

# 基于逻辑图的国产民机液压系统故障诊断与定位

冯蕴雯, 潘维煌, 路成, 刘佳奇

(西北工业大学 航空学院, 陕西 西安 710072)

**摘要:**为研究国产民机液压系统典型故障诊断与故障部件定位技术,依据故障形成条件构建典型故障逻辑图,收集典型故障运行数据,采用贝叶斯网络实现故障诊断与故障部件定位。针对某型国产民机机组操作手册中的故障形成条件,参考逻辑图构建方法,以液压系统典型故障为例,建立国产民机故障逻辑图,直观反映故障形成逻辑关系;依据逻辑图,考虑故障形成条件,建立与逻辑图对应的贝叶斯网络,并将故障形成的逻辑关系以条件概率分布值表示;获取国产民机快速存取记录器(quick access recorder, QAR)数据,依据逻辑图输入信息获取 QAR 参数信息;依据建立的贝叶斯网络与获取 QAR 数据,应用正向推理实现液压系统典型故障诊断,在完整信息与部分信息条件下,应用反向推理实现液压系统故障部件定位。研究表明所提方法可准确实现故障诊断,并可在完整信息下精准进行故障部件定位,在部分信息下对潜在可能故障部件给出发生的概率,有效辅助故障部件定位工作。研究工作对完善国产民机的机载健康管理系统与地面健康管理系统的故障诊断功能具有一定的参考意义。

**关键词:**国产民机;逻辑图;运行数据;故障诊断;贝叶斯网络

中图分类号:V267

文献标志码:A

文章编号:1000-2758(2022)04-0732-07

国际上主流民机制造商波音、空客公司在 B777、A350 新机型上广泛开展了民机各系统部件运行数据收集与处理,形成了囊括机载健康管理系统、地面健康管理系统、空地通信技术的飞机健康管理技术,对飞机可实现实时的空中、地面状态监控与健康 管理。这些新技术的应用极大提高飞机运行安全性,使飞机使用客户在飞机维护、保养、安排维修等方面有了科学高效的参考信息。对飞机运行安排、可靠性分析、航材库存配置、各类专业人员培训等都造成了积极影响,直接推动民机运行体系的一体化、信息化建设。反观国产民机运行支持体系建设,体系范围、内容以及各部分间的联系仍处于初级探索阶段。如何建设符合国产民机特点,科学高效实现国产民机健康管理、实时监控等功能,以及怎样结合飞机设计参数、运行数据、维修拆换记录等进行飞机运行状态评价等仍未形成较为统一共识。国产民机的运行支持体系的建设任重而道远。

民机的故障诊断与故障部件定位是机载健康管理系统、地面健康管理系统的功能,直接影响飞机安全运行与机务检修效率。在工程实际应用中,波音、空客飞机依据自身收集的部件运行信息与机载计算机,可实时在驾驶舱 P2 面板显示不同等级的故障信息,告知机组当前各系统的故障部件信息,为机组后续运行决策提供支持,保障飞机的运行安全。当飞机着陆后,机务人员采用机载诊断系统分析飞行中显示的故障信息,依据故障代码、飞机各种手册进行排故作业,直至机载诊断系统显示无故障。

目前,除了具备完善运行支持体系的 B777、A350 新机型可同时实现机上故障信息显示与故障部件定位,其他飞机只能实现实时的故障信息显示,故障定位还需依赖机务人员依据手册进行查找。在民机收集技术、数据分析处理技术比较成熟的条件下,学术研究领域形成了很多基于数据处理的飞机故障诊断方法,为实现地面的实时故障诊断、故障定

