

电力变压器故障诊断多智能体大模型 构建与应用

林金山, 李元, 方荠萱, 刘志濠, 李春鹏, 张冠军
(西安交通大学电气工程学院, 710049, 西安)

摘要: 针对电力变压器状态参量多元异构、数据缺失导致的传统小模型适用性受限、诊断效果不佳等问题,提出了一种电力变压器故障诊断多智能体大模型框架。该框架构建了由故障案例知识图谱和 3 个智能体协同的推理体系。故障案例知识图谱通过约束机制增强大模型对电力专业知识理解能力,并有效抑制机器幻觉现象。3 个智能体模拟专家诊断过程,将复杂的变压器故障诊断任务分解执行:初级诊断智能体通过特征阈值分析实现故障初步识别;专家诊断智能体利用概率图模型对典型故障模式进行不确定性推理;案例分析智能体接入历史故障案例库,完成知识回溯与诊断结果验证。验证结果表明:所提模型对 100 例故障案例诊断表现优异,诊断准确率可达 86%,相比 BERT 模型提高了 33%;故障案例知识图谱的引入提升了大模型输出信息的完整性、语义一致性和专业深度,专家评分平均增幅为 50%。相较于单一的大模型,该智能体大模型在降低误判率方面表现突出,可为电力变压器的故障智能诊断与运维提供技术支撑。

关键词: 电力变压器;故障诊断;多智能体;知识图谱;大模型

中图分类号: TM83 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202510002 **文章编号:** 0253-987X(2025)10-0022-10

Construction and Application of Multi-Agent Large Language Model for Power Transformer Fault Diagnosis

LIN Jinshan, LI Yuan, FANG Qixuan, LIU Zhihao, LI Chunpeng, ZHANG Guanjuan
(School of Electrical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: To address the limited applicability of traditional small language models and the unsatisfactory diagnostic effects caused by the multi-dimensional heterogeneity of state parameters and data loss in power transformers, a multi-agent large language model framework for transformer fault diagnosis is proposed. The framework establishes a collaborative reasoning system with fault cases knowledge graph and three agents. The fault cases knowledge graph constraint mechanism significantly enhances the large language model's understanding of power engineering expertise while effectively mitigating machine hallucination. Three agents simulate expert diagnostic processes by decomposing complex transformer fault diagnosis tasks. Primary diagnostic agents perform preliminary fault identification through feature threshold analysis, expert diagnostic agents conduct uncertainty reasoning on typical fault patterns using probabilistic graphical models, and case analysis agents access a historical fault case database to enable

knowledge retrieval and diagnostic result validation. Validation results show that the proposed model achieves excellent performance in diagnosing 100 fault cases, with an accuracy rate of 86%, representing a 33% improvement over the BERT model. The integration of the fault cases knowledge graph enhances the large language model's output in terms of completeness, semantic consistency, and professional depth, with an expert rating average performance increase of 50%. This multi-agent large language model demonstrates superior performance in reducing misjudgment rates compared to monolithic large language models, and can provide technical support for intelligent fault diagnosis and operation and maintenance of power transformers.

Keywords: power transformer; fault diagnosis; multi-agent; knowledge graph; large language model

构建新型电力系统是国家能源发展的核心战略目标,其关键在于推动电网物理结构与信息技术的深度融合与创新应用,以打造数字化、智能化的坚强型电网^[1]。大型油浸式电力变压器是坚强电网中最重要的电力设备,被称为工业脉动心脏,是连接高压输电与低压配电的超级桥梁。准确的状态评估和故障诊断既是变压器安全可靠运行的坚实保障,也是国内外学者一直研究的热点问题^[2]。随着先进传感技术、大数据分析 with 人工智能等前沿技术的进步,变压器故障诊断和状态评估的精细化程度、准确性和效率不断提高^[3]。油浸式电力变压器故障诊断与状态评价方法依赖变压器的各项状态监测参量,包括在线、离线、带电、巡检等多种类型的数据^[4]。基于这些数据,传统的故障诊断方法通常利用决策树^[5]、模糊综合诊断^[6]、神经网络^[7]、图像识别^[8]等技术形成小参数模型,称为小模型技术。随着近年监测传感和信息化技术的快速发展,可用数据在类型、规模和质量上都有显著提升。小模型性能优化需要电力故障诊断规则知识与模型算法的深度融合。然而,小模型存在以下缺陷:面对变压器新的故障类型或特征时,小模型难以快速准确地更新规则和权重;面对状态数据维度和分布变化时,小模型容易出现梯度消失或梯度爆炸问题^[9]。另外,小模型的维护和参数更新也缺乏有效方法^[10]。电力变压器状态参量众多,每台变压器监测的参量不同,数据缺失问题突出,传统的小模型已难以满足日益复杂的现场应用需求。探索具备自适应更新与优化能力并能紧密贴合现场需求的诊断评估模型具有重要的应用价值。

近年来,计算机与信息技术飞速进步,算力和架构不断突破,大模型技术取得长足发展^[11]。大模型是通过海量文本进行预训练的深度神经网络模型,其参数量通常在百亿级甚至千亿级,如 GPT-4^[12]、

