

采用知识增强大语言模型的输电线路故障处置 智能辅助决策方法

周良才¹, 刘林林¹, 孙志豪¹, 史迪², 陈欣³

(1. 国家电网有限公司华东分部, 200120, 上海; 2. 智博能源科技(江苏)有限公司, 211300, 南京; 3. 西安交通大学电气工程学院, 710049, 西安)

摘要: 针对输电线路故障处置中规程匹配效率低、历史案例关联不足, 以及通用大语言模型缺乏电气机理约束、易生成不可靠建议的问题, 提出一种知识增强大语言模型智能辅助决策方法。该方法在检索增强生成框架下, 构建融合序分量特征、告警事件轨迹、故障处置规程和典型案例的跨模态知识库, 设计物理一致性约束的混合检索评分函数, 将语义相似度、电气特征相似度、元数据匹配度和故障机理一致性纳入统一相关性度量, 并引入置信度感知生成机制, 在证据不足或证据冲突时触发保守提示或人工复核。基于多场景输电线路故障问答样本和 IEEE 39 节点系统进行验证, 结果表明: Top-1 和 Top-3 检索命中率、故障诊断准确率、处置完整性和依据可追溯率分别达到 88.6%、95.7%、94.3%、91.4% 和 94.3%, 幻觉率降至 2.9%; 相较仅语义 RAG 方法, 故障诊断准确率提高 11.4%, 幻觉率降低 8.5%。该方法通过显式融合故障物理机理、规程知识和大语言模型推理能力, 提高了输电线路故障处置建议的准确性、可追溯性和安全可靠。

关键词: 大语言模型; 输电线路故障处置; 知识增强; 物理一致性约束; 检索增强生成; 智能辅助决策

中图分类号: TM771 文献标志码: A

DOI: 10.7652/xjtubXXXXXX001 文章编号: 0253-987X(XXXX)XX-0001-12

Knowledge-Augmented Large Language Model-Based Intelligent Auxiliary Decision-Making for Transmission-Line Fault Handling

ZHOU Liangcai¹, LIU Linlin¹, SUN Zhihao¹, SHI Di², CHEN Xin³

(1. East China Branch of State Grid Corporation of China, Shanghai 200120, China; 2. Zhibo Energy Technology (Jiangsu) Company Limited, Nanjing 211300, China; 3. School of Electrical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: To address inefficient rule matching, insufficient historical-case association, and unreliable suggestions from general large language models in transmission-line fault handling, this paper proposes a knowledge-enhanced LLM-based intelligent decision-support method. Within a retrieval-augmented generation framework, the method constructs a cross-modal knowledge base integrating sequence-component features, alarm-event trajectories, fault-handling procedures, and typical cases. A physics-consistency-constrained hybrid retrieval score is developed to jointly measure semantic similarity, electrical-feature similarity, metadata matching, and fault-mechanism consistency. A confidence-aware generation mechanism is also introduced to trigger conservative prompts or manual

review when evidence is insufficient or conflicting. Validation using multi-scenario transmission-line fault question-answering samples and the IEEE 39-bus system shows that the Top-1 and Top-3 retrieval hit rates, fault-diagnosis accuracy, decision completeness, and evidence traceability reach 88.6%, 95.7%, 94.3%, 91.4%, and 94.3%, respectively, while the hallucination rate is reduced to 2.9%. Compared with semantic-only RAG, the method improves fault-diagnosis accuracy by 11.4% and reduces the hallucination rate by 8.5%. The results demonstrate that explicitly integrating fault mechanisms, procedural knowledge, and LLM reasoning improves the accuracy, traceability, and safety reliability of transmission-line fault-handling suggestions.

Keywords: large language model; transmission-line fault handling; knowledge enhancement; physics-consistency constraint; retrieval-augmented generation; intelligent decision support

现代电力系统是支撑经济社会运行的关键基础设施,其安全、稳定和韧性运行直接关系能源供应安全与公共服务连续性^[1]。随着新能源、储能、电力电子化负荷和柔性互联设备的大规模接入,电网运行方式更加多变,故障传播机理和保护控制耦合关系日益复杂^[2]。因此,故障处置已不再是单一设备或单一保护动作的局部分析问题,而是涉及实时量测、告警序列、设备状态、运行规程、应急预案和历史处置经验的综合决策过程。调度人员需要在极短时间内完成故障识别、影响范围判断、规程核对和操作建议生成,任何信息遗漏、判断滞后或处置不当均可能扩大故障影响,甚至诱发连锁停电风险。

目前,电网故障处置仍较大程度依赖调度人员人工检索和经验判断。该方式在长期运行实践中具有一定有效性,但在复杂故障和极端运行条件下存在明显不足:一是规程、预案和历史案例数量庞大,人工检索难以满足应急场景下“秒级感知、分钟级处置”的要求;二是不同调度人员对同一告警序列和量测变化的理解可能存在差异,影响故障诊断和处置步骤的一致性;三是现有检索系统多以关键词匹配为主,难以理解“单相接地”“重合闸失败”“覆冰闪络”等专业概念之间的物理因果关系,也难以将文本规程与实时电气特征有效关联。

近年来,大语言模型(Large Language Model, LLM)在文本理解、知识问答、任务规划和人机交互等方面表现出较强能力^{[3]-[4]},为构建自然语言驱动的电网智能辅助决策系统提供了新的技术路径。已有研究指出,LLM可应用于调度知识问答、运行辅助决策、设备运维和故障诊断等场景^{[5]-[9]},面向电力调度的领域大模型和提示增强方法也开始出现^[7]。然而,电力系统属于高可靠性、高约束行业,

直接使用通用 LLM 仍存在风险:其参数知识难以及时覆盖电网企业内部最新规程、设备台账和真实处置案例,同时可能生成缺乏物理依据或规程依据的“幻觉”式回答,影响故障处置建议的安全性和可审核性。

早期相关研究主要集中于专家系统和传统智能诊断方法。文献[10]针对电力电子化配电系统故障电流处理能力提出保护方案,文献[11]面向实时信息传输故障管理构建专家系统知识库。此类方法能够将领域专家知识转化为固定规则并开展推理,但知识库构建和维护成本较高,规则表达灵活性不足,难以适应新能源、电力电子设备和保护控制策略频繁变化的工程需求。近年来,基于深度学习的故障定位和诊断方法也取得进展^{[12]-[14]},但这类方法通常侧重于故障识别或定位,难以直接生成符合调度规程且具有证据出处的处置步骤。

