

知识图谱驱动的水电轴承智能诊断与规范问答*

范闪闪¹, 李学艺^{1,2}, 王天杨², 褚福磊²

(1. 东北林业大学机电工程学院 哈尔滨, 150040)

(2. 清华大学高端装备界面科学与技术全国重点实验室 北京, 100084)

摘要 针对水电机组运维中技术规范获取与应用效率不佳、故障诊断可解释性不足和知识更新略显滞后的问题,提出一种结合检索对齐与图谱推理的轴承智能诊断与规范问答方法。首先,构建2类知识图谱,即技术规范知识图谱(technical specifications knowledge graph,简称TS-KG)与轴承故障知识图谱(bearing fault knowledge graph,简称BF-KG),并设计信号转文本模块,将核心谐波、调制、冲击、时频与相位特征结构化表达;其次,在TS-KG上采用关系图卷积网络与图注意力网络(graph attention network,简称GAT)结合的方式,实现多关系聚合与注意力重排,完成条款级证据定位与规范问答;最后,在BF-KG上采用检索增强生成与GAT结合,通过向量检索对齐症状、部件与故障机理,生成子图进行进一步推理并输出证据路径。实验结果显示:在东北林业大学实验台数据上,BF-KG的总体准确率达98.4%;在TS-KG问答中,系统的带引用正确率为0.648。该方法在保证诊断精度的同时,提升了条款检索性、故障机理可解释性,并支持增量更新与工程应用扩展。

关键词 水电智能体;多知识图谱;故障诊断;知识问答

中图分类号 TH17

0 引言

水力发电是全球可再生能源的重要组成部分,在电力系统中长期占据核心地位。以中国为例,截至2021年底水电装机容量已超过390 GW,居世界首位。水电低碳、调节灵活,在能源转型和电网调度中作用突出^[1-3]。然而,随着装机规模扩大,水电机组关键旋转部件故障频发,可能导致振动超标、非计划停机甚至结构损伤^[4-6]。构建具备高精度诊断与早期预警能力的智能运维系统,对于保障水电站安全高效运行具有重要意义。

为应对复杂工况下旋转机械故障诊断^[7]的挑战,学术界提出了多种知识驱动的智能化路径。知识图谱(knowledge graph,简称KG)通过结构化表示领域知识,在故障诊断等任务中展现出融合推理与知识可视化的潜力。Liu等^[8]论述了数据与KG融合的3种方式,指出当前KG在多源异构数据关联建模与动态推理方面仍较薄弱。Lin等^[9]指出,现有KG普遍存在通用性差、结构扩展困难和语义歧义处理不足等问题,难以支撑高维感知与智能推理需求。为弥补KG推理能力不足,图神经网络(graph

neural networks,简称GNN)被广泛用于提升图谱的语义建模与结构表示能力,其中:关系图卷积网络(relational graph convolutional network,简称R-GCN)适用于多关系异构图结构^[10]。GAT可基于注意力机制识别关键节点关系^[11]。大语言模型(large language model,简称LLM)凭借在模糊知识理解与生成任务中的泛化优势^[12],为图谱的语义补全与推理结果解释提供了新契机。检索增强生成(retrieval-augmented generation,简称RAG)^[13]则以向量检索将自然语言查询与图谱/文档证据对齐,提升跨表述召回与证据可核验性,并与GNN推理形成互补。

尽管现有方法在水电机组轴承故障诊断方面已有进展,但在工程应用中仍面临挑战:缺乏将实验数据迁移至实际工况的机制,模型适应性有待提升;诊断结果可解释性不足,不足以满足工程对可信性的需求^[14];现有知识图谱静态构建,缺乏快速增量更新机制,难以及时纳入新故障模式与演化经验。这些问题限制了诊断系统在智能运维中的应用,凸显了构建具备知识迁移、推理解释与快速更新能力的诊断系统的必要性。

* 国家自然科学基金资助项目(52505091)

收稿日期:2025-06-14;修回日期:2025-12-23

本研究旨在构建一套融合知识图谱、图神经网络与大语言模型的知识驱动水电机组轴承故障智能诊断系统(hydroelectric unit bearing fault intelligent diagnosis system, 简称H-IDS)。笔者基于实验室轴承振动数据构建轴承故障诊断知识图谱,并设计增量式知识更新机制,以实现向实际水电机组场景的迁移应用。同时,构建技术规范知识图谱,为诊断结果提供规范约束与解释支撑,并为运维人员提供便捷的技术知识查询服务。在推理层面,引入R-GCN与GAT实现多关系语义融合与关键路径推理。

1 系统模块架构

1.1 信号转文本模块

本模块将原始信号处理后生成结构化文本与图像特征,传递至故障诊断知识图谱用于症状检索与故障推理,LLM模块据此生成诊断报告并支持图谱更新。信号转文本模块如图1所示。

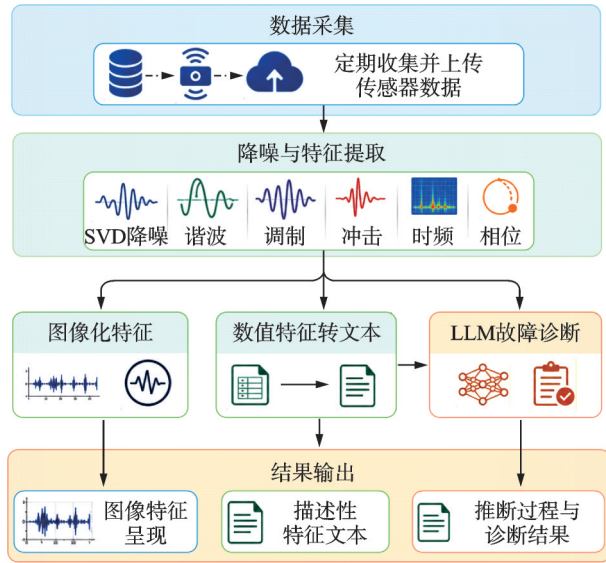


图1 信号转文本模块

Fig.1 Signal-to-text module

1.1.1 信号数据分析

在日常故障诊断中,专业人员主要依据以下5个方面信息来推算其他数据并诊断故障原因:基频、基频幅度、基频相位、倍谐波频率和倍谐波幅度。采集的振动信号常含噪声,可能掩盖设备真实运行状态,影响诊断准确性,因此需先进行降噪处理。笔者采用奇异值分解(singular value decomposition,简称SVD)算法,无需假设信号模型,可通过调整保留奇异值数量灵活控制降噪程度^[15],适用于未知信号。