PaLM-2^[13] 和 Deepseek^[14] 等。在电力垂直领域,已有基于大模型开发的客户智能服务、配网辅助运检和调度预案生成等智能应用见诸报道^[15-17],如南方电网公司的“大瓦特”^[18]。然而,在专业知识和经验要求更高的电力设备故障诊断领域的应用仍面临巨大挑战:现有的通用大模型多利用通用数据进行训练,难以理解电力领域的专业知识^[19-21];电力变压器故障机理与现象的映射过程复杂,大模型的生成式架构设计容易出现与事实相反的诊断,又称机器幻觉^[22-24]。

针对大模型应用在电力变压器故障诊断领域的局限性,本文提出了一种分层多智能体电力变压器故障诊断框架。框架融合大模型通识能力和电力变压器故障诊断专业知识,由故障案例知识图谱、初级诊断智能体、专家诊断智能体和案例分析智能体构成。通过置信度传递机制实现任务动态分配与协作推理,构建了知识获取、推理决策及案例分析的端到端智能诊断体系,可为智能电网设备运维提供研究范式与技术路径。

1 故障诊断多智能体大模型框架

本文提出了融合故障案例知识图谱与多智能体的电力变压器故障诊断大模型,模型框架如图 1 所示。故障案例知识图谱是整个系统知识的存储库,集成了结构化的电力变压器故障诊断技术、运维方法与处置策略,为智能体提供强大的知识库。故障诊断多智能体由初级诊断智能体、专家诊断智能体和案例分析智能体组成,通过故障案例知识图谱对故障诊断多智能体的约束机制和专家诊断智能体间的交互验证,有效抑制大模型在推理过程中可能产生的机器幻觉现象,确保诊断结论的准确性与可信度。

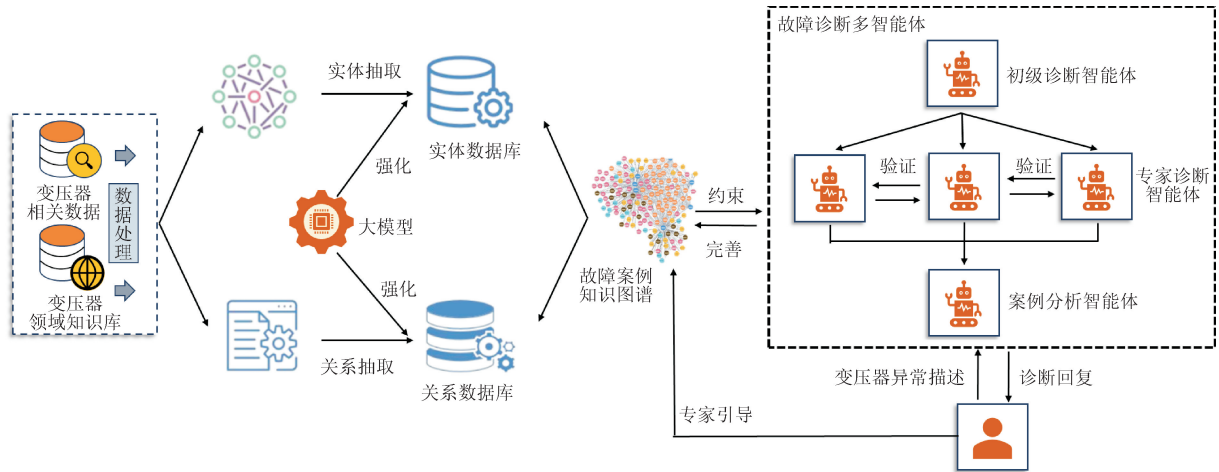


图 1 电力变压器故障诊断多智能体大模型框架

Fig. 1 Multi-agent large language model framework for power transformer fault diagnosis

2 电力变压器故障案例知识图谱构建

为解决变压器故障诊断中多源状态参数异构、语义割裂以及关联关系不明确等问题,本文构建了一种面向诊断任务的故障案例知识图谱,将其作为大模型

推理过程中的语义约束与知识支撑模块,构建流程如图 2 所示。搜集变压器相关文本进行数据预处理,采用语义驱动的实体和关系提取模块,从文本数据中提取实体及其关系,并通过使用大模型来识别更广泛的上下文补充、修正实体及关系,以增强故障案例知识图谱。

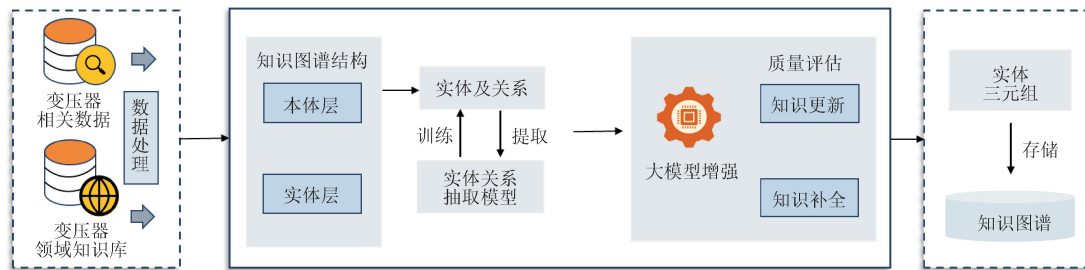


图 2 电力变压器故障案例知识图谱构建流程

Fig. 2 Construction process of knowledge graph for power transformer fault cases

2.1 知识图谱结构设计

基于专家知识与工程实践经验,本文构建了面向变压器故障诊断的故障案例知识图谱本体层结构,涵盖设备台账、设备状态参数、故障类型、故障原因、处置方案及其相互关系。其中,设备台账信息构成故障案例知识图谱的核心主干,主要包括设备类型、电压等级、设备型号、厂家及出厂日期、冷却方式等静态属性,全面刻画了设备基本特征。

