

基于知识图谱与模糊贝叶斯推理的航空发动机故障诊断

张 亮¹, 吴 闯², 贾宇航¹, 谢小月¹, 唐希浪¹

(1. 空军工程大学装备管理与无人机工程学院, 西安, 710051; 2. 95478 部队, 重庆, 401329)

摘要 针对航空发动机结构功能复杂, 存在贝叶斯网络构建难、节点条件概率难以获得精确值的问题, 提出基于知识图谱与模糊贝叶斯网络的故障推理诊断方法。首先, 以历史故障数据为依据, 构建航空发动机故障知识图谱; 其次, 提出“知识图谱-贝叶斯网络”的映射方法, 用于快速构建贝叶斯网络; 然后, 引入模糊集合论, 解决工程实际中概率参数的不确定性问题; 最后, 以航空发动机滑油系统故障进行实例验证, 结果表明所提方法既能提高贝叶斯网络的构建效率, 又能实现故障诊断的不确定性推理, 可用于诊断策略优化和设备可靠性提升, 具有较强的工程应用价值。

关键词 航空发动机; 知识图谱; 模糊贝叶斯网络; 故障诊断

DOI 10.3969/j.issn.2097-1915.2024.04.002

中图分类号 V231; TP391.1 **文献标志码** A **文章编号** 2097-1915(2024)04-0005-08

Fault Diagnosis of Aero-Engine Based on KG-FBN Inference

ZHANG Liang¹, WU Chuang^{1,2}, JIA Yuhang¹, XIE Xiaoyue¹, TANG Xilang¹

(1. Equipment Management and Unmanned Aerial Vehicle Engineering School, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China; 2. Unit 95478, Chongqing 401329, China)

Abstract Aimed at the problems that structure and function of aero-engine are complex, construction of Bayesian network is difficult, and it is difficult to obtain the exact value of node conditional probability, in this paper, a knowledge graph with fuzzy Bayesian network (KG-FBN) inference fault diagnosis method is proposed. Firstly, on the basis of large-scale historical fault data, an aero-engine fault knowledge graph is constructed by using the knowledge graph technology. Secondly, a mapping method of “knowledge graph-Bayesian network” is proposed to rapidly construct Bayesian network, and introduce fuzzy set theory to solve the uncertainty problem of probability parameters in engineering practice. Finally, an example is given to verify the feasibility of the proposed method. The results show that the proposed method can improve the efficiency of Bayesian network construction and achieve uncertain inference in fault diagnosis, can be also used for optimizing diagnostic strategies, and can improve equipment reliability, and is strong in engineering application value.

Key words aero-engine; knowledge graph; fuzzy Bayesian network; fault diagnosis

收稿日期: 2023-12-25

基金项目: 国家自然科学基金(72201276); 西安市科协青年人才托举计划(959202313098); 陕西省自然科学基础研究计划(2023-JC-QN-0059)

作者简介: 张 亮(1982—), 男, 江西新干人, 教授, 研究方向为装备保障管理与决策研究。E-mail: 179108235@qq.com

通信作者: 唐希浪(1991—), 男, 湖南湘潭人, 副教授, 研究方向为装备智能化保障技术研究。E-mail: tangxilang@sina.com

引用格式: 张亮, 吴闯, 贾宇航, 等. 基于知识图谱与模糊贝叶斯推理的航空发动机故障诊断[J]. 空军工程大学学报, 2024, 25(4): 5-12.
ZHANG Liang, WU Chuang, JIA Yuhang, et al. Fault Diagnosis of Aero-Engine Based on KG-FBN Inference[J]. Journal of Air Force Engineering University, 2024, 25(4): 5-12.

航空发动机作为飞机动力的保证,一旦发生故障将严重威胁飞行安全^[1]。因此,准确高效的故障诊断方法对于确保飞行安全和任务成功具有重要意义。贝叶斯网络(Bayesian network, BN)是表示和推理不确定知识的最有效理论方法之一^[2],可以较为形象描述故障和征兆间的因果关系,能够有效结合定性评估和定量推理,在故障诊断^[3-4]、风险分析^[5]和可靠性评估^[6]中有十分广泛的应用。贝叶斯网络构建是航空发动机故障诊断应用的关键^[7]。传统的贝叶斯网络构建主要采取基于专家知识和基于数据学习的建模方法^[8]。在基于专家知识的贝叶斯网络构建方法中,基于故障树映射构建贝叶斯网络^[9-10]是当前的主流方法,但系统故障树需要依赖经验丰富的专家进行人工构建,效率低下;基于数据学习的构建方法^[11-13],可以克服依赖专家经验的局限性,构建效率高,但构建的贝叶斯网络准确度和可解释性不足。因此,如何有效融合专家知识和数据学习是实现贝叶斯网络结构准确高效构建的关键。知识图谱技术(knowledge graph, KG)是近几年人工智能领域研究的热点^[14],其强大的知识学习、存储能力以及可视化的图谱结构可以为贝叶斯网络构建提供数据基础。同时针对传统贝叶斯网络存在条件概率难以获得精确值的问题,相关学者引入模糊集合