假设有一个离散时间的振动信号 $x(t)$,其由一系列采样点 $x_1, x_2, \dots, x_o$ 组成,根据该序列构造一个汉克尔矩阵 H 。汉克尔矩阵 H 构造方法如下:①确定窗口长度 L 和步长 s (通常 $s=1, L \leq O$,足以捕捉信号主要特征);②使用这些参数构建汉克尔矩阵,矩阵的每一行都包含从原始信号中提取的一个滑动窗口的数据。例如,若 $O=8, L=4$,则构造出的汉克尔矩阵 H 为

$$H = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & x_3 & x_4 \\ x_2 & x_3 & x_4 & x_5 \\ x_3 & x_4 & x_5 & x_6 \\ x_4 & x_5 & x_6 & x_7 \\ x_5 & x_6 & x_7 & x_8 \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中: H 为一个 $(O-L+1)L$ 的矩阵,其中的每个元素为 x_{i+j-2} ; i 为行索引; j 为列索引。

对于一个实数或复数矩阵 P ,SVD可以将其分解为3个矩阵的乘积,即

$$P = U \Sigma \Phi^T \quad (2)$$

其中: U 为一个 $m \times m$ 的正交矩阵($UU^T = I$),其列向量为 P 的左奇异向量; Φ 为一个 $n \times n$ 的正交矩阵($\Phi\Phi^T = I$),其列向量为 P 的右奇异向量; Σ 为一个 $m \times n$ 的对角矩阵,对角线上的元素 σ_i 称为奇异值,且满足 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r > 0$; r 为矩阵 P 的秩。

基频通过快速傅里叶变换(fast Fourier transform,简称FFT)找到幅度谱中的最大值对应的频率。设 $Y(f)$ 为信号 $x(t)$ 的FFT结果,基频的计算公式为

$$f_{\text{fund}} = \arg\max_f |Y(f)| \quad (3)$$

其中: f 为频率; $|Y(f)|$ 为 $Y(f)$ 的幅度谱; f_{fund} 为 $|Y(f)|$ 中的最大值对应的频率,即基频,其通常与信号的周期性直接相关。

基频幅度是基频对应的FFT幅度值,通常需要除以FFT的总点数 D 并乘以适当的归一化因子(如 $\frac{2}{D}$ 对于双边谱,或 $\frac{1}{D}$ 对于单边谱并考虑对称性),即

$$A_{\text{fund}} = \frac{2}{D} |Y(f_{\text{fund}})| \quad (4)$$

其中: A_{fund} 为基频幅度,表示在基频 f_{fund} 处的幅度值; D 为FFT的点数; $2/D$ 为归一化因子; $|Y(f_{\text{fund}})|$ 为在基频 f_{fund} 处FFT结果的绝对值或模,表示信号在该频率处的幅度。

由于在双边谱的情况下,FFT结果包含了正负频率部分,总的能量被分布在 D 个点中,而本研究

需要考虑的是整个频率范围的总能量,因此除以 D 后还要乘以 2。

基频相位是基频对应的 FFT 相位值,即

$$\phi_{\text{fund}} = \angle Y(f_{\text{fund}}) \quad (5)$$

其中: ϕ_{fund} 为基频相位,表示在基频 f_{fund} 处 FFT 结果的相位角; $\angle$ 为相位角的符号,表示取复数的相位; $Y(f_{\text{fund}})$ 为信号在基频 f_{fund} 处的 FFT 结果,是一个复数,包含了幅度和相位信息。

对于 n 倍谐波 $f_n (n=2,3,\dots)$,其频率计算为

$$f_n = n f_{\text{fund}} \quad (6)$$

其中: n 为谐波的数量,表示相对于基频的倍数。

由于 FFT 分辨率可能不足以直接定位到 f_n ,因此谐波幅度通常需通过插值估计。若分辨率足够高,则可直接使用计算出的幅度,即

$$B_n = \frac{2}{D} |Y(f_n)| \quad (7)$$

其中: B_n 为第 n 倍谐波的幅度,表示信号中频率为 f_n 的谐波成分的幅度。

在大多数情况下,计算需要使用插值方法来估计 B_n ,即

$$B_n \approx \text{Interpolator}(f_n) \quad (8)$$

其中:Interpolator 是一个根据 $|Y(f_n)|$ 和 f 构建的插值函数。

此外,在实际分析中,可以结合频域分析和时域分析进行扩展,以更有效地提取信号特征。

1.1.2 信号特征转描述性文本

为实现信号特征的形式转换,本研究提取核心谐波、调制、冲击、统计、时频、轴心轨迹及相位等特征,并与提示文本组合生成标准化描述性文字,确保信息完整传递到故障诊断模块。

1.2 LLM 模块

1.2.1 基座大模型的选择

基座大模型的选择决定系统性能和适用性,需要兼顾模型规模、语言理解能力、应用场景及计算资源。本研究选用如图 2 所示的 Llama3-8B 模型,基于 Transformer 架构,有 80 亿参数,仅解码器设计,32 层解码器堆叠,每层含多头自注意力与前馈网络,采用因果掩码与旋转位置编码。微调后可同时支持技术查询、故障诊断和调度任务,具备强上下文推理能力,适用于水电领域复杂决策。在模型选择的过程中,通过以下公式来评估不同模型的性能表现。

