



基于知识图谱的列控车载设备故障诊断的研究

陈汇远

(中国铁道科学研究院集团有限公司 通信信号研究所, 北京 100081)

摘要: 车载设备是列控系统的关键装备, 组织结构复杂。针对传统列控车载设备故障诊断效率低、诊断知识难以重用、人力成本高的三大缺点, 有必要借助智能化方法快速识别故障原因, 提取故障诊断方法, 辅助运维人员决策支持。在分析既有故障诊断技术局限性和深入研究知识图谱技术的基础上, 文章提出一种基于中台和微服务架构的车载设备故障诊断知识图谱的架构设计。融合自底向上和自顶向下方式的优点构建列控车载设备故障诊断知识图谱, 并通过知识抽取、本体构建、知识推理和知识存储等阶段, 实现列控系统车载设备故障诊断数据的图形化存储和可视化呈现。知识抽取是建立知识图谱的关键阶段, 通过采用领域驱动设计方法建立领域模型; 知识推理是构建图谱的重要阶段, 通过采用推演格算法建立规则判定树, 对设备故障进行快速推理。整个系统通过业务中台和数据中台实现知识图谱模式层和数据层分离, 并通过微服务架构实现系统的构建。应用表明, 文章所构建的列控系统车载设备故障知识图谱能够便捷地检索车载设备故障的相关信息、提供故障分析和诊断方法、辅助运维人员故障诊断的智能决策、提高运维效率和降低维护成本。

关键词: 知识图谱; 车载设备; 故障诊断; 数据中台; 领域驱动; 图数据库; 高速铁路

中图分类号: U270.38

文献标志码: A

文章编号: 1000-128X(2025)02-0129-08

0 引言

高铁列控系统是铁路运输安全的关键装备, 在铁路运营中起着重要作用^[1]。列控车载设备是高铁列控系统的重要组成部分, 其可靠运行对铁路运营效率和行车安全有重要影响, 并且直接关系到旅客生命和财产安全。传统的列控车载设备在问题定位、预警与告警、故障诊断和处理等环节严重依赖人的知识水平与能力素养。同时, 基于故障诊断的历史经验和新的诊断知识难以建立行之有效的联系, 知识复用性差。针对传统列控车载设备故障诊断效率低、诊断知识难以重用、人力成本高三大缺点, 有必要通过人工智能与日常运

维相结合, 使得列控车载设备故障诊断系统具备认知与学习能力, 通过对知识的获取、智能分析和合理利用, 能够快速识别故障区域、诊断故障原因和提供参考解决措施, 辅助技术人员维护决策, 从而提高运维生产力, 降低运维成本。

在列控车载设备故障诊断的研究领域, 研究方向主要分为两大类: 一类为结合自然语言处理领域的智能方法对故障文本信息进行处理。文献[2]基于概率潜在语义分析模型分析故障追踪表提取故障特征方法。文献[3]基于卷积神经网络与粒子群优化方法实现故障诊断文本信息的特征提取。另一类是通过专家系统对故障信息进行综合分析和处理, 实现车载设备故障诊断等应用^[4-6]。上述研究主要针对文本内容进行分析和处

基金项目: 中国铁道科学研究院集团有限公司科技研究开发计划项目 (2022YJ193)

通信作者: 陈汇远, 男, 副研究员, 主要从事铁路信号设计方面的研究; E-mail: zzchy@163.com

引用格式: 陈汇远. 基于知识图谱的列控车载设备故障诊断的研究[J]. 机车电传动, 2025(2): 129-136.DOI:10.13890/j.issn.1000-128X.2025.02.104.

Citation: CHEN Huiyuan. Research on fault diagnosis of CTCS on-board equipment based on knowledge graph[J]. Electric drive for locomotives, 2025 (2): 129-136.DOI:10.13890/j.issn.1000-128X.2025.02.104.

理,没有针对设备故障进行体系化整合,未能挖掘彼此深层次关联关系,同时也缺乏故障信息可视化展现形式。

知识图谱融合数据库与人工智能技术,实现知识高效地组织、管理和应用^[7]。目前,知识图谱技术已经广泛应用于金融、电力等领域,但在高速铁路信号方面的研究尚不多见,文献[8]讨论了基于知识图谱信号设备故障诊断的构建方法,但尚未形成知识图谱的整体实施方案。文献[9]探讨了列控车载设备基于知识图谱的故障诊断方案,但未建立知识图谱的总体架构。本文基于列控车载设备业务领域,辅助故障场景需求,提出一种基于知识图谱的车载设备故障诊断的系统框架。系统框架基于中台和微服务技术,采用领域驱动设计思想,通过推演格的推理规则和知识检索进行故障的智能诊断,辅助运维决策支持。

1 知识图谱技术

1.1 知识图谱概述

知识图谱是描述客观世界中实体间网状关系的语义知识库,其通过三元组“<实体1,关系,实体2>”或者“<实体,属性,属性值>”的形式来描述现实世界对象,以及对象之间的相互关系,其中“实体”是指客观存在于现实世界的对象或事物,“属性”是描述实体特征的信息,“关系”是描述实体间的相互联系^[10]。在知识库中,三元组 $G=(E, R, S)$,其中“ E ”为实体集合,“ R ”为关系集合,“ $S \subseteq E \times R \times E$ ”为三元组集合^[11]。知识图谱采用层次结构,底层是通过三元组形式将数据集合组成语义网络的数据层,上层是通过本体库约束规范实体、关系的模式层^[10]。

