

doi:10.3969/j.issn.1671-5152.2026.08.007

面向智能运维的燃气厂站本体模型构建与应用

袁明远¹, 唐思维², 彭 骥², 罗 天², 尹兴新²

1.重庆燃气集团股份有限公司; 2.重庆燃气设计研究院有限责任公司

摘 要: 本文为解决燃气厂站智能运维中多源数据语义异构、运维知识难以复用的问题, 提出1种面向智能运维的燃气厂站本体模型构建方法。首先, 结合燃气厂站运维业务流程, 梳理设备资产、工艺系统、运维任务、故障诊断等核心知识维度的概念与关联关系; 其次, 采用“需求分析-概念提取-层次构建-规则定义”4阶段建模方法, 基于OWL语言构建燃气厂站智能运维本体模型, 并通过Protégé工具实现模型的形式化表达与一致性校验; 最后, 将该本体接入智能运维原型系统, 选取典型厂站的调压设备故障诊断场景进行应用验证。结果表明, 该本体模型可实现多源运维数据的语义融合, 故障诊断准确率较传统经验法提升34%以上, 能为燃气厂站智能运维提供有效的知识支撑与决策辅助。

关键词: 燃气厂站; 智能运维; 本体建模; 故障诊断; 语义异构; 知识结构化

Construction and Application of Gas Station Ontology Model for Intelligent Operation and Maintenance

YUAN Mingyuan¹, TANG Siwei², PENG Ji², LUO Tian², YIN Xingxin²

1. Chongqing Gas Group Corporation Ltd.; 2. Chongqing Gas Design Institute Co., Ltd.

Abstract: To address the problems of semantic heterogeneity of multi-source data and difficulty in reusing operation and maintenance knowledge in the intelligent operation and maintenance of gas stations, this paper proposed a construction method of gas station ontology model for intelligent operation and maintenance. First, according to the operation and maintenance business process of gas stations, this paper sorted out the concepts and correlation relations of core knowledge dimensions such as equipment asset, process system, operation and maintenance task, and fault diagnosis. Second, this paper adopted a 4-stage modeling method of “requirement analysis-concept extraction-hierarchy construction-rule definition”, constructed the intelligent operation and maintenance ontology model of gas stations based on OWL language, and realized the formalized expression and consistency verification of the model through Protégé tool. Finally, this paper connected the ontology to the intelligent operation and maintenance prototype system, and selected the fault diagnosis scenario of pressure regulation equipment in typical stations for application verification. The results indicate that the ontology model can realize the semantic fusion of multi-source operation and maintenance data, and the accuracy of fault diagnosis improves by over 34% compared with the traditional empirical method, which can provide effective knowledge support and decision-making assistance for the intelligent operation and maintenance of gas stations.

Keywords: gas station; intelligent operation and maintenance; ontology modeling; fault diagnosis; semantic heterogeneity; knowledge structuring

基金项目: 重庆燃气集团股份有限公司课题“基于数字孪生与 AI 技术在燃气场站建设中的应用研究”(编号: CRKJCXXMLX (2024) 00003)

[第一作者简介] 袁明远, 副总经理, 高级工程师, 主要从事燃气工程运营管理、工程管理工作。

1 引言

1.1 研究背景

我国已将燃气厂站纳入城市生命线安全工程范畴,明确提出至2025年底建成全域安全监测预警网络、构建统一监管平台的目标。在此背景下,燃气行业正加速向“主动防控”模式转型,通过集成物联网、数字孪生与人工智能技术,实现设备状态实时感知与故障的智能诊断。同时,依托多源数据深度融合,推动人机协同的智慧运维体系建设。

1.2 行业现存问题与挑战

燃气厂站运维数据源自物联网监测系统、BIM模型、运维记录表、工艺手册等多种载体,但各载体的数据规范与语义规则不统一。例如物联网系统记录“调压阀压力10MPa”,运维人员手写记录“调压阀压力超标”,工艺手册标注“调压阀额定压力8MPa”。此类差异导致数据在集成过程中存在命名不一致、格式差异化以及判断依据隐含等问题,造成严重的语义异构问题,制约了跨系统的协同分析与知识共享^[1]。

燃气运维的核心知识可分为两类,均面临复用困难。第一类是隐性知识,深植于资深运维人员的经验认知之中,例如基于“异响频率”与“振动手感”综合判断“阀芯卡涩”的诊断逻辑,尚未被系统化、形式化地编码为可执行规定,其传承依赖个体间的经验传递,导致知识扩散效率低下。第二类是显性知识,虽以文本、表格等形式存在于纸质巡检记录、电子台账及PDF版工艺手册中,但多与特定应用场景紧密绑定,缺乏对“储罐类型—介质特性—运行环境”等关键因素耦合关系的抽象建模,难以形成具有通用性和迁移能力的知识模式。综上,当前运维知识体系^[2-4]普遍存在复用性低、共享困难等问题。

1.3 解决方案

要破解上述多源数据语义异构与运维知识复用障碍,核心在于构建一套能够同步实现“语义统一”^[5]与“知识结构化”^[6]的领域通用框架。本体^[7]作为1种聚焦特定领域、实现知识形式化与规范化表达的核心技术,恰好具备直击两大问题根源的关键作用。