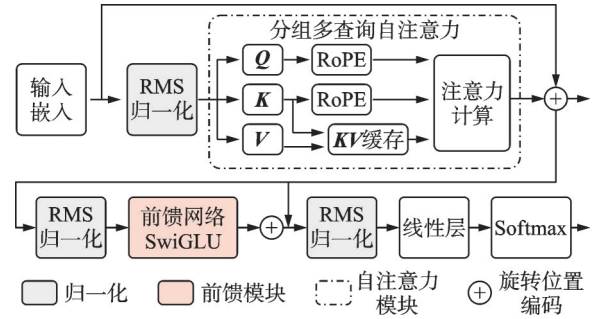


图 2 Llama3-8B 模型

Fig.2 Llama3-8B model architecture

1) 损失函数:用于评估模型预测误差,常用交叉熵损失函数,其计算公式为

$$Z = - \sum_{i=1}^N y_i \log(p_i) \quad (9)$$

其中: Z 为交叉损失函数; y_i 为真实标签; p_i 为模型预测的概率值; N 为样本数量。

2) 准确率:用来衡量分类模型预测正确的比例,计算公式为

$$\text{Accuracy} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i = \hat{y}_i) \quad (10)$$

其中: $(y_i = \hat{y}_i)$ 为指示函数,当预测标签 $\hat{y}_i$ 等于真实标签 y_i 时,取值为 1,否则为 0。

3) F_1 得分:在类别不平衡时, F_1 得分是一个更为综合的性能评估指标,计算公式为

$$F_1 = 2 \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (11)$$

其中:Precision 为精确率;Recall 为召回率。

精确率和召回率的计算公式分别为

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \quad (12)$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (13)$$

其中:TP 为真正例;FP 为假正例;FN 为假负例。

4) 计算资源需求:大模型训练与推理以每秒浮点运算数衡量,其值越高,吞吐和效率越好,同时影响时延与能耗。

综合评估后,本研究选用的 Llama3-8B 模型计算开销适中,能有效支撑技术规范问答、轴承故障诊断与智能运维任务。

1.2.2 基座大模型的微调

Llama3-8B 模型基于 Transformer 架构,该架构的自注意力机制可高效处理文本长程依赖并支持并行计算。在自然语言处理任务中,Transformer 已成为主流,其核心计算为每个词对其他词的注意力分配,公式为

$$\text{Attention}(\mathbf{Q}, \mathbf{K}, \mathbf{V}) = \text{softmax}\left(\frac{\mathbf{Q}\mathbf{K}^\top}{\sqrt{d_k}}\right)\mathbf{V} \quad (14)$$

其中: $\mathbf{Q}$ 为查询矩阵; $\mathbf{K}$ 为键矩阵; $\mathbf{V}$ 为值矩阵; d_k 为键的维度。

为适应特定任务,本研究采用低秩适配(low-rank adaptation,简称LoRA)微调Llama3-8B模型,仅更新少量参数完成模型适配,微调过程中使用交叉熵损失衡量预测误差,用Adam优化器加速收敛。模型可结合知识图谱生成诊断报告,提升轴承故障诊断的准确性与鲁棒性。

1.3 知识图谱模块

知识图谱为水电机组智能诊断提供统一框架,通过图结构表示实体及其关系,支持复杂知识检索与推理。本研究基于网页Neo4j构建图谱,节点表示实体,关系连接节点并赋属性,支持高效的图存储与图算法应用。KG构建流程包括:①数据整合:统一结构化和非结构化数据;②实体识别与关系抽取:提取设备、参数、故障等信息;③图谱存储:通过Cypher语句导入网页Neo4j;④优化与推理:定期更新节点和关系,并应用图算法识别关键节点与潜在风险。数据预处理确保图谱准确性,完成后可用于关键节点识别、风险预测与决策优化。

1.4 文件管理与解析模块

为实现技术规范图谱的动态更新,将文档自动转化为结构化知识,支持图谱持续更新。模块包含文件接收、内容解析、实体关系抽取、知识融合与图谱更新。前端支持pdf、docx文档上传,后端通过格式识别、光学字符识别与结构化解析获取文本,再经Llama3-8B模型基于多轮提示模板进行处理,生成关键信息摘要、实体识别、关系匹配及三元组集。例如,从原始文档 Ω_i 中获得内容 Ψ_i ,经过LLM模块处理后得到三元组集,即

$$\epsilon_i = \{(e_1^{(i)}, r_1^{(i)}, e_2^{(i)}), \dots, (e_n^{(i)}, r_n^{(i)}, e_{n+1}^{(i)})\} \quad (15)$$

其中: Ω_i 表示第*i*份上传的原始设备文档; Ψ_i 表示经格式解析后提取出的文档正文文本; ϵ_i 为第*i*份文档中提取的知识三元组集合; $e_j^{(i)}$ 表示第*i*个文档中第*j*个头/尾实体; $r_j^{(i)}$ 表示该三元组中实体之间的语义关系,每个三元组 $(e_j^{(i)}, r_j^{(i)}, e_{j+1}^{(i)})$ 构成知识图谱中的一个基本单元。

系统利用嵌入向量与规则模板匹配相结合的方法,将新生成的知识与已有图谱 $\mathcal{G}_{\text{tech}}$ 进行相似度对齐,构建变更候选集,即

$$\Delta\mathcal{G}_{\text{tech}} = \{(e, r, e') \in \epsilon_i | \text{Sim}((e, r, e'), \mathcal{G}_{\text{tech}}) < \delta\} \quad (16)$$

其中: $\mathcal{G}_{\text{tech}}$ 表示当前系统中的技术规范图谱; (e, r, e') 表示知识三元组中的实体与关系; $\text{Sim}(\cdot)$ 为新三元组与原图谱已有三元组之间的语义相似度度量函数; δ 为人工设定的相似度阈值。