1.2 知识图谱构建

知识图谱构建包括知识抽取、知识融合、知识表示、知识加工等阶段^[12]。其中,知识抽取是指从多种数据源非(半)结构化信息中提取知识单元,包括实体、属性、关系等要素;知识融合是通过实体消歧、实体对齐等方式实现既有知识整合,提升图谱质量;知识表示是指数据抽象建模实现本体构建;知识加工是指通过质量评估将融合的知识加入知识库,经过知识推理后进一步扩展图谱^[7]。

知识图谱的应用范围包括通用型和特定行业型。构建通用型知识图谱通常采用自底向上方式,通过从一些公开可用的数据源中提取三元组到知识库中,再通过数据模式的抽象规范化构建本体模式;构建特定行业型知识图谱通常采用自顶向下方式,从行业数据源中抽象本体,通过概念、关联关系提取数据模式,最后将提取的实体加入知识库^[13]。将知识图谱与铁路行业车载信号领域相结合,构建车载故障诊断知识图谱,可以充分挖掘和分析大规模知识信息,智能辅助

支持设备运维。

2 列控车载设备故障诊断知识图谱

2.1 列控车载设备系统构成

车载设备是列控系统的重要组成部分,其可以通过列车参数、行车许可等信息生成制动模式曲线,保障列车安全可靠运行^[14]。本文以中国国家铁路集团有限公司在线运营的主要列控车载设备CTCS3-300H作为故障诊断的研究对象^[15],构建列控系统车载设备的故障知识图谱。CTCS3-300H主要由安全计算机(VC)、无线传输单元、继电器单元、维修服务单元、应答器接收单元(balise transmission module, BTM)、车载电台、人机界面单元(driver machine interface, DMI)和轨道电路读取单元(track circuit reader, TCR)等组成^[16]。

2.2 列控车载设备故障诊断知识图谱系统框架

列控车载设备故障诊断知识图谱研究内容属于铁路信号领域,是基于信号业务逻辑和需求构建的,融合了自顶向下和自底向上的构建方式。基于知识图谱模式层和数据层分离的思想,采用业务中台和数据中台“双中台”驱动设计建模。知识图谱的系统设计采用基于微服务架构的中台设计。微服务架构通过构建相互协作、小而自治的服务组合而成,使得系统具备高内聚、高扩展性和高自治性等特点。中台分为数据中台和业务中台,其中数据中台对系统中的数据进行采集、分析、处理、整合,而业务中台则分离系统业务逻辑,既能快速响应前台请求,又能整合后台资源,提高了系统扩展性^[17]。

知识图谱系统框架采用分层结构,如图1所示,分别是基础数据层、数据中台层、业务中台层、表示层。其中,基础数据层提供故障诊断所涉及的各类结构数据和非(半)结构化数据;数据中台层通过采集系统非(半)结构化数据,经过数据分析、数据管理和数据整合,实现知识表示;业务中台层根据列控车载设备业务需求,通过微服务的形式实现知识抽取和知识融合,采用知识推理的方法对形成的结构化故障信息进行分析 and 处理,形成和扩展知识图谱;表示层实现人机交互,能够对知识图谱实施知识检索,基于故障信息进行统计分析、诊断并可视化展现等。

2.3 列控车载设备故障诊断知识图谱的构建

2.3.1 知识抽取

知识抽取是建立知识图谱的关键阶段,如图1所示。基础数据层中的结构化数据可通过数据库中的表所记录的字段属性和表间的关系,将关系型数据映射成三元组形式“<实体1,关系,实体2>”或者“<实体,属性,属性值>”,而针对基础数据层中的非(半)结构