论进行研究。王萌等^[15]引入模糊集合论,提出模糊贝叶斯网络推理诊断方法,用三角模糊数表示网络节点之间关联强度大小,能够较为清晰地表达系统节点之间关联强度的不确定性;Wu 等^[16]引入新的模糊条件概率函数,提出了一种新的基于模糊贝叶斯网络的征信系统推理模型;耿苏杰等^[17]在贝叶斯网络中融合多个模糊函数,用以分别描述不同故障状态的模糊重要性,实现电力设备的故障诊断和状态评估。

综上分析,综合考虑传统贝叶斯网络构建方法的局限性以及航空发动机维修实际中复杂因素引起的不确定性,本文提出了基于知识图谱与模糊贝叶斯网络(knowledge graph to fuzzy Bayesian network, KG-FBN)推理的航空发动机故障诊断方法。利用知识图谱技术解决传统贝叶斯网络构建方法效率低的问题,引入模糊三角函数和德尔菲法解决工程实际中条件概率的模糊不确定性问题。

1 航空发动机故障知识图谱构建

作为典型的行业知识图谱^[18-20],航空发动机故障知识图谱,能利用其强大的语义能力描述系统故障中各个事件的逻辑关系,为故障诊断贝叶斯网络构建提供助力,其构建流程如图 1 所示。

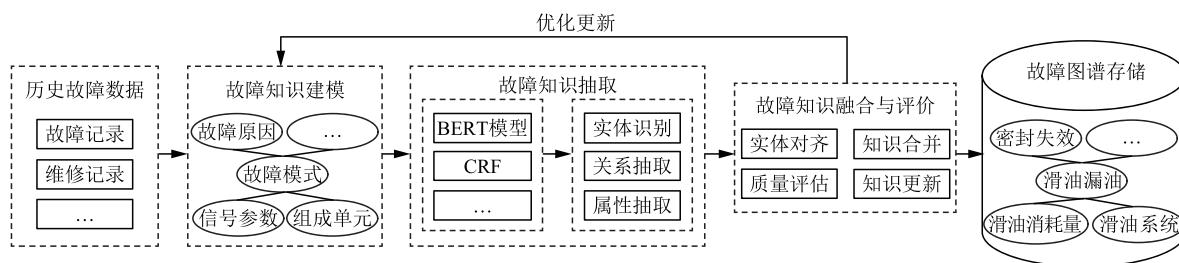


图 1 航空发动机故障知识图谱构建流程

1.1 知识建模

故障知识图谱是典型的领域图谱,需要在模式层的约束和指导下,才能从故障资料中自动抽取出构图所需的故障知识。因此,首先需要针对故障诊断的知识需求,构建故障知识本体模型,即定义故障知识图谱中可能存在的实体类型、关系类型、实体属性等。

1.2 知识抽取

知识抽取基于规则或机器学习的方法从航空发动机历史故障数据中自动化或半自动化的方式抽取知识单元,主要包括实体、关系及其属性。对于关系表这类结构化的故障数据,可直接转换为“实体-关系-实体”的三元组。对于非/半结构化的航空发动

机故障数据,采用基于规则或基于深度学习的方法进行抽取^[21]。现在较为流行且抽取效率较高的方法是基于转换器的双向编码(bidirectional encoder representations from transformers, BERT)表征的双向长短句记忆神经网络(bidirectional long short-term memory, BiLSTM)抽取模型^[22-23],该模型通过 BERT 预训练模型,将原始的航空发动机故障文本转换为向量表示,获得字级别的特征,通过 BiLSTM 层抽取上下文特征形成特征矩阵,最后由条件随机场(conditional random field, CRF)生成最优标签序列。

1.3 知识融合

知识融合将多源数据提取的知识融为一体,从

而提高航空发动机故障知识库的数据质量^[24]。其中的核心是实体对齐,用于处理多种表达方式对应同一实体对象的问题,例如“发附”“发动机附件机匣”“附件机匣”均对应的是“发动机附件机匣”这一个单元实体,尤其是人工撰写的故障报告、排故经验等,用语不规范的现象比较普遍,因此需要统一规范的实体名称。对此,可通过深度学习的方法将故障实体向量化,并计算向量之间的相似度,超过一定阈值时对齐实体,实现知识融合。

1.4 知识存储

知识存储则需要将各类知识以“实体-关系-实体/属性”的三元组形式储存起来,用于支持大规模图数据的有效管理和计算。知识存储方式是否恰当将直接影响到知识图谱中知识查询、知识计算以及知识更新的效率。针对航空发动机故障知识结构明确、体系丰富的特点,本文采用 ArangoDB 图数据库作为存储系统。ArangoDB 是一个开源的分布式原生多模型图数据库,兼容图、文档和键/值对 3 种数据模型,与其他图数据库相比,在速度和性能方面都具有极大优势,适用于搭建高性能的应用程序。通过知识抽取、融合等手段,构建了某型航空发动机的故障知识图谱,含实体节点 1 712 个,关系 2 654 条,并存储到图数据库中,形成较为完善的航空发动机故障知识网络,为贝叶斯网络拓扑结构建模奠定了较好的数据基础。