收稿日期:2021-11-01

基金项目:国家自然科学基金(51875465)资助

作者简介:冯蕴雯(1968—),女,西北工业大学教授,主要从事飞行器可靠性分析及运行维护研究。

e-mail:fengyunwen@nwpu.edu.cn

位提供了理论参考。在国外飞机故障诊断相关研究中,Sahin等<sup>[1]</sup>早在2007年便提出了基于贝叶斯网络实现飞机发动机故障诊断方法。利用贝叶斯网络具有不需要专家知识、不需要节点排序的优点,形成了通用性强、鲁棒性好、可扩展性优的发动机故障诊断方法,可实现基于运行数据故障诊断。Skliros等<sup>[2]</sup>考虑了传感器信息的可信度对B747的辅助动力装置单个、多个故障进行诊断分析,考虑辅助动力装置不同部件的失效概率,实现了飞机系统级故障诊断。White等<sup>[3]</sup>为实现飞机副翼故障诊断,构建了离散事件模型,采集副翼历史操纵数据形成训练数据,利用实时采集到的副翼状态信息,实现副翼故障在线诊断。Li<sup>[4]</sup>根据飞机发动机正常与故障运行数据,采用支持向量机、随机森林、基于粒子群的神经网络方法处理发动机数据,实现发动机基于数据故障诊断;Waligórski等<sup>[5]</sup>开发了基于发动机噪声的故障诊断技术。通过采集发动机运行过程中产生声音的声谱脉冲参数,研究发动机正常运行状态与故障状态的声音波形差异,实现对发动机故障的精确诊断。

国内学者对飞机及其部件的故障诊断也进行了大量探索。石健等<sup>[6]</sup>为实现飞机机载系统故障诊断,提出了基于贝叶斯网络理论机载信息前向融合与反向校验的分层决策技术,提高故障识别准确度。邵怡韦等<sup>[7]</sup>针对航空飞机齿轮箱样本量少、数据量有限的约束,采用改进深度森林方法,实现齿轮箱故障诊断,并取得较优的诊断效果。何启志等<sup>[8]</sup>采用自适应二步无迹卡尔曼滤波方法,融合了卫星定位数据与传感器信号,对飞行器惯性测量单元的故障诊断,提升了故障诊断过程对故障的敏感性,该故障诊断方法具有优良的鲁棒性。梁少军等<sup>[9]</sup>针对无人机多任务阶段的复杂工况特性,应用小波去噪与动态核主元分析方法实现无人机在线故障诊断,并可实现故障源定位。

通过对国内外飞机及其系统部件故障诊断方法总结分析,发现故障诊断实现大都可分为基于解释模型方法和基于人工智能算法两类。前者需要清晰了解研究对象故障机理,适量参数便可实现精准故障诊断;后者则需要海量训练数据和高精度的传感器参数来实现故障诊断。2种方法在不同的研究系统中各有优劣。

在总结国内外的飞机故障诊断方法的基础上,为提升国产民机故障诊断技术,参考国际主流民机制造商空客公司的A320飞机ECAM SYSTEM LOGIC DATA手册构建思路,对国产民机典型故障的形成条件进行梳理,形成各故障逻辑图。收集与研究故障相关QAR数据,并依据逻辑图输入信息提取研究故障相关数据,采用贝叶斯网络进行正向推理实现故障诊断,进行反向推理实现故障部件定位。

## 1 基于逻辑图的液压系统典型故障

研究某型国产民机包括3套液压系统,其中,1号液压系统由发动机驱动泵(engine driven pump, EDP)与一个交流电动泵(alternating current motor pump, ACMP)进行液压力源的增压。以该型国产民机液压系统典型故障为例,展示基于逻辑图的故障关系构建过程。

### 1.1 液压系统低压故障触发条件

本文选取1号系统的低压故障进行研究分析。结合该机型液压系统部件组成与液压系统低压故障的触发条件,采用逻辑图对该故障进行表示。

1号液压系统的低压(延时3 s)故障触发条件如下。

1) 以下任一情形发生:

- (1) 左发动机正常工作;
- (2) 1号液压系统ACMP通电;
- (3) 1号液压系统ACMP开关处于ON位超过12 s;

(4) 飞机的机轮轮载指示为空中状态;

(5) 飞机的空速大于20.57 m/s;

2) 同时发生以下任一情形:

- (1) 1号液压系统的压力低于 $1.24 \times 10^7$  Pa;
- (2) 1号液压系统ACMP与EDP输出压力均为低压;