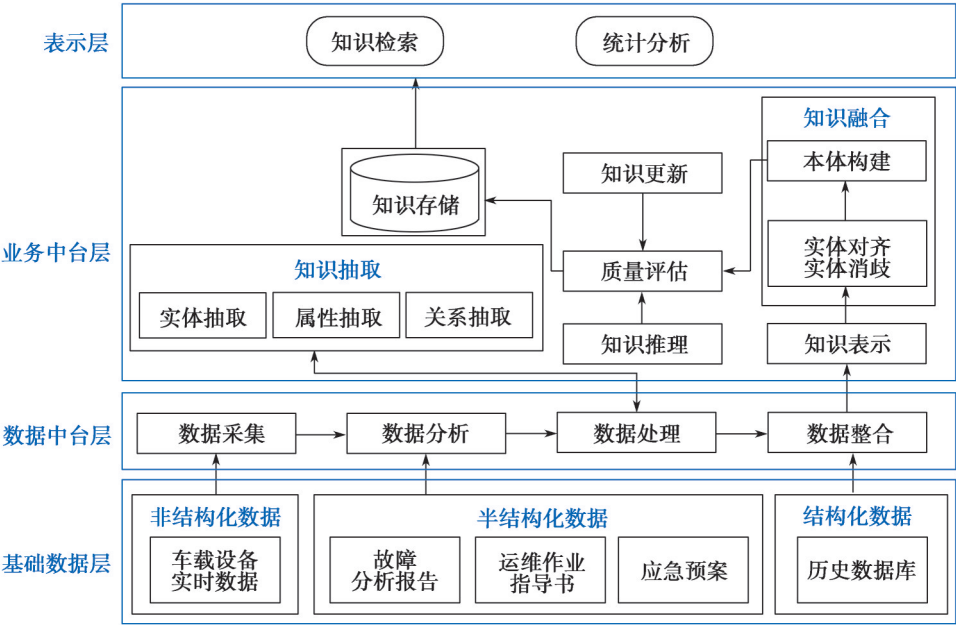


图1 列控车载设备故障诊断知识图谱框架

Fig. 1 Framework of knowledge graph for fault diagnosis of CTCS on-board equipment

化数据，采用领域驱动设计的思想，结合信号领域车载设备业务逻辑的特点，设计领域模型。领域模型基本元素包括实体、值对象、关联、服务、聚合等^[17]。通过对列控车载设备各类故障场景分析，如C3等级列车完全模式下的无线超时异常、应答器信息缺失、常用制动故障等，设计领域模型的实体、属性和行为，把具有个性特征且身份唯一的领域概念抽象成实体，而把不具备身份唯一特征且可变领域抽象成值对象。针对领域对象具备的状态和行为，通过领域实体与值对象的业务关联抽象成关系。经过以上步骤，实现知识抽取三元组中“实体, 属性, 关系”与领域模型中“实体, 值对象, 关联”的映射。

根据信号系统车载设备故障诊断的业务需求构建领域模型，规划业务中心，进行服务识别和设计，将

领域模型划分成车辆输入输出信息域、列车信息域、轨道电路信息域、无线消息域、应答器信息域等，在各业务领域的基础上规划对应的业务中心，如图2所示。基于领域模型的业务域、业务数据和业务流程将业务能力设计成业务处理服务，实现非（半）结构化数据的实体抽取、属性抽取和关系抽取。实体抽取或属性抽取指从列控系统车载设备故障分析数据中析取出的表示事物实体或属性的名词，实体主要分为两类：一类为具体设备名称，如DMI、BTM、TCR、无线电台等；另一类为抽象性名词，如报警、模式、过程、故障等。实体的属性可表示为名称、状态、类型、方法、分析等，实体及其属性的抽取实例如表1所示。关系抽取指析取出实体间的联系，关系可归纳为现象、原因、导致、采取等，关系抽取实例如表2所示。

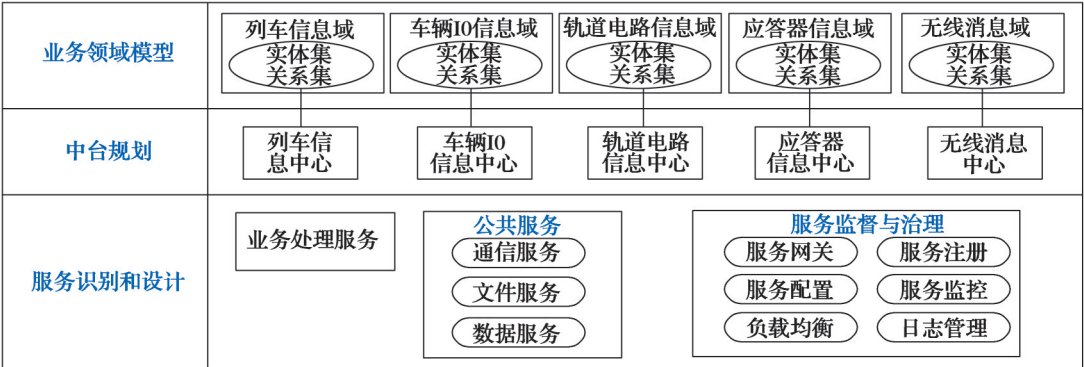


图2 基于中台的领域模型

Fig. 2 Domain model based on middle platform

2.3.2 知识融合

本体是一种描述领域数据集的形式化规范，包括类、属性及其关系，其最大特点是定义特定领域知识，

并通过实体消歧和实体对齐，实现知识的融合^[18]。基于业务领域模型，根据故障诊断业务场景，参考“七步法”思想构建领域本体^[19]，确定故障诊断中类、类

表1 实体及属性抽取实例

Table 1 Instances of entity and attribute extraction

实体	属性名	属性值	标签
电台	名称	电台	设备
无线故障	状态	无线故障	无线超时
电台更换	方法	部件更换	处理方法

表2 关系抽取实例

Table 2 Instances of relation extraction

实体类型	关系	实体类型	示例
故障现象	原因	故障原因	<DMI 显示黑屏, 原因, DMI 通信电缆使用故障>
故障原因	导致	故障影响	<常用制动减速度不足, 导致, 常用制动反馈超时>
故障现象	采取	解决方案	<常用制动故障, 采取, 制动测试>

层次结构、属性、约束值、关系、事件等。故障诊断知识图谱应用的主要目的是针对列控车载设备在运营中遇到的实际问题或风险,能快速识别故障原因,提出应对故障的解决方法和措施。根据这个目标梳理信号车载设备的业务逻辑,以设计中的故障类BTM为例,其属性包括设备名称、状态等,在设计类层次结构中,父类BTM的子类包括BTM通信板类、BTM电源板类、BTM接收板类等,关系包括故障原因、故障分析、解决方法等。