2 知识图谱引导的模糊贝叶斯网络推理故障诊断

2.1 贝叶斯网络

贝叶斯网络是由一个有向无环图以及若干个条件概率表(conditional probability table, CPT)组成的一个有向无循环网络,可以用 $B(G, P)$ 表示,其中 G 为随机变量节点的结构,就是贝叶斯网络的拓扑结构, P 为有向边的条件概率。

在贝叶斯有向网络图中蕴含了条件独立性假设,即在给定节点 V_{ij} 父节点条件下,节点 V_{ij} 与其父节点之外的其他任何节点条件独立,表示为:

$$P(V_i | A(V_i), \pi(V_i)) = P(V_i | \pi(V_i)) \quad (1)$$

式中: $A(V_i)$ 为 V_i 父节点之外的其他节点集合, $\pi(V_i)$ 为 V_i 的父节点集合。同时,一个节点与每一个节点相关的 CPT 可以用 $P(V_i | \pi(V_i))$ 来描述,表达了节点和其父节点的条件概率,没有父节点的节点概率为其先验概率。当运用贝叶斯网络描述航空发动机的故障诊断问题时,将故障征兆和故障原因作为节点,节点之间的因果关系则描述故障产生

的因果链。在利用贝叶斯网络建立故障因果链模型时有以下因果独立性假设:引起某一故障征兆的多个故障原因(征兆)之间相互独立,任何一故障原因(征兆)的发生都将引起该故障症状的发生。

在给定所有节点的 CPT 后,可以得到包含所有节点的联合概率分布,而变量之间条件独立关系的存在减少了确定联合概率分布所需要的参数,从而极大地简化 BN 的联合概率分布。根据链式法则,BN 的联合概率分布为:

$$P(V) = P(V_1, V_2, \dots, V_n) = \prod_n P(V_i | \pi(V_i)) \quad (2)$$

2.2 知识图谱向贝叶斯网络的映射

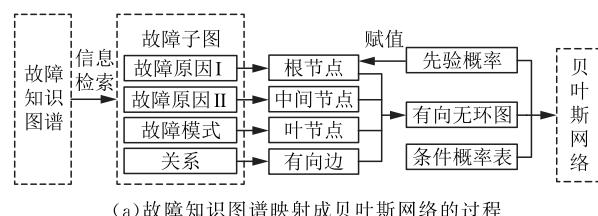
建立贝叶斯网络模型包括拓扑结构构建和定量参数设置。针对现有贝叶斯网络构建中存在的问题,本文提出了“知识图谱-贝叶斯网络”的映射构建方法,其具体流程如图 2(a) 所示,具体分为以下 4 个步骤:

1) 子图检索。通过上文构建的航空发动机故障知识图谱,基本涵盖了航空发动机全部故障类型,规模较大。针对某个故障,首先需要根据故障现象在大规模故障知识图谱中进行特征解析和关键词匹配,得到对应系统或部件的故障子图。

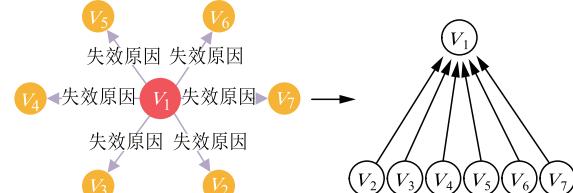
2) 节点映射。利用知识图谱较好地可视化图结构,把故障子图中的实体转化为贝叶斯网络的节点,其中故障原因 I、故障原因 II 和故障模式分别映射为根节点、中间节点和叶节点,故障原因 I 和故障原因 II 的区别主要在于其后是否有故障原因关联,没有的映射为根节点,否则映射为中间节点。

3) 关系映射。把故障子图中“失效原因”和“引起”关系转化为贝叶斯网络中的有向边。图 2(b) 为一个简单的映射构建示例。

4) 参数设置。利用历史故障数据计算先验概率,用条件概率表示实体间的关联强度。



(a) 故障知识图谱映射成贝叶斯网络的过程



(b) 故障知识图谱映射到贝叶斯网络示例

图 2 基于知识图谱的贝叶斯网络构建

2.3 模糊贝叶斯网络参数设定

贝叶斯网络模型的参数设定主要包括先验概率和条件概率的确定。故障先验概率能够反映航空发动机历史故障状况,是诊断当前故障类型的重要依据。故障先验概率可以通过计算目标故障原因在故障例全集中的占比确定。考虑到条件概率无法用精确的数学公式或数值表达,本文利用专家经验,采取德尔菲法来确定节点之间的条件概率。同时,为了提高专家经验的可信度,在条件概率确定过程中引入模糊集合论,具体方法如下。