该故障在发动机指示和机组告警系统面板(engine indication and crew alerting system, EICAS)显示等级为“警戒”,并伴随单声谐音的声音告警与主警戒按钮灯闪烁的视觉告警。

### 1.2 液压系统低压故障的逻辑图表示

结合液压系统低压故障触发条件,应用逻辑图将其进行整理,如图1所示。

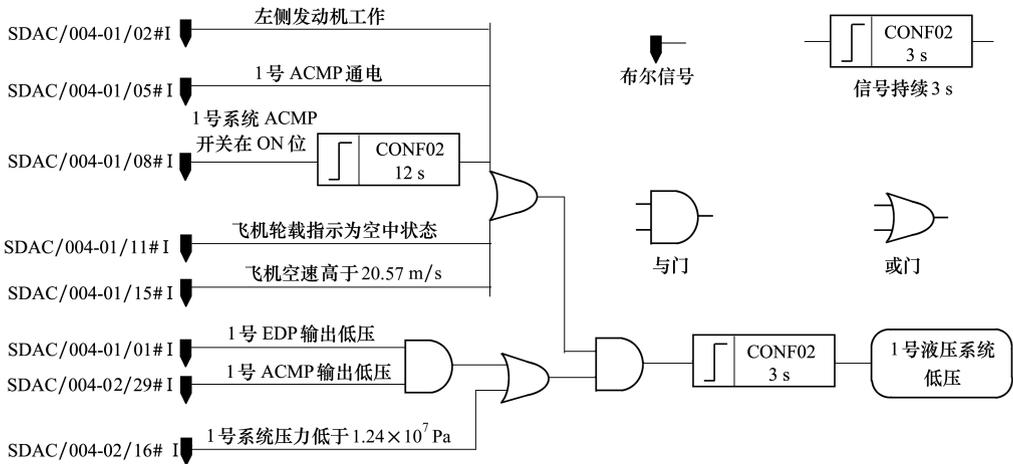


图 1 1号液压系统低压故障逻辑图

图 1 将 1 号液压系统低压故障以逻辑图的形式表示。从图中可清晰看出该故障形成需要判断信号为左侧 8 个布尔值信号；当左发工作、1 号 ACMP 通电、1 号 ACMP 开关处于 ON 位超过 12 s、飞机为空中状态、空速大于 20.57 m/s 这 5 种情形中发生任 1 种；EDP 与 ACMP 液压均输出低压、1 号液压系统压力值低于  $1.24 \times 10^7$  Pa 发生任一种；并且上述 2 类情形同时发生超过 3 s，则会触发 1 号液压系统低压故障。

## 2 贝叶斯网络模型

### 2.1 贝叶斯网络与推理

用节点表示随机变量，用有向边表示节点间依赖关系，将研究对象中涉及的随机变量，根据各变量条件绘制而形成的有向图为贝叶斯网络<sup>[10]</sup>。贝叶斯网络的推理是概率推理方法，结合随机变量间已构建的条件概率关系，实现联合分布的简化分析，达到在降低运行复杂度条件下的概率推理<sup>[11]</sup>。贝叶斯网络的概率推理过程如下<sup>[12]</sup>。

- 1) 结合研究对象，将问题随机变量以  $x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  表示；
- 2) 将不同变量间概率关系以联合概率  $P(x)$  的形式表示；
- 3) 基于构建的各变量间联合概率关系，结合概率论对所有变量进行分解推理。

对于一个  $n$  个变量组成的  $x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  贝叶斯网络，可以用(1) 式表示<sup>[13]</sup>

$$P(x) = P(x_1, x_2, \dots, x_n) =$$

$$P(x_1)P(x_2 | x_1) \cdots P(x_n | x_1, x_2, \dots, x_{n-1}) = \prod_{i=1}^n P(x_i | x_1, x_2, \dots, x_{i-1}) \quad (1)$$

