

南水北调中线工程防汛应急智能体研发及应用

刘嘉琪¹, 刘雪梅², 孙维亚¹, 茹兴康¹, 王立虎², 袁敏洁³

(1. 中国南水北调集团中线有限公司, 北京 100038; 2. 华北水利水电大学 数字孪生水利高等研究院, 河南 郑州 450046; 3. 北京市水资源调度管理事务中心, 北京 101100)

摘要:【目的】开展南水北调中线工程防汛应急智能体研发及应用研究, 以解决防汛应急管理多源数据融合不足、水利模型与决策支持耦合不紧、应急方案难以动态更新等问题。【方法】构建基于大模型与多智能体协同的决策框架, 提出多路检索与多源证据融合机制, 以支持复杂场景下的推理与决策。【结果】①防汛应急智能体关键证据检索效果优于主流 RAG 方法($HR@5=0.90, MRR=0.86$), 保障了决策依据的完备性。②在复杂逻辑推理任务中, 智能体在事实准确性、逻辑连贯性及决策辅助价值等方面取得高分, 实现了多源信息的有效整合与决策过程的可解释性。③在多约束及风险动态演化场景下, 智能体具备自适应推理与连续决策能力。【结论】本智能体能够有效提升防汛应急响应中的认知理解、复杂任务执行与辅助决策能力。未来将进一步在工程实践中检验并拓展至多区域多灾种应急场景。

关键词: 大语言模型; 智能体; 工程防洪; 知识图谱

中图分类号: TP391.1

文献标识码: A

防汛应急是国家公共安全体系的重要组成部分, 涵盖流域防洪、城市内涝防治以及水利工程安全运行等多个业务领域, 其目标在于通过监测、预警与应急处置, 降低洪涝灾害对人民生命财产和重要基础设施的威胁。在该体系中, 水利工程防汛应急作为一个重要分支, 特指围绕水库、堤防、闸坝及引调水工程等水利基础设施安全运行而开展的应急管理活动, 其核心在于在多重工况与约束条件下, 保障工程结构安全与调度运行安全。需要指出的是, 不同类型水利工程在工程形态、运行方式、调度目标及防汛风险特征等方面存在显著差异, 其防汛应急决策问题在决策目标、约束条件与响应机制上具有明显的工程对象依赖性, 难以抽象为统一问题进行分析。因此, 有必要结合典型工程对象开展针对性研究。基于此认识, 本文聚焦南水北调中线工程, 围绕其防汛应急决策需求, 开展智能体研发与工程实践研究。

南水北调中线工程作为典型的大型线性跨流域调水工程, 其防汛应急管理在水利工程体系中兼

具代表性与特殊性。一方面, 中线工程需要在极端降雨条件下保障总干渠、建筑物及附属设施的结构安全与输水能力; 另一方面, 还需统筹协调沿线地方防洪体系, 实现防汛安全与供水保障之间的动态平衡。这使得南水北调中线工程的防汛应急成为一类具有强系统耦合性和高决策复杂度的专用应急场景。因此, 深入剖析其决策核心难题, 对于提炼共性规律、提升水利行业应急管理现代化水平, 具有重要的理论价值与示范意义。

近年来, 南水北调集团中线有限公司已建成覆盖输水调度、水质监测、安全监测与闸站控制等核心生产环节的自动化系统, 为工程安全运行提供了重要支撑。然而, 在极端天气频发的新形势下, 现有系统在支撑防汛应急这一高动态、强耦合的决策场景时, 仍侧重于信息采集与状态展示, 在认知理解与决策支持层面存在不足。结合工程实践, 南水北调中线工程防汛应急决策通常涉及“态势感知—预测预报—风险研判—方案生成”等关键环节, 各环节之间存在紧密的时序依赖与信息耦合, 对决策的系

收稿日期/Received: 2025-10-15

修回日期/Revised: 2026-03-04

基金项目: 国家重点研发计划(2024YFC3210800); National Key R&D Program of China(2024YFC3210800)。

第一作者: 刘嘉琪(2000—), 男, 助理工程师, 硕士, 从事人工智能方面的研究。E-mail: jz10257@163.com。

通信作者: 刘雪梅(1965—), 女, 教授, 博导, 博士, 从事智慧水利、人工智能、虚拟现实等方面的研究。

E-mail: liuxuemei@ncwu.edu.cn。

统性、实时性与可执行性提出了较高要求。在该业务场景下,防汛应急决策面临以下三类关键挑战:

一是防汛应急决策所需的工程与管理数据、信息融合不足,难以形成系统化支撑。在实际汛情研判中,多源异构数据之间难以围绕具体汛情进行有效对齐、互补分析与深度挖掘,导致研判过程高度依赖人工检索与个人经验,影响了决策的系统性与可靠性。防汛应急决策需统筹考虑工程设计标准、实时运行工况、调度规则边界、历史险情记录及处置案例等多维度专业要素。然而,这些关键数据与知识长期分散于设计报告、运行手册、巡查记录、应急预案等不同形式的工程文档中,缺乏以工程语义为核心的体系化整合与关联^[1]。

二是专业模型与工程调度决策缺乏有效映射。防汛决策中,专业模型输出的物理量(如水位、流量等)难以自动转化为工程调度指令。尽管现有模型能够提供较为精确的状态数据,但其输出通常表现为孤立的数值或序列,未能与调度规程中的控制指标、工程安全约束、应急响应启动条件等决策要素进行系统性关联与整合。面对复杂的防汛形势,决策往往需综合多种来源、不同类型的依据,而模型计算结果既不易与规章制度、历史处置经验等构成可对照的证据链条,也不便在紧急会商中被快速调用、组合与阐释。这导致决策支持体系在完整性、结构性、可追溯性方面存在不足,进而制约了应急决策的整体效率与可信度^[2]。

三是静态应急预案难以根据实时险情动态更新。现有应急预案多基于典型汛情情景编制,适用于常规汛情下的应急响应。但在极端降雨或多源风险叠加条件下,工程险情往往呈现出动态演化和非线性特征,实际发展路径可能偏离预案设定情景。在此情况下,系统难以及时评估既有预案在当前工程工况下的适用性,也缺乏对不同调度方案和处置措施进行快速推演与优化的能力,使得防汛响应在一定程度上滞后于工程风险的实际变化^[3]。

针对上述问题,学术界与工业界已开展了相关探索。刘雪梅等^[4]以南水北调中线工程为对象,提出了一种知识驱动的水利工程应急方案智能生成方法,通过构建应急方案知识图谱,对风险事件、工程对象、控制措施及抢险资源等关键要素进行结构化建模,并结合知识检索与规则推理,实现了由险情识别到应急方案生成的自动化支持,在一定程度上解决了传统应急方案数字化程度低、知识关联性弱、智能辅助决策不足等问题。杨阳蕊等^[5]针对工程文本中实体关系跨语句分布、难以直接抽取的特点,引入大语言模型驱动的防汛知识推理方法,通过多步骤推理识别实体间隐含关系,提升了非结构化防

