

# 火电机组智能辅助诊断系统研究

韩旭东<sup>1</sup>, 王 仲<sup>2</sup>

(1. 沈阳金山能源股份有限公司, 辽宁 沈阳 110006;  
2. 华北电力大学能源动力与机械工程学院, 北京 102206)

**[摘要]** 智能诊断是“智慧电厂”建设的关键环节, 为此本文提出一种基于知识图谱的智能诊断新思路, 并开发了一套火电机组智能辅助诊断系统。该智能辅助诊断系统以专家知识为基础, 结合人工智能、大数据分析等技术, 是一套集智慧化和知识化于一体的运维智能辅助诊断系统。本文详细介绍了知识图谱构建流程和智能诊断推理框架, 基于Java EE平台开发了火电机组智能辅助诊断系统。最后以某火电机组作为研究对象, 验证了基于知识图谱的智能诊断推理模型的有效性和火电机组智能辅助诊断系统的优越性。

**[关键词]** 火电机组; 智慧电厂; 智能诊断; 专家知识; 知识图谱; 辅助诊断系统

**[中图分类号]** TM621 **[文献标识码]** A **[DOI编号]** 10.19666/j.rlfid.202012285

**[引用本文格式]** 韩旭东, 王仲. 火电机组智能辅助诊断系统研究[J]. 热力发电, 2021, 50(7): 8-14. HAN Xudong, WANG Zhong. Research on intelligent assistant diagnosis system for thermal power units[J]. Thermal Power Generation, 2021, 50(7): 8-14.

## Research on intelligent assistant diagnosis system for thermal power units

HAN Xudong<sup>1</sup>, WANG Zhong<sup>2</sup>

(1. Shenyang Jinshan Energy Co., Ltd., Shenyang 110006, China;  
2. School of Energy Power and Mechanical Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

**Abstract:** Intelligent diagnosis is a key task in the construction of "smart power plant". Therefore, this paper proposes a new idea of intelligent diagnosis based on knowledge graph and develops a set of intelligent assistant diagnosis system for thermal power units. This intelligent assistant diagnosis system is based on expert knowledge, combined with artificial intelligence, big data analysis and other technologies to form a set of operation and maintenance assistant systems that integrate intelligence and knowledge. This paper introduces the knowledge graph construction process and the intelligent diagnosis reasoning framework in detail, and develops an intelligent assistant diagnosis system for thermal power units based on the Java EE platform. Finally, a thermal power unit is used as the research object to verify the effectiveness of the intelligent diagnosis inference model based on the knowledge graph and the advantage of intelligent assistant diagnosis system for thermal power units.

**Key words:** thermal power unit, smart power plant, intelligent diagnosis, expert knowledge, knowledge graph, assistant diagnosis system

火电厂建设逐渐从自动化、数字化、信息化向智慧化转变, 建设“智慧电厂”将是未来火电行业发展的必然趋势<sup>[1]</sup>。智能诊断作为建设智慧电厂的关键任务, 在提高火电机组运行的安全性、经济性和生产过程的可控性中都有重要作用<sup>[2]</sup>。在当前“数据爆炸”和“智能当先”的时代, 大数据分析 with 人工智能技术为智慧电厂的发展指出方向<sup>[3-4]</sup>, 也为火电行业智能辅助诊断提供了新动力与新思路<sup>[5]</sup>。

国内外学者在火电机组智能辅助诊断领域提出了一系列发展模式和方法<sup>[1,4,6]</sup>, 但这些研究存在2方面的问题: 1) 大多数研究集中在顶层理想框架的构建, 很少涉及实际系统模型的搭建, 导致很多研究实际应用效果不佳; 2) 对故障机理的研究不够重视, 对故障知识的获取不够全面, 数据存储与管理不够科学, 使故障知识表示不够清晰、形式不够规范、可复用性差, 最终导致系统诊断能力不足。

收稿日期: 2020-12-21

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金资助(2017XS55)

Supported by: Fundamental Research Funds for the Central Universities (2017XS55)

第一作者简介: 韩旭东(1995), 男, 硕士, 主要研究方向为火电机组能耗分析与故障诊断, hanxudong8@126.com。

为此，本文综合考虑知识图谱的应用场景和传统故障诊断技术的局限性，提出一种基于知识图谱的火电机组智能诊断新思路。在尽可能全面地获取火电机组各类故障知识基础上，形成完备的故障诊断知识体系，并针对不同故障模式适配不同诊断方案，增强了设备的可靠性，降低了维护成本。