围绕设备状态参量,故障案例知识图谱整合了通过常规巡检、带电检测和停电试验等手段获取的多源监测数据。常规巡检聚焦本体差动保护、分接开关瓦斯保护、本体与套管温度等关键指标;带电检测涉及油中溶解气体、微水含量、糠醛含量及红外测温等参数,用于实现早期预警;停电试验通过绝缘电阻、介质损耗等手段,深入评估设备绝

缘性能。

结合运维案例与专家经验,本文对变压器典型故障进行了系统归类,主要包括绝缘故障(如热老化、受潮、油中活化硫腐蚀)、过热故障(涉及铁芯、金属件及绕组引线的过热)以及机械故障(如绕组变形、铁芯夹件松动、分接开关机械缺陷)。针对不同故障类型,故障案例知识图谱进一步关联可能的致因及相应的处置方案,形成从设备描述、状态感知到故障诊断和决策支持的闭环知识链。

2.2 实体识别与关系抽取框架

本文系统收集并分析了一千余组电力变压器故障、异常及缺陷案例,这些案例均来自事故分析报告,且有明确的诊断结论。采用 BERT-BiLSTM-CRF 模型^[25]对故障分析报告进行实体识别,获取实体类型以及其在文本中的位置。实体识别与关系抽

取框架如图 3 所示。

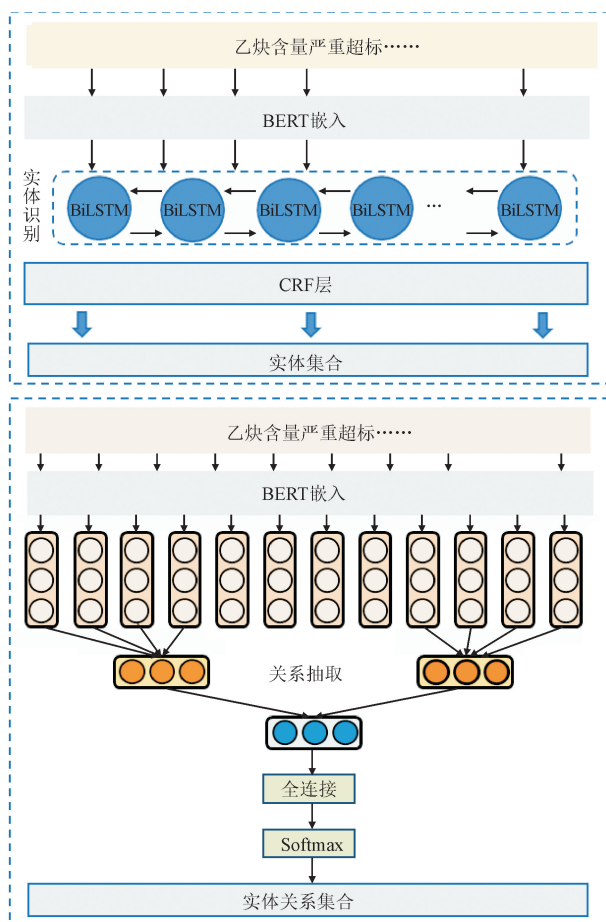


图 3 实体识别与关系抽取框架

Fig. 3 Entity recognition and relation extraction framework

通过 BERT 模型获取文本的上下文向量表示, 利用 BiLSTM 模型捕捉序列的双向依赖信息, 并借助 CRF 层对标签序列进行解码, 以提升实体边界识别的准确性; 将融合后的实体向量先经过全连接层再通过 Softmax 函数对实体间关系类别进行分类, 实现故障文本与已识别实体间的关系抽取。提取出的实体集合定义如下

$$E = \{e_1, e_2, \dots, e_n\} \quad (1)$$

式中: E 为实体集合; $e_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 为实体。实体之间的关系集合定义为

$$R = \{(e_i, r, e_j) \mid e_i, e_j \in E\} \quad (2)$$

式中: R 为实体关系集合; r 为实体 e_i 和 $e_j (j = 1, 2, \dots, n)$ 之间的关系。

故障案例知识图谱 G 的构建基于提取出的实体和关系, 可定义为

$$G = (E, R) \quad (3)$$

大模型能更广泛地进行具有上下文感知的语义提取, 尤其是复杂模糊的变压器故障案例文本。同时, 本文利用大模型来增强故障案例知识图谱, 识别抽取模型提取能力之外的实体和关系, 并将丰富后的实体和关系会集成到知识图谱。