候选变更条目经专家审查后写入知识图谱更新队列,通过网页Neo4j接口动态更新。模块支持版本控制、溯源比对与冲突修复,衔接前端、LLM与图数据库,实现文档—三元组—图谱更新的闭环,提升资料处理效率和知识演化能力。

1.5 知识更新机制

1.5.1 TS-KG

TS-KG记录水电机组设备部件的结构参数、运转规则与技术标准,初始构建依托历史运维资料与标准文档。为实现动态更新,系统设计了文档管理模块与基于大语言模型的知识抽取流程。

首先,系统对上传文档进行解析与清洗,提取结构化段落文本,表示为 $\Pi = \pi_1, \pi_2, \dots, \pi_n$,其中 π_i 为文档中第*i*段文本。

其次,结合预设的提示模板,将每一段输入至Llama3-8B模型中执行结构化知识抽取,得到候选三元组集合 $\Gamma = \{(h_j, r_j, \eta_j)\}_{j=1}^n$,其中: h_j 表示第*j*个三元组中的头实体; r_j 表示关系; η_j 表示尾实体。该抽取过程可表示为

$$\mathcal{F}(\pi_i; \mu) \rightarrow \{(h_j, r_j, \eta_j)\}_{j=1}^n \quad (j=1, 2, \dots, n) \quad (17)$$

其中: $\mathcal{F}(\cdot)$ 为由Llama3-8B模型实现的知识抽取函数。

然后,为确保更新数据的准确性与一致性,系统引入了一致性校验函数 $\mathcal{C}$,对每个候选三元组与已有图谱 $\mathcal{G}_{\text{old}}$ 进行对比,并通过二值有效性判定函数 $\text{Valid}(\cdot)$ 判断其保留状态,该过程可表示为

$$\mathcal{C}((h_j, r_j, \eta_j), \mathcal{G}_{\text{old}}) = \text{Valid}((h_j, r_j, \eta_j), \mathcal{G}_{\text{old}}) \quad (18)$$

其中: $\text{Valid}(\cdot)$ 为二值有效性判定函数,其输出取值为0或1。

若候选三元组为有效新增知识,或对已有知识形成合理覆盖,则 $\text{Valid}(\cdot)=1$,即 $\mathcal{C}=1$;若候选三元组存在冗余、语义矛盾或格式异常,则 $\text{Valid}(\cdot)=0$,即 $\mathcal{C}=0$ 。

最后,通过过滤后保留有效三元组并合并至原图谱,更新过程为

$$\mathcal{G}_{\text{new}} = \mathcal{G}_{\text{old}} \cup \{(h_j, r_j, \eta_j) | \mathcal{C}((h_j, r_j, \eta_j), \mathcal{G}_{\text{old}}) = 1\} \quad (19)$$

通过该机制,技术规范图谱可根据文档内容持

续更新,支持对设备新增、参数变更、标准修改等情形的结构化表示,确保系统始终维持与最新设备状态的一致性。

1.5.2 BF-KG

为确保知识图谱能够随新增实验数据持续扩充,本研究构建了面向水电机组轴承的增量式知识更新机制。该机制以新增轴承振动数据为输入,通过信号转文本—三元组生成—差分更新三阶段流程,将新获得的故障知识注入到现有图谱中,形成可持续演化的知识体系。

1) 信号转文本。对新采集的轴承振动信号进行特征提取,并调用信号转文本模块将特征转化为自然语言描述文本,作为后续知识抽取的输入。

2) 三元组生成与筛选。将描述性文本与现有图谱上下文信息拼接输入大语言模型(Llama3-8B),通过提示模板指导模型输出部件—关系—故障模式三元组。为确保更新内容的可靠性,笔者对每条候选三元组 τ_j 计算生成置信度,并设定置信度阈值 λ 对候选结果进行筛选。候选三元组的置信度计算公式为

$$\text{Conf}(\tau_j) = \rho_\theta(\tau_j | d, c) \quad (20)$$

其中: τ_j 为候选三元组; d 为描述性文本; c 为图谱上下文, $\rho_\theta(\cdot)$ 为参数为 θ 的LLM生成置信度函数。

当 $\text{Conf}(\tau_j) \geq \lambda$ 时,保留该候选三元组,若小于时,则将其剔除。

3) 差分比对与增量更新。系统对候选三元组与现有图谱节点进行差分比对,仅将新知识写入Neo4j数据库,实现图谱的增量式扩充。其判定逻辑为

$$\Delta\mathcal{G} = \{\tau_j \in \mathcal{T}_{\text{new}} | \tau_j \notin \mathcal{T}_{\text{exist}}\} \quad (21)$$

其中: $\mathcal{T}_{\text{new}}$ 为新生成三元组集; $\mathcal{T}_{\text{exist}}$ 为当前图谱中的三元组集,仅当 $\tau_j \in \Delta\mathcal{G}$ 时才被写入网页Neo4j。

通过上述流程,系统能够将后续采集到的轴承实验数据不断转化为结构化知识注入图谱,为轴承故障诊断提供持续演化的知识支撑。

1.6 图神经网络驱动的多图谱检索与推理机制

为实现对两类知识图谱的高效检索与推理,系统采用双阶段图神经机制:在TS-KG中,采用R-GCN与GAT结合,先完成多关系图结构聚合与关系归一化,再对邻域证据加权与冲突消解,实现条款级证据子图重排;在BF-KG中,采用RAG与GAT结合,先完成文本与症状—部件—机理子图对齐,再通过GAT强化关键症状链与因果路径。整体上,

R-GCN负责语义融合与结构去噪,GAT甄别关键邻域并强化路径,RAG保障跨表述召回,三者协同支持全流程检索与推理。

R-GCN前向传播机制为

$$\mathbf{h}_i^{(l+1)} = \beta \left(\sum_{r \in \mathcal{R}} \sum_{j \in \mathcal{N}_i^r} \frac{1}{c_{i,r}} \mathbf{W}_{\text{rel}}^{(l)} \mathbf{h}_j^{(l)} + \mathbf{W}_{\text{self}}^{(l)} \mathbf{h}_i^{(l)} \right) \quad (22)$$