2.3.1 确定模糊函数和评语等级

本文采用三角模糊数来描述节点之间关联强度的模糊性,其隶属函数形式为:

$$\mu(x) = \begin{cases} 0, & x < a \\ (x-a)/(m-a), & a \leq x \leq m \\ (b-x)/(b-m), & m \leq x \leq b \\ 0, & x > b \end{cases} \quad (3)$$

式中: a 、 m 和 b 分别为三角模糊函数的 3 个参数,记作(a, m, b)。

在无法精确获取事件之间条件概率的情况下,可以通过专家群决策的方法得出结果。专家更倾向于用语言变量对事件发生概率进行评价,为此,引入“极高、高、较高、一般、较低、低、极低”7 个语言变量。每个语言变量与三角模糊数的对应关系如表 1 所示。

表 1 节点关联强度语义值及相应的模糊数

序号	语义值	三角模糊数
1	极高(VH)	(0.9,1.0,1.0)
2	高(H)	(0.7,0.9,1.0)
3	较高(FH)	(0.5,0.7,0.9)
4	一般(M)	(0.3,0.5,0.7)
5	较低(FL)	(0.1,0.3,0.5)
6	低(L)	(0.0,0.1,0.3)
7	极低(VL)	(0.0,0.0,0.1)

2.3.2 由语言变量得出模糊概率

为了确定节点关联强度,需要听取多位专家的意见。若专家人数为 s ,第 k 个专家对在给定节点 V_i 父节点的条件下, V_i 发生概率的评价语言变量根据表 1 转换为三角模糊数:

$$\tilde{P}_i^k = \tilde{P}^k(V_i | \pi(V_i)) = (a_i^k, m_i^k, b_i^k) \quad (4)$$

同时考虑专家评价能力水平,依据专家所处岗位、职称、学历等,确定每名专家的评价权重,其计算式为:

$$S_k = S_{ek} + S_{sk} + S_{pk} + S_{rk} \quad (5)$$

$$\omega_k = S_k / \sum_{k=1}^m S_k \quad (6)$$

式中: S_k 为第 k 位专家的权重总得分; S_{ek} 、 S_{sk} 、 S_{pk} 、 S_{rk} 分别为该位专家在学历、工作年限、职称、职务 4 个方面的得分; ω_k 为第 k 位专家的评价结果权重。综合多名专家的评价结果,得到 V_i 节点在其父节点发生下的条件概率模糊数:

$$\begin{aligned} \tilde{P}'_i = \sum_k \tilde{P}_i^k \omega_k &= \sum_k (a_i^k \omega_k, m_i^k \omega_k, b_i^k \omega_k) = \\ (\sum_k a_i^k \omega_k, \sum_k m_i^k \omega_k, \sum_k b_i^k \omega_k) &= (a'_i, m'_i, b'_i) \end{aligned} \quad (7)$$

2.3.3 模糊概率的解模糊

经过模糊处理的条件概率,是一个模糊可能性区间,需要采取解模糊算法选择一个数值,代表模糊集合的特征值。

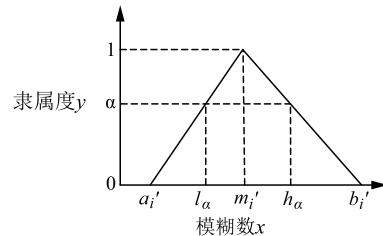


图 3 三角模糊函数的隶属度函数

针对图 3 所示的三角隶属度函数,式(8)为进行解模糊处理的广义公式,其中 $F_\alpha = \{x | F(x) > \alpha\}$ 为 $F(x)$ 的 α -截集,Average(F_α) 为 α -截集的平均值,由式(9)计算, $f(\alpha)$ 为加权估值函数。

$$P_i = \frac{\int_0^1 \text{Average}(F_\alpha) f(\alpha) d\alpha}{\int_0^1 f(\alpha) d\alpha} \quad (8)$$

$$\text{Average}(F_\alpha) = \frac{l_\alpha + h_\alpha}{2} \quad (9)$$

$$l_\alpha = (m'_i - a'_i)\alpha + a'_i \quad (10)$$

$$h_\alpha = b'_i - (b'_i - m'_i)\alpha \quad (11)$$

式中: l_α 、 h_α 分别为 α -截集的下限和上限。通常情况下,设 $f(\alpha)=1$,从而可以通过式(12)得到解模糊后的概率值。

$$\begin{aligned} P_i &= \frac{\frac{1}{2} \int_0^1 [(m'_i - a'_i)\alpha + a'_i + b'_i - (b'_i - m'_i)\alpha] d\alpha}{\int_0^1 d\alpha} = \\ \frac{1}{2} \left(a'_i + b'_i + \frac{m'_i - a'_i}{2} + \frac{m'_i - b'_i}{2} \right) &= \frac{a'_i + 2m'_i + b'_i}{4} \end{aligned} \quad (12)$$