基于电力变压器故障案例报告, 共抽取了 44 832 个实体及 38 903 条实体间关系, 电力变压器故障案例知识图谱如图 4 所示。构建的图谱涵盖设备台账、设备状态参量、故障类型等 5 类核心概念。其中, 故障类型节点及其关联关系揭示了故障引发的多维状态参量变化及其传播路径。

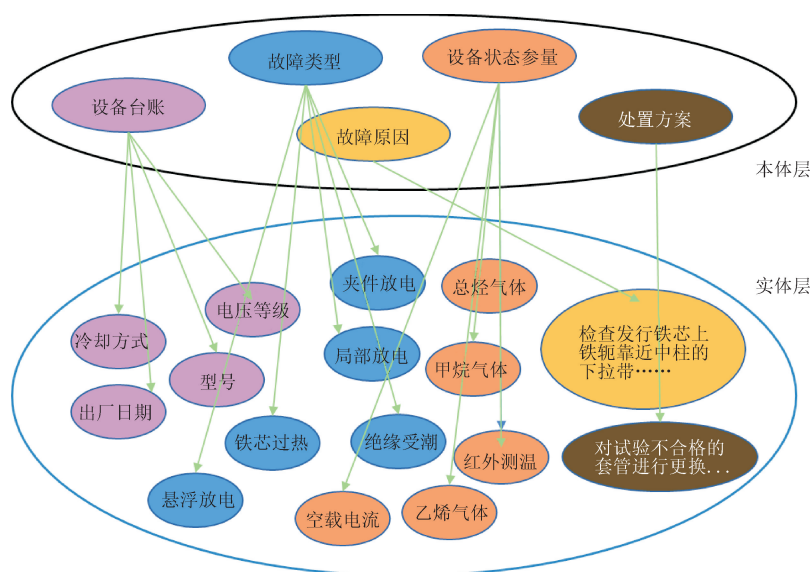


图 4 电力变压器故障案例知识图谱

Fig. 4 Power transformer fault case knowledge graph

3 故障诊断多智能体决策

多智能体模块作为框架的核心推理层,结合智能体分工与置信度传递机制,实现电力变压器故障的层级化协同诊断。在 Lang Chain 框架^[26]下,以通用大模型 Qwen-7B 作为基座,构建以初级诊断智能体(PDA)、专家诊断智能体(EDAs)和案例分析智能体为主体的决策模块。

3.1 初级诊断智能体

PDA 作为分析用户查询的初始接口,在故障案例知识图谱中检索状态参量-故障类型相关关系,召回相关知识节点。设征兆状态值集合为 q , PDA 初步诊断的置信度 Q_p 定义为

$$Q_p = f_p(x | q) \quad (4)$$

式中: $f_p(x | q)$ 表示大模型针对故障类型 x 的概率诊断结果。当满足 $Q_p < \tau$ 或 $x \in X_s$ 条件时, PDA 发起转诊至 EDAs, 其中 τ 是转诊的置信度阈值, X_s 是诊断子集。

3.2 专家诊断智能体

EDAs 针对特定的变压器故障类型进行优化,如绝缘故障、过热故障等。梳理智能体故障层节点集、征兆层节点集、故障与征兆间的关系,根据各层节点间因果关系建立的概率网络结构如图 5 所示。

EDAs 查询第 i 个诊断结果的置信度 Q_i 定义为

$$Q_i = \frac{P(x)P(q | x)}{P(q)} \quad (5)$$

式中: $P(x)$ 为故障类型 x 的发生概率; $P(q | x)$ 为征兆状态值集合 q 对故障 x 的条件概率。对于需要多个

智能体协作推理的情况,最终诊断置信度 Q_f 计算为

$$Q_f = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Q_i \quad (6)$$

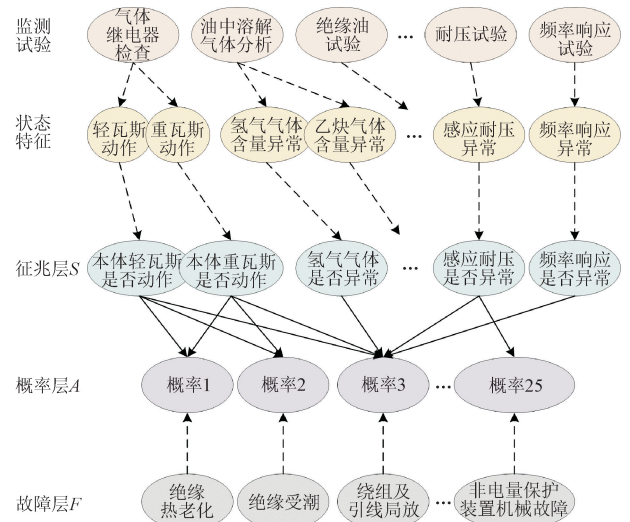


图 5 概率推理网络结构

Fig. 5 Probability inference network structure

3.3 案例分析智能体

案例分析智能体将大模型庞大的通识库与本地专业知识库相结合,提高了大模型在电力变压器故障诊断知识密集型任务中的准确性和可信度,其运作流程如图 6 所示。将故障描述以及诊断结果通过 BERT 预训练模型进行向量化,采用 FAISS 方法查询向量和文档信息之间的相关性分数。从索引向量库中检索召回排序前 k 个最相似的文本块,将检索结果与提示文本模板组合输入案例分析智能体,得到更加精简、专业的故障原因分析和运维方案。