随着调度规程、事故预案和运维日志等文本资料的数字化,知识图谱和检索式问答逐步应用于电力故障诊断与处置。已有研究表明,知识图谱能够表达设备、故障、保护动作、告警信息和处置措施之间的结构化关系,为电力系统故障诊断和处置提供知识组织基础^{[15]-[20]}。但传统知识图谱方法主要依赖实体抽取、关系抽取和规则推理,虽然具有较好的结构化表达和可解释性,但在复杂自然语言交互、跨文档综合推理和处置方案生成方面仍存在局限。

检索增强生成(Retrieval-Augmented Generation, RAG)将外部知识检索与 LLM 生成能力结合,可缓解大模型知识滞后、事实依据不足和推理过程不可追溯等问题^{[21]-[23]}。已有研究指出, RAG 在知识密集型任务中具有较好适应性,但工程应用中仍可能出现检索噪声、证据遗漏、上下文冲

突和错误证据被模型采信等问题^{[24]-[25]}。因此,在电力系统这类安全关键场景中,仅将规程文本向量化并输入 LLM 并不足以保证生成结果可靠,还需引入能够反映电气机理和安全约束的领域校核机制。

综上,现有工作已从专家系统、深度学习故障诊断、知识图谱辅助决策和 RAG 问答等方面推动了电网故障处置智能化,但仍存在三方面不足:第一,多数 LLM 相关研究更关注故障诊断或知识问答,对调度处置步骤的规范性、完整性和可执行性关注不足;第二,已有 RAG 方法主要依赖文本语义相似度,难以区分“语义相近但电气机理不同”的故障场景;第三,现有知识图谱或规则推理方法对连续量测、序分量特征、潮流方程残差和故障边界条件等数值化机理信息利用不足。

针对上述问题,本文提出一种面向输电线路故障处置的物理约束知识增强大语言模型方法。区别于已有故障诊断型 LLM 或文本 RAG 方法,本文将电力系统方程、故障边界条件、序分量特征、规程条款和历史案例共同纳入检索—生成闭环:检索阶段综合语义相似度、数值特征相似度、物理一致性评分和规程元数据匹配筛选证据;生成阶段通过证据可追溯约束、置信度评价和拒答机制限制 LLM 自由生成。由此,所提方法不再是单纯的“电力文档问答系统”,而是面向高风险调度场景的物理约束智能辅助决策框架。

本文主要贡献如下:

(1) 提出“数据-知识-机理”三元融合知识表示方法,将三相量测、序分量、保护动作、重合闸结果和潮流残差等电气机理特征,与规程、预案和历史案例等文本知识进行跨模态关联。

(2) 提出物理一致性约束的混合检索与证据融合方法,将语义相似度、电气特征相似度、故障边界残差和规程元数据适用性纳入统一相关性评分,提高候选证据的机理一致性和规程适用性。

(3) 设计置信度感知生成机制,综合证据一致性、检索熵和证据冲突度评估生成可靠性,在证据不足或证据冲突时触发保守回答或人工复核提示。

(4) 构建多场景故障问答样本和 IEEE 标准节点系统算例,对比不同方法在检索命中率、诊断准确率、处置完整性、依据可追溯率、幻觉率和响应时间等指标上的差异,并验证关键模块有效性。

1 输电线路故障机理特征与物理约

束建模

输电线路故障处置需要综合故障相电压跌落、故障电流突增、序分量变化、保护动作和重合闸结果等信息。对称分量法可将不平衡三相量分解为正序、负序和零序分量,使单相接地、两相短路、两相接地和三相短路等故障在特征空间中具有可分性^[26]。因此,本文从序分量特征、可分性指标和电力系统方程残差三个方面提取可用于知识检索和大模型生成约束的物理特征。

1.1 典型输电线路故障与序分量关系

相量从相分量到序分量的变换关系可表示为

$$\begin{bmatrix} I_0 \\ I_1 \\ I_2 \end{bmatrix} = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & a & a^2 \\ 1 & a^2 & a \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_A \\ I_B \\ I_C \end{bmatrix} \quad a = e^{j120^\circ} \quad (1)$$

其逆变换关系为

$$\begin{bmatrix} I_a \\ I_b \\ I_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & a^2 & a \\ 1 & a & a^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_0 \\ I_1 \\ I_2 \end{bmatrix} \quad (2)$$

上述关系同样适用于电压相量。对于 A 相单相接地故障,三序网络串联,故障序电流可近似表示为

$$I_0 = I_1 = I_2 = \frac{V_f}{Z_0 + Z_1 + Z_2 + 3Z_f} \quad (3)$$

对于两相短路故障,零序网络通常不参与回路,正序与负序电流满足

$$I_1 = -I_2 = \frac{V_f}{Z_1 + Z_2 + Z_f}, \quad I_0 = 0 \quad (4)$$

对于两相接地故障,正序网络与负序、零序支路构成并联关系,其典型序电流关系可表示为

$$\begin{cases} I_1 = \frac{V_f}{Z_1 + \frac{Z_2(Z_0 + 3Z_f)}{Z_2 + Z_0 + 3Z_f}} \\ I_2 = -I_1 \frac{Z_0 + 3Z_f}{Z_2 + Z_0 + 3Z_f} \\ I_0 = -I_1 \frac{Z_2}{Z_2 + Z_0 + 3Z_f} \end{cases} \quad (5)$$

由式(1)~(5)可见,单相接地故障通常表现为故障相电压显著跌落并伴随零序电流升高;两相短路故障表现为负序电流升高但零序电流接近零;两相接地故障则通常同时出现零序和负序分量。上述特征为后续构造故障机理特征向量和物理一致性评分提供依据。图 1 给出了电力系统常见故障类型。

