错误上下文(包括错误信息、执行语句及检索问题)进行语义重构与二次检索，形成SQL语句的迭代修正闭环。该策略通过预设的反馈阈值限制优化轮次，在语义层面对错误模式进行动态解析与适配调整，从而可以缓解由大语言模型幻觉引发的单次报错扩散现象，提升数据库问答容错能力。框架总体处置流程如图9所示。

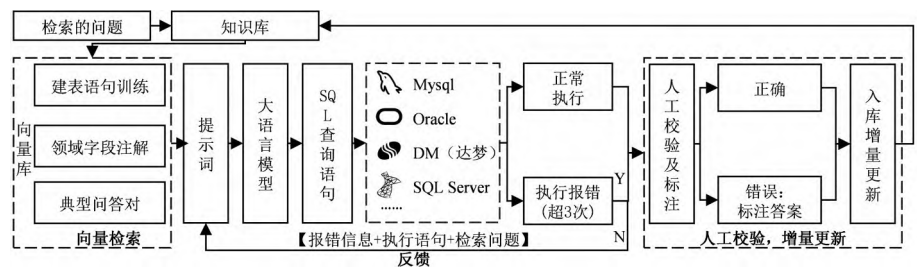


图9 大语言模型数据库问答技术框架处理流程

2.3.2 数据集及测试场景构建

选取7类典型水利数据库表，覆盖静态属性（如：测站编码、特征水位等基本信息）与动态监测数据（库上水位、入库流量、蓄水量等），设计基于多表联查的基础属性问答，（如：指定测站名称（测站基本属性表）对应的水位实时数据（水情表））与四则运算（如：监测数据均值、极值、同比分析）测试场景。

2.3.3 数据库问答效果分析

结合图3，采用GLM-4-9B模型对7类水利数据库表的建表语句、领域字段注释、典型问答对进行知识录入及向量化存储。经知识向量入库存储后，基于上述两类测试场景及7类典型水利数据库表的测试效果见表3。

由表3可见，领域数据训练后，水利数据静态属性问答平均准确率达91.0%，最低值为81.0%(库(湖)站防洪指标表)，动态监测数据问答平均准确率为92.0%，最低值为85.0%(河道站防洪指标表)；动态数据的四则运算中均值与极值问答准确率为100%，但涉及时间序列的同比分析准确率下降至77.0%。

由结果可见，问答条件复杂度与准确率呈正相关，当前改进后的数据库问答技术框架对于同比分析数据库训练仍存在精度丢失现象，但改进

表3 数据库问答测试结果

测试库表	数据库问答字段	准确率
测站基本属性表	静态基础属性	28-29-96.0%
库(湖)站汛限水位表	静态基础属性	18-18-100%
库(湖)站防洪指标表	静态基础属性	56-69-81.0%
河道站防洪指标表	静态基础属性	24-28-85.0%
水库水情表	动态监测数据	18-21-85.0%
	四则运算(均值、最值)	8-8-100%
河道水情表	动态监测数据	18-20-90.0%
	四则运算(均值、最值)	8-8-100%
降水量表	动态监测数据	2-2-100%
	四则运算(均值、最值、同比增减)	7-9-77.0%

框架对常规问答、均值及最值等简易四则问答需求可满足平均90%准确率的问答交互。

2.3.4 数据库问答技术选型结论

对于数据库问答而言，研究采用Vanna框架，构建自主修正策略和人工校验机制，通过结合建表语句、领域字段注释、问答对优化能力训练功能，可满足数据库静态和动态数据较高精度查询需求。

3 结论

本研究针对水利行业知识碎片化、多场景检索精度不足等突出问题，构建大语言模型赋能的水利知识平台，形成以下主要结论：

(1)通过融合SL/T 213—2020等行业标准,归纳提出水利对象、水利知识、水利数据三级分类体系,实现多源异构数据的标准化管理。

(2)采用GraphRAG工具实现图谱增强,同时结合人工校准机制,在文本未经数据标注的前提下,验证了图谱检索增强的可行性;图谱可视化呈现则采用DB-GPT技术路线,未标注文本的实体及关系抽取准确率可达56.0%和58.0%。

(3)采用混合检索与反馈优化的文库问答框架,通过混合检索(向量匹配、关键词匹配、图谱增强)可实现文档及库表90%以上的问答准确率及引用召回率。

(4)采用Vanna框架结合自主修正策略,可缓解由大语言模型幻觉现象,实现在静态属性问答和动态监测数据问答均值90%以上的问答准确率。

然而,当前研究仍存在以下两点技术不足:一是当前图谱构建工具对未标注文本核心节点实体及关系抽取精度不足,导致关键参数关联关系呈现不完整;二是当前改进后的数据库问答技术框架对于同比分析数据库训练仍存在精度丢失现象,数据库复杂时间序列分析(如跨周期同比计算)准确率仅77%,较静态属性检索(91%)显著下降。后续研究仍需针对模型知识图谱抽取指令展开微调工作,以此提升图谱构建过程中实体及关系抽取的精度;同时,可运用分步强化逻辑的方法,强化数据库复杂检索语句的训练质量,进而优化数据库复杂检索精度。