2.3.3 知识推理

通过知识抽取构成三元组的形式,形成故障知识图谱,将推演格算法应用于知识推理中,实现故障知识图谱智能分析的优化整合。推演格表示为:1个 $\forall$ 偏序集合 $(L, \leq)$,如果集合 L 中 $\forall$ 元素 E_1, E_2 ,使得 E_1, E_2 在 L 中 $\exists$ 1个最小上界和1个最大下界,则 $(L, \leq)$ 是一个格。推演规则包括:①规则 $C_1 \wedge C_2 \wedge \dots \wedge C_n \rightarrow h$,其中 $C_1, C_2, \dots, C_n$ 是条件, h 为结论;②若 $C_1 \wedge C_2 \wedge (C_i \vee \dots \vee C_{i+n}) \rightarrow h$,须分解为 $C_1 \wedge C_2 \wedge C_i \rightarrow h, \dots, C_1 \wedge C_2 \wedge C_{i+n} \rightarrow h$;③若存在 $C_1 \wedge C_2 \wedge C_3 \rightarrow h_1$ 和 $h_1 \wedge C_4 \wedge C_5 \rightarrow h$,则可将其化简为 $C_1 \wedge C_2 \wedge C_3 \wedge C_4 \wedge C_5 \rightarrow h$ 。推演格算法是一种高效推理模型^[20],其核心思想是将条件 $C_1, C_2, \dots, C_n$ 等映射成树形结构根节点或中间节点, h 对应的是叶子节点。推演格算法的推演过程融合了树深度搜索和广度搜索的算法,包括:①从根节点开始,当深度搜索遍历到叶子节点,即找到对应的结论,算法终止;②当广度搜索遍历当前层所有节点都未找到对应的节点,则需要添加新的条件作为中间节点进行推演,算法终止。

以构建车载设备典型故障场景“应答器信息缺失”原因的图谱为例,如表3所示,应答器信息缺失的原因有很多,主要包括三大因素:环境因素、硬件因素和软件因素。其中,环境因素包括地面牵引回流干扰引起的BTM译码失败;硬件因素包括BTM天线抗干扰能

力下降、BTM通信板故障、BTM电源板故障、BTM接收板故障等;软件因素包括应用程序故障导致的BTM与ATP通信中止等。为了提高访问结论节点的效率,在建立推演格算法判定树时,必须遵循以下原则:①从根节点出发,按照类别建立子树,不同级的类别对应树的不同层级;②根据实际情况,在类别子树下添加模式判定规则作为子树或者叶子节点;③对故障诊断样本进行统计分析,同一子树下将大概率发生的类别和模式规则作为左兄弟,兄弟间是有序的;④当增加新的类别和模式规则时,遵循原则①~③,将新子树添加到合适位置。“应答器信息缺失”的原因很多,而且算法流程都是相互独立的,需要对每个算法进行分析和判断,通过推演格算法后能合并大量冗余判断和优化遍历,快速定位“应答器信息缺失”原因。

表3 异常原因判断规则

Table 3 Rules for judging abnormal causes

原因大类	原因小类	判断规则
环境因素	BTM译码失败	BTM接收到地面干扰信号
	BTM解码异常	BTM天线抗干扰能力下降
硬件因素	BTM通信板故障	BTM通信板指示灯异常
	BTM电源板故障	BTM电源板指示灯异常
	BTM接收板故障	BTM接收板卡指示灯异常
软件因素	ATP接收不到应答器信息	软件故障导致BTM与ATP通信中断

2.3.4 知识存储

Neo4j是一个高性能、扩展性好的图形数据库,被设计用于存储、检索、处理具有大规模复杂关系的数据^[21]。同关系数据库相比,Neo4j的最大优势是通过图形模型存储和管理数据。Neo4j数据模型非常灵活,可以很便捷地表示各种类型的实体和关系,节点(Node)表示实体(Entity),边(Edge)表示实体间的关系(Relationship),节点和关系的属性(Property)、标签(Label)可以通过键值对<key, value>的形式存储,可自定义节点、标签和边的类型,更方便地表示设计的数据结构^[22]。实体和关系数据结构的设计形式如下:

Entity=Node: Label{Property1name: Property1value, ..., Property n name:Property n value};

Relationship=(Node1)-[Relationship name: Relationship Property name]→(Node2);

其中,实体可包含一个或多个标签、零个或多个属性,如表1所示,如实体“电台”可表示为“(无线电台:设备{名称:无线电台})”;“Node1”表示头实体;“Node2”表示尾实体;实体间关系具有方向性,如表2所示,如“DMI黑屏的原因是通信电缆故障”可表示为“(DMI黑屏)-[原因: DMI故障]→(通信电缆故障)”。