汛知识的可访问性。张茂省等^[2]指出,当前风险防控体系中风险评估结果与管控措施之间缺乏明确、可操作的映射关系,预警与响应机制脱节,应急预案多以静态文本形式存在,专家判断与计算机辅助系统相对割裂,制约了风险信息向可执行决策的转化效率。CHEN Y H 等^[5]在研究中表明,当灾害风险随时间和空间快速演化时,依赖静态预案和经验规则的决策模式难以持续适应动态变化过程,并提出基于结构化环境感知与增量推理的动态决策方法,以提升应急响应的适应性与稳定性。

综合来看,现有研究已在数据与知识整合、模型结果辅助分析以及应急预案动态更新等方面取得进展,但在复杂水利工程场景下,仍缺乏贯通多源感知、风险研判与调度决策的统一智能支持框架。为此,以南水北调中线工程为研究对象,提出一种知识增强的智能决策支持体系,通过融合大模型的语义理解能力、知识图谱的系统化组织能力以及基于智能体的多目标协同决策机制,实现从感知、认知到决策的闭环,为复杂水利工程防汛应急的智能化、精细化与可解释决策提供理论与技术支撑。

1 智能体架构设计

1.1 研究思路

近年来,以大语言模型(Large Language Model, LLM)为代表的生成式人工智能在自然语言理解与知识推理方面取得突破^[6-8]。而多智能体(Multi-Agent, MA)系统擅长复杂任务的协调决策^[9]。防汛应急作为典型的复杂工程决策问题,既需要对多源监测数据与专业模型结果进行深度理解,还需要在严格工程约束条件下,对风险状态进行持续研判并形成可执行的调度与处置方案。单一模型或传统流程驱动系统难以同时支撑语义理解、知识推理与多环节协同决策等多重需求。因此,融合大模型的认知推理能力与多智能体的协同决策机制,构建“感知—认知—决策—执行”一体化的智能系统,为提升防汛应急决策智能化水平提供了新的技术路径。

基于上述认识,本文主要围绕以下三个方面展开研究:

一是通过融合多源异构数据,结合文本向量化表征与领域知识图谱,实现防汛领域结构化数据与非结构化文本的统一语义建模与深度关联,构建具备高效检索、语义推理与全链路溯源能力的防汛知识体系^[10]。

二是在检索增强生成框架下,构建多路检索机制,并通过路径加权、证据覆盖约束与融合排序策

略,实现对不同类型决策证据的系统组织与有效筛选,形成信息充分、结构清晰且具备可解释性的证据集合,为“状态量”数值向可执行的调度决策转化提供必要的信息基础。

三是基于分层解耦的多智能体架构,明确各智能体在态势感知、预测预报、风险研判与方案生成等关键环节中的功能边界与交互机制,支撑防汛应急业务流程的模块化建模与动态集成,形成面向风险动态演进的连续决策能力。

1.2 基于大模型的智能体分层架构

近年来,水利工程领域已开展领域大模型构建研究,王立虎等^[11]面向引调水工程安全智慧监管场景,通过对多模态基础大模型进行领域微调,并结合动态提示策略与检索增强生成技术,构建了水利工程安全多模态大模型(HydroSafe-MLM),显著提升了大模型在工程风险识别、风险评估与应急预案生成等任务中的专业适配性与推理可靠性,从模型层面验证了水利工程领域专用大模型构建与应用的可行性。

在此基础上,将具备工程认知与推理能力的领域大模型嵌入防汛应急这一高动态、强约束的复杂

决策场景,是提升系统实用性与决策支撑能力的关键。智能体(Agent)技术以大模型为认知与推理内核,通过模块化与自治化设计,将大模型能力与外部知识库、数据库及专业模型等异构资源进行松耦合集成,支持系统在动态环境下的感知、推理与决策,适配防汛应急多角色参与、多任务并行以及决策过程高度动态耦合的业务特征,为协同决策提供了适宜的系统组织形式。

基于上述认识,在已有水利工程领域大模型研究成果的基础上,构建了一种面向防汛应急决策的智能体分层架构,其总体结构如图1所示。

本架构遵循分层解耦的设计原则,将系统划分为若干逻辑独立但协同运行的功能层次,旨在降低系统内部耦合度,使各层围绕明确的功能目标独立演进,同时通过标准化接口保持整体协同,提升系统在复杂应急场景下的可扩展性与可维护性。

为支撑上述智能体分层架构的工程化运行,引入低代码平台用于承载智能体调度、流程编排与资源集成等功能。该平台通过提供组件化封装、流程配置与接口管理等能力,为多智能体协同运行和复杂业务流程的快速构建提供技术支持^[12-13]。

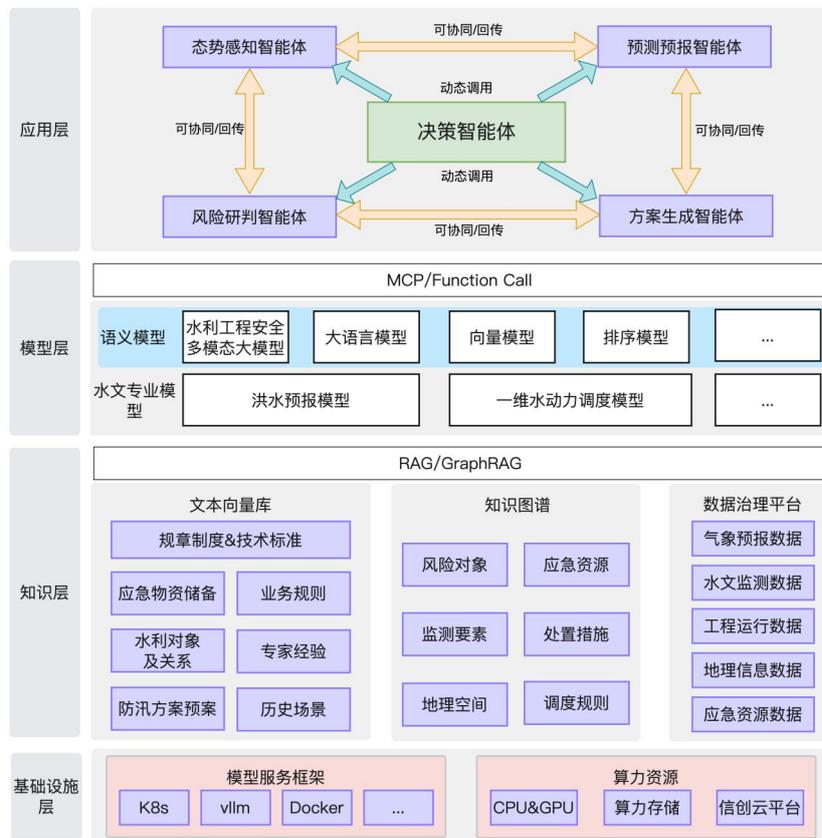


图1 智能体架构图

Fig.1 Agent architecture

1.2.1 应用层

应用层是防汛应急智能体系统的核心决策层。

该层以大模型为统一的认知与推理内核,通过构建“决策中枢—功能子智能体”协同运行的多智能体

架构,动态支撑复杂决策过程。决策中枢作为统一的任务编排与认知控制核心,负责对用户请求及当前水情、工情等业务状态进行情景建模与目标推理,并在推理过程中根据不确定性与信息缺口动态调用特定功能子智能体或外部专业计算能力。围绕决策中枢,设置态势感知、预测预报、风险研判与方案生成等功能子智能体,分别承担防汛应急决策过程中的专业任务,按需参与协同推理。