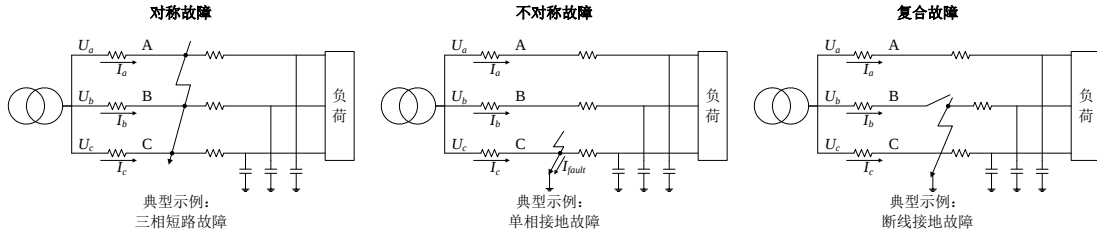


图1 电力系统常见故障类型的详细分类

Fig. 1 Detailed classification of common power system faults

1.2 面向知识增强检索的故障可分性指标

为使故障机理参与知识检索和大模型生成,本文将序分量规律转化为可计算的故障可分性指标。设故障前后某一时间窗口内的三相电压有效值分别为 $V^{\text{pre}} = [V_A^{\text{pre}}, V_B^{\text{pre}}, V_C^{\text{pre}}]$ 和 $V_f = [V_{fA}, V_{fB}, V_{fC}]$, 三相电流有效值分别为 I^{pre} 和 I_f , 则电压跌落向量和电流突变量定义为

$$\Delta V = \frac{V^{\text{pre}} - V_f}{V_{\text{base}}}, \quad \Delta I = \frac{I_f - I^{\text{pre}}}{I_{\text{base}}} \quad (6a)$$

进一步定义零序电流占比 ρ_0 、负序电流占比 ρ_2 以及电压不平衡度 κ_v 为

$$\rho_0 = \frac{|I_0|}{|I_1| + \epsilon}, \quad \rho_2 = \frac{|I_2|}{|I_1| + \epsilon} \quad (6b)$$

$$\kappa_v = \frac{\max\{|V_A - V_B|, |V_B - V_C|, |V_C - V_A|\}}{V_{\text{base}}}$$

其中, ϵ 为避免分母为零的极小正数。由此可构造故障机理特征向量 $\psi = [\Delta V, \Delta I, \rho_0, \rho_2, \kappa_v, T_{\text{trip}}, R_{\text{rec}}]$, 其中 T_{trip} 表示保护动作时间, R_{rec} 表示重合闸结果。给定故障类型 c 原型特征中心 μ_c 和协方差矩阵 Σ_c , 当前故障特征 ψ 与故障类型 c 之间的物理一致性评分为

$$S_{\text{phy}}(\psi, c) = \exp\left[-\frac{1}{2}(\psi - \mu_c)^T \Sigma_c^{-1}(\psi - \mu_c)\right] \quad (6c)$$

该评分可视为当前故障样本属于故障机理原型 c 置信度近似。当某一候选规程或历史案例对应的故障类型与当前样本的 S_{phy} 得分较低时, 即使其文本语义相似, 也应在检索重排序阶段予以降权。由此, 知识检索不再仅依赖语言相似度, 而是同时受到电网物理规律约束。

1.3 电力系统方程约束与大模型表示的耦合

上述故障特征主要来自序分量和保护动作信息。为进一步增强物理约束, 本文将稳态潮流方程、支路电流方程和故障边界条件嵌入知识增强过程, 使 LLM 在电力系统方程残差、故障机理特征和规程证据共同约束下生成辅助决策。

设节点电压相量为 $V_i = |V_i| \angle \theta_i$, 网络导纳矩阵元素为 $G_{ij} + jB_{ij}$, 则故障前后的有功、无功注入应满足交流潮流约束

$$P_i = \sum_{j=1}^n |V_i| |V_j| (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) \quad (7a)$$

$$Q_i = \sum_{j=1}^n |V_i| |V_j| (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij})$$

对于由 SCADA/PMU 估计得到的状态 $x = [|V|, \theta]$, 可定义归一化潮流残差为

$$r_{\text{pf}} = \frac{\left\| \begin{bmatrix} P^m - P(x) \\ Q^m - Q(x) \end{bmatrix} \right\|_2}{\left\| \begin{bmatrix} P^m \\ Q^m \end{bmatrix} \right\|_2 + \epsilon} \quad (7b)$$

当故障发生在线路 $l = (i, j)$ 并伴随故障阻抗 Z_f 时, 支路电流和故障点边界条件可概括为 I_{ij} 和 $g_c(x, Z_f)$ 。 g_c 根据单相接地、两相短路、两相接地和三相短路等故障类型选取相应边界约束。候选故障类型的物理一致性进一步表示为

$$S_{\text{phy}}(\psi, x, c) = \exp\left\{-\eta_1 r_{\text{pf}} - \eta_2 d_M - \eta_3 \|g_c\|_2\right\} \quad (7c)$$

式中, $\|\cdot\|_2$ 为马氏距离, g_c 为故障边界残差, η_1, η_2 和 η_3 为非负权重。该式建立了电力系统方程与大模型检索排序之间的接口: 潮流残差、边界条件残差和序分量特征共同进入式(15b)所示统一检索评分; 同时, $r_{\text{pf}}, \rho_0, \rho_2, \kappa_v, T_{\text{trip}}$ 和 R_{rec} 等物理证据被编码为结构化提示片段, 用于约束 LLM 的故障解释和处置步骤生成。

2 基于多源数据融合的电力领域知识库构建

本文构建面向输电线路故障处置的电力领域知识库, 用于支撑混合检索、证据追溯和大模型生成。知识库融合两类数据: 一是 SCADA、PMU 等时序运行数据, 包括三相电压、电流、功率、保护动

作、开关变位和告警序列等,用于刻画故障事件的定量特征;二是运行规程、应急预案、典型事故分析报告和设备运维说明等文本知识,用于提供处置步骤、安全校核要求和专家经验。两类数据通过统一事件编号、设备标识、时间戳和故障标签进行关联,形成可检索、可追溯的跨模态知识表示。

2.1 知识来源构成

2.1.1 时序运行数据

时序运行数据主要来源于监控与数据采集系统(Supervisory Control and Data Acquisition, SCADA)^[27]和相量测量单元(Phasor Measurement Unit, PMU)^[28]。系统以故障发生时刻为中心截取事件窗口,提取三相电压、三相电流、功率、频率、保护动作、开关变位和重合闸结果等信息,并通过异常值剔除、时间对齐、量纲统一和缺失值处理,提高多源数据的可比性。

2.1.2 文本化规程知识

文本化规程知识包括调度规程、现场运行规程、应急处置预案、典型事故分析报告和反事故措施等。为便于检索和追溯,本文按照“故障类型—适用条件—处置步骤—安全注意事项—引用来源”的结构对文本进行分块,并标注来源文件、章节条款、适用设备、适用电压等级和更新时间等元数据。