从解决多源数据语义异构难题的路径来看,物联网监测数据中“调压阀压力10MPa”、运维记录中“压力超标”、设备手册中标注“额定压力8MPa”的表述,看似相互独立、语义脱节,但缺乏统一的领域语义描述规范。本体技术可类比为1套“全厂站数据语义转换规范”,通过3层语义规整实现多源数据互通:一是明确定义“调压阀”“压力”等核心领域术语的统一语义内涵,消除术语歧义;二是规范“实时压力”“额定压力”等关键参数的表述标准,明确其需以“数字+MPa”为统一格式;三是界定“压力超标”的语义判定规则,即“实时压力>额定压力”。基于该规范,物联网监测的“10MPa”可精准映射为“实时压力”参数,设备手册标注的“8MPa”对应“额定压力”标准,运维记录的“压力超标”可自动匹配“10MPa>8MPa”的语义逻辑,实现多源数据的语义对齐与协同解读,清晰判定调压阀压力超标状态。

从运维知识复用障碍的破解来看,经验丰富的运维人员凭借“异响+手感”判断“阀芯卡涩”的隐性实操经验,难以实现标准化传承与机器可解读,而本体技术可将此类隐性知识转化为标准化、可复用的显性判断规则。例如,针对调压阀阀芯卡涩故障,可通过本体明确“当调压阀出现特定频率异响、振动值超出设定阈值时,判定为阀芯卡涩”的标准化逻辑,既便于新员工快速掌握实操要点,又可支撑智能系统实现自动化故障判断,破解传统“师徒带教”模式下知识传承低效的困境。

针对散落在巡检记录、Excel表格、PDF手册中的故障处理方案、工艺参数等碎片化知识,本体技术可发挥知识结构化整合的核心作用,按照“设备类型—故障类型—处置流程—预防措施”的逻辑框架,将碎片化知识整合为标准化、可跨厂站复用的领域知识体系。以调压器阀芯维护知识整合为例,本体技术不再沿用“固定周期更换”的粗放式维护规则,而是融合行业规范与现场实操经验,明确精准判定逻辑:无论储配站还是调压站的调压器,若出现“实时出口压力波动幅度超5%额定值、阀体振动值>5mm/s、运行异响频率>50Hz”3项指标中的任意两项,且持续时长超过10min,即需对阀芯进行拆解检修。该判定逻辑既有效规避了“未损

即换”造成的耗材浪费,又构建了可跨场站复用、可动态更新的标准化维护准则,为智能运维提供坚实的知识支撑。

2 燃气厂站智能运维本体模型详细设计

为破解燃气厂站运维中多源数据语义异构、知识碎片化及复用性低的关键问题,本文聚焦“业务适配+知识结构化”核心目标,从“知识梳理”与“建模应用”两大关键环节,开展燃气厂站智能运维本体模型^[8]详细设计,为智能诊断、预测性维护等场景提供底层知识支撑。

核心知识梳理环节深度贴合“巡检-故障处理-维护-工艺监控”全业务流程,聚焦4大维度构建知识体系:设备资产维度明确调压器、管道等核心设备的关键属性及“设备-厂站-工艺系统”层级关联;工艺系统维度厘清“进气-调压-输气”流程的节点衔接、参数要求及设备协同规则;运维任务维度定义“工单-设备-故障”任务链路及维护规范;故障诊断维度梳理典型故障与监测指标、维护策略的因果关系,确保知识与实际操作保持一致。

标准化建模应用采用“需求分析-概念提取-层

次构建-规则定义”4阶段流程:先明确“语义统一、知识复用”核心需求,再提取核心概念及属性形成术语词典,以“实体类、运维类等”为顶层类构建清晰层级,将运维经验转化为SWRL推理规则。全程基于OWL 2 DL语言实现形式化表达,通过Protégé工具可视化编辑,调用HermiT引擎校验修正逻辑矛盾,保障模型语义自治。

2.1 本体模型整体架构

燃气厂站智能运维本体模型(GS-IOM-Onto, Gas Station Intelligent Operation and Maintenance Ontology)构建了以实体类、运维类、规则类、场景类、数据类为5大顶层类的递进式3层架构,并依托对象属性与数据属性建立起纵横向强关联网络,实现层级间的衔接与知识流转。架构以“应对3大关键问题”为核心导向:以“实体类+数据类”解决多源数据语义异构问题;以“运维类+规则类”解决知识复用难题;以“场景类”应对诊断智能化不足问题。同时遵循“顶层抽象-中层关联-底层实施”的设计思路,确保架构兼具通用性与场景适配性。