### 参考文献

- [1] 钱峰,成建国,夏润亮,等.水利大模型的建设思路、构建框架与应用场景初探[J].中国水利,2024(9):9-19.
- [2] 蔡阳.数字孪生水网建设应着力解决的几个关键问题[J].中国水利,2024(17):36-41.
- [3] 张栋梁,周伟,马刚,等.面向水利防汛抢险的知识图谱构建与应用[J/OL].水利学报,1-13[2025-02-26].
- [4] 杨阳蕊,朱亚萍,陈思思,等.融合群体智能策略的AI链在大坝防汛抢险知识推理中的应用[J].水利学报,2023(9):1122-1132.
- [5] 冶涛涛,蒋云钟,曹引,等.以数字孪生水利为核心的智慧水利标准体系研究[J].华北水利水电大学学报(自然科学版),2023(4):1-16.
- [6] 李璐,刘漠.基于清华ChatGLM开源模型构建水利知识库初探[J].湖南水利水电,2024(4):42-45.
- [7] 张志鑫,明晨曦,刘颖,等.基于JRAG的涉水法律法规智能知识问答技术[J].人民长江,2025(2):240-247.
- [8] 杨燕,叶枫,许栋,等.融合大语言模型和提示学习的数字孪生水利知识图谱构建[J/OL].计算机应用,1-11[2025-02-26].
- [9] 张紫璇,陆佳民,姜笑,等.面向水利信息资源的智能问答系统构建与应用[J].计算机与现代化,2020(3):65-71.
- [10] 明晨曦,杨鹏,张志鑫,等.基于水利一张图的地理空间信息问答智能体技术[J/OL].人民长江,1-13[2025-04-14].
- [11] Yang Y, Chen S, Zhu Y, et al. Intelligent question answering for water conservancy project inspection driven by knowledge graph and large language model collaboration [J]. LHB, 2024(1): 2397337.
- [12] 张志鹏,钮月磊,卓四明,等.数字孪生以礼河流域水利知识平台建设研究[C]//中国水力发电工程学会自动化专委会.中国水力发电工程学会自动化专委会2024年年会暨水电厂数智化技术学术交流论文集.国电南京自动化股份有限公司;南京河海南自水电自动化有限公司,2024:5.
- [13] Ren Y, Zhang T, Dong X, et al. WaterGPT: Training a Large Language Model to Become a Hydrology Expert [J]. Water, 2024(21): 3075.
- [14] WANG Y, YE F, LI B, et al. UrbanFloodKG: an urban flood knowledge graph system for risk assessment [C]//Proceedings of the 32nd ACM International Conference on Information and Knowledge Management. New York, NY: ACM, 2023: 2574-2584.
- [15] 李东升.基于知识图谱的水利信息智能问答研究与应用[D].华北水利水电大学,2022.
- [16] 蒋金磊,刘英杰,潘祯祥,等.基于大模型辅助的大坝安全领域知识图谱构建与应用研究[C]//中国大坝工程学会,巴西大坝委员会,西班牙大坝委员会,美国大坝委员会.建造安全韧性绿色的国家水网之“结”.华能澜沧江水电股份有限公司;河海大学,2024:11.
- [17] Xu B, Li Z, Yang Y, et al. Evaluating and Advancing Large Language Models for Water Knowledge Tasks in Engineering and Research [J]. Environmental Science & Technology Letters, 2025(3):289-296.
- [18] Zhu Y, Ma T, Sun S, et al. RTA: A reinforcement learning-based temporal knowledge graph question answering model [J]. Neurocomputing, 2025(617): 128994-128994.
- [19] 徐坚,李国忠,杨恒玲,等.基于领域本体的数字孪生流域知识图谱构建与应用[J].地理空间信息,2024(9):37-41.
- [20] 张晓艺,戴逸聪.水利数据分类分级及安全保护技术[J].人民长江,2023(S2):232-237.
- [21] 李巍,李树元.基于大语言模型和知识图谱的数字孪生流域知识平台设计[J].海河水利,2023(12):75-78.
- [22] 吴永妍,陈晓楠,陈根发,等.新形势下南水北调中线工程智慧调度的研究框架思考[J].中国水利,2024(4):67-72,21.
- [23] 邵洪奎,马瑞祥,包骥豪,等.基于混合检索增强的双塔模型技术研究[J/OL].计算机科学,1-9[2025-02-28].
- [24] 张艳萍,陈梅芳,田昌海,等.面向军事领域知识问答系统的多策略检索增强生成方法[J/OL].计算机应用,1-12[2025-02-28].
- [25] Wan Y, Chen Z, Liu Y, et al. Empowering LLMs by hybrid retrieval-augmented generation for domain-centric Q&A in smart manufacturing [J]. Advanced Engineering Informatics, 2025, 65 (PB): 103212-103212.
- [26] 赵猛,陈珂,寿黎但,等.基于树状模型的复杂自然语言查询转SQL技术研究[J].软件学报,2022(12):4727-4745.