2.3.4 建立 FBN 条件概率表

通过上述方法可以得到某个子节点和父节点之间关联强度的模糊概率,但如何获得 FBN 中的 CPT 被广泛认为是一个较为复杂的问题,尤其是在 FBN 较大且父节点较多的情况下,需要专家评价的参数量将呈指数增长。因此,本文采用 Noisy-OR 模型^[3]实现 CPT 的建立。

假设一个 x_1, x_2, \dots, x_n 是引起故障 y 的 n 种故障原因,且其与故障 y 之间的因果关系相互独

立,则原因 x_i 发生条件下 y 故障发生的概率。

$$P(y|x_i) = P(y|\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_i, \dots, \bar{x}_n) \quad (13)$$

式中: \bar{x}_i 表示该事件未发生,则多种故障原因 x_1, x_2, \dots, x_n 对故障 y 的耦合作用效果计算为:

$$\begin{cases} P(\bar{y}|x) = \prod_{x_i \in x} (1 - P(y|x_i)) \\ P(y|x) = 1 - \prod_{x_i \in x} (1 - P(y|x_i)) \end{cases} \quad (14)$$

采用 Noisy-OR 模型后,只需针对单个原因与故障的关联强度进行模糊设定,不同原因状态组合下故障出现的概率 $P(y|x)$ 通过单个故障对征兆的影响效果耦合得到,不需直接设定。如对于有 n 个父节点的节点,只需估计 $2n$ 个条件概率,而不是原来的 2^n 条件概率,从而大幅简化了 FBN 中条件概率表建立的复杂度。

2.4 基于模糊贝叶斯网络的推理和重要度分析

2.4.1 模糊贝叶斯推理

用于故障诊断的模糊推理是反向推理,即在已知某种故障状态发生的情况下,根据模糊贝叶斯网络推理算法,计算模糊贝叶斯网络中故障原因的后验概率。模糊诊断推理公式为:

$$P(\pi(V_i)|V_i) = \frac{P(\pi(V_i))P(V_i|\pi(V_i))}{P(V_i)} \quad (15)$$

2.4.2 重要度分析

重要度的意义在于系统故障时能有效地查找系统的失效原因,是系统可靠性定量分析和故障诊断的重要组成部分。为此,本文采用变化率(ratio of

variation, RoV)作为重要度的判断指标,来识别引起故障发生最关键的原因。对于 FBN 中故障原因 x_i 的 RoV 重要度计算公式为:

$$RoV(x_i) = \frac{\xi(x_i) - \zeta(x_i)}{\zeta(x_i)} \quad (16)$$

式中: $\xi(x_i)$ 和 $\zeta(x_i)$ 分别为第 i 个故障根因的后验概率和先验概率。

3 实例验证与分析

航空发动机润滑系统的主要功能是向主轴轴承、密封装置、齿轮、附件机匣等核心机械部件提供用于润滑和冷却的滑油,保证动力系统安全可靠地工作,属于航空发动机的关键系统,其系统故障类型较多、故障危害影响较大。因此本文以某型航空发动机滑油系统故障为例,建立知识图谱引导的航空发动机模糊贝叶斯网络推理诊断模型,来验证模型的有效性。

3.1 基于故障知识图谱构建贝叶斯网络

在航空发动机故障知识图谱的基础上,通过检索“滑油系统故障原因”,可以得到滑油系统故障有关的子图谱。然后根据 2.2 节描述的“故障知识图谱-贝叶斯网络”映射构建方法,建立滑油系统故障贝叶斯网络拓扑结构,如图 4 所示。