3层架构各有明确定位,如图1所示。实体类作为物理基础载体,涵盖设备、工艺等具象与抽象

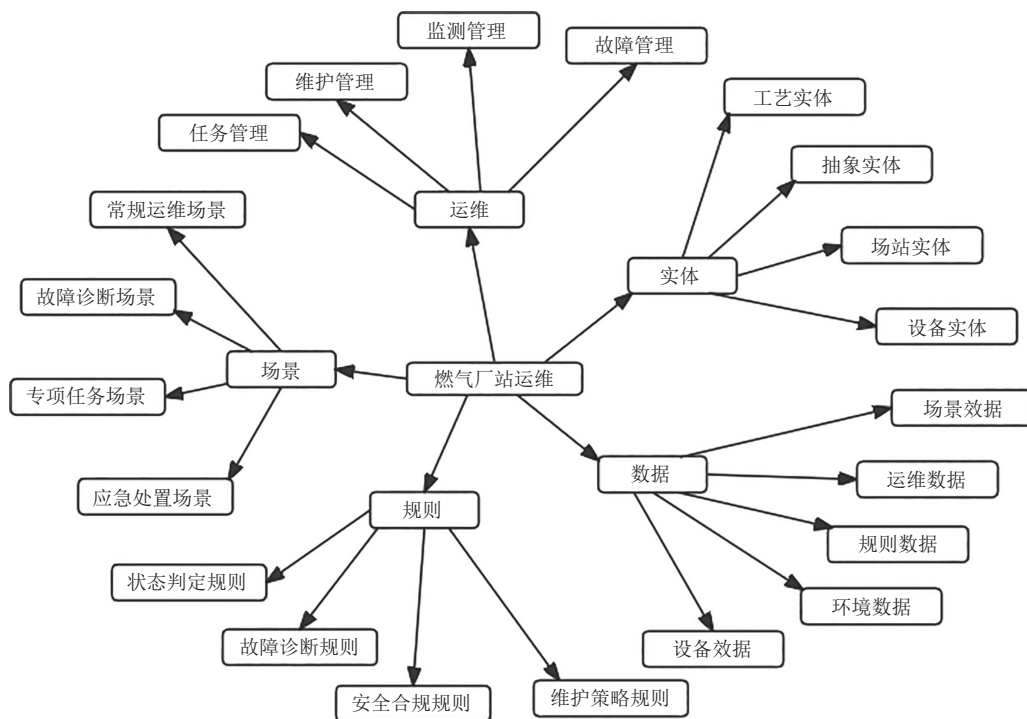


图1 递进式3层架构

实体，为运维活动提供对象载体；运维类作为业务核心枢纽，按“监测-故障-维护-任务”划分子类，串联实体类与规则类，将物理属性转化为业务信息；规则类作为推理逻辑核心组件，以SWRL语言定义状态判定、故障诊断等规则，是智能化核心；场景类作为实际应用载体，整合“实体+流程+规则”形成场景化知识包，确保知识适用于实际场景；数据类作为多源数据适配器，承接多源数据并通过语义映射关联上层类，破解语义异构。

3层架构通过“对象属性+数据属性”实现纵横向强关联，形成“数据输入→知识处理→决策输出”闭环——纵向关联遵循“数据类→实体类→运维类→规则类→场景类”流转，例如数据类接入实时压力数据后，关联实体类设备额定参数，触发运维类异常状态，调用规则类推理，最终通过场景类输出诊断结果；横向关联实现同层级类间互补，如实体类中“调压器”与“厂站”通过“归属”属性关联，运维类中“故障”与“维护”通过“对应”属性关联，确保知识关联完整。

2.2 核心类与层次结构定义

本体的类层级是实现运维知识结构化组织的核心,本研究基于燃气厂站运维业务逻辑与实体特征,

构建实体类、运维类、规则类与场景类3级核心类体系,形成“物理载体-业务流程-智能决策”的层级映射,为本体的知识关联与推理提供底层架构。

2.2.1 实体类：本体的基础支撑类

实体类聚焦燃气厂站智能运维的“物理实体”与“抽象关联实体”，以“核心功能+行业规范”为划分准则构建子类与细分类体系，实现运维全场景实体对象的全覆盖，为后续知识关联提供基础载体，见图2。

(1) 设备类

设备类以“设备功能属性”为核心依据,划分为6大子类、28个细分类,可覆盖场站95%以上核心设备;其类层级遵循“设备类→功能子类→型号细分类”的继承逻辑,子类可自动继承父类核心属性,保障属性复用性与数据一致性。其中,输气设备类包含无缝钢管、球阀等细分类,关联管径、公称压力、安装年份等核心属性;调压设备类涵盖调压器、安全阀等,突出调压精度、额定压力、响应时间等运维关键参数;计量设备类则以超声波流量计、压力表为核心,明确量程、精度等级、校准周期等计量专属性;辅助设备类则简化层级,仅保留大类及核心属性,实现粒度与存储效率的平衡。