### 1 智能辅助诊断系统架构

本文智能辅助诊断系统可泛指火电行业从业人员的智慧总和，能够通过边缘计算程序与人工智能推理机相结合，对火电机组出现的复杂问题进行智能推理与诊断，从而模拟领域专家解决复杂问题的过程，为运行维护人员提供技术支持。基于知识图谱的火电机组智能辅助诊断系统如图 1 所示。

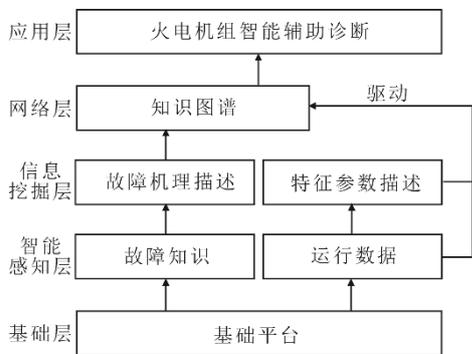


图 1 智能辅助诊断系统架构

Fig.1 The architecture of intelligent assistant diagnosis system

由图 1 可见，该智能辅助诊断系统包括：

#### 1) 基础层

基础层为上层提供基础平台，能进行数据的存储、计算、实时处理等。

#### 2) 智能感知层

获取准确可靠的数据是智能辅助诊断的第 1 步，数据主要包括机组运行数据和故障数据。智能感知层是对数据的初级采集加工，但并不是简单地数据采集，而是形成一个多数据融合的大数据环境；也不是盲目地数据采集，而是按照功能需求有选择地采集，使大量蕴含在物理空间中的隐性数据经过状态感知转化为显性数据。

#### 3) 信息挖掘层

信息挖掘层是对显性数据进一步理解，对原始数据赋予意义的过程。通过对故障知识的挖掘得到故障机理描述，并将它们转化为结构化的知识，用于构建知识图谱。通过对运行数据的挖掘得到特征参数描述，主要是指特征参数的基准区间，从而驱

动知识图谱实现更上层的功能。

#### 4) 网络层

网络层主要面向整个火电机组运维的横向数据进行挖掘，利用数据建立与机组实体相互映射的镜像模型，定义统一的数据存储格式和标准，按照一定的规则方法构建火电机组故障知识图谱，囊括火电机组全部故障知识。

#### 5) 应用层

应用层也称功能层，由下层知识图谱和运行数据来支撑状态识别、匹配推理、计划决策等功能，解决火电机组生产运行过程中的复杂故障问题，提高生产效率，实现火电机组的智能诊断。

## 2 智能诊断关键技术

### 2.1 知识图谱构建

本文将火电机组故障知识图谱构建分为故障知识获取和故障知识形式化表示 2 部分，构建流程如图 2 所示。

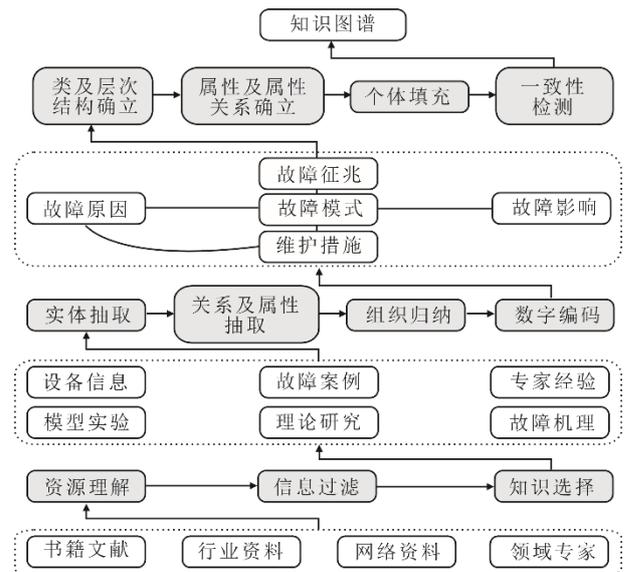


图 2 知识图谱构建流程

Fig.2 Construction process of knowledge graph

知识图谱是一个将具有属性的大量实体通过各种属性关系链接而成的网状知识库<sup>[7]</sup>，在这个“网”中每个节点就是一个现实存在的实体，每条边为实体与实体之间的关系。

#### 2.1.1 故障知识获取

故障知识获取是指面向专家、文本等特定来源获取各个故障机理分析的有关知识，并以效率、容量、深度作为基本原则精准感知特定信息，对其进行理解、过滤、选择、抽取、组织、编码，从而得

到对解决诊断领域问题有用的知识。在知识获取过程中，必须保证知识的准确性与完整性，并尽可能以高效的手段扩充知识的容量、挖掘知识的深度，使这些知识能够有效、有序地关联在一起，实现知识的合理流动，避免知识孤岛。