与传统基于固定流程编排或规则驱动的应用系统不同,应用层不预设刚性执行顺序,而是通过持续的“推理—行动—反馈”循环,实现面向汛情演化过程的动态决策组织。子智能体的调用顺序与组合方式由决策中枢在推理过程中自主确定,子智能体之间亦可在特定情景下进行结果回传与协同修正,从而支持多轮推理、路径回溯与决策重组。

1.2.2 模型层

模型层通过明确区分大模型的语义推理职责与水文专业模型的物理计算职责,形成协同但边界清晰的模型体系。

语义模型包括水利工程安全多模态大模型(HydroSafe-MLM)、通用大语言模型、向量模型、排序模型、图像理解模型与语音识别模型等,部署了 DeepSeek-R1-Distill-V1、Qwen3-32B、BGE-M3、BGE-Reranker-V2-M3 及 FunASR 等开源模型,用于支撑多模态理解、语义表示、证据检索与结果表达等认知任务,不直接参与任何工程机理计算。

水文专业模型通过集成数字孪生中线模型平台实现。该平台将洪水预报模型、一维水动力调度模型等专业计算能力封装为标准化微服务,并基于统一接口规范(RESTful API)对外提供结构化输入输出。所有模型服务通过 API 网关统一注册、管理和路由,以保障调用的规范性与安全性。同时,系统采用函数调用(Function Calling)机制对模型接口进行结构化描述,即为每一类专业模型微服务(如“一维水动力模拟服务”)预定义函数描述(Function Description),以结构化 JSON 形式明确其功能说明、参数类型(如上游水位、流量过程、河道断面编号)及返回结果含义。智能体根据任务上下文生成符合函数描述规范的调用请求,并将其解析为模型微服务的 RESTful API 调用,传入参数并获取计算结果,实现模型调用的规范化与可控化。

模型层采用大模型与水文专业模型协同运行的方式,旨在将自然语言形式的决策需求转化为专业模型可计算的结构化输入参数。针对防汛应急场景中的模糊表述(如“丹江口段是否会超警”),系统通过预定义 JSON 格式的工具 Schema(包含参数类型、单位、取值范围及约束)实现参数补全与语义

映射。在此机制下,水文专业模型作为确定性计算单元执行物理仿真;大模型负责语义解析、参数推理与结果解释,明确划分语义推理与数值计算的职责边界,并通过运行时参数校验与接口约束,保障专业计算过程的可靠性与结果的可解释性。

1.2.3 数据与知识层

数据与知识层为智能体决策提供统一的信息基础,整合非结构化文本知识、结构化工程数据与关系型知识图谱。通过向量化表示与图结构建模,实现跨文档、跨对象的信息关联与证据检索,为智能体在复杂决策推理中提供可追溯、可解释的知识支撑。该层不直接参与决策生成,而是作为智能体推理过程中的长期记忆与外部知识环境,支持其在多轮推理中动态获取与验证关键证据。

1.2.4 基础设施层

基础设施层为智能体系统提供计算、存储与调度能力,保障在汛期高并发场景下的稳定运行。该层主要承担工程实现与运行支撑职能,用于支撑大模型推理、工具服务调用与数据访问的高可用部署。

2 关键技术实现

2.1 数据融合与知识梳理

针对防汛应急决策中实时工况数据、工程资料、运行规程、历史险情与应急预案等知识长期分散存储、难以根据具体汛情与工况进行系统整合的难题,通过多源数据融合、非结构化文本语义化处理及领域知识图谱构建,形成统一、可检索、可关联的防汛知识检索体系。

2.1.1 多源数据融合

基于中线公司既有的数据治理平台,集成五大类异构数据源。一是气象预报数据,接入了中国气象局的精细化格网预报数据,获取工程沿线未来 24、48、72 h 降雨量、雨强分布、位置坐标等关键信息;二是实时监测数据,通过融合“天空地水工”多维度实时感知数据(如卫星遥感、雨量站、水位站及工程埋设仪器等多源信息),形成对全线雨情、水情及工程环境状态的实时感知;三是工程运行数据,包括闸门开度、泵站状态、输水流量等工程实时运行信息;四是应急资源数据,接入工程沿线防汛物资仓库库存、分布位置以及应急队伍人员配置、装备情况数据;五是基础地理信息数据,包含河道 DEM 地形、工程断面结构、险工险段空间分布等静态数据。

数据治理平台采用统一的服务化集成策略,将原始数据封装为一系列面向防汛业务场景的、即插即用的复合数据服务(如“断面水情—气象预报”关联分析服务),并通过 RESTful API 形式统一注册

至内部服务目录。智能体应用可按需、高效地调用所需数据服务。

2.1.2 非结构化文本预处理与向量化

针对防汛应急决策中大量以非结构化文本形式存在的领域知识,系统收集并整理了应急预案、专项处置方案、历史工作报告及工程基础资料等共计 500 余份关键文档。由于来源多样、结构不一,原始文本难以直接支撑语义检索与智能推理,需通过规范化预处理将其转化为结构清晰、语义完整且适配检索增强生成任务的知识单元。

文本预处理的核心在于去除冗余噪声、保留关键语义信息,实现知识的细粒度组织与可追溯管理。预处理流程分为文本内容提取、规范化清洗与结构化分块三个主要阶段。首先,针对 PDF、Word 等不同格式的工程文档,利用 PDFPlumber 对文档进行初步版式解析,并结合基于 LayoutLMv2 的文档理解模型识别正文、表格及图示区域,通过滤除页眉、页脚、水印及扫描噪声,确保关键信息单元的完整保留。随后,采用正则表达式与自定义清洗规则,统一去除乱码、无关符号及冗余空行,形成结构一致的纯文本语料。

