王中伟, 余夏萌, 翁梓睿,等. 基于 CoT 链式思维的工业设备运维知识图谱构建[J]. 智能计算机与应用,2026,16(5):82-87. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.25121002

基于 CoT 链式思维的工业设备运维知识图谱构建

王中伟[1], 余夏萌[1], 翁梓睿[1], 何柏雨[1], 王康子[2], 倪元相[1]
(1 广东理工学院 电气与电子工程学院, 广东 肇庆 526110; 2 广东财经大学 大数据与人工智能学院, 广东 佛山 528100)

摘 要: 针对工业设备运维场景中故障案例稀缺、新设备与新工艺数据不足导致的未见故障关系抽取难题,本文提出一种基于 CoT 链式思维的工业设备运维知识图谱构建少样本故障关系抽取解决方案,其核心是构建包含关系的统计特征与结构特征的关系感知协同知识图谱,实现工业要素关联的深度刻画。通过设计融合反思修正模块与复杂故障分层分解策略的思维链推理增强机制,提升故障溯源推理的准确性与稳定性。该系统基于少样本学习范式,通过工业运维文本构造、提示模板设计与语义对齐微调,仅需少量标注样本即可泛化抽取未见故障关系。实验结果表明,该系统方案有效解决了工业运维场景中数据稀缺、推理误差累积等关键问题,为智能运维提供了可靠的技术支撑。

关键词: 工业设备运维; CoT 链式思维; 知识图谱; 故障溯源
中图分类号: TP391.4 **文献标志码**: A **文章编号**: 2095-2163(2026)05-0082-06

Industrial equipment operations and maintenance knowledge graph based on CoT chain thinking

WANG Zhongwei[1], YU Xiameng[1], WENG Zirui[1], HE Baiyu[1], WANG Kangzi[2], NI Yuanxiang[1]
(1 School of Electrical and Electronic Engineering, Guangdong Technology College, Zhaoqing 526110, Guangdong, China; 2 School of Big Data and Artificial Intelligence, Guangdong University of Finance and Economics, Foshan 528100, Guangdong, China)

Abstract: Aiming at the challenge of unseen fault relation extraction due to scarce fault cases and insufficient new equipment/process data in industrial operation and maintenance scenarios, this paper proposes a solution for industrial operation and maintenance knowledge graph construction and few-shot fault relation extraction based on Chain-of-Thought thinking. The core is constructing a relationship-aware collaborative knowledge graph integrating relational statistical and structural features, enabling in-depth characterization of industrial element associations. Additionally, a CoT reasoning enhancement mechanism fused with a reflection and correction module and a complex fault hierarchical decomposition strategy is designed to improve fault traceability accuracy and stability. Based on the few-shot learning paradigm, the system constructs industrial operation and maintenance texts, designs prompt templates, and conducts semantic alignment fine-tuning, achieving generalized extraction of unseen fault relations with only a small number of labeled samples. Experimental results demonstrate that the proposed system effectively addresses key issues like data scarcity and cumulative reasoning errors in industrial operation and maintenance, providing reliable technical support for intelligent operation and maintenance.

Key words: Industrial equipment operation and maintenance; CoT chain thinking; knowledge graph; fault traceability

0 引 言

工业设备运维是智能制造体系的核心支撑,对现代工业高效可持续运转至关重要。特别对于新设备密集投放、工艺快速迭代的工业场景,故障案例稀缺、新型运维数据不足的问题尤为突出,传统依赖海

基金项目: 2026 年广东省科技创新战略专项资金(大学生科技创新培育)资助立项项目(pdjh2026bk274); 2024 年度广东省本科高校教学质量与教学改革工程建设项目(XQLHSYS202401,2024-64);2021 年度广东省普通高校特色创新类项目(2021WTSCX112);2025 年度广东省本科高校教学质量与教学改革工程建设项目(CYXY202201,2025-353);2025 年国家级大学生创新训练计划(202513720002)。