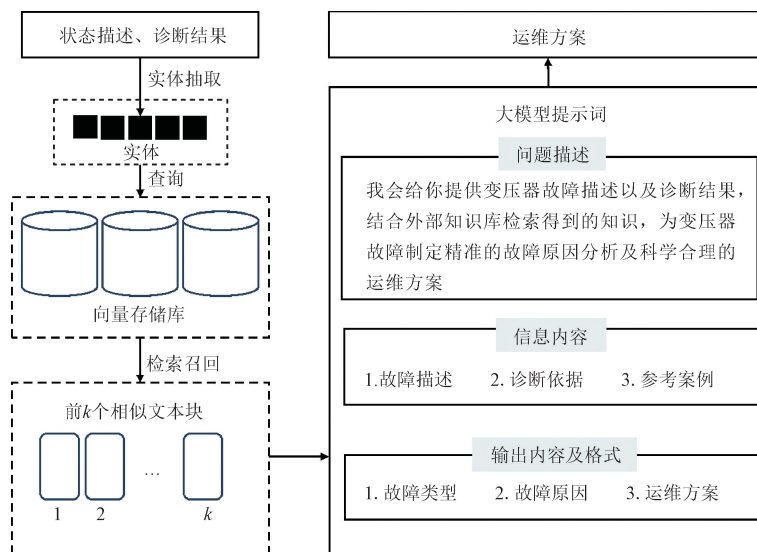


图 6 案例分析智能体运作流程

Fig. 6 Operation process of case analysis intelligent agent

4 案例分析与验证

4.1 案例分析

2014 年 7 月,一台 500 kV 变压器氢气超标,绕组介质损耗因数为 0.54%,出厂值为 0.34%,交接值为 0.288%。DL/T 722—2014《变压器油中溶解气体分析和判断导则》中对 500 kV 变压器特征气体注意值分别为:总烃体积分数 150 $\mu\text{L/L}$, H_2 体积分数 150 $\mu\text{L/L}$, C_2H_2 体积分数 1 $\mu\text{L/L}$ 。其他运行导则要求:铁芯及夹件绝缘电阻注意值不低于 100 M Ω ;绕组介质损耗因数不大于 0.6%,且与出厂试验值或历年的数值比较不应有明显变化,增量不应大于 30%;绕组电容量与出厂试验或历年的数值比较变化量小于等于 3%;套管介质损耗因数应不大于 0.8%,电容量与出厂值或上一次试验值的差值不超过 $\pm 5\%$ 。待诊变压器相关状态参量状态值如表 1 所示。

故障案例知识图谱的推理路径以试验数据为起点,通过提取异常状态参量并匹配图谱节点,构建故障诊断的逻辑关联链条。提取关键异常参量,包括

H_2 和 C_2H_2 气体含量超出预警值等,这些参量分别对应知识图谱中的相关节点。变压器故障诊断多智能体决策依据如图 7 所示。气体含量异常反映了由于绝缘受潮引起的油纸绝缘劣化与产气特征,绝缘参数异常体现了变压器在受潮条件下绝缘性能劣化过程。

表 1 待诊变压器状态参量状态值

Table 1 State parameter status value of transformer to be diagnosed

状态参量	状态
H_2 气体含量	异常
C_2H_2 气体含量	异常
总烃气体含量	正常
铁芯对夹件及地绝缘电阻	正常
夹件对铁芯及地绝缘电阻	正常
铁芯对夹件绝缘电阻	正常
绕组介质损耗因数	异常
绕组电容量	异常
套管对地介质损耗因数	正常
套管电容量	正常