文本分块阶段采用规则驱动与语义驱动相结合的混合切分策略。对于应急预案、规章制度等层级结构清晰的文档,依据章节标识与条款编号模式(如“第 X 章”“X.X.X”),通过正则匹配确定分块边界,确保每个文本块对应完整语义单元。对于叙述性较强、缺乏显式层级标记的综合报告类文本,则采用基于语义相似度的动态切分方法:先对文本进行分句,再利用 Sentence-BERT 模型计算相邻句子的语义向量及余弦相似度,通过分析滑动窗口内语义相似度的变化趋势,在语义显著转折处设定分块边界,并在相邻文本块之间设置适度的重叠区域,以避免关键信息在切分过程中被割裂。

为支持精准检索与溯源,对每个文本块构建多维元数据描述,包括全局唯一标识符、来源文档、主题关键词、原文位置范围及文本规模等信息。

向量化阶段采用领域适配的语义编码模型 BAAI/bge-m3 对文本块进行稠密向量表示,并结合分词器对文本长度进行统一度量与控制。文本块内容、语义向量及其元数据统一存储于支持混合检索的向量数据库(如 Milvus)中,其中元数据字段用于构建倒排索引以支持按文档类型、险情类别等属性进行快速过滤,语义向量则用于近似最近邻(ANN)检索。

2.1.3 实体关系梳理与知识图谱构建

为支撑智能体在防汛应急场景下开展跨知识源的推理与决策分析,通过融合业务数据库元数据

与约束化提示词工程,系统梳理工程实体之间的结构关系与专业语义关系,构建领域知识图谱。

在结构化关系建模方面,利用既有业务数据库中的工程元数据,自动梳理水库、河流、渠道断面及相关工程设施之间的拓扑与管理关系(如图 2)。通过解析数据库中的外键约束、空间字段(如桩号、坐标)及业务属性字段(如权属层级、设施类型),生成反映上下游、左右岸、干支流及管理隶属关系的结构化关联网络。例如,上下游关系可基于空间位置与桩号顺序推导,管理权属关系则通过行政层级字段的层次聚合形成。这些关系构成多级关系查询与工程联动分析的结构基础。

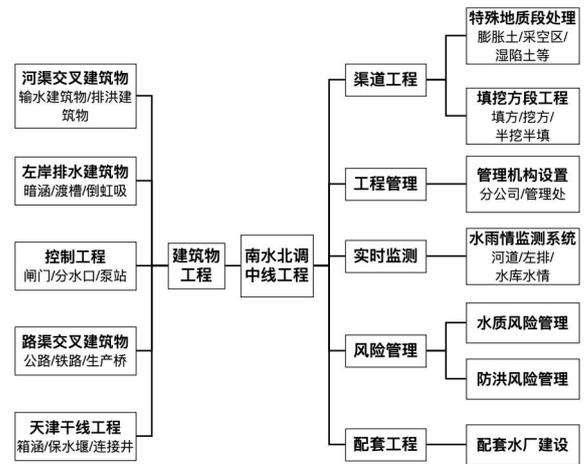


图 2 实体类型导图

Fig.2 Entity category mind map

在语义关系建模阶段,针对应急预案、处置方案及历史报告中隐含的大量专业知识,采用结合领域本体约束的大语言模型进行定向抽取。首先,基于行业规范、业务标准及系统数据字典,使用 Protégé 工具构建防汛领域本体,明确实体类型、属性集合及语义关系,并对关键属性值定义枚举约束(如风险等级、设施类型、响应级别等)。在此基础上,将本体约束映射为结构化 Prompt 模板,包含任务指令、领域背景说明、标准示例及输出格式约束,引导模型以 JSON 格式返回“实体—关系—实体”或“实体—属性—取值”形式的候选三元组。通过上述方式在限定的语义空间内完成关系抽取,避免生成不符合业务规范的自由文本结果^[14-15]。

为进一步保障语义关系抽取结果的准确性与工程可用性,分两阶段对候选三元组进行校验。

第一阶段为基于规则的自动过滤校验。通过领域专家梳理形成业务禁止性规则与属性约束规则,例如参数取值超出物理量程范围的关系被判定为无效,风险等级属性仅允许取预定义枚举值(如 I/II/III/IV),超出范围的关系将被直接剔除。上述规则采用形式化逻辑表达并构建规则库,通过规则引

擎对候选三元组进行逐条匹配校验,自动过滤违反业务逻辑、物理规律或本体约束的无效关系。

第二阶段为人工辅助的语义一致性校验。针对通过规则校验但仍存在语义歧义或业务边界不清晰的关系,引入领域专家抽样复核机制,从语义准确性、业务适配性与逻辑完整性三个维度对关系进行定量评估,并将评估结果转化为关系置信度指标。仅保留置信度达到预设阈值的关系,经规范化处理后纳入领域语义知识库。该阶段作为自动规则校验的补充,用于修正复杂语境下模型可能产生的边界性偏差,而非作为关系构建的主要依赖手段。

三是对梳理得到的结构化关系与语义关系进行统一融合与动态集成:

$$R_{fused(u,v)} = \sigma(W) \odot R_{struct(u,v)} + (1 - \sigma(W)) \odot R_{sem(u,v)}$$

式中: $R_{struct(u,v)}$ 为结构化关系置信度(由数据库字段完整性计算); $R_{sem(u,v)}$ 为语义关系置信度(由 LLM 概率分布与规则校验通过率加权); $\sigma(W)$ 作为自适应权重函数,在运行过程中结合实际调度决策反馈进行逐步调整。

防汛知识图谱采用属性图模型进行表达,并部署于 Neo4j 图数据库中,以“实体—关系—属性”为基本组织单元,支持实体属性查询与多跳关系推理。

为提升大规模图谱场景下的查询效率,通过结合 Elasticsearch 构建混合索引机制,将实体标签、关键属性及关系类型同步索引至全文检索引擎,用于实体快速定位与条件过滤;涉及复杂拓扑关系或路径约束的查询,则由 Neo4j 执行深层关系遍历与推理,实现以全文检索进行粗筛、以图数据库进行精查的查询模式。

构建完成的防汛知识图谱覆盖工程设施、监测站点、风险对象、应急资源、应急处置措施及地理空间要素等多类核心实体(如图 3),为智能体在防汛应急决策中开展跨数据源、跨知识结构的联合推理与辅助决策提供了统一、可解释的语义支撑。