作者简介: 王中伟(1981—),男,硕士,讲师。主要研究方向:电路系统设计与智能控制;余夏萌(2004—),男,本科生。主要研究方向:计算机视觉与自然语言处理;翁梓睿(2006—),男,本科生。主要研究方向:大数据管理与分析;何柏雨(2004—),男,本科生。主要研究方向:嵌入式系统与智能硬件;王康子(2005—),女,本科生。主要研究方向:大数据管理与分析。
通信作者: 倪元相(1979—),男,硕士,副教授。主要研究方向:机械优化设计与智能控制。Email:251859972@qq.com。

收稿日期: 2025-12-10

量标注数据的关系抽取与知识图谱构建方法难以适用，基于知识驱动的智能运维技术成为解决该问题的核心路径。然而，工业设备运维数据具有异构性强、故障关联复杂、未见故障类型频繁出现等特点，对故障关系的精准抽取、知识图谱的动态构建及推理决策的可靠性提出了严峻挑战[1]。对此，本文聚焦于 CoT 链式思维与少样本学习技术的融合应用，研究并实现了一套包含工业设备运维知识图谱构建、反思修正型思维链推理及少样本故障关系抽取的完整技术方案[2]，旨在提升工业设备运维场景中未知故障的泛化识别能力与智能决策可靠性。

1　工业设备运维知识图谱框架构建

1.1　知识图谱核心要素定义

为应对工业设备运维场景故障案例稀缺、要素关联复杂的核心痛点，知识图谱的构建以结构化整合异构数据、精准支撑故障溯源为核心目标，为智能运维提供可解释、可推理的知识支撑[3]。知识图谱 G 形式化定义如下：

$$G = \{(h,r,t) \mid h,t \in E, r \in R\} \tag{1}$$

其中，E 为工业要素实体集合；R 为工业关系集合；三元组 (h,r,t) 中，h 为头实体，t 为尾实体，r 为实体之间的关联关系。实体集合 E 包含设备实体及属性、零件实体及属性、故障及属性、运维实体及参数信息 4 类核心实体[4]。关系集合 R 聚焦设备、零件、故障核心关联，定义故障根因关系、部件关联关系、故障关联关系、运维关联关系、工序关联关系 5 类关键关系。通过实体与关系的体系，实现对工业设备运维场景核心知识的全面覆盖与结构化表征[5]。

在工业运维场景中，设备运行参数、零件损耗状态、故障发生频次等统计信息直接反映关系的核心属性，基于信息构建的统计特征给定关系戳 τ（对应工业事件时间戳），其关系统计特征定义如下：

$$f_{\text{stat}}(\tau) = Z'_{\text{gap}}(\tau) \parallel Z''_{\text{gap}}(\tau) \tag{2}$$

其中，$z'_{\text{gap}}(\tau)$ 为一阶统计特征，通过聚合关系窗口内的设备运行参数、零件损耗数据、故障发生频次等统计信息获得，直观反映关系的基础属性分布；$z''_{\text{gap}}(\tau)$ 为二阶统计特征，聚焦不同工业要素间的关联强度分布，进一步细化关系的语义差异，二者拼接形成维度完整的关系统计特征向量，全面刻画工业关系的静态属性[6]。

1.2　工业关系特征提取与聚类方法

关系结构特征的引入旨在弥补统计特征对时序关联刻画的局限性，捕捉工业关系的动态变化趋势，提升关系表征的时序适应性。工业设备故障的发生与演化具有明显的时序特征，同一关系在不同时间段的表现形式可能存在差异，结构特征能够有效捕捉这种动态变化[7]。本文定义一阶结构特征 $z'_{\text{gap}}(\tau)$ 与二阶结构特征 $z''_{\text{gap}}(\tau)$，分别表征关系的变化速率与变化加速度，形式化定义如下：

$$z'_{\text{gap}}(\tau) = \frac{\sum_{i=\tau-\text{gap}}^{\tau} z(i) - \sum_{i=\tau-2\text{gap}}^{\tau-\text{gap}} z(i)}{\text{gap}} \tag{3}$$

$$z''_{\text{gap}}(\tau) = \frac{\sum_{i=\tau-\text{gap}}^{\tau} Z'(i) - \sum_{i=\tau-2\text{gap}}^{\tau-\text{gap}} Z'(i)}{\text{gap}} \tag{4}$$