本文参考故障模式及影响分析(FMEA)思路 and 理念，结合知识图谱和故障诊断的应用场景，创建故障分析编码表，表中内容包括但不限于故障征兆、影响、原因和维护措施。因此本文以丰富故障分析编码表为目标，将故障知识获取分为信息抽取与知识融合 2 部分。信息抽取<sup>[8]</sup>是指从无结构或半结构化的信息中理解、过滤、选择并抽取实体、关系及属性等结构化知识，包括实体抽取、关系及属性抽取，抽取出实体及实体之间的属性关联关系。知识融合是对抽取到的知识进行组织并编码，剔除冗余和错误，为构建知识图谱提供必要支持。

2.1.2 故障知识形式化表示

知识形式化表示是指本体构建，是一项复杂的系统工程<sup>[9]</sup>，本质上是将被获取的故障知识用本体语言形式化，并合理划分结构，使这些故障知识成

为可复用、可管理、可推理的“活知识”。本体(Ontology)<sup>[10]</sup>是对特定领域中的概念及其属性和相互关系的形式化表达，能够克服现有知识表示方法在语义方面的不足。

本文在斯坦福大学提出的“七步法”<sup>[11]</sup>基础上结合实际应用情况作一定改进，使用本体编辑软件Protégé<sup>[12]</sup>进行本体构建。主要构建步骤有：类(Class)及层次结构的确立、属性(Property)及属性关系的确立、个体(Individual)填充、属性关系扩展、一致性检测等。

2.2 基于知识图谱的智能诊断

故障诊断旨在按照某种搜索机制找出从初始节点通向目标节点的全部路径，本文将智能诊断推理分为基于规则的相关性诊断推理和基于因果图模型的因果性诊断推理 2 部分，分别对应故障征兆层到故障模式层和故障模式层到故障原因层的诊断(图 3)。诊断全过程均依托于知识图谱在 Jena 框架下实现，Jena 是一个对本体网络处理的综合性工具包，它为本体的推理工具 HerMiT<sup>[13]</sup>提供了接口，并可通过 SPARQL 查询语言实现“搜索”功能。

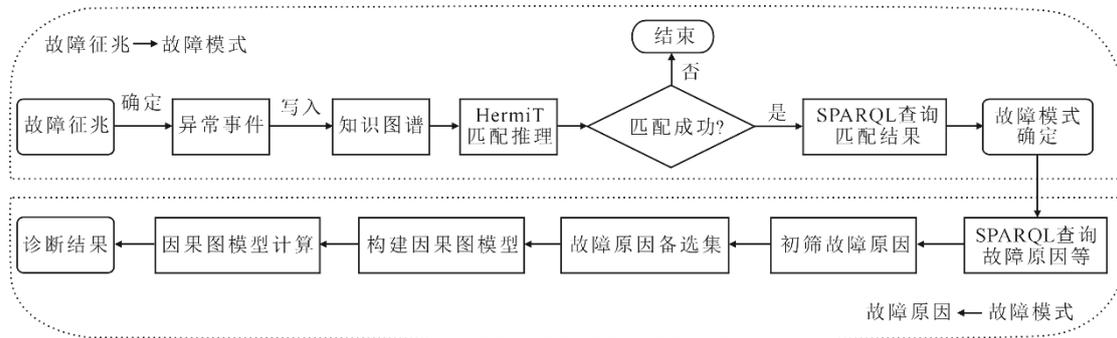


图 3 智能诊断推理框架  
Fig.3 Reasoning framework of intelligent diagnosis

2.2.1 基于规则的相关性诊断推理

基于规则的相关性诊断推理指判断现有证据是否满足某个知识单元的诊断规则，依靠“匹配+搜索”机制完成故障模式的查找与确定。该方法能够判断当前故障征兆集合是否满足故障知识图谱中的某个诊断规则，从而触发推理机，在故障知识图谱中找出对应的故障模式。

2.2.2 基于因果图模型的因果性诊断推理

本文将故障树定性、定量分析<sup>[14]</sup>和条件概率公式相融合，提出智能诊断中故障原因查找的因果图模型(图 4)。这种方法能够通过计算得到故障原因的排查序列，因果图模型具有结构简单、构造方便、