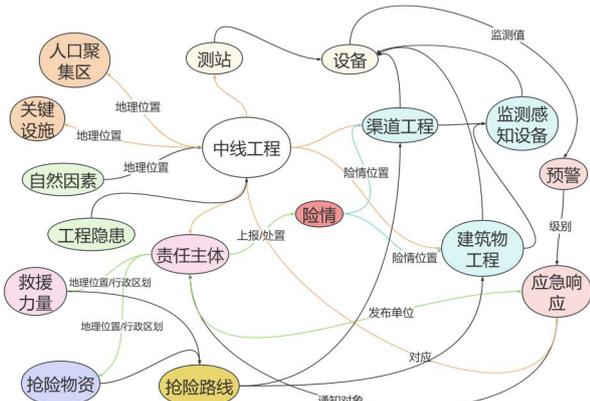


图 3 实体关系图

Fig.3 Entity relationship diagram

2.2 多路检索优化机制

由于防汛应急决策场景中决策证据多样,且生成模型在实际应用中受上下文长度约束,检索阶段需要在有限上下文预算内实现对关键决策证据的精准获取与充分覆盖。为实现对不同类型决策证据的系统整合与有效筛选,形成信息充分、结构清晰且具备可解释性的证据集合,从而支撑对水利专业模型等输出物理量信息的工程解释与决策转化^[16],通过对检索增强生成(Retrieval-Augmented Generation, RAG)框架中的检索阶段进行了面向工程落地的多路扩展,提出一种以关键决策证据覆盖为目标的多路协同检索机制,如图4所示。该机制通过对不同检索路径在证据类型与决策价值上的差异进行显式建模,从而提升复杂决策类查询在可靠性与可解释性方面的整体表现。

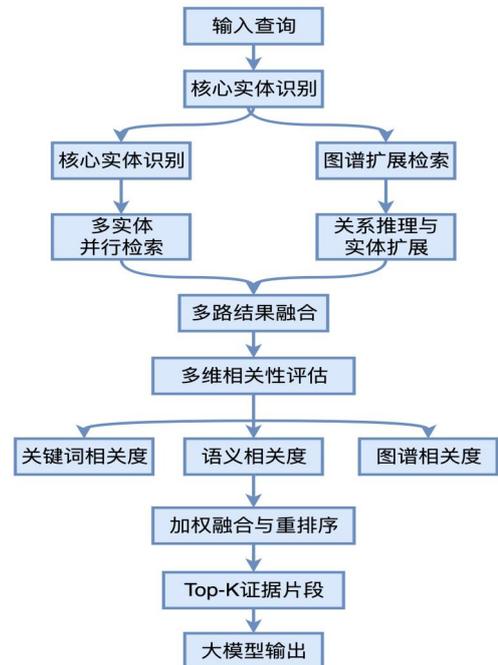


图 4 多路召回检索流程图

Fig.4 Multi-channel retrieval flow diagram

具体而言,智能体首先接收用户输入的自然语言查询 q ,并利用大语言模型对其进行结构化语义解析,生成统一的中间表示 Q :

$$Q = \{\varepsilon, \tau, c\}$$

式中: ε 表示查询中涉及的核心实体集合; τ 表示查询对应的决策目标或问题类型(如规范核查、情景推演或应急方案生成); c 表示与决策相关的约束条件集合,包括时间范围、空间区域、风险等级及适用操作规范等。该解析过程不依赖额外标注数据,而是通过提示工程引导模型输出固定字段格式,相比基于规则或模板的解析方式,该方法能够更好地适配防汛应急查询中常见的长句、多约束与隐含目标等复杂表达。

在此基础上,智能体通过结构化查询 Q 并行触

发多条检索路径 $\{R_k\}_{k=1}^K$, 其中设置 $K=3$, 分别对应关键词检索、向量语义检索与知识图谱关联检索。关键词检索路径基于 BM25 模型, 将实体集合 ε 与约束条件 c 映射为布尔或加权关键词查询, 用于从政策文件、技术规范及历史应急预案中定位显式表述的事实性证据, 确保规范条款与关键数值的精确命中。向量语义检索路径采用预训练语义嵌入模型, 将原始查询 q 与结构化补充描述共同编码为语义向量, 通过相似度度量检索语义相近但未必包含显式关键词的文本片段, 以弥补关键词检索在语义泛化方面的不足。知识图谱关联检索路径基于领域知识图谱, 通过将核心实体 $e_i \in \varepsilon$ 映射为图谱节点, 并沿预定义关系类型(如“影响因素”“处置措施”“上下游关联”等)进行多跳扩展, 获取与当前决策目标间接相关但潜在关键的结构化信息, 并进一步转化为自然语言形式的候选证据。

各检索路径 R_k 分别返回一组候选证据片段 D_k :

$$D_k = \{d_{k,1}, d_{k,2}, \dots, d_{k,m_k}\}。$$

每个证据片段 $d_{k,i}$ 均附带其来源路径标识 k 及初始检索得分 $S_{k,i}^{(0)}$, 为后续跨路径融合与可解释性分析提供基础。

通过对多路检索结果进行加权评分以实现不同检索路径下证据片的统一排序与融合。首先, 基于关键词匹配得分或向量相似度计算证据与原始查询之间的基础相关性分值 $S(d_{k,i})$, 再通过路径权重来调整不同检索路径在给定查询类型下对决策可靠性的相对贡献。在冷启动阶段, 路径权重通过领域专家经验进行初始设定, 例如在规范核查类任务中提高关键词检索路径权重, 在情景推理与风险研判类任务中提高语义检索与知识图谱检索路径权重。在智能体运行过程中可依据查询目标 \mathcal{T} 与约束条件 c 对路径权重进行规则化调整, 以适配不同决策场景, 每条候选证据的综合评分 $S(d_{k,i})$ 定义为:

$$S(d_{k,i}) = \alpha_k \cdot S_{k,i}^{(0)}。$$

在完成基于综合评分的初步排序后, 进一步引入证据覆盖约束, 以减少冗余信息并提升有限上下文中的信息密度。具体而言, 系统维护一个已覆盖实体集合 ε_{cov} , 初始为空, 并按照 $S(d)$ 从高到低依次遍历候选证据。当候选证据 d 所涉及的实体集合满足 $\varepsilon(d) \not\subset \varepsilon_{cov}$ 且 $\varepsilon(d) \cap \varepsilon_{cov} \neq \emptyset$, 即该证据能够引入新的核心实体或决策要素, 则优先将其纳入最终证据集合, 并更新已覆盖实体集合 $\varepsilon_{cov} = \varepsilon(d) \cup \varepsilon_{cov}$ 。若候选证据未引入新的实体, 则进一步计算其与已选证据集在语义空间中最大相似度, 当相似度低于预设阈值时, 认为该证据在同一实体下补充了新的信息内容, 仍可被保留; 反之, 则视为语义冗余并降低

其选择优先级或直接过滤。通过这一显式覆盖约束机制, 智能体能够在不引入端到端训练或强化学习算法的情况下, 有效提升有限上下文中证据的多样性与关键性。由于证据覆盖约束仅作用于有限规模的候选证据集合, 其计算过程主要由集合运算与向量相似度计算构成, 整体复杂度为线性级别。在工程评估中, 该机制对整体响应时间影响较小, 不会引入显著的性能开销。