其中，$Z(i)$ 表示关系戳 τ 上的工业要素关联总数，gap 为关系窗口长度（根据工业运维数据采样频率设为 2 h）。若某关系戳 τ 的历史数据不足，采用最近有效关系戳的结构特征进行填充，确保特征序列的完整性[8]。将关系统计特征与结构特征拼接，形成工业关系的融合特征空间 $T = f_{\text{stat}}(\tau) \parallel f_{\text{stru}}(\tau)$ 实现对工业关系静态属性与动态趋势的全面刻画。

1.3　关系感知协同知识图谱生成流程

为实现工业要素实体与聚类后关系的有机融合，生成能够精准支撑故障溯源的知识图谱，生成流程以数据标准化、特征融合、图谱整合、动态更新为核心逻辑，确保知识图谱的完整性、准确性与时效性[9]。

通过文本清洗、实体识别与标准化对齐，处理工业运维原始数据并初步抽取实体关系，提取关系统计与结构特征构建融合特征空间，利用高斯混合模型（Gaussian Mixture Model，GMM）对关系戳集合 T 进行关系序列聚类，以减少关系戳数量并将其离散化为不同类别[10]。设置 K 个高斯混合模型，对任意关系戳 τ 及其对应的关系特征空间，计算属于各聚类类别的概率分布。随后，利用该概率分布定义关系戳 τ 对应的交互关系：

$$r_t \leftarrow \prod_{\max(W_t)} (W_\tau)^{V_u^T} \tag{5}$$

其中，Π 表示指示函数；$W_\tau = [w_\tau^1, \cdots, w_\tau^K]^{\mathrm{T}}$ 表示工业设备之间的关系 u 在 GMM 聚类中的概率分布；$V_u^{\mathrm{T}} = \{V_u^1, V_u^2, \cdots, V_u^K\}$ 为关系感知交互集合，即设备关系交互集合的扩展。聚类数目 K 通过贝叶斯信息准则（Bayesian Information Criterion，BIC）动态确定[11]。经此过程，每条带关系戳的交互记录都会映射至统一的关系特征空间中，并根据 GMM 聚类结果划分为 K 个工业关系簇，进而与基础实体集合

构建工业要素二部图,呈现实体与关系簇的关联逻辑[12]。通过实体属性匹配、关系语义映射机制,形成关系感知协同知识图谱 G_k,其定义如下:

$$G_k = \{(h,r,t) \mid h,t \in E', r \in R_K\} \quad (6)$$

其中,E' 为经过特征对齐的工业要素实体集合,$R_K = R \cup \{V_u^1, V_u^2, \cdots, V_u^K\}$ 为聚类后的工业关系集合。

最后建立动态更新机制,实时补充新实体关系并清理冗余关联,确保图谱适配工业设备运维场景的动态需求与应用准确性[13]。

2 CoT 链式思维推理增强机制

2.1 工业故障溯源思维链提示模型

为解决工业故障溯源中推理逻辑碎片化、少样本场景泛化能力不足的问题,思维链提示模型以精准复现故障演化逻辑、提升推理过程可解释性为核心目标。通过激发工业设备运维知识图谱的推理能力,使模型能够明确地展示故障溯源推理过程,从而引导出更加准确的结果[14]。工业设备运维知识图谱标准提示和思维链推理用符号定义为:问题 Q、提示 T、概率语言模型 P_{LM} 和预测结果 A[15]。在少样本的标准提示场景中,提示 T_s 包括指令 I 和若干问答对组成的少量演示,该模型将问题和提示作为输入,将答案的预测作为输出,如下所示:

$$T_s = \{I,(x_1,y_1),\cdots,(x_n,y_n)\} \quad (7)$$

$$p(A \mid T,Q) = \prod_{i=1}^{|A|} P_{\mathrm{LM}}(a_i \mid T,Q,a_{<i}) \quad (8)$$