计算高效、可解释性强、便于程序化等优点。

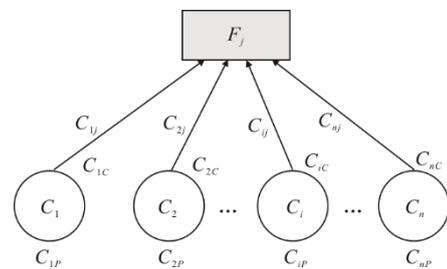


图 4 因果图模型示例  
Fig.4 A model example of cause and effect diagram

因果图模型中各元素含义为：1) 圆形节点  $C_i$  表示一个基础事件(故障原因)， $C_{iP}$  表示该故障原因的先验概率(prior probability)；2) 方形节点  $F_j$  表

示一个节点事件或中间事件（故障模式）；3）有向连接边  $C_{ij}$  表示一个连接事件（因果关系）， $C_{ic}$  表示连接事件的因果强度（causal strength），指向同一节点事件的所有连接事件是逻辑或的关系。

在因果图的计算中，由因果图得到最小割集布尔表达式和不交化的最终割集表达式，根据条件概率公式求取故障模式出现条件下各故障原因出现的概率，从而得到故障原因排查序列。

基于因果图模型的因果性诊断推理指根据被满足条件的知识单元求取所需的值，在因果图模型的支持下依靠“搜索+推理”机制完成故障原因的查找与确定。该方法通过搜索得到故障原因等与故障相关的知识，然后对各故障原因进行初步筛选，剔除可直接排除的故障原因，从而得到故障原因备选集，最后根据故障原因备选集构建因果图模型，对故障原因进一步推理，得到故障原因排查序列。

### 3 案例分析

本文以某火电机组作为研究对象，验证提出的基于知识图谱的智能诊断推理模型的有效性。本文选择凝结水泵发生汽化<sup>[15]</sup>（FT01）故障模式作为示例，FT01 故障分析编码见表 1。

表 1 FT01 故障分析编码  
Tab.1 Code table for fault analysis of FT01

类型	事项	编码
故障模式	凝结水泵发生汽化	FT01
故障征兆	凝结水泵出口压力摆动，凝结水流量下降	ST01
	凝结水泵电动机电流下降或摆动	ST02
	除氧器水位下降	ST03
	泵体发出异声，出口母管振动，止回阀发出撞击声	ST04
故障影响	产生噪声和振动	ET01
	长时间在汽化条件下工作时，泵过流部件会遭到汽化破坏	ET02
	泵性能下降，严重时会使泵中的液流中断，致使泵不能工作	ET03
故障原因	凝结水泵入口管道漏空气	CT01
	凝结水泵盘根失去密封水或盘根损坏，导致盘根漏空气	CT02
	凝结水泵入口滤网放水门或排空气门关不严	CT03
	凝汽器水位低	CT04
维护措施	检查凝结水泵抽空气门应在“开启”位置，否则立即手动开启	MT01
	检查凝结水泵盘根及密封水情况，调整密封水量正常	MT02
	检查凝结水泵入口滤网放水门或排空气门是否严密，否则手动关闭	MT03
	检查凝汽器热井水位是否正常，若水位低应补水至正常水位	MT04

#### 3.1 火电机组故障知识图谱构建

本文将知识图谱中本体的类分为 Equipment

（设备）和 FaultDiagnosis（故障诊断）2 大类，具体层次结构划分见表 2。

表 2 类的层次结构  
Tab.2 The structure of CLASS

类	子类	子类	
Equipment (设备)	Boiler (锅炉)	B_Body (锅炉本体)	
		Air&FlueGas (风烟系统) Pulverizing (制粉系统)	
	Turbine (汽轮机)	T_Body (汽轮机本体)	
		Regenerative (回热系统) ColdEnd (冷端系统)	
	Generator (发电机)	-	
	Sensor (测点)	-	
FaultDiagnosis (故障诊断)	FaultMode (故障模式)	BoilerFault (锅炉故障)	
		TurbineFault (汽轮机故障)	
		GeneratorFault (发电机故障)	
	FaultSymptom (故障征兆)	-	
		FaultEffect (故障影响)	-
		FaultCause (故障原因)	-
Maintenance (维护措施)	-		

根据类的层次结构，得到 7 种关系属性，2 种数据属性，见表 3。通过一致性检测，即完成故障知识图谱的构建，构建完成的 FT01 的诊断规则关联在 Protégé 中如图 5 所示。将具体的个体填充到各类中，使用属性来丰富各概念间的关系，如图 6 所示，图 6 中虚线表示类下特定个体之间的关联关系。OntoGraf 可视化展示如图 7 所示。