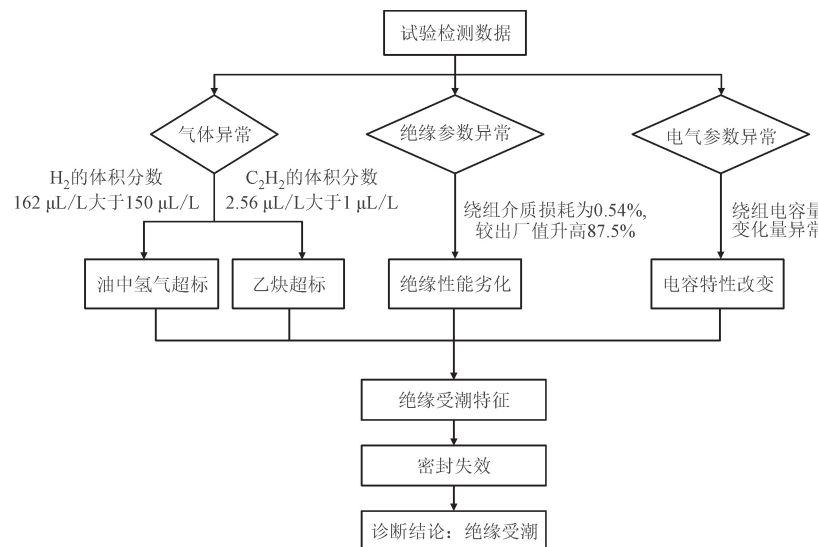


图 7 变压器故障诊断多智能体决策依据

Fig. 7 Decision basis for multi-agent in transformer fault diagnosis

初级诊断智能体与专家诊断智能体在不同故障类型下的诊断置信度如表 2 所示。可以看出,专家诊断智能体综合关联气体含量超标与绝缘性能参量异常两个特征,得到高置信度(0.87)诊断结果。该推理路径与解体检查高压套管端部密封失效导致受潮的实际故障原因一致,验证了故障案例知识图谱在结构化关联故障征兆与故障类型、辅助诊断决策等方面的有效性。

4.2 对比验证分析

采用准确率作为评价指标,针对 100 组变压器故障案例(每类故障 4 例)的诊断,将 TextCNN、TextRNN、TextRCNN、BERT、TextGCN 模型与本文模型进行对比,结果如表 3 所示。其中,本文模型指的是故障诊断多智能体大模型。可以看出,与对比模型中表现最好的 BERT 模型相比,本文模型的准确率提高了 33%。

表 2 故障诊断置信度结果
Table 2 Fault diagnosis confidence results

故障类型	置信度	
	PDA	EDAs
绝缘热老化	0.34	0.49
绝缘受潮	0.34	0.87
绕组及引线局放	0.43	0.64
金属件绝缘放电	0.45	0.63
油中含气量异常	0.43	0.33
绝缘油活化硫腐蚀	0.42	0.52
油中金属颗粒等杂质污染	0.40	0.35
油中局放	0.45	0.52
缺油	0.10	0.20
有载分接开关局放故障	0.49	0.34
套管绝缘故障	0.48	0.64
非电量保护装置绝缘故障	0.45	0.42
铁芯过热	0.38	0.26
油箱等金属件过热	0.62	0.61
绕组、引线过热	0.55	0.50
有载分接开关过热	0.20	0.22
套管过热	0.46	0.43
绕组主回路故障	0.12	0.10
绕组变形	0.34	0.33
铁芯夹件等松动	0.34	0.42
油箱渗漏油	0.08	0.07
有载分接开关机械故障	0.11	0.13
套管机械故障	0.24	0.12
冷却系统异常	0.22	0.23
非电量保护装置机械故障	0.14	0.13

另外,由表 3 可知,本文模型的准确率为 86%。分析结果表明,14 例误判主要与故障案例知识图谱中实体关系的完整性以及特征维度的覆盖程度密切相关。其中,绝缘热老化与绝缘受潮的互相误判各 1 例,原因是在图谱中二者具有相似的油中溶解气体特征,然而油中水分含量与绝缘纸热降解产物两类状态参量节点之间特征边界却模糊不清。

表 3 本文模型与基准模型的准确率对比结果
Table 3 Comparison results of the accuracy between the model in this paper and the benchmark model

模型	准确率/%
TextCNN	18
TextRNN	24
TextRCNN	35
BERT	53
TextGCN	46
本文模型	86

变压器故障诊断偏差在本质上反映了故障案例知识图谱中实体关系的完备性与诊断模型特征推理之间的匹配程度。通过强化图谱中多维参数间的因果关联,可显著提升模型对高混淆度故障的辨识能力。

4.3 诊断分析回答评估

本文用 Gemma2-27B、Glm4-9B 及 Llama-8B 这 3 种开源通用大模型替换 Qwen-7B,分别在有、无知识库接入的情况下进行对比。为全面评估本文多智能体架构在问答能力上的表现,采用层次分析法,从准确性、全面性和一致性 3 个维度对 4.2 节所述的 100 组故障案例回答进行系统评价。各模型在问答过程中的专家评分情况如表 4 所示。验证结果表明:故障案例知识图谱和索引向量库的接入显著提升了大模型的综合性能,专家评分平均提升幅度达到 50%。对比不同参数规模基座大模型在多智能体架构设计下的输出结果评分可知,尽管 Gemma2-27B 模型比 Qwen-7B 模型多出 200 亿参数量,但其专家评分仅高出 2%。在模型参数相对较少的情况下,多智能体架构仍能保证输出结果的一致性与可靠性。

表 4 问答结果对比分析
Table 4 Comparative analysis of question and answer results

通用大模型	有无知识库	问答结果	专家评分
Gemma2-27B	有	故障原因:变压器箱壁、磁屏蔽或铁芯夹件接地线等裸金属悬浮放电,……	9.2
		运维方案:对变压器进行详细的内部检查,包括磁分路、开关与引线连接、套管与引线连接处,……	
	无	故障原因:乙炔超标,由于机械应力、环境因素等因素的影响,可能导致绝缘材料性能下降,……	4.8
		运维方案:执行严格的设备巡检计划,包括外观检查、红外热像检测、油质分析等,……	