在少量提示的场景下设置思维链提示,其中提示 T_{CoT} 包括指令、问题、答案和理由[16]。在思维链推理中,模型在给出最终答案前逐步生成推理轨迹 R,数字表达式如下:

$$\begin{cases} T_{GT} = \{I,(x_1,e_1,y_1),\cdots,(x_n,e_n,y_n)\} \\ p(A,R \mid T,Q) = p(A \mid T,Q,R) \cdot p(R \mid T,Q) \\ p(R \mid T,Q) = \prod_{i=1}^{|E|} P_{\mathrm{LM}}(r_i \mid T,Q,\alpha_i) \\ p(A \mid T,Q,R) = \prod_{j=1}^{|A|} P_{\mathrm{LM}}(\alpha_i \mid T,Q,\alpha_i) \end{cases} \quad (9)$$

其中,Q 为故障溯源查询;R 为故障溯源逻辑链;A 为故障关联三元组;α_i 为第 i 步推理的上下文信息。该模型显著提升了少样本场景下未见故障类型的推理准确性[17]。在少样本的逻辑推理任务背景下,能够有效帮助模型更好地理解和处理复杂的推理问题。

2.2 反思修正模块与置信度反馈机制

为缓解推理过程中的幻觉现象与误差累积问题,反思修正模块以动态评估推理有效性、实时优化推理路径为核心,结合置信度反馈机制构建闭环优化体系[18]。模块通过多维度指标加权计算推理结果的置信度,量化评估推理可靠性,权重分配基于工业运维领域专家经验与数据分布特征确定,其具体流程如图 1 所示。该方法引入批判性反馈机制,对模型在推理过程中生成的答案进行评估,并将反馈结果同步至知识图谱的推理模块,以帮助工业设备运维知识图谱在推理过程中自我评估和调整。由于工业设备运维知识图谱可能会自信地生成错误的参数、冗余的约束或错误的关联结果,因此引入反思性提示来评估每一步推理结果,以判断其准确性并进行必要修改。

基于工业设备运维知识图谱描述与实际工况之间往往需要多次交互才能建立正确的关联模型,本研究在评判模型中设计了一种基于置信度的运维反馈机制,以增强系统的决策能力[19]。该机制通过评估工业设备运维知识图谱生成答案的置信度来判断其合理性:置信度高于阈值时,表明推理过程正确;低于阈值时,表明推理过程错误;若处于阈值范围内,表明系统无法明确判断某些推理步骤的正确性,并请求运维人员提供反馈以辅助决策[20]。推理过程中获取的中间反馈不仅有助于提升整体推理质量,还在优化决策过程中发挥关键作用,从而增强系统的可靠性和适应性。

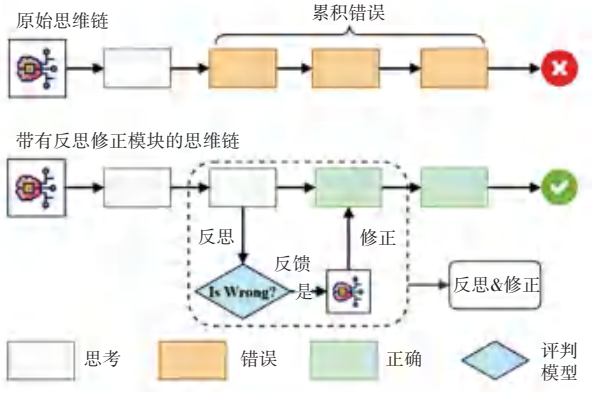


图 1 有无反思修正模块的思维链推理过程对比与流程

Fig. 1 Comparison and flow of thought chain reasoning processes with / without reflection and correction module