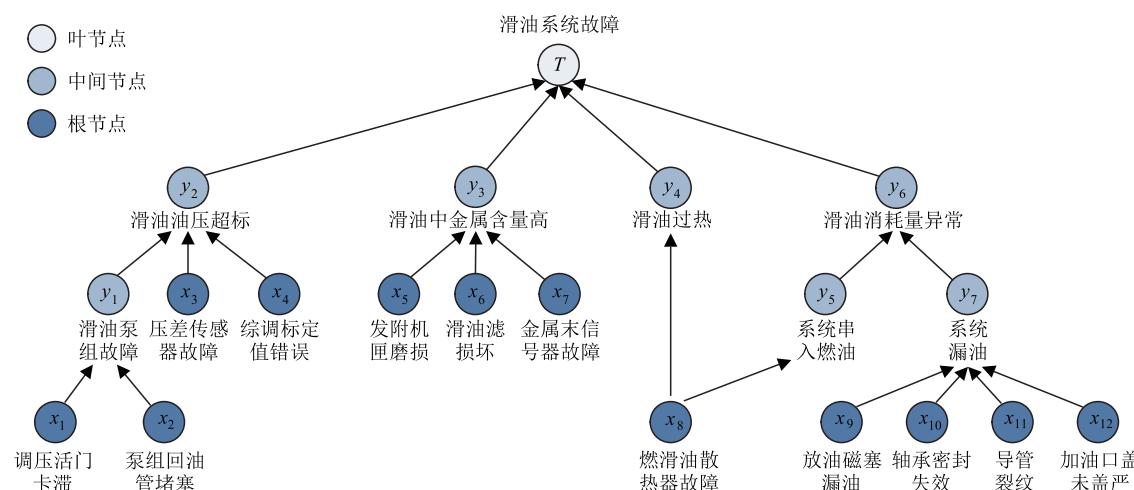


图 4 滑油系统故障贝叶斯网络图

从知识图谱映射到贝叶斯网络需满足式(1)所示的独立性假设,下面对滑油系统故障贝叶斯网络拓扑结构的独立性假设进行简要分析。首先,引起某一故障征兆的故障原因(征兆)是相互独立的,例如图 4 中引起滑油油压超标的故障原因(征兆)包括综调标定值错误、压差传感器故障、滑油泵组故障,这三者的发

生是相互独立的。其次,任何一故障原因(征兆)的发生都将引起该故障症状的发生,如滑油泵组故障很大概率会引起滑油油压超标,具体的概率值通过 2.3 节所述方法确定。

3.2 确定模型参数

以该型航空发动机近 5 年滑油系统故障历史数

据作为本次方法验证的数据样本,先验概率统计如表 2 所示。

表 2 不同故障先验概率

故障	节点符号	先验概率
调压活门卡滞	x_1	0.04
泵组回油管堵塞	x_2	0.05
压差传感器故障	x_3	0.02
综调标定值错误	x_4	0.02
发附机匣磨损	x_5	0.07
滑油滤损坏	x_6	0.03
金属末信号器故障	x_7	0.04
燃滑油散热器故障	x_8	0.04
放油磁塞漏油	x_9	0.03
轴承密封失效	x_{10}	0.04
导管裂纹	x_{11}	0.03
加油口未盖严	x_{12}	0.02

邀请领域专家对滑油系统故障模糊贝叶斯网络

表 3 节点 y_3 的条件概率计算过程

节点 y_3 的条件概率详细计算过程(x_i , y_i 表示事件发生, \bar{x}_i 表示该事件未发生)

由专家语言变量得出模糊概率:

$$\tilde{P}(y_3|x_5) = (0.868\ 8, 0.984\ 4, 1); \tilde{P}(y_3|x_6) = (0.559\ 2, 0.759\ 2, 0.929\ 6); \tilde{P}(y_3|x_7) = (0.331\ 2, 0.551\ 2, 0.731\ 2)$$

模糊概率的解模糊:

$$P(y_3|x_5) = 0.959\ 4; P(y_3|x_6) = 0.751\ 8; P(y_3|x_7) = 0.541\ 2$$

通过 Noisy-OR 模型得到耦合作用下的条件概率:

$$P(y_3|x_5, x_6) = 1 - (1 - P(y_3|x_5))(1 - P(y_3|x_6)) = 0.989\ 9;$$

$$P(y_3|x_5, x_7) = 1 - (1 - P(y_3|x_5))(1 - P(y_3|x_7)) = 0.981\ 4;$$

$$P(y_3|x_6, x_7) = 1 - (1 - P(y_3|x_6))(1 - P(y_3|x_7)) = 0.886\ 1;$$

$$P(y_3|x_5, x_6, x_7) = 1 - (1 - P(y_3|x_5))(1 - P(y_3|x_6))(1 - P(y_3|x_7)) = 0.995\ 3$$

y_3 的条件概率表(CPT):

$$P(y_3|x_5, \bar{x}_6, \bar{x}_7) = 0.959\ 4; P(y_3|x_5, x_6, \bar{x}_7) = 0.989\ 9; P(y_3|x_6, \bar{x}_5, \bar{x}_7) = 0.751\ 8; P(y_3|x_5, \bar{x}_6, x_7) = 0.981\ 4;$$

$$P(y_3|x_7, \bar{x}_5, \bar{x}_6) = 0.541\ 2; P(y_3|\bar{x}_5, x_6, x_7) = 0.886\ 1; P(y_3|\bar{x}_5, \bar{x}_6, \bar{x}_7) = P_{Ly_3} = 0.05; P(y_3|x_5, x_6, x_7) = 0.995\ 3$$

3.3 诊断策略优化及重要度分析

在得到所有的 CPT 后,就可以应用 FBN 推理进行定量分析。本文利用 GeNIe 仿真软件对滑油系统故障的模糊贝叶斯网络模型进行推理分析。假设已出现滑油系统故障,将叶节点 T 的 State1 状态值设置为 100%,利用贝叶斯反向推理,得到各个故障根因的后验概率,如表 4 所示。