其中: $\mathbf{h}_i^{(l)}$ 为第 l 层中节点 i 的特征表示; $\mathcal{N}_i^r$ 为通过关系 r 与节点 i 相邻的所有节点集合; $\mathbf{W}_{\text{rel}}^{(l)}$ 为第 l 层中针对关系 r 的可学习变换矩阵; $\mathbf{W}_{\text{self}}^{(l)}$ 为节点自连接的变换矩阵,用于保留节点自身特征; $c_{i,r}$ 为归一化因子,通常取 $|\mathcal{N}_i^r|$; $\beta(\cdot)$ 表示非线性激活函数。

在TS-KG中,GAT接续R-GCN,对经多关系聚合后的邻域再加权与冲突消解,突出与查询最相关的条款节点与证据边。在BF-KG中,系统首先以信号转文本生成的症状描述为查询,通过RAG中的向量检索机制召回与其语义相关的症状—部件—机理三元组,并完成症状文本与图谱实体的对齐,构建候选故障子图;然后,GAT对候选子图中的节点及邻接关系进行注意力加权,强化关键症状链和故障机理路径,抑制无关邻域信息,最终输出具有证据路径支撑的诊断结论。

GAT的核心思想是利用注意力机制计算目标节点 i 与其每一个邻居节点 j 之间的注意力系数 α_{ij} ,以控制信息的传播强度。具体而言,给定节点 i 和其邻居 j 的初始特征表示为 $\mathbf{h}_i^{(l)}$ 和 $\mathbf{h}_j^{(l)}$,注意力系数的计算过程为

$$e_{ij} = \text{LeakyReLU}(\mathbf{a}^\top [\mathbf{\Lambda} \mathbf{h}_i^{(l)} \| \mathbf{\Lambda} \mathbf{h}_j^{(l)}]) \quad (23)$$

其中: $\mathbf{h}_i^{(l)}, \mathbf{h}_j^{(l)} \in \mathbb{R}^F$,为节点 i 和 j 的输入特征; $\mathbf{\Lambda} \in \mathbb{R}^{F' \times F}$,为需要学习的线性变换矩阵; $\mathbf{a} \in \mathbb{R}^{2F'}$,为注意力权重向量; $[\cdot, \cdot]$ 表示向量拼接;LeakyReLU($\cdot$)为带负斜率的线性整流函数(常用斜率为0.2); e_{ij} 为节点 i 对节点 j 的原始注意力权重(未归一化)。

为了确保不同邻居节点的权重具有可比较性,需对 e_{ij} 进行softmax归一化处理,即

$$\alpha_{ij} = \frac{\exp(e_{ij})}{\sum_{k \in \mathcal{N}(i)} \exp(e_{ik})} \quad (24)$$

其中: $\mathcal{N}(i)$ 为节点 i 的邻居集合;归一化后的 α_{ij} 表示节点 j 对节点 i 更新的重要性程度。

最终,节点 i 的更新特征表示为

$$\mathbf{h}_i^{(l+1)} = \beta \left(\sum_{j \in \mathcal{N}(i)} \alpha_{ij} \mathbf{\Lambda} \mathbf{h}_j^{(l)} \right) \quad (25)$$

为增强模型的稳定性和表达能力,GAT通常采

用多头注意力机制,即并行计算多个独立的注意力头并将结果拼接或平均,形式如下。

拼接(用于中间层)为

$$h_i^{(l+1)} = \parallel_{m=1}^M \beta \left(\sum_{j \in \mathcal{N}(i)} \alpha_{ij}^{(m)} \mathbf{A}^{(m)} h_j^{(l)} \right) \quad (26)$$

其中: M 为多头注意力机制中并行注意力头的总数; $m=1,2,\dots,M$,为注意力头索引; $\parallel_{m=1}^M$ 表示将 M 个注意力头的输出按特征维度进行拼接; $\alpha_{ij}^{(m)}$ 为第 m 个注意力头中节点 j 对节点 i 的归一化注意力系数; $\mathbf{A}^{(m)}$ 为第 m 个注意力头对应的可学习线性变换矩阵。

平均(用于输出层)为

$$h_i^{(l+1)} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \beta \left(\sum_{j \in \mathcal{N}(i)} \alpha_{ij}^{(m)} \mathbf{A}^{(m)} h_j^{(l)} \right) \quad (27)$$

其中: $\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M ()$ 表示对 M 个注意力头的输出取平均,通常用于输出层。

1.7 系统总体架构

本系统面向水电机组智能运维,流程为数据输入—知识构建—知识更新—图谱推理—诊断反馈,集成信号转文本、文件解析、知识图谱构建与更新、图神经推理及LLM模块。前端接收信号和文档,经处理生成结构化文本,构建技术规范图谱和轴承故障诊断图谱。系统通过差分比对动态更新图谱,并将其嵌入图神经推理模块,结合R-GCN、RAG、GAT挖掘多关系依赖与关键因果链,输出高置信度诊断结果,最终由LLM生成自然语言报告,实现闭环智能诊断。图3为系统工作原理。