2.3 复杂故障问题分层分解策略

针对传统的 CoT 方法缺乏清晰的复杂问题分解策略,本研究采用分层分解策略以降低单步推理复杂度、实现精准误差定位为目标,解决复杂故障溯

源问题推理难度大、误差易累积的痛点，按工业故障的演化规律将复杂问题拆解为一系列独立的简单子问题[21]。分解过程遵循领域适配的结构化规则，首先提取故障场景中的核心实体，明确关键要素，其次基于知识图谱中的关联关系，将复杂问题拆解为逻辑独立的子问题，最后按故障演化的时序顺序与因果逻辑关系排序子问题，形成有序的推理链路。

每个子问题的求解过程均融合反思修正机制，通过逐步验证确保推理准确性[22]。若某一子问题求解出现误差，可精准定位并修正，避免错误在推理链条中累积扩散。在子问题求解完成后，通过领域知识融合规则整合各步骤结果，形成完整的故障溯源结论。复杂故障问题分解的流程对比如图 2 所示，该策略既降低了复杂故障推理的难度，又通过分步验证与纠错提升了推理稳定性，尤其适用于多因素耦合的复杂故障场景。

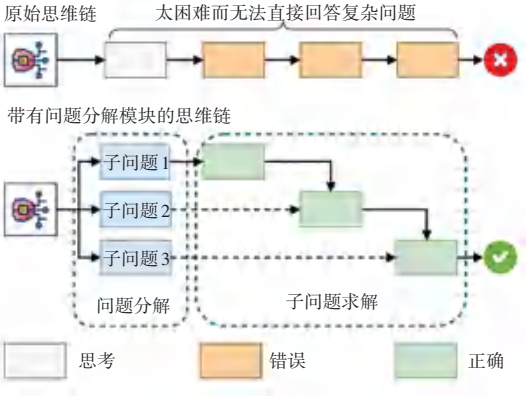


图 2　有无问题分解模块的思维链推理过程对比流程

Fig. 2　Comparison flow of thought chain reasoning processes with / without problem decomposition module

3　工业设备运维少样本故障关系抽取方法

3.1　少样本学习实体关系抽取任务定义

少样本学习借助训练集中有限的数据样本和与任务相关的辅助信息，对模型进行训练[23]。模型将训练过程中积累的知识与测试类别的辅助信息相结合，来泛化在未见过的类别或任务上，该任务的关键在于模型能在样本极少的情况下，迅速适应新类别或任务。针对少样本实体关系抽取（Few-Shot Entity Relation Extraction，FSERE），该任务在仅有少量标注样本的情况下，从工业文本中识别实体及其关系[24]。给定工业运维数据集 $D=\{(x^{(i)},t^{(i)})\}_{i=1}^{N}$，其中 $x^{(i)}$ 表示输入工业文本（含维修日志、传感器日志、故障报告等），$t^{(i)}=(e_{\text{head}}^{(i)},r^{(i)},e_{\text{tail}}^{(i)})$ 表示实体关系三元组。这里，$e_{\text{head}}^{(i)}$ 和 $e_{\text{tail}}^{(i)}$ 分别表示头实体和尾实体（设备、零件、故障等工业要素），$r^{(i)}$ 表示二者间的工业关系（故障根因、部件关联等）。数据集划分为已见关系数据集 D_s 与未见关系数据集 D_u，在少样本设定下，已见关系数据集 D_s 中的每个关系类别 $r\in R_s$ 仅有 k 个标注样本，可表示为：

$$f_{\text{stat}}=z'_{\text{gap}}(\tau)\,\|\,z''_{\text{gap}}(\tau)$$

未见关系数据集 D_u 中的关系类别 $r\in R_u$ 在训练阶段完全不可见，已见关系集 $R_s=\{r_1,r_2,\ldots,r_n\}$ 和未见关系集 $R_u=\{r_1,r_2,\cdots,r_m\}$ 之间没有交集，即 $R_s\cap R_u=\varnothing$。FSERE 利用有限的标注数据 D_s 学习到通用的表示和推理能力，从而泛化到未见关系类别 R_u，从而实现模型在仅见过少量样本的情况下，快速适应新关系类别。