同时, 已有研究表明, 基于 Transformer 架构的大语言模型在处理长序列输入时, 对序列中部位置信息的感知能力相对较弱, 呈现 U 形性能分布特征^[17]。若将多路召回结果直接拼接, 核心证据可能被淹没于冗余信息中, 降低模型对关键信息的利用效率。针对上述问题, 通过在证据筛选基础上引入融合排序与位置控制策略, 对多路召回结果进行统一量化评分、排序与过滤。该策略综合考虑证据与查询之间的相关性分值及其来源检索路径的相对决策价值, 通过加权排序突出高价值证据, 并在构建输入上下文时优先将其置于序列前部与尾部位置, 以提升生成模型对关键信息的获取效率。最终, 选取 Top-K 固定数量的高评分、低冗余证据片段, 按统一格式拼接为生成模型的输入上下文。每条证据均保留其检索路径来源标识, 以支持后续的可解释性分析与人工审查。

2.3 多智能体应用构建

面向防汛应急等复杂、高动态决策场景, 以大模型为统一认知与推理中枢, 构建基于多智能体协同的防汛应急机制。不同于传统以固定流程或预定义规则为核心的应用系统, 重点关注对防汛应急决策过程中典型认知状态与功能模块的显式组织, 通过状态驱动与事件触发机制, 实现智能体在不确定环境下的动态协同与多轮推理。在总体设计上, 将防汛应急决策过程中涉及的关键业务环节抽象为“态势感知—预测预报—风险研判—方案生成”四类决策状态集合。需要强调的是, 上述划分并非预设的线性执行流程, 而是对防汛应急决策中常见认知阶段与功能能力域的结构化表达。各状态可被智能体按需进入、跳转或重入, 具体的调用顺序与组合方式由决策中枢在运行时根据当前水情、工情演化特征及信息完备程度动态确定。

态势感知智能体通过标准化接口接入气象、水文、工程运行等多源实时数据流。为实现动态观测数据与静态知识的统一表达, 首先基于空间位置编码、时间戳及对象唯一标识符完成数据对齐, 将实时数据映射至知识图谱中对应的实体节点; 随后利用图谱中预定义的空间关系、拓扑关系与功能关联, 对原始观测结果进行关系扩展与上下文补全, 从而

构建包含上下游关联、空间隶属关系及历史状态信息的综合态势表示。

预测预报智能体通过函数调用 (Function Calling) 机制对外部专业模型进行统一调度, 对各类水利专业模型的输入参数、输出变量及适用条件进行结构化描述, 使智能体能够根据当前任务目标与数据可用性自动选择并调用合适的模型, 并将感知数据作为模型输入驱动计算, 输出结果 (如流量过程、水位变化或时间序列指标) 以结构化形式回写至知识层, 为后续风险分析提供基础。

风险研判智能体可将态势感知与预测预报输出的物理量结果作为输入, 实现对潜在风险的识别、分级与关联分析。智能体首先将水位、流量等关键预测指标与多路协同检索获取的设计标准、运行规程及安全阈值进行对齐, 计算超限幅度、持续时间与变化速率等可核查特征, 形成初步风险判定; 随后基于知识图谱中的拓扑与语义关系开展多跳扩展, 识别上下游联动对象、关键薄弱环节及可能的次生风险, 并结合历史险情与处置经验对风险演化趋势进行补充解释。在此基础上, 智能体对来自不同数据源与推理路径的结果进行统一整合, 显式标

注证据来源、适用范围与不确定性, 最终生成结构化的风险研判结果, 结构化呈现风险点、风险等级、传播路径及解释依据, 为下游方案生成与调度决策提供可靠支撑。

方案生成智能体的核心任务是将风险快速转化为具体、可操作、可评估的应急处置方案。该过程始于对处置目标的解析与多约束条件 (如实时资源库存、空间分布、响应时效、并行任务冲突) 的注入。智能体随后通过多路检索及知识图谱中“风险—措施—资源”的关联网络匹配候选处置措施, 并通过多路检索从预案库中提取具体操作细节, 构建初步方案。在多目标约束下, 智能体对候选方案进行量化评估与寻优, 综合考虑时效性、资源可行性、处置效能与成本等因素, 对资源冲突进行基于规则或启发式算法的调度优化。最终输出包含任务分解、资源调度清单、预计时间、抢险路线及明确的决策依据与备选说明的结构化方案 (如图 5), 并支持通过自然语言交互进行动态调整, 从而适应实时工程工况, 提升在极端与复杂风险条件下的响应敏捷性与方案适应性。



图 5 智能体应用界面

Fig.5 Agent application interface

3 实验设计与结论

聚焦防汛应急场景下的复杂决策任务, 旨在系统评估智能体能否实现快速响应、稳定输出、逻辑清晰且依据充分的决策支持。围绕这一核心目标,

构建了多层次实验评价体系, 从应急决策的实际需求出发, 全面验证智能体在关键能力维度上的改进成效。

具体而言, 针对引言中提出的三类关键问题, 实验设计对应如下: ①通过检索准确率 (HR@5、MRR)

及复杂推理任务中的生成质量评估智能体对多源数据的整合能力;②通过端到端任务的事实准确性、逻辑连贯性、决策辅助价值评分,评估智能体对工程调度决策支撑的有效性;③通过包含多约束条件与多阶段推理的复杂情景任务评估智能体在风险动态演进下的自适应推理与连续决策能力。上述指标体系共同构成对防汛应急智能体综合能力的多维评估框架。

3.1 基线标准

为客观评估防汛应急智能体在检索增强生成任务中的性能,选取当前检索增强生成(Retrieval-Augmented Generation,RAG)领域内具有代表性的四类方法作为对比基线。所有基线系统均在统一大语言模型 Qwen3-32B 上进行测试,以排除模型差异对结果的影响。

Naive RAG:经典的向量检索 RAG 方法,该方法将文本切分为固定大小的 Chunk(文本块),对每个文本块生成向量嵌入并存储在向量数据库中,查询通过向量相似度检索最相关文本块。

RQ-RAG:基于查询优化的进阶 RAG 方法。该方法利用大语言模型将原始查询拆分为多个子查询,进行语义消歧、逻辑拆分及重写,再分别检索并整合结果生成答案。

HyDE:基于假设文档生成的间接检索方法。该方法先让大语言模型生成“理想回答文档”,再将其作为伪查询在向量数据库中检索相似真实文本块,用检索结果生成最终答案。

GraphRAG:图增强 RAG 方法,该方法先从文本中抽取实体和关系构建知识图谱,并对图中节点进行社区聚类生成结构化报告,查询时通过遍历相关社区获取候选信息,代表当前图增强 RAG 的主流方向。