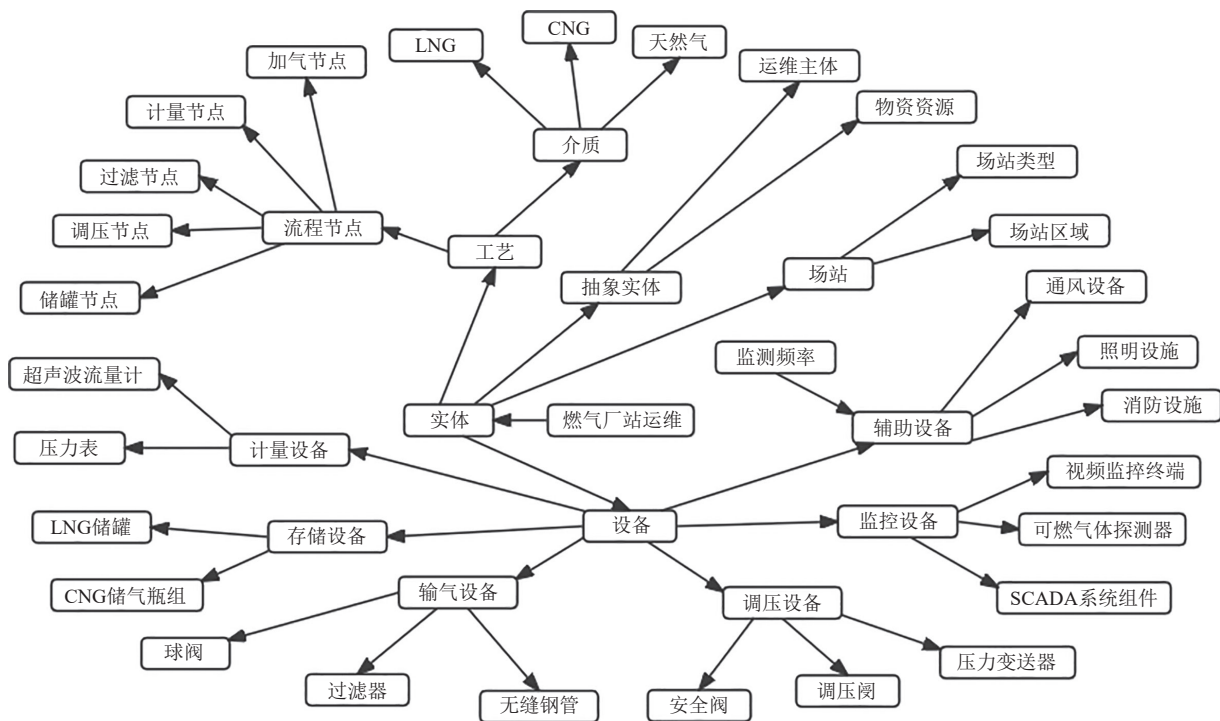


图2 实体类及其层级

(2) 工艺类

工艺类以“天然气输配流程”为逻辑主线,分为2大子类、15个细分类,支撑工艺全流程知识的结构化组织。流程节点类按“进气-处理-输气-储气”全流程细分为过滤、调压、计量、储罐等节点,关联节点编号、上下游关联设备、工艺参数阈值等属性;介质类则涵盖天然气、LNG、CNG等类型,通过甲烷含量、密度、爆炸极限等属性,为介质组分异常类故障诊断提供数据支撑。

2.2.2 运维类:本体的业务核心枢纽类

运维类的层级设计适配燃气厂站智能运维全流程,以“流程节点+业务目标”为划分维度,实现知识与运维实际操作强关联,是连接实体类与决策类的核心连接,如图3所示。

(1) 监测类

监测类以“数据采集与状态感知”为核心,划分为3大子类,保障监测数据的规范化与实用性。监测指标子类按“设备类型+物理量”细分,如调压器监测指标包含出口压力、振动值、温度,管道监测指标涵盖壁厚、防腐层完整性,同时关联指标编码、阈值范围、单位等属性;监测频率子类依据

“设备重要度”差异化设置,核心设备采集频率为1min/次,辅助设备为1h/次,明确频率等级与执行时段;采集方式子类则区分物联网传感器、人工巡检、系统自动采集3类,关联采集设备编号与数据传输协议。

(2) 故障类

故障类采用“设备类型+故障等级+故障特征”三维划分标准,构建3级层级体系,实现故障知识的精细化管理。一级子类按设备类型划分,二级子类按故障严重程度分为停机故障、性能下降故障、预警故障,三级细分类为具体故障类型,并关联故障编码、特征描述、影响范围、处理优先级等属性。

(3) 维护类

维护类与故障类形成一一对应关系,按“维护动作+目标”划分子类,实现维护知识的标准化与针对性。维护策略子类包含故障修复、预防性维护、应急维护,明确策略编码、适用故障类型、操作步骤;维护资源子类则覆盖工具、物料、人员3类,关联资源编号、规格、库存数量等管理属性。