表 3 本体的属性  
Tab.3 The property of ontology

属性类别	属性
ObjectProperty (关系属性)	happenedIn (发生在)
	hasCause (有原因)
	hasSym (有征兆)
	hasEff (有影响)
	hasMaint (有维护)
	ispartOf (是……的一部分)
DataProperty (数据属性)	hasSensor (有测点)
	hasPP (有先验概率)
	hasCS (有因果强度)

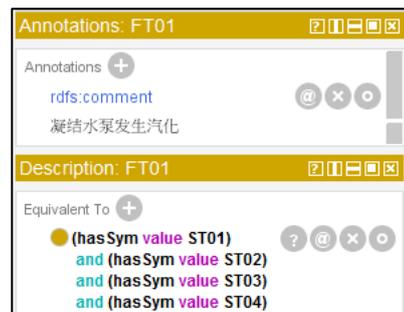


图 5 FT01 故障诊断规则示例  
Fig.5 The diagnosis rules of FT01

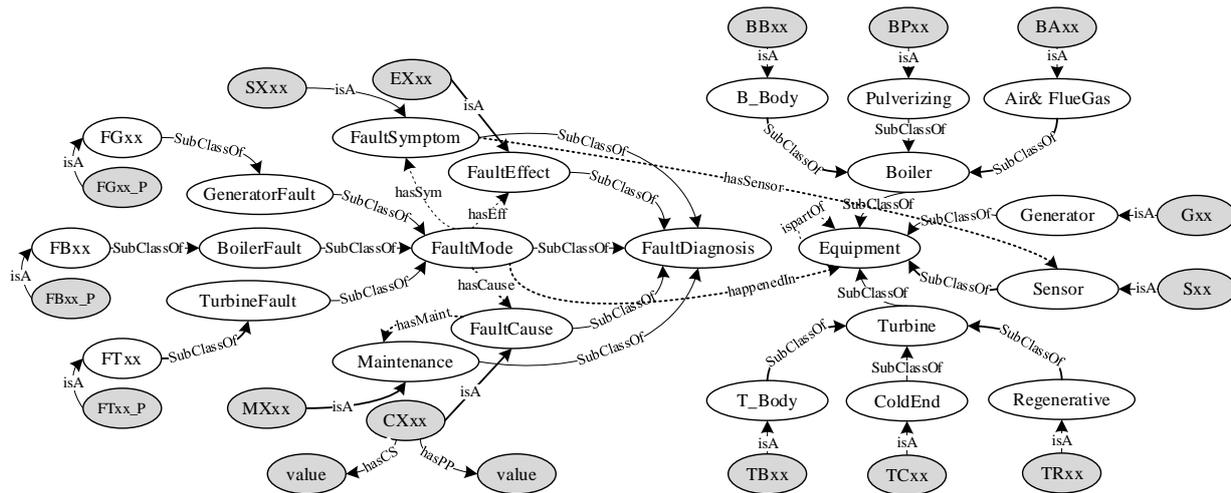


图 6 本体概念间的关联  
Fig.6 The relationship between ontology concepts

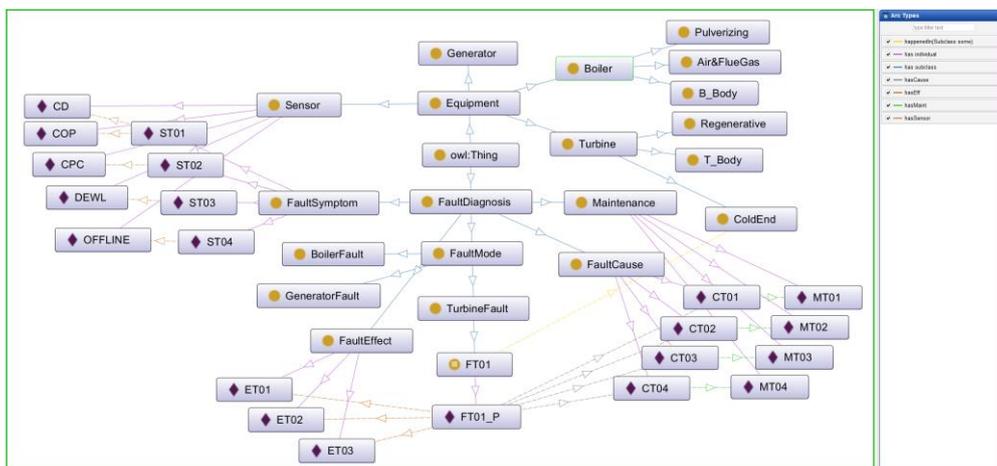


图 7 FT01 故障的可视化展示  
Fig.7 The visual representation of FT01

### 3.2 火电机组智能诊断

智能辅助诊断系统对机组运行数据和人机交互信息进行分析, 通过特征提取得到 ST01、ST02、ST03、ST04 共 4 个故障征兆, 进而触发诊断条件, 执行诊断命令。首先确定异常事件(Exception Event, EXEV) 为{ST01, ST02, ST03, ST04}, 在故障知识图谱中构造异常事件网络片段: (EXEV, hasSym, ST01)、(EXEV, hasSym, ST02)、(EXEV, hasSym, ST03)、(EXEV, hasSym, ST04)。启用推理机对该异常事件匹配推理, 结果如图 8 所示。