3.2　实体关系抽取与泛化方法

为强化模型对工业要素的表征能力与未见关系的泛化能力，采用实体关系抽取方法通过识别工业文本或数据中的关键实体及其相互关系[25]，将非结构化信息转化为结构化知识，构建一种工业设备运维知识图谱的少样本实体关系抽取方法，流程如图 3 所示。

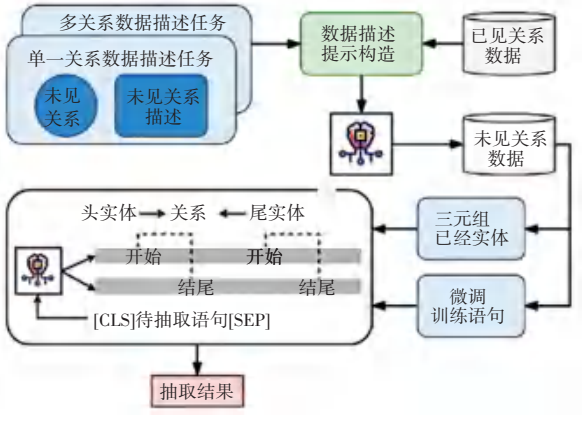


图 3　实体关系抽取模型流程

Fig. 3　Flowchart of entity relation extraction model

实体关系抽取方法由实例生成和实体关系抽取两个核心模块组成[26]。首先基于提示模板引导模型生成大量工业场景实体关系实例，涵盖已见与未见关系类别。采用语义相似度计算方法筛选实例，去除冗余与语义重复样本，扩充训练数据规模，明确实体属性与关系类型[27]。融合语义对齐的模型训练框架，以预训练语言模型为基础引入工业领域语义特征增强模块[28]，提升模型对工业关系的识别精度。模型微调阶段采用小批量梯度下降策略，优化目标为实体识别损失与关系分类损失的加权和。通过逐步调整学习率，控制训练迭代次数，避免模型在

少样本数据上过拟合,同时引入增量学习机制,将新生成的高质量实例持续融入训练过程,动态优化模型参数[29]。该方法通过语义对齐强化要素关联表征,结合实例生成扩充数据规模,有效提升了模型在少样本场景下对未见故障关系的泛化抽取能力[30]。

4 实验结果分析

为验证所提出方法的有效性,对基于 FSERE 的工业设备运维知识图谱模型进行性能评估与分析。知识图谱模型选用 GLM-4,该模型在多项学术基准测试中表现出优于 GPT-4-Turbo 和 Claude3Opus 的性能。在 Natural Code Bench 数据集上的测试结果表明,GLM-4 在代码生成任务上与 Claude3Opus 表现相当,并具备解决实际编程问题的能力。该数据集核心用于评估模型复杂任务分层拆解与步骤化执行的逻辑推理能力,与工业设备故障关系抽取、知识图谱构建中的故障问题拆解、关联特征提取、结构化知识生成等任务的逻辑本质高度契合,因此该数据集的模型性能验证结果可为推理机制的有效性提供支撑。此外,GLM-4 在 Agent Bench 数据集中展现出优于 GPT-4Turbo 和 Claude3Opus 的性能,能够高效执行各类基于工业运维文本的代理操作。动作融合参数取 0.95,其余常见参数配置见表 1。

表 1 GLM-4 常见参数配置

Table 1 Common parameter configuration of GLM-4

参数配置	参数值
最大生成长度 max_token	4 096
随机性参数 temperature	0.7
概率采样阈值 top_p	0.9
采样保留前 k 个标记 top_k	50