表 4 故障后验概率

节点符号	后验概率	节点符号	后验概率
x_1	0.081 6	x_7	0.084 1
x_2	0.091 3	x_8	0.156 9
x_3	0.050 5	x_9	0.052 9
x_4	0.052 7	x_{10}	0.110 1
x_5	0.210 0	x_{11}	0.061 8
x_6	0.076 7	x_{12}	0.048 9

中节点的关联关系进行评估,得到滑油系统故障贝叶斯网络中子节点和父节点单独影响的关联强度。通过 2.3 节所述方法建立 FBN 中的条件概率表,为清晰描述其计算过程,以节点 y_3 “滑油中金属含量高”以及其 3 个父节点 x_5 、 x_6 、 x_7 为例进行举例说明,如表 3 所示。同时在工程实际中存在即使所有部件均未发生故障,系统也有可能出现异常的情况。因此本文计算条件概率时引入 Leaky 节点,并假设其对故障发生的作用一直存在,即当模型中所列故障原因均未发生时,故障仍有可能发生。本文将节点对故障的影响强度统一设置为 0.05。如 x_5 、 x_6 、 x_7 均为正常时, y_3 也可能出现异常,引入 Leaky 节点 ly_3 后,设置其概率值 $P_{ly_3} = 0.05$,则 $P(y_3|x_5, x_6, x_7) = P_{ly_3} = 0.05$ 。

3.3.1 诊断策略优化

故障诊断策略优化的基本方法是当一定的故障征兆出现时,基于贝叶斯网络推理出各根节点(故障原因)的后验概率。故障原因发生的概率越大,则优先进行检测,以期更快排除故障。由表 4 可知,各个故障根因的后验概率排序为 $x_5 > x_8 > x_{10} > x_2 > x_7 > x_1 > x_6 > x_{11} > x_9 > x_4 > x_3 > x_{12}$ 。因此优化后的诊断策略为:根节点的检测顺序为 $x_5, x_8, x_{10}, x_2, x_7, x_1, x_6, x_{11}, x_9, x_4, x_3, x_{12}$ 。此处没有考虑每一项根节点的检测代价(如检测时间),在优化诊断策略时还可进一步结合节点的发生概率和检测代价进行综合决策优化诊断策略。

3.3.2 重要度分析

通过式(16)计算结果对各根节点展开重要度分析,如图 5 所示。通过以上结果可以看出, x_8 、 x_5 、

x_{10} 、 x_4 等故障原因对故障发生的影响程度较大,是系统的薄弱环节。因此,一方面可通过提高这些根节点的可靠性或通过可靠性优化、冗余设计,来提高系统可靠性;另一方面在进行故障检测时,应优先对这些根节点进行排查、处理。

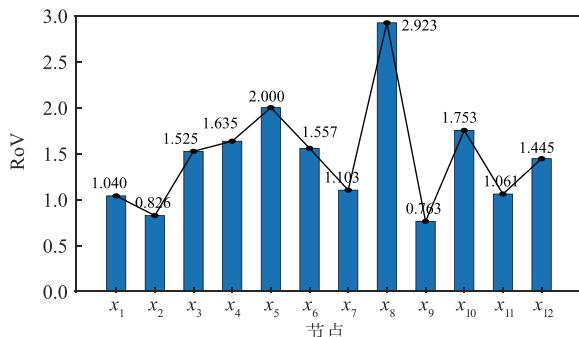


图5 滑油系统故障原因重要度

4 结论

针对航空发动机结构复杂特点,以及传统贝叶斯网络在不确定性故障诊断中存在的问题,提出了知识图谱引导的航空发动机模糊贝叶斯推理故障诊断方法,主要得到以下结论:

1)提出“知识图谱-贝叶斯网络”的映射构建方法,有效融合了专家经验和历史数据,克服了传统贝叶斯网络构建中依赖专家经验、构建效率低、准确度不足的问题。

2)利用模糊条件概率描述故障与征兆间的因果关联强度,能够反映故障与征兆间的因果不确定性,提高了贝叶斯网络在不确定性条件下进行故障诊断推理的能力。

3)结合航空发动机典型系统——滑油系统故障进行模型方法验证,分析了该方法应用在故障诊断策略优化和可靠性改善等方面可行性,具有较强的工程应用价值。

本文探索了一种新的航空发动机故障诊断方法,但以下2个方面仍需进一步研究:

1)贝叶斯网络由故障知识图谱映射得到,因而贝叶斯诊断推理结果的准确性和故障知识图谱的完备性存在强耦合关系。而故障知识图谱的构建依托机器学习从大量的非结构化文本中抽取得到,这一过程可能会遗漏一些重要的信息,例如滑油过热故障,诱发原因还可能包括滑油传感器故障、小状态工作时间长等,但由于文档中不存在这些信息,在构建