续表

通用大模型	有无知识库	问答结果	专家评分
Glm4-9B	有	故障原因:金属部件(如)松动,接触不良,导致局部放电产生,…… 运维方案:对变压器展开细致的内部检查,涵盖磁分路、开关与引线连接、绝缘电阻,……	9.0
	无	故障原因:乙炔超标,由于变压器内部的绝缘材料因受潮、过热、机械应力或化学反应,…… 运维方案:改善变压器的工作环境,保持适宜的温度和湿度水平,减少外界因素对设备的影响,……	4.2
Llama-8B	有	故障原因:变压器箱壁、磁屏蔽或铁芯夹件接地线等裸金属悬浮,使得油色谱中乙炔含量异常,…… 运维方案:对变压器实施详尽的内部检查,包含磁分路、开关与引线连接、绝缘电阻、套管,……	9.0
	无	故障原因:乙炔超标,焊接质量不佳或是材料选择不当,…… 运维方案:实施细致的周期性检查,包括电气测试、热像检测和油质分析,……	4.0
Qwen-7B (本文基座)	有	故障原因:结构设计不合理、连接不良或安装不恰当,…… 运维方案:进行局部放电测试,评估是否存在局部放电现象及其对绝缘的影响,……	9.0
	无	故障原因:乙炔超标可能由于内部放电,…… 运维方案:加强监测,查明原因,及时维修或更换故障部件,……	3.8

5 结 论

本文构建了一种电力变压器故障诊断多智能体大模型框架,通过故障案例知识图谱和 3 个智能体协同,实现变压器高效故障诊断及智能化运维,得到如下主要结论。

(1)提出了一种端到端的电力变压器故障案例知识图谱构建方法,支持新诊断知识的自动更新,有效解决了传统故障诊断中知识更新不及时的问题,为大模型的故障诊断提供了丰富可扩展的知识储备。

(2)提出了基于知识图谱的电力变压器故障诊断分层多智能体框架,结合多智能体验证和故障案例知识图谱约束,应对大模型幻觉问题。实际案例验证表明:模型诊断准确率可达 86%,与对比模型中表现最好的 BERT 模型相比,本文模型的准确率提高了 33%。

(3)对比不同参数规模的基座大模型在多智能体架构设计下的输出结果和评分可知,本文提出的多智能体架构有助于挖掘大模型潜能,使用参数较少的大模型仍能保证输出结果的一致性与可靠性。

智能体能够模拟人类思考和行为的方式,实现

更为动态和灵活的决策过程。目前,智能体应用还存在资源消耗高、稳定性差、输出质量无法保证等问题。未来,提升智能体系统的可靠性和效率,优化任务执行流程,是大模型技术在电力领域应用的重要研究方向。

参考文献:

[1] 《新型电力系统发展蓝皮书》编写组. 新型电力系统发展蓝皮书 [EB/OL]. [2025-02-25]. <https://www.nea.gov.cn/download/xxdlxtfzlpsgk.pdf>.

[2] 国家能源局,中国电力企业联合会. 2022 年全国电力可靠性年度报告 [EB/OL]. (2023-10-18) [2025-02-20]. <https://prpq.nea.gov.cn/ndbg/9875.html>.

[3] 刘云鹏,许自强,李刚,等. 人工智能驱动的数据分析技术在电力变压器状态检修中的应用综述 [J]. 高电压技术, 2019, 45(2): 337-348.

LIU Yunpeng, XU Ziqiang, LI Gang, et al. Review on applications of artificial intelligence driven data analysis technology in condition based maintenance of power transformers [J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(2): 337-348.

[4] 徐尧宇,李元,王怡静,等. 信息缺失下变压器状态预警方法 [J]. 高电压技术, 2020, 46(9): 3062-3069.