为了更好地适配 FSERE 方法在工业设备运维实际应用场景中的需求和运行环境,通过监督学习的方式自动生成相关示例,涵盖设备运行状态描述、故障现象记录、维修流程说明等多类典型文本,并结合人工清洗与标注的手段,剔除语义模糊、逻辑矛盾的无效样本,规范实体命名与关系表述,确保数据的质量与准确性,从而构建出最终的数据集。该数据集分为两部分:一部分是自建数据集,涵盖了单一故障关系及复杂故障关系的工业运维语句及其对应的实体关系三元组,被用作已见关系数据集,主要用于模型训练与验证;另一部分则是从工业设备运维实际场景中采集的数据,涵盖不同工况、不同设备类型的运维记录,由于其多样性和复杂性,被定义为未见关系数据集,用于测试模型在未知故障场景下的泛化能力。消融实验具体的实验结果见表 2,通过对比不同方法的优化指标,训练过程的指标采用训练集最后 50 回合的平均值,而消融实验的指标基于测试集结果,因此其误差在合理范围内。

表 2 消融实验结果

Table 2 Ablation experiment results

实验方法	奖励值	不平衡值
PPO	-37.640 7	0.001 2
LMPPO	-131.239 7	1.565 6
FSERE	-34.871 0	0.000 7
MINLP	-30.473 5	0
RAN	-315.489 6	3.878 9

为直观展示工业设备运维知识图谱的核心结构,表 3 列出部分核心三元组示例,涵盖设备、零件、故障、参数间的关键关联关系。

表 3 工业设备运维知识图谱核心三元组示例表

Table 3 Core triples of industrial equipment operations and maintenance knowledge graph

头实体	关系类型	尾实体	置信度	应用场景
透平机组燃烧室	故障关联	燃油雾化不良	0.97	排气温度异常
喷油嘴	部件关联	燃油滤芯	0.99	燃油供给系统
液压泵	参数影响	系统工作压力	0.95	压力不足故障
数控机床主轴	故障根因	轴承磨损	0.96	主轴振动超标
冷却水箱	故障关联	水位过低	0.98	设备过热故障

测试结果表明,LMPPO 与 MINLP 的奖励差距相比 PPO 缩小了 38.6%。虽然 MINLP 从全局优化的角度来看仍然是最优解,但 FSERE 与 LMPPO、PPO 在奖励和故障关系抽取不平衡方面都表现出色。FSERE 方法性能的提高可归因于借助工业设备运维知识图谱进行辅助决策,从而提高了故障关系抽取的精准度与行动质量。相比之下,在脱离工业设备运维知识图谱的情况下,仅依靠基础模型的方法显示出较低的奖励值和更明显的波动,表明其无法进行有效的工业设备运维知识图谱构建与故障关系抽取,与随机策略相比具有一定优势。

5 结束语

本文成功设计并实现了一套面向工业设备运维场景的知识图谱构建与少样本故障关系抽取系统。该系统以 CoT 链式思维为核心,在保留原有技术框架适配性的基础上,实现了复杂工业环境下故障关联的精准刻画与推理。文中创新性地构建了融合统计特征与结构特征的关系感知协同知识图谱,结合反思修正模块与复杂问题分层分解策略的推理增强

机制，有效解决了工业场景中故障案例稀缺、未见故障泛化难、推理误差累积等关键问题。研究方案为少样本工业运维场景提供了完整的技术路径，充分验证了其在故障溯源、关系抽取等任务中的可靠性与适应性，证明了所提技术方案在工业设备智能运维领域具有重要的工程应用价值与良好的推广前景。

参考文献

[1] 常赛科，孙文磊，刘志远，等. 基于可信标识和数据驱动的工业设备运维系统构建方法研究[J]. 机床与液压，2025，53(5)：166-175.

[2] 王富春，梁云，周士翔. 基于大数据的工业设备智能检测与远程运维系统研究[J]. 模具制造，2024，24(8)：165-167.

[3] 舒忠虎. 基于设备知识图谱的电厂设备智能运维系统设计与实现[J]. 智慧中国，2025，12(5)：50-51.

[4] 张昆，张永伟，吴永城，等. 基于大模型的设备故障知识图谱自动构建方法[J]. 计算机与现代化，2024，34(11)：46-53.

[5] 卞嘉楠. 基于知识图谱的工业设备故障诊断研究[D]. 南京：南京航空航天大学，2023.