2.2 知识表示与向量化

为实现高效检索与可追溯生成,本文分别构建故障事件特征向量和文本语义向量。对于时序运行数据,首先基于对称分量变换计算零序、正序和负序电流 I_0 、 I_1 和 I_2 ,其中 I_2/I_1 可反映系统不平衡程度;随后融合常规电气量,形成故障特征向量:

$$F = [V_{rms}, I_{rms}, I_0, I_1, I_2, I_2/I_1]^T \quad (8)$$

其中, V_{rms} 和 I_{rms} 分别表示三相电压和电流有效值向量。最终得到的特征向量 F 可进一步包含电压跌落、电流突变量、序分量比值、保护动作时间、重合闸结果和环境参数等信息,用于区分接地故障、相间故障、覆冰闪络和设备异常等场景。

对于文本化规程知识,本文按照标题层级、条款编号和语义完整性切分原始文档,并通过预训练语言模型将文本片段映射为稠密向量。给定文本片段 T ,其文本嵌入向量 E 由LLM的编码函数 f_{enc} 生成:

$$E = f_{enc}(T) \quad (9)$$

其中, E 表示文本片段 T 的语义向量,语义相近的规程片段在嵌入空间中具有更高相似度。

为增强数值故障特征与文本规程知识之间的关联,本文引入跨模态对齐机制。设第 i 个故障事件的数值特征为 F_i ,对应文本嵌入为 E_i 。通过映射矩阵 W_f 和偏置项 b_f ,将数值特征投影至文本嵌入空间: $z_i = W_f F_i + b_f$ 。

实验中,以多场景故障问答样本及对应规程、预案和历史案例片段构造正样本对;将故障类型、电压等级或处置阶段不一致的事件—文本组合构造为负样本对,负样本约按1:4比例采样。数值故障特征为18维,文本嵌入为768维,因此, $W_f \in \mathbb{R}^{768 \times 18}$, $b_f \in \mathbb{R}^{768}$,且 z_i 与 E_i 维度一致。训练采用式(10)所示 InfoNCE 对比学习损失:

$$\mathcal{L}_{align} = - \sum_{i=1}^N \log \frac{\exp(\text{sim}(z_i, E_i)/\tau)}{\sum_{j=1}^N \exp(\text{sim}(z_i, E_j)/\tau)} \quad (10)$$

其中, $\text{sim}(\cdot)$ 表示余弦相似度, τ 为温度系数,实验中去0.07。该损失用于拉近同一故障事件的数值特征与规程文本,同时拉远不同故障机理或不同处置逻辑的样本对,从而缓解文本相似但电气机理不同、或电气特征相似但文本表述不同导致的检索偏差。

2.3 知识存储与索引

完成向量化后,知识库以“向量索引+元数据索引+原文片段”的形式存储。第 i 条知识项 K_i 的结构定义如下:

$$K_i = (F_i, E_i) \quad (11)$$

其中, F_i 表示故障事件数值特征向量, E_i 表示对应文本嵌入向量。向量数据库同时对 F_i 和 E_i 建立索引,并结合电压等级、设备类型、故障类型、规程版本和时间范围等元数据进行过滤,从而同时支持相似历史故障检索和相关规程文本检索。两类证据在检索阶段融合后,共同构成LLM的上下文输入。

2.4 知识老化评估与动态更新

考虑到运行规程、保护定值、设备状态和网架结构会动态变化,知识库为每条知识项记录规程版本、更新时间、适用电压等级、设备对象、保护定值版本和有效期等元数据。当检测到规程修订、保护定值变更、设备改造、新能源接入导致运行边界变化,或历史案例与当前网架不再匹配时,系统触发知识项重嵌入和索引更新;同时,对长时间未验证或适用条件变化的历史案例施加时间衰减权重,以降低过期证据在检索排序中的影响。

3 面向输电线路故障处置的增强型

RAG 框架

本文构建面向输电线路故障处置的增强型检索增强生成 (Retrieval-Augmented Generation, RAG) 框架^[25]。该框架将查询解析、故障特征抽取、混合检索、证据重排序、安全约束注入和结构化生成组织为闭环流程,将原始告警和自然语言问题转化为包含依据、步骤和风险提示的辅助决策结果。

3.1 检索与排序机制

检索过程通过相关性评分函数评估知识项 K_i 与用户查询 Q 及当前故障特征之间的匹配程度。为避免单一文本相似度无法反映故障物理本质,本文并行执行语义检索和基于电气特征的检索,并进一步引入物理一致性和规程元数据约束。

3.1.1 语义检索

首先,利用文本编码器将用户自然语言查询 Q 映射为查询嵌入向量 E_q 。

$$E_q = f_{\text{enc}}(Q) \quad (12)$$

随后,计算查询向量与知识库中处置规程文本嵌入向量 E_i 的语义相似度,通常采用余弦相似度:

$$S_{\text{sem}}(Q, E_i) = \frac{E_q \cdot E_i}{\|E_q\| \|E_i\|} \quad (13)$$

其中, $E_q \cdot E_i$ 表示两个向量的点积, $\|E_q\|$ 和 $\|E_i\|$ 分别为向量模长。 S_{sem} 越大,表示文本语义相关性越强。

3.1.2 基于特征的检索

当用户查询包含或隐含数值化故障信息时,系统提取目标特征向量 F_t ,并计算其与历史故障特征向量 F_i 的欧式距离 D_{euc} :

$$D_{\text{euc}}(F_t, F_i) = \sqrt{\sum_{j=1}^n (F_{t,j} - F_{i,j})^2} \quad (14)$$

其中, n 为特征维度, $F_{t,j}$ 和 $F_{i,j}$ 分别为目标特征向量和第 i 条知识项特征向量的第 j 个分量。距离越小,表明两者在电气特征空间中越相似。为便于融合,可定义 $S_{\text{feat}} = 1/(1 + D_{\text{euc}})$ 。

3.1.3 融合检索评分

综合语义信息和数值特征信息,知识项 K_i 的基础相关性评分 S_{total} 为:

$$S_{\text{total}}(Q, K_i) = \alpha S_{\text{sem}}(Q, E_i) + \beta S_{\text{feat}}(F_t, F_i) \quad (15a)$$

其中, α 和 β 用于平衡文本语义信息与数值特征信息。进一步考虑规程元数据和物理一致性,本文将该评分扩展为:

$$S_{\text{total}}(Q, K_i) = \lambda_s S_{\text{sem}}(Q, E_i) + \lambda_f S_{\text{feat}}(F_t, F_i) + \lambda_p S_{\text{phy}}(\psi, c_i) + \lambda_m S_{\text{meta}}(M_t, M_i) \quad (15b)$$