所有系统均部署于统一软硬件环境中,以排除环境差异对实验结果的干扰。硬件平台采用搭载海光 7390CPU、128 GB 内存及两张天垓 150GPU 的服务器,操作系统为 Alibaba Cloud Linux,数据库选用国产达梦数据库。该配置用于反映典型国产算力与软件栈下的工程可行性,而非用于对比不同硬件体系的极限性能。在模型配置方面,本实验采用向量模型 bge-m3 与重排序模型 bge-reranker-v2-m3;

所有实验均基于 Qwen3-32B 进行推理,且统一参数设置(temperature=0.1,max_tokens=40960),以消除参数差异对结果的影响。

3.2 评测数据集

实验数据集来源于防汛预案、水工程调度规程及历史应急处置文档。通过系统性筛选与专家标注,构建了一个包含 200 个高质量问答对的评测数据集。所有样本均经防汛业务专家审定,以确保问题表述明确、答案具有权威性,并覆盖典型防汛应急业务流程。

根据认知与推理复杂度,将测试集分为两类:一是简单事实查询(共 80 条),如“XX 水库的汛限水位是多少?”(用于测试基础信息检索能力)。二是复杂逻辑推理与多轮交互查询(共 120 条),涉及多源信息整合、多步推理与任务规划,例如在给定降雨情景和工程约束条件下,预测洪峰特征、判定应急响应等级,并进一步生成具有可执行性的处置方案。该划分有助于区分系统在基础信息获取能力与复杂决策支撑能力方面的性能差异。

3.3 评估指标

为全面、客观评估智能体性能,构建了涵盖检索准确性、生成质量、任务完成效率等维度的评估体系。在检索准确性方面,采用前五命中率(Hit Rate@5,HR@5)与平均倒数排名(Mean Reciprocal Rank,MRR)衡量系统检索相关文档片段的准确性;在回答质量方面,由业务专家从事实准确性、逻辑连贯性及决策辅助价值三个维度进行量化评估;在完成效率方面,通过记录从用户提问至生成完整回答的平均耗时,综合评价系统的实际可用性与效率表现。

为保证人工评估的客观性与一致性,采用如下流程:

首先,组织三位防汛业务专家对评分标准(表 1)进行统一理解与校准;随后,专家对全部 200 个测试样本进行独立盲评。为量化评分者之间的一致性,采用组内相关系数(Intraclass Correlation Coefficient,ICC)进行统计分析。结果显示,在上述三个维度上,ICC 值均高于 0.80,其中综合维度的 ICC(2,k)值为 0.83,表明专家评分具有较高一致性。基于该结果,取三位专家评分的算术平均值作为每个样本生成质量的最终得分。

表 1 生成内容质量评分标准表

Tab.1 Quality evaluation criteria table for generated content

维度	1分(很差)	2分(较差)	3分(一般)	4分(良好)	5分(优秀)
事实准确性	根本性错误。关键实体、数据等存在≥2处错误。信息严重失真。	多处偏差。有多处(≥3处)非关键性事实错误或数据错误,整体可信度低。	基本正确但有瑕疵。无关键事实错误,但存在1~2处表述不精确或歧义。	准确可靠。所有关键事实与数据准确无误,表述清晰,非关键信息偶有瑕疵。	精确无误。所有数值、术语、时效性均无偏差,对细节的严格遵从。
逻辑连贯性	逻辑混乱。语句无关联或矛盾,无法识别有效推理链。	逻辑跳跃。有大致方向,但关键步骤缺失,因果关系模糊或牵强。	逻辑基本通顺但有瑕疵。主体推理链完整,但部分环节推理略显牵强。	逻辑清晰严谨。推理步骤分明,依据明确,因果关系清晰,无明显漏洞。	严谨有力。逻辑链完整高效,有高度自治性和说服力。
决策辅助价值	无价值。答案空洞、泛泛而谈,或与决策场景无关。	价值极低。仅复述常识,未针对具体场景进行分析或提出建议。	提供基础信息支持。能整合关键事实与数据,但未形成明确建议方案。	提供了针对性的分析。有明确结论或具体行动建议,具备可细化基础。	具备显著指导意义。有前瞻性、系统性和可操作性,能直接支撑科学决策。

3.4 实验结果与分析

表 2 给出了五类系统在检索准确性方面的对比结果。可以观察到,该防汛应急智能体在 HR@5 与 MRR 两项指标上均取得最高值,表明其在候选证据集中对关键决策证据的覆盖能力与排序效果优于各类基线方法。相比之下,Naive RAG、RQ-RAG 与 HyDE 主要依赖单一文本相似性或查询重写机制,在涉及多对象、多约束条件的查询中,难以同时覆盖规范条款、历史案例与结构化关系信息。GraphRAG 在检索指标上表现相对较优,但多跳扩展容易引入与当前决策目标弱相关的结构节点导致候选证据集合过大,增加排序压力。

表 2 系统检索性能对比表

Tab.2 Comparison table of retrieval performance across systems

系统	Hit Rate@5	MRR	平均响应时间/s
Naive RAG	0.85	0.77	68
RQ-RAG	0.86	0.80	72
HyDE	0.85	0.79	74
GraphRAG	0.88	0.83	150
防汛应急智能体	0.90	0.86	175

在简单事实查询任务中,各系统均能够较为准确地给出答案(表 3),说明在单一事实检索场景下,基础 RAG 方法已具备较高性能。然而,在复杂逻辑推理与任务规划类查询中,不同系统之间的

性能差异显著扩大。防汛应急智能体在事实准确性、逻辑连贯性与决策辅助价值三个维度上均取得最高分数。

表 3 系统回答质量对比表

Tab.3 Comparison table of response quality across systems

查询类型	系统	事实准确性	逻辑连贯性	决策辅助价值
简单事实查询	Naive RAG	4.6	4.4	3.0
	RQ-RAG	4.7	4.5	3.1
	HyDE	4.7	4.4	3.1
	GraphRAG	4.8	4.6	3.4
	防汛应急智能体	4.7	4.5	3.2
复杂逻辑推理查询	Naive RAG	3.3	3.2	2.5
	RQ-RAG	3.6	3.4	2.8
	HyDE	3.5	3.3	2.7
	GraphRAG	4.2	4.1	3.9
	防汛应急智能体	4.5	4.3	4.2

研究成果在南水北调中线工程防汛应急场景中的初步应用表明,该智能体体系能够有效应对态势感知、预测预报、风险研判与方案生成等复杂任务。它不仅提升了多源信息融合与利用的效率,更通过“推理—行动—反馈”的交互式推演模式,增强了防汛应急的前瞻性与科学性,验证了所