- XU Yaoyu, LI Yuan, WANG Yijing, et al. Early-warning methods of transformer conditions under information deficiency [J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(9): 3062-3069.
- [5] 张国治, 陈康, 方荣行, 等. 基于 DGA 与鲸鱼算法优化 LogitBoost-决策树的变压器故障诊断方法 [J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(7): 63-72.
- ZHANG Guozhi, CHEN Kang, FANG Rongxing, et al. Transformer fault diagnosis based on DGA and a whale algorithm optimizing a LogitBoost-decision tree [J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(7): 63-72.
- [6] 石宜金, 谭贵生, 赵波, 等. 基于模糊综合评估模型与信息融合的电力变压器状态评估方法 [J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(21): 167-176.
- SHI Yijin, TAN Guisheng, ZHAO Bo, et al. Condition assessment method for power transformers based on fuzzy comprehensive evaluation and information fusion [J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(21): 167-176.
- [7] 曲岳晗, 赵洪山, 马利波, 等. 多深度神经网络综合的电力变压器故障识别方法 [J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(23): 8223-8230.
- QU Yuehan, ZHAO Hongshan, MA Libo, et al. Multi-depth neural network synthesis method for power transformer fault identification [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(23): 8223-8230.
- [8] 万吉林, 吴国强, 管敏渊, 等. 基于 RetinaNet 的变压器图像小部件智能识别方法 [J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(12): 166-173.
- WAN Jilin, WU Guoqiang, GUAN Minyuan, et al. Intelligent recognition method for transformer small components based on RetinaNet [J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(12): 166-173.
- [9] Stanford University. The 2023 AI index report [EB/OL]. [2025-02-23]. <https://hai.stanford.edu/ai-index/2023-ai-index-report>.
- [10] 朝乐门. 数据科学的科学性与科学问题的分析 [J]. 计算机科学, 2024, 51(1): 26-34.
- ZHAO Lemen. Exploring the scientific nature and scientific questions of data science [J]. Computer Science, 2024, 51(1): 26-34.
- [11] 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 drive technology in new power system: status, challenges and prospects [J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(7): 2864-2878.
- [12] ACHIAM J, ADLER S, AGARWAL S, et al. GPT-4 technical report [EB/OL]. (2024-03-04) [2025-02-22]. <https://arxiv.org/abs/2303.08774>.
- [13] ANIL R, DAI A M, FIRAT O, et al. PaLM 2 technical report [EB/OL]. (2023-09-13) [2025-02-19]. <https://arxiv.org/abs/2305.10403>.
- [14] DAI Damai, DENG Chengqi, ZHAO Chenggang, et al. DeepSeekMoE: towards ultimate expert specialization in mixture-of-experts language models [C]//Proceedings of the 62nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Stroudsburg, PA, USA: ACL, 2024: 1280-1297.
- [15] YAN Ziming, XU Yan. Real-time optimal power flow with linguistic stipulations: integrating GPT-agent and deep reinforcement learning [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2024, 39(2): 4747-4750.
- [16] 于硕, 王司宇, 王超, 等. 类 ChatGPT 大语言模型在电力系统中的应用前景 [J]. 电气时代, 2023(10): 50-53.
- YU Shuo, WANG Siyu, WANG Chao, et al. Application prospect of ChatGPT-like large language model in power system [J]. Electric Age, 2023(10): 50-53.
- [17] 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 artificial general intelligence for power systems based on large language model: theory and applications [J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(6): 13-28.
- [18] 黄文栋, 贾鹏辉, 朱云佳. 南方电网首个配网 AI 大模型实现实体化应用 [J]. 电力安全技术, 2024, 26(5): 36.
- HUANG Wendong, JIA Penghui, ZHU Yunjia. The first large-scale AI model of China Southern Power Grid realizes practical application [J]. Electric Safety Technology, 2024, 26(5): 36.
- [19] 李鹏, 余涛, 李立涅, 等. 电力人工智能的演变与展望: 从专业智能走向通用智能 [J]. 电力系统自动化, 2024, 48(16): 1-17.
- LI Peng, YU Tao, LI Licheng, et al. Retrospect and prospect of artificial intelligence for electric power system: from domain intelligence to general intelligence [J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(16): 1-17.
- [20] YU Yangyang, LI Haohang, CHEN Zhi, et al. FinMem: a performance-enhanced LLM trading agent

- with layered memory and character design [C]//Proceedings of the 2024 AAAI Spring Symposium Series. Palo Alto, CA, USA: AAAI Press, 2024: 595-597.
- [21] MAO Jiageng, QIAN Yuxi, YE Junjie, et al. GPT-driver: learning to drive with GPT [EB/OL]. (2023-12-05) [2025-02-23]. <https://arxiv.org/abs/2310.01415>.
- [22] ZHANG Siyao, FU Daocheng, LIANG Wenzhe, et al. TrafficGPT: viewing, processing and interacting with traffic foundation models [J]. Transport Policy, 2024, 150: 95-105.
- [23] 余涛, 王艺澎, 罗庆全, 等. 基于大语言模型的新型电力系统用户特性立体应用模式初探 [J]. 高电压技术, 2024, 50(7): 2833-2848.
- YU Tao, WANG Yipeng, LUO Qingquan, et al. Preliminary exploration for a large language model-based usercharacteristics stereoscopic application paradigm in new power system [J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(7): 2833-2848.
- [24] 吴海洋, 吴子辰, 吴博科, 等. 基于预训练语言模型的电网检修计划异常检测 [J]. 情报工程, 2024, 10(4): 14-24.
- WU Haiyang, WU Zichen, WU Boke, et al. A pre-trained language model-based anomaly detection method for grid maintenance plans [J]. Technology Intelligence Engineering, 2024, 10(4): 14-24.
- [25] 谢腾, 杨俊安, 刘辉. 基于 BERT-BiLSTM-CRF 模型的中文实体识别 [J]. 计算机系统应用, 2020, 29(7): 48-55.
- XIE Teng, YANG Jun'an, LIU Hui. Chinese entity recognition based on BERT-BiLSTM-CRF model [J]. Computer Systems & Applications, 2020, 29(7): 48-55.
- [26] JEONG S, BAEK J, CHO S, et al. Adaptive-RAG: learning to adapt retrieval-augmented large language models through question complexity [C]//Proceedings of the 2024 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. Stroudsburg, PA, USA: ACL, 2024: 7036-7050.
- (编辑 刘懿莹 赵炜)