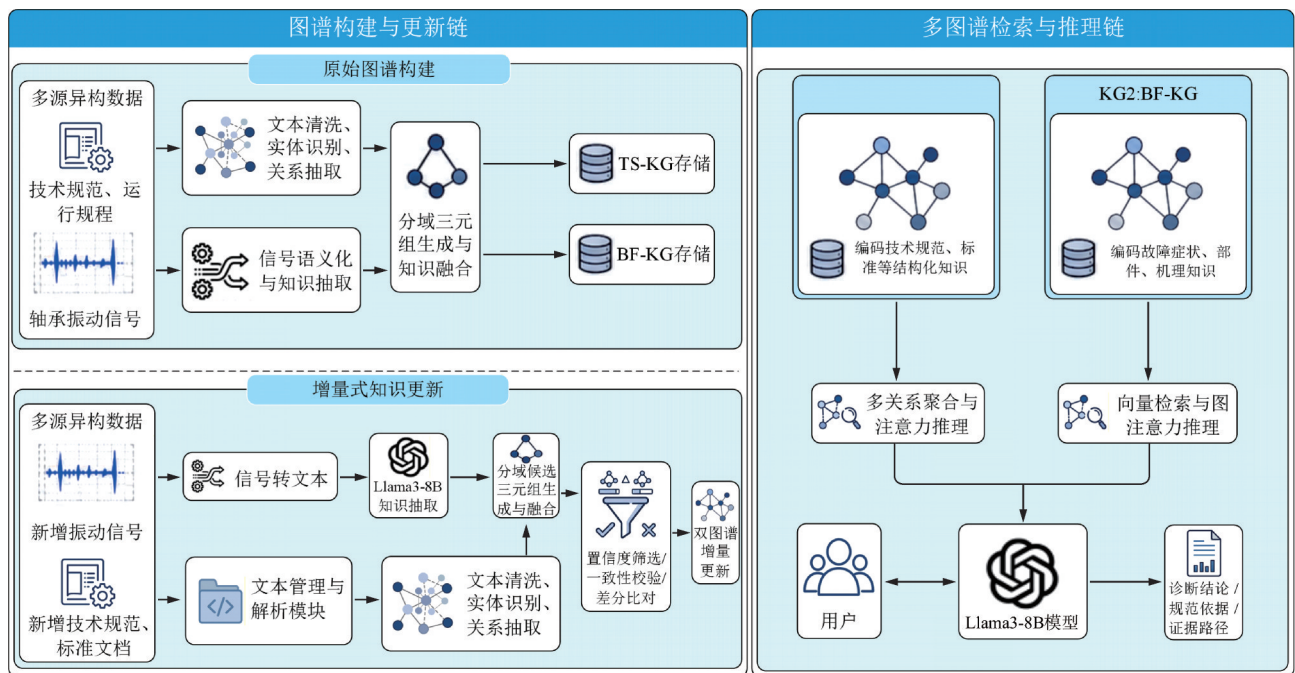


图3 系统工作原理

Fig.3 System working principle diagram

2 实验设计与分析

2.1 实验台介绍与数据集描述

使用如图4所示的东北林业大学故障诊断实验台模拟不同健康状况下轴承的运行状态,并采集振动信号。该实验台由1个额定功率为0.75 kW的交流变频电机、2个转子不平衡转盘、1个径向力加载器、1个故障轴承座、1个速度编码器以及3个分别置于不同位置的ICP加速度传感器组成。

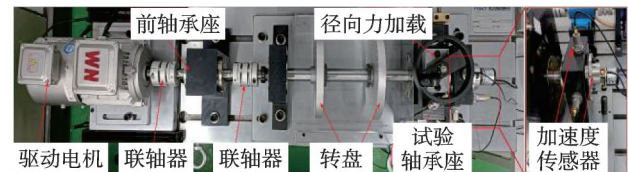


图4 东北林业大学故障诊断实验台

Fig.4 Detailed structural diagram of the fault diagnosis test bench at Northeast Forestry University

该实验台4种故障轴承如图5所示。数据集包含正常健康状态、内圈故障、外圈故障、滚动体故障

以及内外圈复合故障共 5 种。东北林业大学数据集状态标签如表 1 所示。所测数据在转速为 500 r/min、采样频率为 20 kHz 的条件下采样获得。

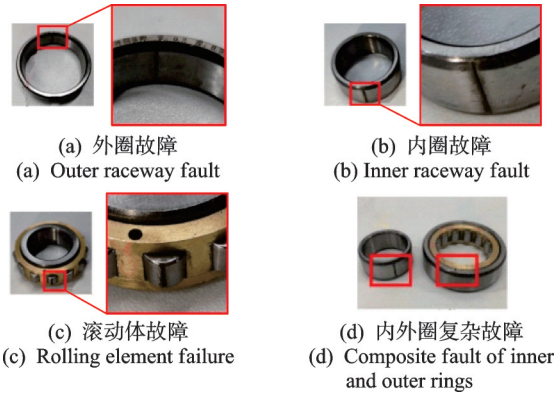


图 5 4 种故障轴承

Fig.5 4 types of faulty bearings

表 1 东北林业大学数据集状态标签

Tab.1 Data status type table of Northeast Forestry University

状态	标签	状态	标签
正常	0	滚动体故障	3
外圈故障	1	内外圈复杂故障	4
内圈故障	2		

本研究基于实验室采集的轴承振动信号构建数据集,与水电轴承历史案例故障库共同支撑轴承故障诊断知识图谱的建立,并为后续迁移至实际水电机组提供先验知识支撑。采样过程中以 1 024 点为窗口长度、512 点为步长进行 50% 重叠切片,共获得 8 192 个涵盖正常与多类典型故障状态的样本。在划分数据集时严格避免数据泄漏,确保同一原始序列不会同时出现在训练与测试集中,并按 70%、15% 以及 15% 比例划分训练、验证和测试集,以保证模型评估的客观性与泛化性。

技术规范知识图谱主要来源于国家与行业标准、轴承厂商手册及水电厂运行规程等文档,经文件解析模块抽取结构化知识,用于支撑故障诊断中的合规判定与规范约束。

2.2 实验结果与分析

2.2.1 技术规范知识图谱问答

本实验聚焦 H-IDS 系统 TS-KG 上的查询性能,基于构建数据集中的 500 条典型技术问询评估知识定位与应答准确性。用户采用自然语言输入技术问询,由 Llama3-8B 模型进行意图解析;系统预先通过文件管理与解析模块从规范文档中抽取结构化条款