2.3.5 知识检索

对列控车载设备业务领域建模,根据CTCS3-300H车载设备业务领域划分故障类型,将故障类型分为VC

故障、无线传输单元故障、电台故障、继电器单元故障、维修服务单元故障、BTM故障、DMI故障、TCR故障等。通过知识抽取、本体构建、知识推理、知识存储等阶段实现列控车载设备故障诊断图谱的构建，该图谱在Neo4j中通过节点和关系进行存储。以建立在线运营列车典型故障场景“无线超时”图谱为例，当列车在C3等级完全模式下发生无线超时故障，触发最大常用制动，图谱中实体关系实例如图3所示。图3直

观展示了导致无线超时故障的各类原因、后果和采取的应对解决措施。知识检索可通过描述性语言Cypher实现，通过Cypher语句实现问题解析与图形数据库的信息交互。Cypher是Neo4j提出的声明式查询语言，支持增、删、查、改等数据操作，既可以高效地实现增加、修改、删除实体或关系，也可以通过简单的查询语句实现关联数据的查询^[23]，使用Cypher语句示例如表4所示。

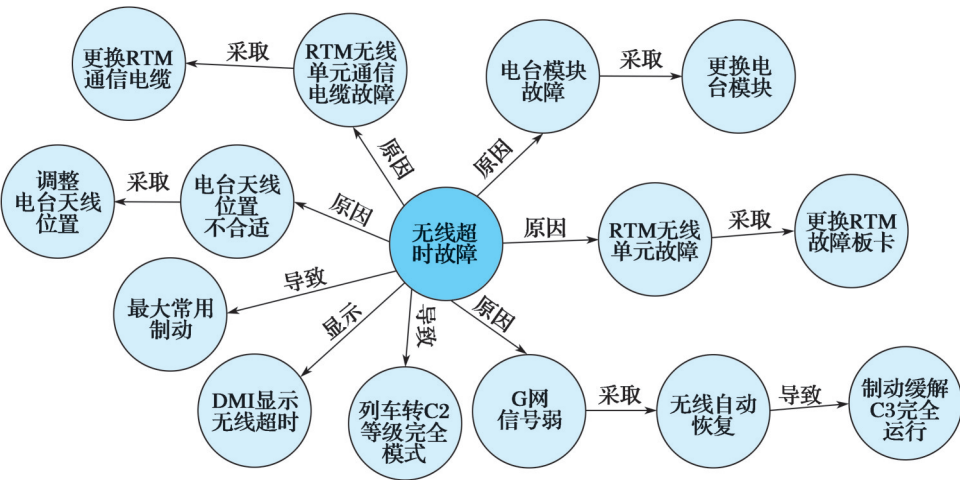


图3 知识图谱实体关系图实例

Fig. 3 Instance of entity relationship within knowledge graph

表 4 Cypher语句示例

Table 4 Example of cypher statement

问题描述	Cypher语句
常用制动故障导致的结果	match(n:现象{name:'常用制动故障'})-[:导致]->(p:结果); return p;
更改标签故障类型为BTM故障类型	match(BTM电源板故障:故障类型); remove BTM电源板故障:故障类型; set BTM电源板故障:BTM故障类型;

3 知识图谱典型故障场景应用

3.1 应用验证

基于数据中台和业务中台的“双中台”设计思想，知识图谱构建采用微服务架构实现。业务中台基于业务领域建模设计业务服务方案，包括知识抽取、知识融合、知识推理和知识存储等，而数据中台则通过数据技术对系统中数据进行采集、分析和处理，实现数据汇聚和集中管理，以供业务服务使用。

在实际应用中，通过搭建试验平台对构建的基于知识图谱的列控车载设备故障诊断系统进行验证，试验平台如图4所示。

试验平台构成主要包括客户端应用程序、接入层、服务注册中心、服务配置中心、服务层、数据层。其中，客户端应用程序提供知识检索、统计分析等人机

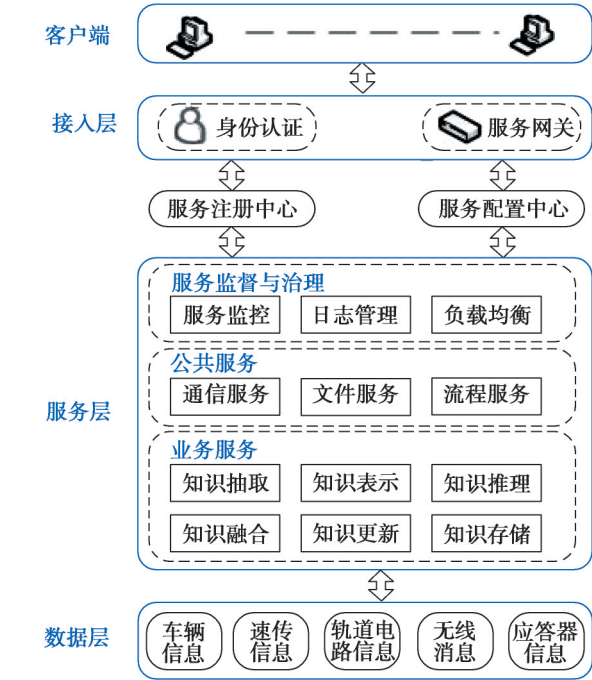


图4 试验平台

Fig. 4 Experiment platform

交互接口；接入层实现身份鉴权和分发请求；服务注册中心提供服务注册和服务发现的功能；服务配置中心提供服务动态配置和服务信息同步更新；服务层包括服务监督与治理、各种业务服务和公共服务；数据层提供业务服务处理的数据信息。