其中, S_{meta} 表示电压等级、设备类型、规程版本、时间

有效性和适用场景等元数据的匹配程度; c_i 为知识项 K_i 对应的故障类别; $\lambda_s, \lambda_f, \lambda_p$ 和 λ_m 为非负权重,且满足 $\lambda_s + \lambda_f + \lambda_p + \lambda_m = 1$ 。

在本文算例中,综合调度处置场景对物理正确性和规程适用性的要求,默认取 $\lambda_s = 0.30, \lambda_f = 0.25, \lambda_p = 0.30, \lambda_m = 0.15$ 。该设置使语义相关性和物理一致性在排序中占较高权重,同时保留电气特征相似度和元数据适用性约束。权重可根据查询类型、验证集网络搜索结果或调度业务规则进行调整。

为刻画检索证据对生成结果的支撑强度,定义 Top- k 候选证据的归一化权重 $p_i = \exp(S_{\text{total},i}) / \sum_j \exp(S_{\text{total},j})$,并计算检索熵 $H = -\sum_{i=1}^N p_i \log p_i$ 。当最高相关性得分较高且检索熵较低时,说明证据集中且一致;反之,生成结果应更加保守。本文定义回答置信度为:

$$\text{Conf} = \sigma[\gamma_1 \max(S_{\text{total},i}) - \gamma_2 H - \gamma_3 C_{\text{conflict}}] \quad (15c)$$

其中, $\sigma(\cdot)$ 为 Sigmoid 函数, Conf 表示回答置信度, C_{conflict} 表示候选证据之间在故障类型、处置步骤或安全约束上的冲突度, γ_1, γ_2 和 γ_3 为可调参数。当 Conf 低于阈值或 C_{conflict} 高于阈值时,系统不输出确定性处置建议,而是提示“证据不足或存在冲突,需调度人员复核”。

3.1.4 证据重排序与生成约束

初步检索后,系统对候选证据的适用电压等级、设备对象、故障类型、规程版本和时间有效性进行重排序校验。对于得分接近但处置逻辑不同的候选片段,优先保留与当前设备和故障特征一致的证据;对于来源不明、版本过旧或与当前故障特征冲突的片段,则降低其权重或剔除。物理一致性评分主要用于抑制明显违背电气规律的候选证据,而非排除对故障处置具有关键影响的非电气事件。

生成阶段,提示模板要求 LLM 按照“故障判断



图2 电力系统方程约束、跨模态知识库与大模型推理的耦合机制

Fig. 2 Coupling mechanism of equation constraints, cross-modal knowledge base, and LLM reasoning

图3展示了高安全约束场景下的证据筛选与拒

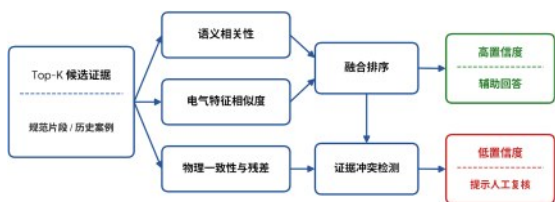


图3 物理一致性约束下的证据筛选、冲突检测与拒答机制
Fig. 3 Evidence filtering, conflict detection, and refusal mechanism under physical-consistency constraints

3.1.5 知识增强生成算法流程

综上,所提增强型 RAG 框架能够同时处理自然语言查询以及实时或历史故障数据,从知识库中关联检索处置规程和相似历史故障案例,并通过规程依据、风险提示和回答格式约束,使生成结果在电气机理和运行规程层面具有可靠依据。整体结构如图 4 所示。

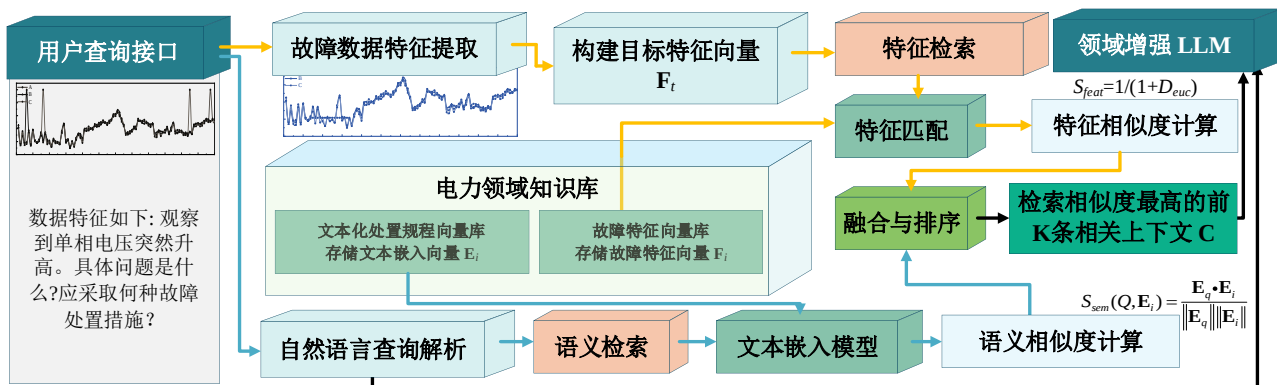


图4 面向输电线路故障处置的增强型RAG框架及在线推理流程

4 算例分析

RAG 框架完成检索配置和提示模板设计;测试阶段输入 SCADA 量测、环境参数和自然语言查询,对比人工调度员查阅文件、通用大语言模型和基于增强型 RAG 的领域专用大语言模型。

本文从响应时间、故障诊断准确性、处置步骤完整性、术语规范性和依据可追溯性5个维度进行评估。其中,响应时间反映应急场景下的可用性;诊断准确性衡量故障类型和故障原因判断是否与真实事件一致;处置步骤完整性评价是否覆盖故障隔离、运行方式调整和故障恢复等关键环节;术语

规范性和依据可追溯性用于检验输出内容是否符合调度业务表达习惯并支撑人工复核。典型故障场景的线路信息、SCADA量测数据和山区微气象参数如表1所示。

表1 华东山区500 kV输电通道覆冰闪络故障场景信息

Table 1 Scenario information of a 500 kV transmission-line icing flashover fault in East China mountainous area