(4) 任务类

任务类以“工单流转”为核心逻辑,分为工单

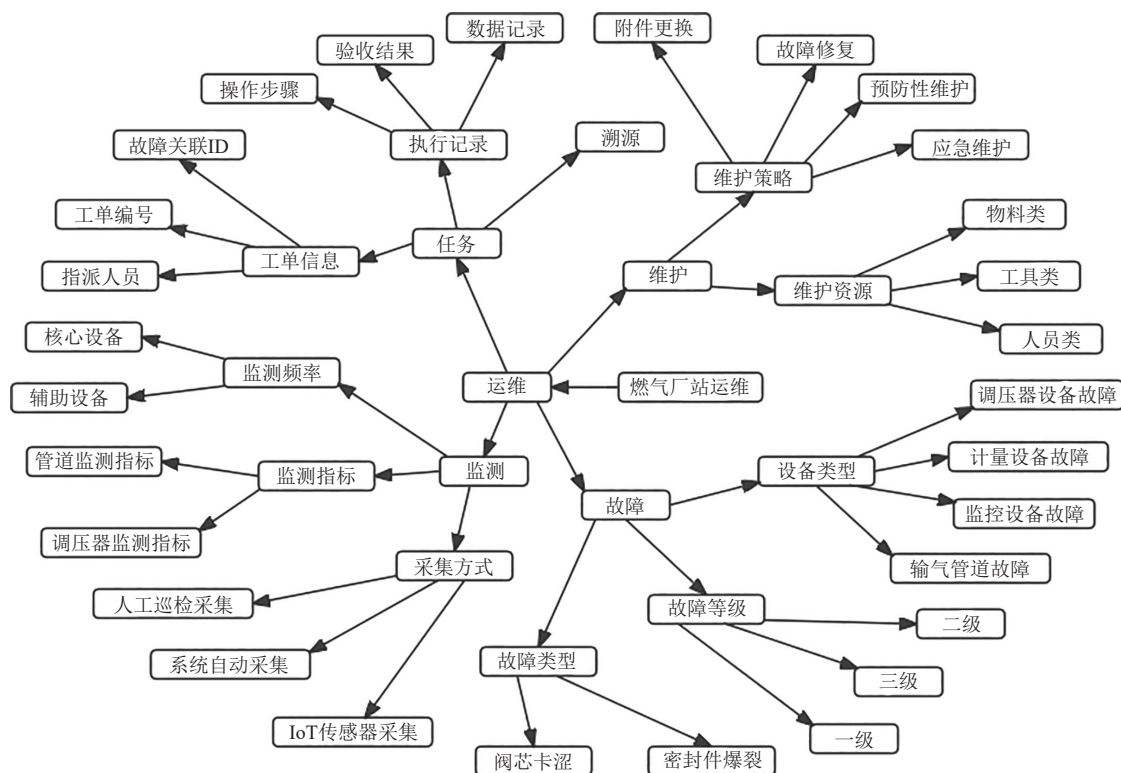


图3 运维类及其层级

信息、执行记录、溯源3大子类,实现运维任务的全流程规范化管理。工单信息子类包含工单编号、故障关联ID、指派人员、执行状态等,关联创建时间与截止时间;执行记录子类记录操作步骤、数据结果、验收结论,关联执行时长与签字确认信息;溯源子类则构建“故障记录-维护记录-设备档案”链路,通过溯源链路ID与历史版本号实现运维全流程可追溯。

2.2.3 规则类与场景类:本体的决策核心类

规则类与场景类聚焦“推理逻辑复用”与“场景适配性”(图4),两者相互协同,是本体实现“从知识到决策”的关键,规则类提供核心推理逻辑,场景类实现逻辑实际应用,共同支撑运维知识的智能化调用与场景化适配,形成“逻辑-应用”的完整闭环。

(1) 规则类

规则类以“推理目标”为核心划分子类,且与运维类形成强关联,实现推理逻辑的标准化与复用性。故障诊断规则子类按设备类型细分,内嵌具体推理逻辑,并关联规则编码、SWRL语句、置信度;状态判定规则子类可实现设备状态与工艺状态的智能判定,明确阈值参数与判定逻辑;维护策略规则子类按维护类型划分,定义决策触发条件与优先级。

(2) 场景类

场景类以“高频运维场景”为导向,通过关联“实体类+运维类+规则类”形成场景化知识包,共设5大核心子类,支撑智能化运维决策的实际应

用。故障智能诊断场景子类涵盖调压器故障、管道泄漏、计量异常等场景,明确关联设备类、调用规则集、诊断流程;预测性维护场景子类针对密封件、滤芯、阀门等易损耗设备,关联维护类数据并设定预测周期与触发阈值;运维任务管理场景子类覆盖工单派发、执行跟踪、验收归档全流程,关联任务类数据与流转规则;跨场景协同子类则实现“故障诊断-维护派单-验收溯源”全流程联动,定义场景关联顺序与数据交互接口,为复杂运维场景的智能化处置提供完整知识支撑;应急处置子类聚焦燃气厂站突发安全事件,通过关联“实体类+运维类+规则类”形成标准化应急知识包,支撑突发情况的快速、规范处置。

2.2.4 数据类:多源数据适配类

数据类承担多源数据适配器的核心职能,用于解决多源数据语义异构这一关键问题,承接物联网监测、设备手册、运维记录等多源数据,并通过语义映射关联上层各类,实现数据的规范化整合与高效流转。