采用 SPARQL 查询异常事件属于何种故障模式, 查询语句: “String strquery=” select ?f WHERE {{<http://diagnosis#EXEV>rdf:type ?f. FILTER (REGEX (str(?f),'FT'))} UNION {<http://diagnosis# EXEV>rdf:type ?f.FILTER (REGEX (str(?f),'FB'))} UNION {<http://diagnosis#EXEV>rdf:type ?f.FILTER (REGEX (str(?f),

'FG'))}}”。



图 8 Hermit 推理结果  
Fig.8 The result of Hermit reasoning

在确定异常事件属于 FT01 故障后, 采用 SPARQL 在知识图谱中查询该故障模式的故障影响、故障原因及其对应维护措施等, 查询语句: “String strquery=”select ?c ?m ?e WHERE {{<http://diagnosis#FT01\_P><http://diagnosis#hasCause>?c.?c<http://diagnosis#hasMaint>?m.} UNION {<http://diagno

sis#FT01\_P><http://diagnosis#hasEff> ?e }";”。

根据查询结果，经过初步分析，剔除故障原因 CT04，明确故障原因备选集为 {CT01、CT02、CT03}，需要对故障原因备选集进一步推理确认，由此可自动构建 FT01 故障因果图模型（图 9）。

图 9 中： $F_1$  为 FT01， $C_1$  为 CT01， $C_2$  为 CT02， $C_3$  为 CT03。 $C_1$  的先验概率  $C_{1P}=0.5$ ， $C_1$  与  $F_1$  的因果强度  $C_{1C}=0.8$ ， $C_2$  的先验概率  $C_{2P}=0.2$ ， $C_2$  与  $F_1$  的因果强度  $C_{2C}=0.8$ ， $C_3$  的先验概率  $C_{3P}=0.3$ ， $C_3$  与  $F_1$  的因果强度  $C_{3C}=0.7$ 。

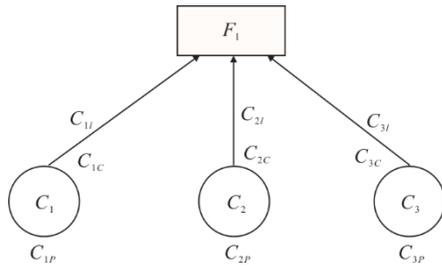


图 9 FT01 故障因果图模型  
Fig.9 The cause and effect diagram of FT01

因此，图 9 的最小割集布尔表达式如式(1)所示，不变化最终割集表达式如式(2)所示。

$$F_1 = C_1 C_{11} \cup C_2 C_{21} \cup C_3 C_{31} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} F_1 &= C_1 C_{11} + \overline{C_1} C_{11} (C_2 C_{21} \cup C_3 C_{31}) \\ &= C_1 C_{11} + (\overline{C_1} \cup \overline{C_{11}}) (C_2 C_{21} + \overline{C_2} \overline{C_{21}} C_3 C_{31}) \\ &= C_1 C_{11} + (\overline{C_1} + C_1 \overline{C_{11}}) [C_2 C_{21} + (\overline{C_2} + C_2 \overline{C_{21}}) C_3 C_{31}] \\ &= C_1 C_{11} + \overline{C_1} C_2 C_{21} + \overline{C_1} \overline{C_2} C_3 C_{31} + \overline{C_1} C_2 \overline{C_{21}} C_3 C_{31} + \\ &\quad C_1 \overline{C_{11}} C_2 C_{21} + C_1 \overline{C_{11}} \overline{C_2} C_3 C_{31} + C_1 \overline{C_{11}} C_2 \overline{C_{21}} C_3 C_{31} \end{aligned} \quad (2)$$