信息以及实体关系三元组,并统一映射至 TS-KG,形成支撑 R-GCN 与 GAT 检索重排的实体-关系网络。

为验证所提方法的有效性,选取算法最佳匹配 25(best matching 25,简称 BM25)、向量检索、句子生成预训练 Transformer(sentence generative pre-trained Transformer,简称 SGPT)模型及混合检索作为对比方法,分别从关键词匹配、语义检索及多种检索信息融合等角度进行比较。

笔者采用 R-GCN 与 GAT 相结合的图谱检索与重排框架:先由 R-GCN 在多关系图上完成条款节点的结构聚合与初排,再由 GAT 对邻域证据进行注意力加权与冲突消解,得到条款级证据子图与最终答案。推理阶段按验证集固定拒答阈值。全流程统一清洗与固定划分,10 个随机种子重复并报告均值。指标包括:召回率(Recall@10)、平均倒数排名(mean reciprocal rank,简称 MRR)、严格匹配率、带引用正确率(答案正确且条款/节点编号匹配)与期望校准误差(expected calibration error,简称 ECE)。图 6 为 H-IDS 与各基线的热力图指标对比。

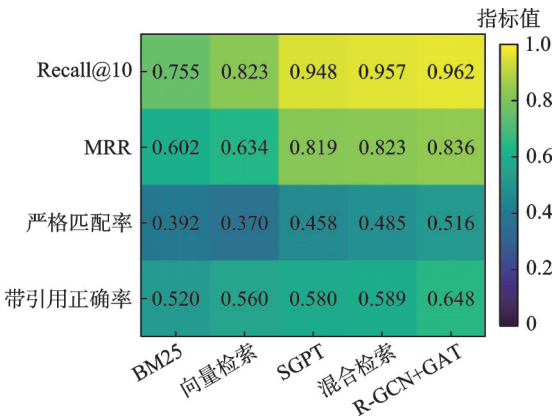


图 6 H-IDS 与各基线的热力图指标对比

Fig.6 Comparison of H-IDS with baseline heat map metrics

与最强混合检索方法相比,H-IDS 在检索性能上保持相近水平(Recall@10 为 0.962 vs 0.957,MRR 为 0.836 vs 0.823)。同时,依托知识图谱中的关系约束与适用条件过滤机制,在最终问答环节实现性能提升:严格匹配率提升至 0.516(+0.031),带引用正确率提升至 0.648(+0.059),说明图谱层的多关系聚合与注意力重排有效抑制了语义歧义与无关证据。剩余误差主要来自条款版本与别名映射不全、跨文档引用链缺失等问题;完善版本对齐与引用路径、并对低置信样本设置固定拒答阈值,可进一步提升稳定性与可核验性。

2.2.2 轴承故障知识图谱诊断

诊断流程遵循“信号语义化—向量 RAG—知识

对齐—图谱推理”闭环:首先,通过信号转文本提取谐波、调制、冲击、统计、时频及相位特征;其次,使用向量RAG召回BF-KG中症状—部件—机理三元组并完成实体/别名对齐;最后,通过GAT进行节点级注意力聚合,输出故障类型及证据路径。评价指标包括总体准确率(Acc)、宏平均F1(Macro-F1)、受试者工作特征曲线下面积(area under the receiver operating characteristic curve,简称AUC)及解释命中率。

为保证结论的客观性,选取多种代表性方法作为基线,涵盖支持向量机(support vector machine,简称SVM)(统计与频谱特征)、一维卷积神经网络(1D-CNN)、ResNet-18(一维)以及融合卷积注意力模块的卷积神经网络等,所有方法共享统一的数据清洗、划分与计算口径,10个随机种子重复并报告均值。

H-IDS与各基线的指标对比如图7所示。在统一协议下,H-IDS在总体准确率上略低于最强深度基线(98.4% vs 99%+),但仍保持较高的分类综合性能(Macro-F1为98.2%)与判别能力(AUC为0.996)。依托GAT的路径注意力与机理子图对齐的证据一致度,系统的解释命中率显著提高(0.74),有利于定位关键症状链路 with 减少伪相关。总体而言,该方法在可解释性与工程可审计性方面弥补了传统卷积神经网络仅追求最高准确率的局限,更符合工程应用中对诊断可靠性的需求。

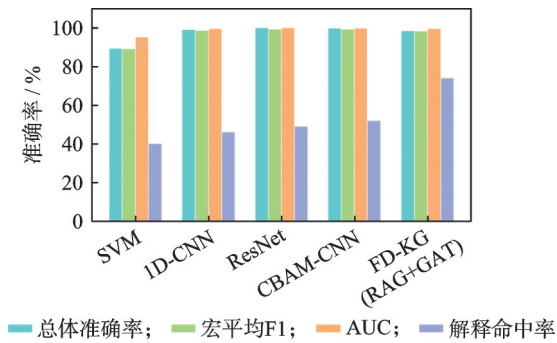


图7 H-IDS与各基线的指标对比

Fig.7 Comparison chart of H-IDS metrics against various baselines

在上述实验基础上,为验证RAG、KG语义约束与GAT注意力聚合的作用,设置3种消融变体并进行10次独立复现实验。图8为消融实验对比图。其中:完整模型表示同时引入RAG召回、KG语义约束与GAT注意力聚合;RAG-GAT模型表示去除KG语义约束;RAG-KG模型表示以均值聚合替代

GAT;KG-GAT模型表示去除RAG、仅采用KG检索。结果表明,完整模型在宏平均F1与解释命中率上表现最优,去除KG语义约束后性能下降最明显,说明KG对实体对齐和机理路径约束具有关键作用。进一步分析可知,RAG负责跨表述召回,KG负责语义约束与路径支撑,GAT负责关键邻域加权。三者协同提升了模型稳定性与可解释性,使完整模型在各项指标上保持整体优势。