数据类以“多源兼容、语义统一、层级适配”为设计原则,按数据来源与用途划分为3大子类,确保数据与各核心类精准对接:一是物联网监测数据子类,承接调压阀压力、振动值等实时监测数据,明确数据格式、单位、采集频率等核心属性,直接关联实体类对应设备,实现物理参数的数据化映射;二是文档数据子类,整合设备手册、行业规范、巡检记录等文本/表格数据,提取额定参数、故障描述、维护流程等关键信息,关联实体类、运维类,实现文档知识的数据化转化;三是业务数据子类,对接运维工单、人员管理、物料库存等业务数据,关联运维类、任务类,为业务流程流转与智能决策提供数据支撑。

提取额定参数、故障描述、维护流程等关键信息,关联实体类、运维类,实现文档知识的数据化转化;三是业务数据子类,对接运维工单、人员管理、物料库存等业务数据,关联运维类、任务类,为业务流程流转与智能决策提供数据支撑。

2.3 属性与关系详细设计

属性体系与关系约束是本体实现“语义关联、数据规范、逻辑自洽”的核心支

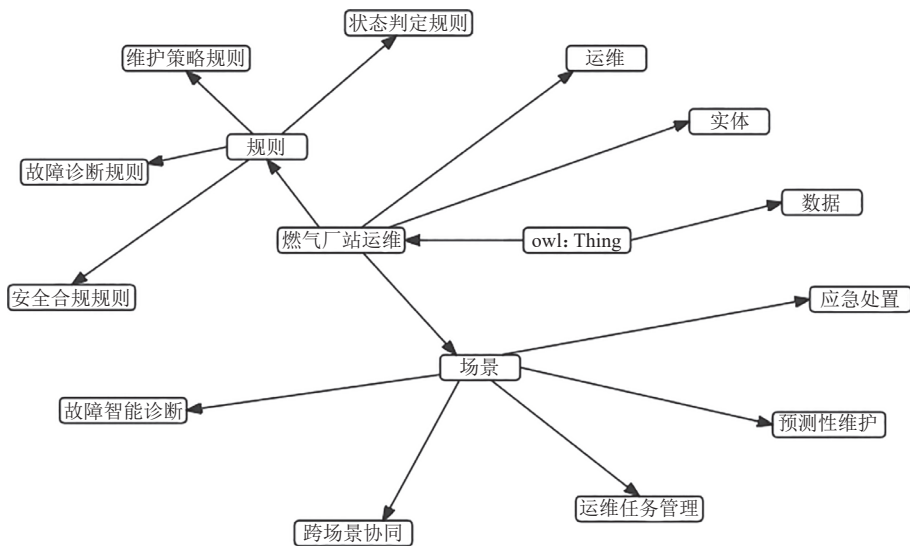


图4 规则类与场景类及其层级

撑,直接决定知识复用与智能推理的有效性。本研究针对燃气厂站运维知识“散落无序、数据异构、逻辑易冲突”的关键问题,构建对象属性、数据属性双层属性体系,并配套三重关系约束,形成“关联逻辑-特征描述-合理性管控”的完整架构,为本体的实际应用筑牢底层基础。

2.3.1 对象属性:定义类间语义关联

对象属性的核心价值是定义类间语义关联关系,其设计严格遵循“场景驱动、双向关联、语义唯一”原则,适配燃气厂站“实体-运维-决策”的业务流转逻辑,构建3类覆盖全运维流程的核心关联关系,实现分散知识的系统化串联。

(1) 实体类内部及跨实体关联属性

实体类内部及跨实体关联属性作为模型基础关联层,聚焦物理实体间的归属、组成、衔接等逻辑,通过双向逆属性保障关联闭环,例如“设备-归属-厂站”的逆属性为“厂站-包含-设备”,既明确RTZ-31型调压器归属XX市东调压站的管理关系,又避免单向关联导致的知识断裂;同时通过“部分-整体”层级定义“设备-组成-系统”关系,如过滤器作为输气工艺系统的核心部件,形成清晰的实体层级关联,此外还构建“工艺节点-衔接-工艺节点”“介质-流经-管道”等关联,实现实体类知识的全域贯通。

(2) 运维类与实体类的跨层关联属性

运维类与实体类的跨层关联属性作为业务逻辑核心关联层,是智能推理的关键链路,通过明确“一对多/多对一”的关系基数实现业务逻辑映射,如“故障-关联-设备”为多对一关系,即1台设备可触发多个故障,“维护策略-针对-故障”为一对多关系,即1个策略可适配多个同类故障;同时结合运维场景进行关联范围限定,如“泄漏监测指标”仅关联管道、储罐等密封类设备,杜绝无效关联,典型关联包括“监测指标-监测-设备”“维护策略-针对-故障”等,实现物理实体与运维活动的深度关联。

(3) 决策类的适配关联属性

决策类的适配关联属性作为智能化实际应用关联层,通过“适配优先级”区分规则权重,确保推理逻辑与应用场景精准匹配,如“阀芯卡涩诊断

规则”仅适配调压器故障诊断场景,且“压力+振动联合诊断规则”优先级高于单一压力诊断规则,核心关联涵盖“规则-适配-场景”“场景-调用-规则”等,实现推理逻辑的场景化复用。