试验平台采用分布式部署, 客户端程序运行在多个终端PC上, 服务器A包括接入层、服务注册中心、服务配置中心、服务监督与治理、公共服务, 服务器B包括业务服务和数据层。工作机制如下: 首先, 客户端向接入层发送应用请求, 经过接入层身份认证后, 进入服务网关; 服务网关读取数据请求, 并从服务注册中心获取相关的服务信息, 然后向服务层分发请求; 服务层中的微服务根据请求调用数据层中的相关数据信息, 在经过相应的业务逻辑处理后将结果返回给客户端。

对路内 2016—2023 年度 CTCS3-300H 车载设备故障记录数据的统计与分析发现, 每条故障记录主要包括故障概况、故障原因、故障影响、故障分类、故障部位等信息, 常见的故障类别依次是BTM故障、无线

通信故障、VC软件故障、DMI故障、列车接口单元故障、测速测距故障等。以在线运营列车常见的典型故障场景“应答器信息缺失”为例, 应答器信息缺失原因主要与BTM故障有关, 其原因包括软件故障、硬件故障和环境影响, 列控车载设备故障知识图谱辅助决策实例如图5所示。在试验平台中, 运维人员通过客户端程序检索“应答器信息缺失”关键字, 向服务端提交申请; 服务端经过服务网关读取客户端的数据请求, 并通过服务注册中心获取服务层中的业务服务信息, 业务服务通过数据层从Neo4j数据库中提取“应答器信息缺失”相关信息, 并返回给前端客户, 界面显示如图5所示。运维人员通过知识图谱的帮助, 明确设备的故障类型, 并针对设备的故障现象进行故障分析, 找到故障处理的解决方法, 辅助日常运维决策支持。

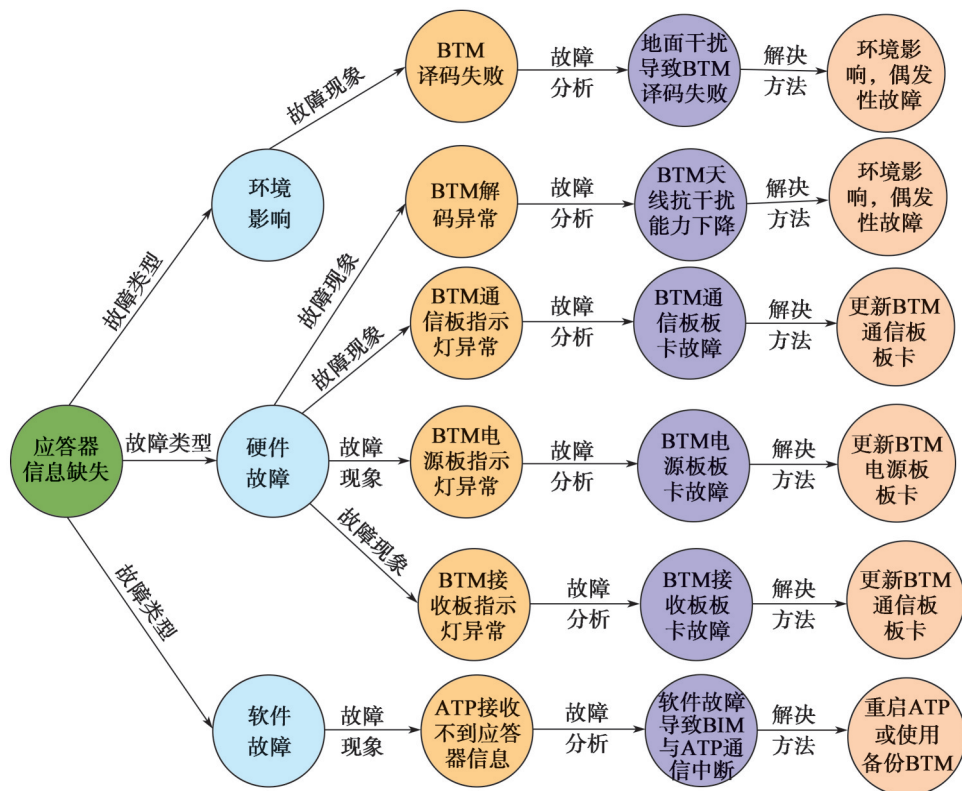


图5 知识图谱辅助决策实例

Fig. 5 Instance of knowledge graph-aided decision-making

3.2 应用成效

在知识图谱的构建过程中, 基于车载设备典型故障场景 (BTM故障、无线通信故障、VC应用软件故障、DMI故障、TCR故障、列车接口单元故障等) 共抽取实体436个、故障关系928条, 形成具有一定规模的车载故障知识图谱。通过列控车载设备故障诊断知识图谱的应用, 可快捷方便地实现以下3个目标: ①检索故障信息内容。现场运维人员通过知识图谱输入故障信息检索, 能直观可视化展示故障诊断记录, 包括故障设备的名称、故障时间、故障原因、故障现象、