知识图谱时就无法覆盖这些故障知识,从而影响诊断的准确性。因此,还需进一步研究如何有效结合机器学习和专家知识,共同构建完备、高质量的故障知识图谱。

2)从故障知识图谱映射到贝叶斯网络,本质上是对航空发动机故障因果链进行一个定性的描述,缺乏定量的推理,因此难以根据发动机的参数信息来推断故障原因。然而,在实际故障诊断过程中,往往要综合分析发动机的参数信息、环境条件、发动机状态等才能判断状态故障原因。因此,还需进一步研究故障知识图谱支持下的定性定量融合推理机制,综合多方面信息以实现更准确的故障诊断。

参考文献

- [1] WANG H, JIANG W, DENG X, et al. A New Method for Fault Detection of Aero-Engine Based on Isolation Forest[J]. Measurement, 2021, 185(4):110064.
- [2] JI L, TANG H, XIAO W, et al. Assessment of Seismic Liquefaction Potential Based on Bayesian Network Constructed from Domain Knowledge and History Data[J]. Soil Dynamics & Earthquake Engineering , 2016,89(5):49-60.
- [3] CAI B P, HUANG L, XIE M. Bayesian Networks in Fault Diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017,13(5):2227-2240.
- [4] 王金鑫,王忠巍,马修真,等.基于贝叶斯网络的柴油机润滑系统多故障诊断[J].控制与决策,2019,34(6):1187-1194.
- [5] ZHANG G ,WANG C ,JIAO Y , et al. Collapse Risk Analysis of Deep Foundation Pits in Metro Stations Using a Fuzzy Bayesian Network and a Fuzzy AHP [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2020, 2020(1):1-18.
- [6] CAI B, KONG X, LIU Y, et al. Application of Bayesian Networks in Reliability Evaluation [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 15(4): 1-12.
- [7] 姚成玉,陈东宁,王斌.基于T-S故障树和贝叶斯网络的模糊可靠性评估方法[J].机械工程学报,2014,50(2):193-201.
- [8] 朱明敏.贝叶斯网络结构学习与推理研究[D].西安:西安电子科技大学,2013.
- [9] SAKAR C ,TOZ A C ,BUBER M , et al. Risk Analysis of Grounding Accidents by Mapping a Fault Tree into a Bayesian Network[J]. Applied Ocean Research, 2021, 113(1):1-12.
- [10] ZHANG G H ,CHEN W ,JIAO Y Y , et al. A Failure Probability Evaluation Method for Collapse of

- Drill-and-Blast Tunnels Based on Multistate Fuzzy Bayesian Network[J]. Engineering Geology, 2020, 276 (9): 105752.
- [11] PELLET J P , ELISSEEFF A . Using Markov Blankets for Causal Structure Learning[J]. Journal of Machine Learning Research, 2008, 9(9): 1295-1342.
- [12] 李硕豪, 张军. 贝叶斯网络结构学习综述[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(3): 641-646.
- [13] MASEGOSA A R , MORAL S . New Skeleton-Based Approaches for Bayesian Structure Learning of Bayesian Networks Science Direct[J]. Applied Soft Computing, 2013, 13(2): 1110-1120.
- [14] 王萌, 王昊奋, 李博涵, 等. 新一代知识图谱关键技术综述 [J]. 计算机研究与发展, 2022, 59 (9): 1947-1965..
- [15] 陈洪转, 赵爱佳, 李腾蛟, 等. 基于故障树的复杂装备模糊贝叶斯网络推理故障诊断[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(5): 1248-1261.
- [16] WU H D , HAN L . A Novel Reasoning Model for Credit Investigation System Based on Fuzzy Bayesian Network[J]. Procedia Computer Science, 2021, 183 (19): 281-287.
- [17] 耿苏杰, 王秀利. 基于模糊贝叶斯网络的电力设备故障诊断和状态评估[J]. 计算机集成制造系统, 2021, 27(1): 63-71.
- [18] 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.
- [19] 马忠贵, 倪润宇, 余开航. 知识图谱的最新进展、关键技术和挑战 [J]. 工程科学学报, 2020, 42 (10): 1254-1266.
- [20] 杨玉基, 许斌, 胡家威, 等. 一种准确而高效的领域知识图谱构建方法 [J]. 软件学报, 2018, 29 (10): 2931-2947.
- [21] 邱凌, 张安思, 李少波, 等. 航空制造知识图谱构建研究综述[J]. 计算机应用研究, 2022, 39(4): 968-977.
- [22] XU K, ZHOU Z F, HAO T Y, et al. A Bidirectional LSTM and Conditional Random Fields Approach to Medical Named Entity Recognition [C] //Proc of International Conference on Advanced Intelligent Systems and Informatics. Berlin: Springer, 2017: 355-365.
- [23] 闫云飞, 孙鹏, 张杰勇, 等. 基于领域 BERT 模型的服务文本分类方法[J]. 空军工程大学学报, 2023, 24 (1): 103-111.
- [24] 乔骥, 王新迎, 闵睿, 等. 面向电网调度故障处理的知识图谱框架与关键技术初探[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(18): 5837-5849.

(编辑:陈斐)