信息类别	具体内容
基本故障信息	时间:2024年2月22日;线路:华东地区某500 kV输电通道;导线型号:4×JL1/LHA1-465/210
SCADA数据	初始故障状态:A相电压10.9 kV;B相电压296.9 kV;C相电压298.7 kV;故障电流GS侧11 kA,JQ侧1.8 kA;
环境参数	山区低温高湿微气象;温度:-1.6℃;风速:4 m/s;相对湿度:85%;

由表2可见,人工检索方式在经验充分时能够形成较准确的故障判断,但处理时间较长,且易受人员经验和信息检索完整性影响。通用LLM能较快给出概括性回答,但缺少规程条款、设备对象和历史案例支撑,处置建议较为笼统。相比之下,基于增强型RAG的领域LLM能够结合A相电压跌落、电流突增和重合闸失败等量测特征,关联山区低温高湿条件下的覆冰闪络场景及相关处置规程,因此在诊断依据、操作顺序和后续监测要求方面更完整。

为进一步验证泛化能力,本文构建多场景扩展测试集,共70组故障问答样本。每类场景设置不同故障位置、故障阻抗、负荷水平和告警扰动条件,以避免模型仅依赖固定模板回答。评价指标包括Top-1/Top-3检索命中率、故障诊断准确率、处置步骤完整性、依据可追溯率和幻觉率。其中,Top-1/Top-3检索命中率衡量排序结果中首条或前三条证据是否包含与当前故障类型、设备对象和处置阶段相匹配的有效证据;故障诊断准确率考察故障类型、故障相别和主要诱因是否正确;处置步骤完整性按照故障隔离、保护/重合闸状态核查、运行方式调整和故障恢复等环节评分;依据可追溯率表示输出答案中可由规程、案例或量测证据直接支撑的内容占比;幻觉率表示无证据支撑、与电气机理不一致或与规程要求冲突的表述比例。为降低主观评价偏差,本文由资深调度专家依据统一规则复核生成结果;当评价意见不一致时,以复核讨论后的多数意见作为最终标签。所有方法均采用相同输入信息和评价规则。

表3表明,本文方法在Top-1和Top-3检索命中率上均高于仅语义RAG和仅特征检索RAG,说明物理一致性评分和元数据约束有助于过滤语义相似但规程不适用的候选证据。在生成质量方面,本文方法的诊断准确率和处置完整性分别达到

94.3%和91.4%,幻觉率降至2.9%。虽然平均响应时间略高于通用LLM,但仍处于十余秒量级,可满足离线辅助分析和调度决策支持中的快速响应需求。

从误差来源看,影响准确度的主要因素包括量测噪声、告警缺失或误报、规程文本分块粒度与实际处置阶段不一致、罕见复合故障覆盖不足,以及不同故障类型在序分量特征和保护动作上的重叠。当多类因素同时出现时,候选证据检索熵升高,系统更容易触发保守回答。

表4的消融实验进一步表明,去除物理一致性评分后,系统更容易检索到文本相似但电气机理不一致的案例,导致诊断准确率和处置完整性下降;去除元数据过滤后,部分证据在电压等级、设备类型或规程版本上不匹配,依据可追溯率降低;去除置信度控制后,模型在证据冲突或证据不足时仍可能输出确定性建议,导致幻觉率升高。上述结果说明,物理一致性约束、元数据匹配和置信度控制共同构成面向高安全故障处置场景的可信生成约束。

4.1 不同电压等级输电线路故障分析差异

不同电压等级输电线路故障智能分析的侧重点存在差异。对于500 kV及以上主网输电通道,故障处置更强调系统稳定约束、跨区潮流转移、纵联保护与重合闸策略、备用通道承载能力以及网调—省调协同;对于220 kV及以下输电线路,处置重点更多体现为区域供电可靠性、局部负荷转供、保护配合和现场操作条件。

进一步分析可知,物理一致性评分主要影响故障类型和故障相别判断,元数据过滤主要影响规程适用性和依据可追溯性,置信度控制主要影响证据不足场景下的输出边界。因此,本文方法的准确度并非仅由LLM语言生成能力决定,而是受量测质量、知识库覆盖度、检索排序可靠性和证据冲突处理机制共同制约。

表2 典型 500 kV 输电线路覆冰闪络故障处置结果对比

Table 2 Comparison of handling results for a typical 500 kV transmission-line icing flashover fault

方法	输出内容		平均处 理时间	准确性	输出内容专业性
	故障诊断	处置方案			
调度员文件查询与汇 总判断	A 相永久性接地故障， 重合闸失败特性与该 类故障一致。	通过 SCADA 系统确 认线路两侧开关均分 闸；调整近区电厂出力 控制 GS 站—JQ 站另 一回 500 kV 线路潮 流；调整无功补偿设备 确保 500 kV 母线电压 >515 kV；安排运维人 员检查一、二次设备； 根据现场汇报确认是 否线路强送。	5~15 min	最终判断准确，但在时 间压力或经验差异下， 个别步骤或细节存在 遗漏风险。	使用专业术语，但 完整性和规范性 受个人经验影响 较大。
通用 LLM	低温天气导致线路覆 冰，引发接地故障。	建议派员现场检查覆 冰并对故障线路进行 停电处理。	5~15 s	能给出基本合理判断， 但可能存在表述模糊 或建议不够规范的 问题。	语言泛化，缺乏电 力调度领域特有 术语、规范引用和 操作精度。
增强型 RAG 领域 LLM	依据 GB/T 32673— 2016《架空输电线路故 障巡视技术导则》第 4.1 条相关技术要求， 结合山区低温高湿环 境（-1.6℃、湿度 85%、风速 4 m/s）与 SCADA 数据：A 相电 压骤降至 10.9 kV，B/ C 相为 296.9/298.7 kV，符合单相金属性 接地故障特征，判定为 绝缘子覆冰闪络，导致 A 相永久性接地故障。 GS 侧故障电流 11 kA、 JQ 侧 1.8 kA，两侧电 流差异较大，故障点距 GS 侧较近。	依据《华东电网年度故 障处置预案》，降低 TL 电厂出力，将 GS—JQ 另一回 500 kV 线路潮 流控制在限额内，控制 GS 站、JQ 站 500 kV 母 线电压>515 kV；依据 《华东电网异常及事故 处理细则》，安排运维 人员在故障后 15 分钟 内完成一、二次设备检 查并汇报；依据《国家 电网调度规程》，鉴于 本故障属于山区覆冰 引发绝缘子闪络的永 久性接地故障，暂不建 议强送，待现场查明故 障点并确认消除后，按 调度指令恢复送电。	10~20 s	决策主要基于知识库 证据，结果与标准规程 具有较高一致性，可降 低个人经验差异带来 的不确定性。	输出符合专业规 范，能够自动嵌入 标准条款编号、设 备标识和专业术 语，格式较为统 一。