故障影响、故障诊断方法等, 实现故障事件的溯源和追踪。②辅助决策支持。运维人员通过知识图谱能快速检索故障设备的故障分析和故障处理方法, 便于故障诊断和设备维护。③发展和完善知识图谱。通过补充新的故障事件到故障知识库中, 能够有效地扩展知识图谱的知识, 更好地发展和完善知识图谱。

4 结束语

基于列控车载设备故障诊断领域模型的基础, 本文提出了知识图谱的系统框架设计, 构建了故障诊断

的知识图谱, 实现了从故障诊断领域模型到知识图谱的转换, 提高了故障诊断的检索效率和系统可扩展性, 在现场故障场景中能够进行知识指导和辅助运维决策, 极大地提高了高速铁路运维生产力, 降低维护成本。

参考文献:

- [1] 戴博, 康仁伟, 李科, 等. ATP车载设备智能检修管理关键技术及应用[J]. 铁道通信信号, 2023, 59(11): 1-7.
DAI Bo, KANG Renwei, LI Ke, et al. Key technologies and applications of intelligent maintenance for ATP on-board equipment [J]. Railway signalling & communication, 2023, 59(11): 1-7.
- [2] 赵阳, 徐田华. 基于文本挖掘的高铁信号系统车载设备故障诊断[J]. 铁道学报, 2015(8): 53-59.
ZHAO Yang, XU Tianhua. Text mining based fault diagnosis for vehicle on-board equipment of high speed railway signal system[J]. Journal of the China railway society, 2015 (8): 53-59.
- [3] LU Renjie, LIN Haixiang, XU Li, et al. Fault diagnosis for on-board equipment of train control system based on CNN and PSO-SVM hybrid model[J]. Journal of measurement science and instrumentation, 2022, 13(4): 430-438.
- [4] 刘江, 许康智, 蔡伯根, 等. 基于XGBoost的列控车载设备故障预测方法[J]. 北京交通大学学报, 2021, 45(4): 95-106.
LIU Jiang, XU Kangzhi, CAI Baigen, et al. XGBoost-based fault prediction method for on-board train control equipment [J]. Journal of Beijing jiaotong university, 2021, 45(4): 95-106.
- [5] 周璐婕, 董昱. 基于GA-BP神经网络的列控车载设备故障诊断方法研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2018, 15(12): 3257-3265.
ZHOU Lujie, DONG Yu. Research on fault diagnosis method for on-board equipment of train control system based on GA-BP neural network[J]. Journal of railway science and engineering, 2018, 15(12): 3257-3265.
- [6] 梁潇, 王海峰, 郭进, 等. 基于贝叶斯网络的列控车载设备故障诊断方法[J]. 铁道学报, 2017, 39(8): 93-100.
LIANG Xiao, WANG Haifeng, GUO Jin, et al. Bayesian network based fault diagnosis method for on-board equipment of train control system[J]. Journal of the China railway society, 2017, 39(8): 93-100.
- [7] 刘津, 杜宁, 徐菁, 等. 知识图谱在电力领域的应用与研究[J]. 电力信息与通信技术, 2020, 18(1): 60-66.
LIU Jin, DU Ning, XU Jing, et al. Application and research of knowledge graph in electric power field[J]. Electric power information and communication technology, 2020, 18(1): 60-66.
- [8] 王晴雯, 张振海. 基于知识图谱的信号设备故障诊断方法[J]. 铁道标准设计, 2022, 66(12): 149-156.
WANG Qingwen, ZHANG Zhenhai. Fault diagnosis method of signal equipment based on knowledge graph[J]. Railway standard design, 2022, 66(12): 149-156.
- [9] 姜达. 基于知识图谱的车载信号设备故障诊断研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2020.
JIANG Da. Research on fault diagnosis of vehicle on-board signal equipment based on knowledge graph[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2020.
- [10] 刘峤, 李杨, 段宏, 等. 知识图谱构建技术综述[J]. 计算机研究与发展, 2016, 53(3): 582-600.
LIU Qiao, LI Yang, DUAN Hong, et al. Knowledge graph construction techniques[J]. Journal of computer research and development, 2016, 53(3): 582-600.
- [11] 徐增林, 盛泳潘, 贺丽荣, 等. 知识图谱技术综述[J]. 电子科技大学学报, 2016, 45(4): 589-606.
XU Zenglin, SHENG Yongpan, HE Lirong, et al. Review on knowledge graph techniques[J]. Journal of university of electronic science and technology of China, 2016, 45(4): 589-606.
- [12] 于皓, 张杰, 吴明辉, 等. 领域知识图谱快速构建和应用框架[J]. 智能系统学报, 2021, 16(5): 871-884.
YU Hao, ZHANG Jie, WU Minghui, et al. A framework for rapid construction and application of domain knowledge graphs[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2021, 16(5): 871-884.
- [13] 李新鹏, 徐建航, 郭子明, 等. 调度自动化系统知识图谱的构建与应用[J]. 中国电力, 2019, 52(2): 70-77.
LI Xinpeng, XU Jianhang, GUO Ziming, et al. Construction and application of knowledge graph of power dispatching automation system[J]. Electric power, 2019, 52(2): 70-77.
- [14] 中国铁路总公司. CTCS-3级列控系统总体技术规范: Q/CR 661—2018[S]. 北京: 中国铁路总公司, 2018.
China railway corporation. General technical specification for CTCS-3 train control system: Q/CR 661—2018[S]. Beijing: China Railway Corporation, 2018.
- [15] 贺广宇, 秦喜运, 陈汇远, 等. 郑万高铁长大下坡道区段闭塞分区划分与列控系统匹配性研究[J]. 铁道通信信号, 2024, 60(2): 25-31.
HE Guangyu, QIN Xiyun, CHEN Huiyuan, et al. Study on matching of block partition and train control system in long heavy down grade section for Zhengzhou-Wanzhou high-speed railway[J]. Railway signalling & communication, 2024, 60(2): 25-31.
- [16] 《列控车载设备典型故障案例》编委会. 列控车载设备典型故障案例[M]. 北京: 中国铁道出版社, 2023.
Editorial Committee for Typical Fault Cases of Train Control Onboard Equipment. Analysis of typical failure cases of train control on-board equipment[M]. Beijing: China Railway Publishing House, 2023.
- [17] 陈汇远. 基于领域驱动与微服务的高铁列控仿真测试系统业务中台设计[J]. 铁道标准设计, 2022, 66(10): 155-161.
CHEN Huiyuan. The design of business middle platform based on domain-driven and microservice for high-speed