由式(2)可以计算顶事件  $F_1$  发生的概率，如式(3)所示，

$$\begin{aligned} P(F_1) &= C_{1P} C_{1C} + \overline{C_{1P}} C_{2P} C_{2C} + \overline{C_{1P}} \overline{C_{2P}} C_{3P} C_{3C} \\ &\quad + \overline{C_{1P}} C_{2P} \overline{C_{2C}} C_{3P} C_{3C} + C_{1P} \overline{C_{1C}} C_{2P} C_{2C} \\ &\quad + C_{1P} \overline{C_{1C}} \overline{C_{2P}} C_{3P} C_{3C} + C_{1P} \overline{C_{1C}} C_{2P} \overline{C_{2C}} C_{3P} C_{3C} \\ &= 0.60184 \end{aligned} \quad (3)$$

当假设故障原因为  $C_1$  时，则有式(4)、式(5)。

$$C_1 F_1 = C_1 C_{11} + C_1 \overline{C_{11}} C_2 C_{21} + C_1 \overline{C_{11}} \overline{C_2} C_3 C_{31} + C_1 \overline{C_{11}} C_2 \overline{C_{21}} C_3 C_{31} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} P(C_1 F_1) &= C_{1P} C_{1C} + C_{1P} \overline{C_{1C}} C_{2P} C_{2C} + C_{1P} \overline{C_{1C}} \overline{C_{2P}} C_{3P} C_{3C} + \\ &\quad C_{1P} \overline{C_{1C}} C_{2P} \overline{C_{2C}} C_{3P} C_{3C} = 0.43364 \end{aligned} \quad (5)$$

由式(3)和式(5)计算故障原因  $C_1$  发生的概率，如式(6)所示。

$$P(C_1 | F_1) = \frac{P(C_1 F_1)}{P(F_1)} = \frac{0.43364}{0.60184} = 0.721 \quad (6)$$

同理，当假设故障原因为  $C_2$  时，原因  $C_2$  发生的概率如式(7)所示，当假设故障原因为  $C_3$  时，原因  $C_3$  发生的概率如式(8)所示。

$$P(C_2 | F_1) = \frac{P(C_2 F_1)}{P(F_1)} = 0.301 \quad (7)$$

$$P(C_3 | F_1) = \frac{P(C_3 F_1)}{P(F_1)} = 0.423 \quad (8)$$

比较发现  $P(C_1|F_1) > P(C_3|F_1) > P(C_2|F_1)$ ，因此故障原因排除应按 CT01、CT03、CT02 的顺序进行。最终诊断结果以报表形式自动导出，如图 10 所示。

机组：#1	班组：	处理人员：	处理时间：
故障模式 (Mode)	FT01-凝结水泵发生汽化		
异常征兆 (Symptom)	ST01: 凝结水泵出口压力摆动、凝结水流量下降或到零 ST02: 凝结水泵电动机电流下降或摆动 ST03: 除氧器水位下降 ST04: 泵体发出异声，出口母管振动，止回阀发出撞击声		
故障影响 (Effect)	ET01: 产生噪声和振动 ET02: 长时间在汽化条件下工作时，泵过流部件会遭到汽化破坏 ET03: 泵性能下降，严重时会使泵中的液流中断，致使泵不能工作		
故障原因 (Cause)	CT01: 凝结水泵入口管道漏空气(0.721) CT02: 凝结水泵盘根密封水失去或盘根损坏，导致盘根漏空气(0.301) CT03: 凝结水泵入口滤网放水门或排空气门关不严(0.423)		
维护措施 (Maintenance)	MT01: 检查凝结水泵抽空气门应在“开启”位置，否则立即手动开启 MT02: 检查凝结水泵盘根及密封水情况，调整密封水量正常 MT03: 检查凝结水泵入口滤网放水门或排空气门是否严密，否则手动关闭		
备注 (Remarks)			

图 10 智能辅助诊断系统报表

Fig.10 The report of intelligent assistant diagnosis system

以上结果表明，本文提出的基于知识图谱的智能辅助诊断系统能够很好地完成火电机组故障诊断。智能辅助诊断系统由特征提取出的故障征兆触发，通过基于规则的相关性诊断推理和基于因果图模型的因果性诊断推理 2 部分完成诊断全过程，诊断流程便捷高效、合理连贯，体现了知识图谱与故障诊断相结合的优越性，得到的诊断结果符合预期。此外，知识图谱在知识表示、推理和存储等方面打破了传统知识库的常规，因果图模型简化了传统图模型的计算过程，这使诊断系统在保证准确度的同时大大提高了诊断效率。

## 4 结 语

本文在“智慧电厂”背景下,提出一种基于知识图谱的智能诊断新思路,并开发一套火电机组智能辅助诊断系统。该系统是以专家知识为基础,结合人工智能、大数据分析等互联网技术将设备与电厂技术人员结合在一起,形成的一套集智慧和知识化于一体的运维智能辅助诊断系统。智能辅助诊断系统的全过程均依托于知识图谱在 Jena 框架下实现,它能够通过计算程序与推理机结合领域内的相关知识、专家经验对火电机组出现的复杂问题进行智能式推理与诊断,从而模拟领域专家解决复杂问题的过程,为运行维护人员提供技术支持,节省维护成本。