2.3.2 数据属性:量化描述类固有特征

数据属性承担着量化与描述类固有特征的职能,其设计以“行业标准对齐、运维需求聚焦、数据类型统一”为原则,针对多源运维数据“格式不一、术语混乱”的问题,按核心类分类构建标准化数据属性体系,实现异构数据的语义统一。

(1) 实体类数据属性

实体类数据属性聚焦“物理特征+管理属性”,直接对接BIM模型、设备手册、物联网监测等多源数据,其中设备类明确型号、额定压力、安装日期等属性,且统一压力数据单位为MPa,实现BIM设备参数与运维档案的数据一致性;工艺类则为流程节点配置节点编号、上下游设备ID、工艺要求等属性,为介质类定义甲烷含量、爆炸极限等特征,实现工艺手册与介质检测数据的标准化映射。

(2) 运维类数据属性

运维类数据属性聚焦“业务过程特征+结果指标”,映射运维记录与监测数据,故障类设置故障编号、发生时间、故障等级等属性,关联故障工单与巡检记录;维护类明确维护策略编号、操作步骤、维护周期等属性,对接维护手册与工单执行数据;监测类则统一指标编码、阈值范围、采集频率等属性,适配物联网监测系统的指标配置规范,实现运维业务数据的全域贯通。

(3) 决策类数据属性

决策类数据属性聚焦“推理逻辑参数+场景适配特征”,为本体的智能化推理与场景化实际应用提供精准参数支撑。为规则类配置SWRL语句、置信度、生效状态等属性,为场景类定义适用场站类型、响应优先级、关联数据来源等特征,确保规则调用与场景适配的精准性。

2.3.3 关系约束:保障逻辑自治性

关系约束是保障属性与类间关联“无越界冲突、无逻辑矛盾”的关键,本研究通过基数约束、域/范围约束、取值范围约束三重约束,构建逻辑自治的关联规则体系,确保模型充分适配燃气厂站

运维的实际业务规范。

(1) 基数约束

基数约束通过定义类实例的关联数量范围,避免“一对多/多对一”关系混乱,例如“设备-归属-厂站”约束为1个设备仅归属1个厂站、1个厂站可包含多个设备,匹配设备专属厂站的管理规则;“故障-关联-维护策略”则约束为1个故障可匹配多个备选策略、1个策略可适配多个同类故障,适配运维方案的灵活配置需求。

(2) 域/范围约束

域和范围约束通过限定属性的发起类与目标类,杜绝跨类错误关联。例如“故障-关联-设备”的域为故障类、范围为设备类,确保仅故障实例可关联设备实例,避免“故障关联场景”等逻辑矛盾,保障类间关联的合理性与规范性。

(3) 取值范围约束

取值范围约束从类型、数值、枚举值三方面规范数据属性,实现数据语义统一。例如:类型上要求额定压力为浮点型、安装日期为日期型,解决物联网数值型数据与运维文本型数据的格式冲突;数值上限定调压器额定压力为0.1MPa~10MPa、故障处理时长为1min~1 440min,避免不合理数据;枚举值上则限定故障等级仅允许取值为“一级、二级、三级”,确保术语规范统一。

3 基于GS-IOM-Onto的智能运维应用验证

3.1 智能运维系统构建

为实现本体模型对“设备故障智能预测”功能的支撑,需聚焦一个最小化验证闭环数据可流通、规则可触发、结果可呈现、效果可验证。为此,需完成以下工作。

第一,接入并统一数据。首先在测试厂站中选定1类~2类核心设备,通过现有系统API或加装少量关键传感器,采集压力、振动、温度等实时数据。随后进行初步数据清洗:剔除重复记录,以前后几次的平均值替代明显异常数值。接着对照本体中的统一术语字典,将传感器上报的“压力值”准确映射到本体中对应“调压器实例”的“实时压力”属性上,确保数据能够被本体正确理解。

第二,对接推理引擎与本体模型。搭建HermiT推理引擎并与已构建的本体模型连接,将本体中定义的预测规则转化为引擎可执行的逻辑。例如,规则“调压器压力超过额定值110%,同时振动超过4mm/s持续5min,判定为阀芯卡涩”,需配置为系统每5min读取一次实时数据,与本体中该设备的额定参数比对分析,当条件满足时自动触发预测告警。

第三,开发最小化可用原型界面。基于初步设计,快速开发一个网页或小程序界面,供运维人员直观查看设备状态和预测结果,用于验证核心功能的可用性及其与实际操作习惯的契合度。

第四,开展小规模测试并快速迭代。选取厂站近一年内40条~100条真实故障记录,逐条输入系统回溯验证。例如历史上某台调压器曾因“压力9MPa+振动5mm/s”发生故障,若系统未预警,则返回调整本体中的判断规则。再邀请2名~3名一线运维人员试用两周,收集使用反馈。发现漏判则补充监测维度,出现误判则细化触发条件,通过若干轮快速调优,逐步提升预测的准确率和实用性。

3.2 核心应用场景验证——设备故障智能诊断

为量化GS-IOM-Onto模型在实际运维场景中的业务价值,本研究以某城市燃气储配站RTZ-31型调压阀为核心验证对象,通过与传统人工诊断模式的对比,实现模型技术性能与业务价值的双重验证。