- railway train control simulation test system[J]. Railway standard design, 2022, 66(10): 155-161.
- [18] 陈月平. 基于知识图谱技术的风电智能运维研究[D]. 湘潭: 湘潭大学, 2021.
- CHEN Yueping. Research on intelligent operation and maintenance of wind power based on knowledge map technology [D]. Xiangtan: Xiangtan University, 2021.
- [19] 吕健颖, 尚福华, 曹茂俊. 课程知识本体自动构建方法研究[J]. 计算机应用与软件, 2018, 35(8): 55-59.
- LYU Jianying, SHANG Fuhua, CAO Maojun. Research on automatic construction of course knowledge ontology[J]. Computer applications and software, 2018, 35(8): 55-59.
- [20] 胡启平, 胡煜州. 一种推演格及基于推演格的推理方法: CN201610985211.4[P]. 2016-10-25.
- HU Qiping, HU Yuzhou. A deduction lattice and reasoning method based on deduction lattice: CN201610985211.4[P]. 2016-10-25.
- [21] 蒋玮, 王铭华, 陈锦铭, 等. 基于 Neo4j 图数据库的配电网供电可靠性计算[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(15): 104-111.
- JIANG Wei, WANG Minghua, CHEN Jinming, et al. Calculation of power supply reliability for distribution network based on Neo4j graph database[J]. Automation of electric power systems, 2022, 46(15): 104-111.
- [22] SHI Pengjia, FAN Geng, LI Shanghong, et al. Big data storage technology for smart distribution grid based on Neo4j graph database[C]//IEEE. IEEE 4th International Conference on Electronics Technology (ICET). Chengdu: IEEE, 2021: 441-445.
- [23] 林越, 王坚, 凌卫青. 基于图数据库的本体查询与推理[J]. 机电产品开发与创新, 2019, 32(1): 16-18.
- LIN Yue, WANG Jian, LING Weiqing. Ontology query and reasoning based on graph database[J]. Development & innovation of machinery & electrical products, 2019, 32(1): 16-18.

Research on fault diagnosis of CTCS on-board equipment based on knowledge graph

CHEN Huiyuan

(Signal & Communication Research Institute, China Academy of Railway Sciences Corporation Limited, Beijing 100081, China)

Abstract: On-board equipment is a critical component of the Chinese train control system (CTCS), characterized by a complex organizational structure. Traditional CTCS on-board equipment faces three major challenges: low efficiency in fault diagnosis, difficulties in reusing diagnosis knowledge, and high labor costs. These drawbacks necessitate the adoption of intelligent means to quickly identify fault causes, extract fault diagnosis methods, and assist operation and maintenance personnel through decision support. Based on an analysis of the limitations of existing fault diagnosis techniques and an in-depth study of knowledge graph technology, this paper proposes an architectural design for developing fault diagnosis knowledge graphs for on-board equipment based on a middle platform and microservices. Merits from both the bottom-up and top-down approaches were combined to construct these knowledge graphs. The graphs allowed for the graphic storage and visual display of fault diagnosis data for CTCS on-board equipment across multiple stages, including knowledge extraction, ontology construction, knowledge reasoning, and knowledge storage. A domain model was established by adopting a domain-driven design method in the knowledge extraction stage, which was vital to establishing these graphs. In the crucial knowledge reasoning stage, a deduction lattice algorithm was introduced to create a rule decision tree that supported quick inference of equipment failures. The knowledge graph model layer and data layer are separated by a business middle platform and a data middle platform within the entire system, which is ultimately constructed following a micro-service architecture. Subsequent applications show that the established fault knowledge graphs for CTCS on-board equipment effectively facilitate the retrieval of data related to on-board equipment faults, provide fault analysis and diagnosis methods, and support operation and maintenance personnel in intelligent decisions on fault diagnosis, thereby improving operational and maintenance efficiency and reducing maintenance costs.

Keywords: knowledge graph; on-board equipment; fault diagnosis; data middle platform; domain-driven; graph database; high-speed railway