本文提出的方法较传统方法在知识表示、推理和存储方面更加方便有效,能够使知识的结构体系更加清晰明确、概念形式更加规范,使诊断的推理流程更加快捷,推理策略更加透明,极大地提升了诊断系统的可维护性与可重用性。本文现处于研究初期,仍存在许多不完备之处需要完善,后续工作将继续优化系统结构、扩充系统知识储备、提高知识图谱质量与系统的可靠性。

### 【参 考 文 献】

- [1] 华志刚, 郭荣, 崔希, 等. 火电智慧电厂技术路线探讨与研究[J]. 热力发电, 2019, 48(10): 8-14.  
HUA Zhigang, GUO Rong, CUI Xi, et al. Discussion and study on technical route of smart thermal power plant[J]. Thermal Power Generation, 2019, 48(10): 8-14.
- [2] 陈东超. 基于贝叶斯网络的汽轮发电机组故障诊断方法及应用研究[D]. 北京: 华北电力大学(北京), 2018: 3-4.  
CHEN Dongchao. Research on methods and application of fault diagnosis for turbo-generator unit based on Bayesian network[D]. Beijing: North China Electric Power University (Beijing), 2018: 3-4.
- [3] DUAN Y, EDWARDS J S, DWIVEDI Y K. Artificial intelligence for decision making in the era of big data-evolution, challenges and research agenda[J]. International Journal of Information Management, 2019, 48: 63-71.
- [4] 徐创学, 张学延, 冯挺有, 等. 基于云服务的火电机组专家远程诊断系统[J]. 热力发电, 2019, 48(9): 58-63.  
XU Chuangxue, ZHANG Xueyan, FENG Tingyou, et al. Expert remote diagnosis system for thermal power units based on cloud service[J]. Thermal Power Generation, 2019, 48(9): 58-63.
- [5] LEE J, ARDAKANI H D, YANG S, et al. Industrial big data analytics and cyber-physical systems for future maintenance & service innovation[J]. Procedia CIRP, 2015, 38: 3-7.
- [6] CHOI H, KIM C W, KWON D. Data-driven fault diagnosis based on coal-fired power plant operating data[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2020, 34(16): 3931-3936.
- [7] 蒋秉川, 万刚, 许剑, 等. 多源异构数据的大规模地理知识图谱构建[J]. 测绘学报, 2018, 47(8): 1051-1061.  
JIANG Bingchuan, WAN Gang, XU Jian, et al. Geographic knowledge graph building extracted from multi-sourced heterogeneous data[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2018, 47(8): 1051-1061.
- [8] 刘岍, 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.
- [9] 于鑫刚, 李万龙. 基于本体的知识库模型研究[J]. 计算机工程与科学, 2008, 30(6): 134-136.  
YU Xingang, LI Wanlong. A study of the knowledge base model based on ontology[J]. Computer Engineering and Science, 2008, 30(6): 134-136.
- [10] GRUBER T R. A translation approach to portable ontology specifications[J]. Knowledge Acquisition, 1993, 5(2): 199-220.
- [11] 张文秀, 朱庆华. 领域本体的构建方法研究[J]. 图书与情报, 2011(1): 16-19.  
ZHANG Wenxiu, ZHU Qinghua. Research on construction methods of domain ontology[J]. Library and Information, 2011(1): 16-19.
- [12] RUBIN D L, NOY N F, MUSEN M A. Protégé: a tool for managing and using terminology in radiology applications[J]. Journal of Digital Imaging, 2007, 20(1): 34-46.
- [13] GLIMM B, HORROCKS I, MOTIK B, et al. Hermit: an OWL 2 reasoner[J]. Journal of Automated Reasoning, 2014, 53(3): 245-269.
- [14] 彭华亮. 基于故障树的故障诊断专家系统软件平台设计[D]. 南京: 南京理工大学, 2017: 34-39.  
PENG Hualiang. Design of fault diagnosis expert system software platform based on fault tree[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2017: 34-39.
- [15] 罗怀戡. 300 MW 分册-大型火电机组集控运行技术问答[M]. 北京: 中国电力出版社, 2013: 392-393.  
LUO Huaijian. 300 MW volume-question and answer on centralized control operation technology of large thermal power unit[M]. Beijing: China Electric Power Press, 2013: 392-393.

(责任编辑 杜亚勤)