(1) 核心指标对比分析(见表1)

基于45组测试集数据的对比验证显示,GS-IOM-Onto模型驱动的智能诊断在各项指标上均显著优于传统人工诊断:其诊断准确率达93.3%(42/45),较传统人工的58.9%提升34.4个百分点;响应时间仅300ms,将响应时间从小时级缩短至秒级,较传统模式缩短99.9%;漏判率低至2.2%(1/45),较人工诊断的17.8%降低15.6个百分点;误判率为4.4%(2/45),较人工诊断的误判率23.3%降低18.9个百分点,全面达成预设的技术与业务目标。

表1 核心指标对比

评价指标	GS-IOM-Onto 智能诊断	传统人工诊断	提升效果
诊断准确率	93.30%	58.90%	提升34.4%
响应时间	300ms(秒级)	120min(小时级)	缩短99.9%
漏判率	2.20%	17.80%	降低15.6%
误判率	4.40%	23.30%	降低18.9%

(2) 典型案例验证细节

典型故障案例进一步佐证了模型的优势：在阀芯卡涩故障案例中，智能诊断通过“压力9.1MPa+振动6.2mm/s”的多特征组合规则，300ms内输出置信度0.95的诊断结果，而传统人工诊断需2h现场检测，且初始环节误判为滤网堵塞；在滤网堵塞故障案例中，智能诊断结合“压力9.1MPa+振动6.2mm/s”的复合特征实现精准诊断，传统人工因未关联流量数据，误判率显著偏高。

4 结论

本研究在理论上完善了燃气厂站智能运维的知识建模方法，提出一种融合流程分层与多维关联的本体构建范式，弥补了现有领域本体多聚焦于安全设计、缺乏对运维全周期支撑的不足。在实践层面，有效实现了多源异构数据的语义融合，减少了对人工经验的依赖，为提升厂站运维效率与可靠性提供了可行的技术路径。

本研究在极端故障场景的覆盖范围以及复杂耦合故障的推理精度方面仍存在一定局限。后续研究拟融合机器学习方法，构建知识与数据双驱动的

预测模型，进一步拓展至多场站协同运维与设备全生命周期管理场景，并结合数字孪生与大语言模型技术，推动研究成果向工程化和规模化应用转化。

参考文献

- [1] 卫昆, 郭红艳. 多源数据融合与机器学习的舰船设备故障预警[J]. 舰船科学技术, 2025, 47(22): 180-184.
- [2] 纪天浩, 彭传波, 裴爱霞, 等. 基于规则的天然气净化典型设备知识抽取方法[J]. 石油与天然气化工, 2025, 54(03): 146-152.
- [3] 谢津平, 李喆, 钟千有, 等. 面向智能运维的梯级泵站群知识图谱构建[J]. 人民黄河, 2025, 47(11): 133-138.
- [4] 冯银辉, 王咏涛, 王博超, 等. 基于大模型的综采运维知识图谱云平台建设研究[J]. 煤炭工程, 2025, 57(10): 172-178.
- [5] 何撼东, 胡迪, 闫国年, 等. 几何与语义统一的区域地质构造GIS数据模型[J]. 测绘学报, 2017, 46(08): 1058-1068.
- [6] 孙扬, 余胜泉. 面向知识结构化的最近发展区建模[J]. 武汉大学学报(理学版), 2025, 71(05): 721-734.
- [7] 周冬艳, 高鲁放, 吴艳芳, 等. 基于本体的青瓷知识图谱构建方法研究[J]. 图书馆杂志, 2024, 43(03): 91-100.
- [8] 张陶然. 建筑起重机械安全检查领域本体模型构建方法研究[J]. 建设机械技术与管理, 2025, 38(05): 47-49.

其它消息

国家能源局报告： 预计2026年全国天然气消费量达4 350亿m³

据国家能源局2026年7月24日发布的《中国天然气发展报告（2026）》，2026年全国天然气消费量预计达4350亿m³，同比增长约1%；天然气产量保持增长势头，管道气进口量保持稳定，LNG进口量延续负增长态势。

2025年，国内天然气消费量同比增长1.9%，增速较上年下降5.4个百分点，在一次能源消费总量中占比8.8%。从消费结构看：城市燃气消费同比增长6.9%，占比36%；发电用气同比增长5.3%，占比18%，新增气电装机规模超过2 000万kW；工业燃料消费同比下降3.3%，占比39%；化工化

肥用气与上年基本持平，占比7%。

2025年，国内天然气新增探明地质储量超1.8万亿m³，产量2 621亿m³，同比增长6%，连续9年保持超百亿立方米增长势头。

2025年，我国进口天然气1 765亿m³，同比下降2.8%，对外依存度下降1.9个百分点至40.7%。其中管道气进口量821亿m³，同比增长8.0%；LNG进口量944亿m³，同比下降10.6%。

2025年，全国新建长输天然气管道里程约6 000km，创5年新高；全年新增储气能力60亿m³。

（本刊通讯员供稿）