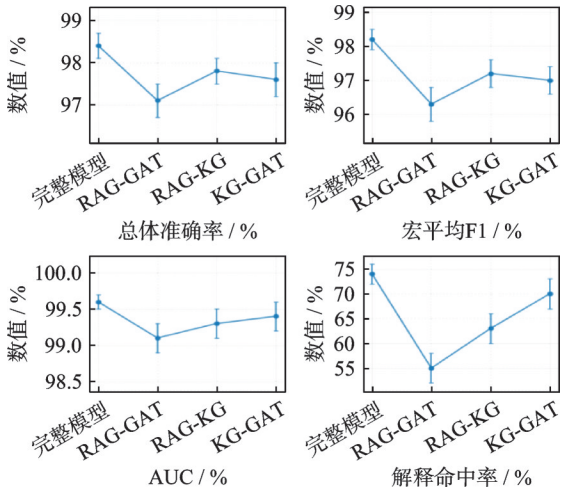


图8 消融实验对比图

Fig.8 Ablation experiment comparison chart

3 结 论

1) 提出了结合检索对齐与图谱推理的轴承诊断与规范问答一体化方案:TS-KG通过R-GCN与GAT相结合,实现多关系聚合与注意力重排,BF-KG则采用RAG与GAT进行症状—部件—机理对齐与证据路径推理,配套信号转文本与增量更新机制,形成可核验、可扩展的闭环框架。

2) 在统一实验协议下,BF-KG达到98.4%的准确率,解释命中率为0.74;TS-KG问答任务中严格匹配率达到0.516、带引用正确率为0.648,较检索基线在端到端可核验性方面取得稳定提升。

3) 提出方法在保持精度的同时,显著增强了诊断可解释性与规范条款的可检索/可用性,具备工程对接与持续演进能力。后续将围绕版本/别名映射完善与低置信样本的人工复核策略,进一步提升稳定性与可审计性。

参 考 文 献

[1] GUARNIERI M. The development of hydroelectricity after 1900 [Historical][J]. IEEE Industrial Electronics Magazine, 2023, 17(4): 66-96.

- [2] ZHANG J, CHENG C, YU S, et al. Preliminary feasibility analysis for remaking the function of cascade hydropower stations to enhance hydropower flexibility: a case study in China[J]. *Energy*, 2022, 260: 125163.
- [3] TEFERA W M, KASIVISWANATHAN K. A global-scale hydropower potential assessment and feasibility evaluations[J]. *Water Resources and Economics*, 2022, 38: 100198.
- [4] 陈飞. 水电机组智能故障诊断及振动趋势预测[D]. 杨凌:西北农林科技大学, 2023.
- [5] 谢荣团, 朱飞. 水电站发电机组定子铁心溢出原因分析及改造[J]. *内蒙古电力技术*, 2019, 37(6): 76-80.
- XIE Rongtuan, ZHU Fei. Analysis and renovation of stator core overflow in hydropower generator units[J]. *Inner Mongolia Electric Power Technology*, 2019, 37(6): 76-80. (in Chinese)
- [6] 王冉旋, 马仲坤, 陈娜, 等. 水电站引水渠水沙智能监测与预警系统应用研究[J]. *人民黄河*, 2025, 47(4): 133-140.
- WANG Ranxuan, MA Zhongkun, CHEN Na, et al. Application research on intelligent monitoring and early warning system for water and sediment in hydropower station diversion channels[J]. *Yellow River*, 2025, 47(4): 133-140. (in Chinese)
- [7] 何清波, 李天奇, 彭志科. 旋转机械故障诊断中的振动信号模型综述[J]. *振动、测试与诊断*, 2024, 44(4): 629-639.
- HE Qingbo, LI Tianqi, PENG Zhike. A review of vibration signal models in rotating machinery fault diagnosis[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2024, 44(4): 629-639. (in Chinese)
- [8] LIU J, LAN R, DU Y, et al. Big data fusion with knowledge graph: a comprehensive overview[J]. *Applied Intelligence*, 2025, 55(7): 672.
- [9] LIN W Q, XU J, TIAN Y, et al. Cognitive intelligence: driven by knowledge graph and big model collaboration[C]//*Proceedings of the 2024 5th International Conference on Computing*. New York, NY, USA: ACM, 2024: 104-209.
- [10] RAJMOHAN R, KUMAR T A, SANDHYA S, et al. R-GCN: a residual-gated recurrent unit convolution network model for anomaly detection in blockchain transactions[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2024, 83(40): 87527-87551.
- [11] ZHAO J, YAN Z, ZHOU Z, et al. A ship trajectory prediction method based on GAT and LSTM[J]. *Ocean Engineering*, 2023, 289: 116159.
- [12] ÖRPEK Z, TURAL B, DESTAN Z. The language model revolution: LLM and SLM analysis[C]//*2024 8th International Artificial Intelligence and Data Processing Symposium (IDAP)*. Malatya, Türkiye: IEEE, 2024: 1-4.
- [13] ARSLAN M, GHANEM H, MUNAWAR S, et al. A survey on RAG with LLMs[J]. *Procedia Computer Science*, 2024, 246: 3781-3790.
- [14] HOSSAIN Z, HOSSAIN I S, KABIR M F, et al. Implementing explainable AI to enhance business decision making & bridging the trust gap[C]//*2025 International Conference on Artificial Intelligence in Information and Communication (ICAIIIC)*. Fukuoka, Japan: IEEE, 2025: 72-77.
- [15] ZHAO M, JIA X D. A novel strategy for signal denoising using reweighted SVD and its applications to weak fault feature enhancement of rotating machinery[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 94: 129-147.



第一作者简介:范闪闪,男,2001年1月生,硕士。主要研究方向为大语言模型、旋转机械设备故障诊断与智能运维等。

E-mail: fanshanshan@nefu.edu.cn

通信作者简介:李学艺,男,1991年2月生,博士、副教授。主要研究方向为机械设备故障诊断与智能运维、大语言模型与深度学习、水电机组故障诊断与智能运维系统开发等。

E-mail: lixueyiphm@163.com