[6] 瞿智豪，胡建鹏，黄子麒，等. 工业设备故障处置知识图谱构建与应用研究[J]. 计算机工程与应用，2023，59(24)：309-318.

[7] 台昌杨. 基于关系特征的多变量时间序列分类研究[D]. 合肥：合肥工业大学，2022.

[8] 王敬，张淼，刘杨，等. 面向流程工业控制的双安融合知识图谱研究[J]. 计算机科学，2023，50(9)：68-74.

[9] 崔涌泉. 基于运维数据挖掘的故障溯源系统设计与实现[D]. 成都：电子科技大学，2023.

[10] 何玉林，李旭，贺颖婷，等. 基于最大均值差异的子空间高斯混合模型聚类集成算法[J]. 计算机应用，2025，45(6)：1712-1723.

[11] 柴利达，田行健，赵筑雨，等. 基于贝叶斯网络与高斯混合聚类的配网设备数据分析模型设计[J]. 电子设计工程，2023，31(19)：148-152.

[12] 阮子禅，包宏宇，王文君. 多模态大语言模型应用于工业数据分类分级的初步研究与思考[J]. 工业信息安全，2024，11(6)：43-52.

[13] 王威. 基于知识图谱的推荐方法及应用研究[D]. 武汉：华中师范大学，2024.

[14] 翁少轩，王奋，刘志钢. 地铁运营调度应急处置知识图谱构建[J]. 智能计算机与应用，2025，15(4)：198-203.

[15] 冯淳晨. 基于知识图谱的工业设备故障智能分析技术研究与实现[D]. 北京：北京交通大学，2022.

[16] 廖鸿辉. 基于大语言模型增强的领域情报分析知识图谱构建与信息检索[D]. 广州：广东工业大学，2025.

[17] 左戴悦. 视觉主导的工业多模态语义对齐与视觉推理方法研究[D]. 上海：东华大学，2025.

[18] 邸晓丽，王莉. 大语言模型置信度驱动的交互式知识图谱补全方法[J/OL]. 计算机科学与应用(2025-12-19)[2026-04-01]. https://link.cnki.net/urlid/11.2127.TP.20250620.1435.003.

[19] 郭晓晓. 基于多类型隐式反馈置信度的协同过滤推荐算法研究[D]. 郑州：郑州大学，2019.

[20] 董礼斌. 基于深度学习的设备可预测维护算法的研究和实现[D]. 成都：电子科技大学，2025.

[21] 曹行. 多跳复杂问题的推理方法研究[D]. 北京：北京交通大学，2023.

[22] 吴长泽，刘巍巍，武春佳，等. 应急移动通信车智能运维管理模式探索[J]. 智能计算机与应用，2025，15(10)：131-135.

[23] 邸晓丽，王莉. 大语言模型置信度驱动的交互式知识图谱补全方法[J/OL]. 计算机工程与应用(2025-06-20)[2026-04-01]. https://link.cnki.net/urlid/11.2127.TP.20250620.1435.003.

[24] 吴旭程. 基于小样本学习的信息抽取技术研究[D]. 四川：电子科技大学，2025.

[25] 何晔. 基于少样本学习的实体关系抽取研究[D]. 桂林：桂林电子科技大学，2023.

[26] 李文，李秀霞，尹晓甜. 基于提示工程的大语言模型实体关系抽取效果对比研究[J/OL]. 情报探索(2025-12-19)[2026-04-02]. https://link.cnki.net/urlid/31.1108.G2.20250912.1600.002.

[27] 何祥龙. 少样本实体关系抽取模型的研究[D]. 上海：东华大学，2022.

[28] 李玉芬，刘传银. 基于综合语义相似度的化工信息检索方法[J]. 粘接，2025，52(7)：121-124.

[29] 陈鼎. 多模态知识图谱实体对齐方法研究及应用[D]. 扬州：扬州大学，2025.

[30] 谢麟冰. 少样本条件下实体关系抽取技术[D]. 成都：电子科技大学，2025.