表3 多场景输电线路故障智能处置性能对比

Table 3 Performance comparison for intelligent handling of multi-scenario transmission-line faults

方法	Top-1 检索 命中率/%	Top-3 检索 命中率/%	诊断准确 率/%	处置完整 性/%	依据可追溯 率/%	幻觉率/%	平均响应时 间/s
通用 LLM	—	—	71.4	62.8	18.6	21.4	8.7
仅语义 RAG	72.9	85.7	82.9	78.6	75.7	11.4	12.6
仅特征检索 RAG	77.1	88.6	85.7	74.3	68.6	10.0	11.8
本文方法	88.6	95.7	94.3	91.4	94.3	2.9	14.2

表 4 关键模块消融实验结果
Table 4 Ablation results of key modules

模型配置	诊断准确率/%	处置完整性/%	依据可追溯率/%	幻觉率/%
完整方法	94.3	91.4	94.3	2.9
去除物理一致性评分	88.6	84.3	87.1	7.1
去除元数据过滤	87.1	82.9	78.6	8.6
去除置信度控制	91.4	88.6	91.4	10.0
仅保留语义检索	82.9	78.6	75.7	11.4

4.2 基于 IEEE 39 节点标准测试系统的扩展算例

为验证所提方法在标准拓扑条件下对不同故障类型的泛化能力,本文补充构建基于 IEEE 39 节点 New England 标准测试系统的扩展仿真算例。该系统能够反映多机互联输电系统的潮流分布、线路耦合和故障传播特性。仿真以系统稳态潮流解作为故障前运行点,在 80%、100% 和 120% 负荷水平下构造运行方式变化;在典型线路和母线处设置单相接地、两相短路、两相接地、三相短路及断路器拒动等故障类型,故障阻抗取 0.01、0.05 和 0.10 p. u.。

本文构建 48 组 IEEE 39 节点故障问答样本,覆盖单相接地、两相短路、两相接地、三相短路和复合故障 5 类场景,并在故障位置、持续时间、故障阻抗和负荷扰动水平上进行组合设置。评价指标包括故障诊断准确率、处置步骤完整性、物理一致性通过率、依据可追溯率、幻觉率和平均响应时间。

结果表明,通用 LLM 虽响应较快,但缺少实时量测、故障边界条件和规程证据约束,操作精度不足;仅语义 RAG 能提高依据可追溯率,但在故障文本描述相近时可能检索到物理机理不一致的证据;仅特征检索 RAG 对故障类型较敏感,但难以充分

利用规程文本中的操作顺序、许可条件和安全注意事项。相比之下,本文方法通过“电气特征相似度—文本语义相似度—物理一致性评分—规程元数据约束”的联合排序机制,使证据同时满足语义相关和机理一致要求,因此在诊断准确率、处置完整性和幻觉抑制方面取得更优结果。

4.3 无完全匹配先验案例条件下的组合推理分析

为说明所提方法并非仅依赖历史案例复用,本文设置无完全匹配先验案例的组合推理测试,将“覆冰闪络、断路器拒动、通信告警延迟”等因素组合为知识库中未直接出现的复合场景。此时,系统无法通过单一历史案例完成匹配,而需综合相近故障类型的物理特征、相关规程条款、保护动作逻辑和非电气事件标签生成处置建议。

测试结果表明,本文方法能够优先识别 A 相接地、重合闸失败和后备保护动作异常等关键证据,并给出扩大隔离范围、核查通信通道、复核保护动作和人工确认等保守建议。该过程由“电气机理判断—规程条款组合—非电气事件校核—置信度约束”共同形成,既避免仅语义检索直接套用单一处置模板,也弥补仅特征检索难以体现通信异常、保护拒动和后备保护要求的不足。

表 5 无完全匹配先验案例条件下的组合推理测试
Table 5 Combinational reasoning test without exactly matched prior cases

未见组合场景	组合推理验证结果
覆冰闪络+断路器拒动	知识库中无完全相同历史案例。系统融合覆冰闪络规程、断路器拒动处置要求、A 相电压跌落和零序电流证据,输出扩大隔离范围并人工复核断路器状态的保守建议;专家复核结果为合理。
单相接地+通信告警延迟	知识库中无完全相同告警时序案例。系统结合单相接地序分量特征、保护动作时间异常和通信状态标签,不直接采信延迟告警,而以量测证据为主形成保守判断;专家复核结果为合理。
两相短路+保护拒动	知识库中无完全相同保护异常案例。系统利用两相短路负序特征、零序电流缺失特征和保护拒动规程,提示核查主保护、后备保护和断路器跳闸状态,避免盲目送电;专家复核结果为合理。

由表 5 可见,在知识库不存在完全相同历史案例时,本文方法仍可通过故障机理特征、规程片段、保护动作逻辑和非电气事件标签的组合完成辅助判断,并在证据冲突或自动化信息可信度不足时给

出人工复核提示。该结果说明,所提方法的智能化能力主要体现为多源证据重组、机理约束推理和不确定条件下的保守决策,而非简单文档检索或固定模板复用。

5 结 论

本文提出一种基于知识增强大语言模型的输电线路故障处置智能辅助决策方法。该方法构建融合时序故障数据、告警事件轨迹、故障机理特征和文本化规程知识的领域知识库,并通过物理一致性约束的混合检索评分、跨模态知识对齐和置信度感知生成机制,将电气机理、规程依据和历史案例共同纳入检索—生成过程。真实故障场景、多场景扩展测试和 IEEE 39 节点系统算例表明,所提方法能够提升故障诊断准确性、处置步骤完整性和依据可追溯性,并降低大语言模型在高风险调度场景中的幻觉输出风险。

参考文献:

- [1] XIE X, ZHANG J, SUN Y, et al. A measurement-based dynamic harmonic model for single-phase diode bridge rectifier-type devices[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 1-13.
- [2] QIU W, SUN K, LI K J, et al. Cyber-attack detection: modeling and roof-PV generation system defending [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2023, 59(1): 160-168.
- [3] SUN C, HUANG S, POMPILI D. LLM-based multi-agent decision-making: challenges and future directions[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2025, 10(6): 5681-5688.
- [4] FANG L, XIANG W, PAN S, et al. Spatiotemporal pretrained large language model for forecasting with missing values[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2025, 12(8): 13838-13850.
- [5] 赵俊华, 文福拴, 黄建伟, 等. 基于大语言模型的电力系统通用人工智能展望: 理论与应用[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(6): 13-28.
ZHAO Junhua, WEN Fushuan, HUANG Jianwei, et al. Prospect of large language model-based artificial general intelligence for power systems: theory and application [J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(6): 13-28.
- [6] 李刚, 方鸿, 刘云鹏, 等. 新型电力系统中的大模型驱动技术: 现状、机遇与挑战[J]. 高电压技术, 2024, 50(7): 2864-2878.
LI Gang, FANG Hong, LIU Yunpeng, et al. Large model-driven technologies in new power systems: status, opportunities and challenges [J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(7): 2864-2878.
- [7] 严新荣, 高翔, 林达, 等. 大模型在电力行业的应用与挑战[J]. 发电技术, 2025, 46(4): 637-649.
- YAN Xinrong, GAO Xiang, LIN Da, et al. Applications and challenges of large models in the electric power industry [J]. Power Generation Technology, 2025, 46(4): 637-649.
- [8] CHENG Y, ZHAO H, ZHOU X, et al. GAIA: a large language model for advanced power dispatch[EB/OL]. (2024-08-07) [2026-06-29]. arXiv: 2408.03847.
- [9] LIU J, RAHMAN A. Fault diagnosis in power grids with large language model [EB/OL]. (2024-07-11) [2026-06-30]. arXiv:2407.08836.
- [10] HUANG X, QI L, PAN J. A new protection scheme for MMC-based MVdc distribution systems with complete converter fault current handling capability[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2019, 55(5): 4515-4523.
- [11] KOSYANCHUK V, SELVESYUK N, ZYBIN E, et al. Application of a deterministic optical network model for the implementation of an expert system knowledge base for information transmission failure management [J]. Engineering Proceedings, 2023, 33(1): 51.
- [12] 边莉, 边晨源. 电网故障诊断的智能方法综述[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(3): 146-153.
BIAN Li, BIAN Chenyuan. Review of intelligent methods for power grid fault diagnosis [J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(3): 146-153.
- [13] 王守鹏, 赵冬梅. 电网故障诊断的研究综述与前景展望[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(8): 1-12.
WANG Shoupeng, ZHAO Dongmei. Review and prospect of power grid fault diagnosis[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(8): 1-12.
- [14] LI W, DEKA D, CHERTKOV M, et al. Real-time faulted line localization and PMU placement in power systems through convolutional neural networks [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(6): 4640-4651.
- [15] 蒲天骄, 谈元鹏, 彭国政, 等. 电力领域知识图谱的构建与应用[J]. 电网技术, 2021, 45(6): 2080-2091.
PU Tianjiao, TAN Yuanpeng, PENG Guozheng, et al. Construction and application of knowledge graph in the electric power field [J]. Power System Technology, 2021, 45(6): 2080-2091.
- [16] 郭榕, 杨群, 刘绍翰, 等. 电网故障处置知识图谱构建研究与应用[J]. 电网技术, 2021, 45(6): 2092-2100.
GUO Rong, YANG Qun, LIU Shaohan, et al.

- Research and application of knowledge graph construction for power grid fault handling[J]. Power System Technology, 2021, 45(6): 2092-2100.
- [17] 乔骥, 王新迎, 闵睿, 等. 面向电网调度故障处理的知识图谱框架与关键技术初探[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(18): 5837-5848.
- QIAO Ji, WANG Xinying, MIN Rui, et al. Preliminary study on knowledge graph framework and key technologies for power grid dispatching fault handling [J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(18): 5837-5848.
- [18] 叶欣智, 尚磊, 董旭柱, 等. 面向配电网故障处置的知识图谱研究与应用[J]. 电网技术, 2022, 46(8): 3739-3749.
- YE Xinzhi, SHANG Lei, DONG Xuzhu, et al. Research and application of knowledge graph for distribution network fault handling[J]. Power System Technology, 2022, 46(8): 3739-3749.
- [19] 谢庆, 蔡扬, 谢军, 等. 基于 ALBERT 的电力变压器运维知识图谱构建方法与应用研究[J]. 电工技术学报, 2023, 38(1): 95-107.
- XIE Qing, CAI Yang, XIE Jun, et al. Construction method and application of operation and maintenance knowledge graph for power transformers based on ALBERT [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(1): 95-107.
- [20] CHEN Q, LI Q, WU J, et al. Application of knowledge graph in power system fault diagnosis and disposal: a critical review and perspectives [J]. Frontiers in Energy Research, 2022, 10: 988280.
- [21] BOURNE K, ES S. Unlocking data with generative AI and RAG: enhance generative AI systems by integrating internal data with large language models using RAG [M]. Birmingham: Packt Publishing, 2024.
- [22] LEWIS P, PEREZ E, PIKTUS A, et al. Retrieval-augmented generation for knowledge-intensive NLP tasks[C]//Advances in Neural Information Processing Systems. Red Hook: Curran Associates Inc., 2020: 9459-9474.
- [23] GAO Y, XIONG Y, GAO X, et al. Retrieval-augmented generation for large language models: A survey[EB/OL]. (2023-12-18)[2026-06-30]. arXiv: 2312.10997.
- [24] BARNETT S, KURNIAWAN S, THUDUMU S, et al. Seven failure points when engineering a retrieval augmented generation system [C]//Proceedings of the 1st International Conference on AI Engineering: Software Engineering for AI. New York: ACM, 2024. DOI:10.1145/3644815.3644945.
- [25] CASCIANI A, BERNARDI L M, CIMITILE M, et al. Enhancing next activity prediction in process mining with retrieval-augmented generation [J]. Information Systems, 2026, 137: 102642.
- [26] N M A, H S, J F, et al. Fault analysis and circuit breakers selection for electrical lines protection: case of electrical line from Lutchurukuru to Kindu (D. R. Congo) [J]. International Journal of Computer Science, Engineering and Applications, 2025, 15(5): 21-34.
- [27] JONAS S, MEYER A. Fault detection in new wind turbines with limited data by generative transfer learning [J]. Energy and AI, 2025, 22: 100626.
- [28] ROYCHOWDHURY R, WU X, ILLINDALA S M. Delay-structured noise robust dynamic mode decomposition for power system modal estimation with faulty PMU data [J]. Sustainable Energy, Grids and Networks, 2025, 44: 102029.