述方法与架构在提升水利工程防汛应急智能化水平的可行性与应用潜力。

参 考 文 献

- [1] 杨阳蕊,董方宁,王鹏斐,等.基于大语言模型的水利工程运行管理质量概念模型及知识图谱自动化构建[J].水利学报,2025,56(5):634-645.[YANG Y R,DONG F N,WANG P F,et al.Automated construction of schema and knowledge graphs for the operation and management quality of hydraulic projects based on large language models[J].Journal of Hydraulic Engineering,2025,56(5):634-645.]
- [2] 张茂省,郭柱国,闫雨藤,等.基于大语言模型(LLMs)的地质灾害风险防控体系建设[J/OL].中国地质:1-30[2026-03-03].<https://link.cnki.net/urlid/11.1167.P.20250902.1116.002>.[ZHANG M S,GUO Z G,YAN Y T,et al.Construction of the geological hazard risk mitigation and management system powered by large language models (LLMs)[J/OL].China Geology:1-30[2026-03-03].<https://link.cnki.net/urlid/11.1167.P.20250902.1116.002>.]
- [3] 李少春,刘双华,陈谕忻,等.应急预案结构化方法及预案生成系统研究[J].电力设备管理,2023(8):185-187.[LI S C,LIU S H,CHEN Y X,et al.Research on structured method of emergency plan and plan generation system[J].Electric Power Equipment Management,2023(8):185-187.]
- [4] 刘雪梅,卢汉康,李海瑞,等.知识驱动的水利工程应急方案智能生成方法:以南水北调中线工程为例[J].水利学报,2023,54(6):666-676.[LIU X M,LU H K,LI H R,et al.A knowledge-driven approach for intelligent generation of hydraulic engineering contingency plans:a case study of the Middle Route of the South-to-North Water Diversion Project[J].Journal of Hydraulic Engineering,2023,54(6):666-676.]
- [5] CHEN Y H,LI L Y,MA Z H,et al.Empowering LLM agents with geospatial awareness: toward grounded reasoning for wildfire response[EB/OL].2025[2026-03-10].<https://arxiv.org/abs/2510.12061>.
- [6] 秦小林,古徐,李弟诚,等.大语言模型综述与展望[J].计算机应用,2025,45(3):685-696.[QIN X L,GU X,LI D C,et al.Survey and prospect of large language models[J].Journal of Computer Applications,2025,45(3):685-696.]
- [7] VASWANI A,SHAZEER N,PARMAR N,et al.Attention is all you need[C]//Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. Red Hook,NY,USA:Curran Associates Inc.,2017:6000-6010.
- [8] WEI J,WANG X Z,SCHUURMANS D,et al.Chain-of-thought prompting elicits reasoning in large language models[C]//Advances in Neural Information Processing Systems 35.New Orleans,LA,USA:Curran Associates,Inc.,2022:24824-24837.
- [9] CHERIAN A K,SRIVASTAVA N,VARIA S.Multi-Agent System for Scientific Literature Search and Recommendation[C]//2025 3rd International Conference on Self Sustainable Artificial Intelligence Systems (ICSSAS). Erode,India:IEEE,2025:786-790.
- [10] 胡昊,许昭一,崔争艳,等.基于大语言模型的抽水蓄能电站智能运维辅助系统构建研究[J].华北水利水电大学学报(自然科学版),2025,46(5):34-42.[HU H,XU Z Y,CUI Z Y,et al.Intelligent Operation and Maintenance for Pumped Storage Power Stations Based on Large Language Model[J].Journal of North China University of Water Resources and Electric Power(Natural Science Edition),2025,46(5):34-42.]
- [11] 王立虎,刘雪梅,李海瑞,等.引调水工程安全智慧监管多模态大模型构建技术研究[J].中国水利,2025(11):8-19.[WANG L H,LIU X M,LI H R,et al.Multimodal large model construction technology for intelligent safety supervision of water diversion projects[J].China Water Resources,2025(11):8-19.]
- [12] 徐辉.基于低代码的数智化融通研究[J].长江信息通信,2024,37(1):44-47.[XU H.Research on data intelligence integration based on low code[J].Changjiang Information & Communications,2024,37(1):44-47.]
- [13] SCHENKENFELDER B.LLM-based generation of low-code development platforms[C]//Proceedings of 2025 ACM/IEEE 28th International Conference on Model Driven Engineering Languages and Systems Companion (MODELS-C).Grand Rapids,MI,USA:IEEE,2025:59-64.
- [14] 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].水利学报,2025,56(3):341-353.[ZHANG D L,ZHOU W,MA G,et al. Construction and application of knowledge graph for flood defense and rescue of water infrastructure[J].Journal of Hydraulic Engineering,2025,56(3):341-353.]
- [15] BAI X F,HE S,LI Y,et al.Construction of a knowledge graph for framework material enabled by large language models and its application[J].npj Computational Materials,2025,11(1):51-51.
- [16] WELLER O,BORATKO M,NAIM I,et al.On the theoretical limitations of embedding-based retrieval[EB/OL].2025[2026-03-10].<https://arxiv.org/abs/2508.21038>.

Research on and Application of an Intelligent Agent for Flood Control and Emergency Response in the Middle Route of the South-to-North Water Diversion Project

LIU Jiaqi¹, LIU Xuemei², SUN Weiya¹, RU Xingkang¹, WANG Lihu², YUAN Minjie³

(1.China South-to-North Water Diversion Middle Route Co., Ltd., Beijing 100038, China; 2.Advanced Research Institute for Digital Twin Water Conservancy, North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou 450046, China; 3.Beijing Water Resources Dispatching and Management Affairs Center, Beijing 101100, China)

Abstract: **【Objective】** This study aims to conduct research on and apply an intelligent agent for flood control and emergency response in the Middle Route of the South-to-North Water Diversion Project. It aims to address challenges such as inadequate multi-source data fusion, weak coupling between hydraulic models and decision support systems, and difficulties in dynamically updating emergency plans. **【Methods】**A decision-making framework based on Large Language Models (LLMs) and multi-agent collaboration was proposed. A multi-path retrieval and multi-source evidence fusion mechanism was designed to support reasoning and decision-making in complex scenarios. **【Results】** ①The key evidence retrieval performance of the flood control emergency agent outperformed mainstream Retrieval-Augmented Generation (RAG) methods ($HR@5 = 0.90$, $MRR = 0.86$), ensuring the completeness of the decision foundation. ②In complex logical reasoning tasks, the agent achieved high scores in terms of factual accuracy, logical coherence, and decision support value, demonstrating effective integration of multi-source information and the explainability of the decision-making process. ③Under multi-constraint and dynamic risk evolution scenarios, the agent demonstrated capabilities for adaptive reasoning and continuous decision-making. **【Conclusion】** The proposed agent can effectively enhance situational awareness, complex task execution, and decision support capabilities in flood emergency response. Future work will focus on validating the method in engineering practice and expanding its application to multi-region and multi-disaster emergency scenarios.

Keywords: large language models; agent; engineering flood control; knowledge graph.