式中，当  $x_i$  的父节点  $p_a(x_i) \subseteq \{x_1, x_2, \dots, x_{i-1}\}$ ，且  $p_a(x_i)$  状态确定时， $x_i$  的  $\{x_1, x_2, \dots, x_{i-1}\}$  的其他变量相互独立，则(2) 式成立

$$P(x_i | x_1, x_2, \dots, x_{i-1}) = P(x_i | p_a(x_i)) \quad (2)$$

此时，公式(1)可由(3)式表示

$$P(x_1, x_2, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n P(x_i | p_a(x_i)) \quad (3)$$

为  $p_a(x_i) = \emptyset$  时， $P(x_i | p_a(x_i)) = P(x_i)$  节点为  $x_i$  的边缘分布。

贝叶斯网络推理主要基于(3) 式的父节点与子节点的概率分布关系，在各  $x_i$  的边缘分布已知条件下，可实现子节点的发生概率推理(正向推理)，也可在已知各子节点的概率条件下，实现父节点的发生概率推理(反向推理)。贝叶斯网络推理在构建的变量概率下具有很高的灵活性，广泛应用于系统及其部件的故障诊断分析<sup>[14]</sup>。

### 2.2 液压系统低压贝叶斯网络构建

结合贝叶斯网络构建原理，在 1 号液压系统低压故障逻辑图基础上，将逻辑图中获取布尔值的信号抽象为贝叶斯网络随机变量，将逻辑图中形成故障条件以贝叶斯网络条件概率分布表示。梳理液压系统低压故障贝叶斯网络如图 2 所示。

图 2 中椭圆点表示贝叶斯网络随机变量节点。Eng 表示左发工作；ACMP\_E 表示 1 号液压系统的 ACMP 通电；ACMP\_ON 表示 1 号液压系统的 ACMP 的处于 ON 位超过 12 s；Plane\_status 表示飞机空中

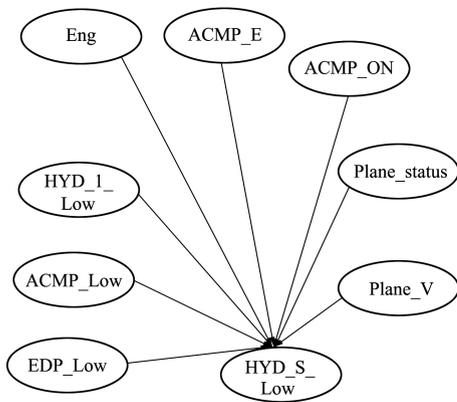


图 2 1号液压系统低压故障贝叶斯网络

状态;Plane\_V 表示飞机速度大于 20.57 m/s;HYD\_1\_Low 表示 1 号液压系统压力低于  $1.24 \times 10^7$  Pa;ACMP\_Low 表示 ACMP 输出低压;EDP\_Low 表示 EDP 输出低压;HYD\_S\_Low 表示 1 号液压系统低压。

为形成贝叶斯网络的推理功能,确定随机变量的初始概率,如表 1 所示。表中,用数字“1”表示随机变量为真,用数字“0”表示表示随机变量为假。

随机变量 2 种状态的不同组合形成 HYD\_S\_Low 的真假,可用条件概率分布表示。8 个随机变量,每个变量 2 种状态,共计  $2^8$  种可能。条件概率分布的值依据逻辑图的故障形成条件确定。

表 2 液压系统低压故障相关 QAR 参数(部分)

Eng	ACMP_E	ACMP_ON	Plane_status	Plane_V	HYD_1_Low	ACMP_Low	EDP_Low
97.1	OFF	OFF	GND	69.96	NOT-LOW	LOW	NOT-LOW
97.1	OFF	OFF	GND	71.92	NOT-LOW	LOW	NOT-LOW
97.1	OFF	OFF	GND	73.31	NOT-LOW	LOW	NOT-LOW
97.1	OFF	OFF	GND	74.85	NOT-LOW	NOT-LOW	NOT-LOW
97.1	OFF	OFF	AIR	76.40	NOT-LOW	NOT-LOW	NOT-LOW
97	OFF	OFF	AIR	78.09	NOT-LOW	NOT-LOW	NOT-LOW

表 2 的 QAR 数据收集过程中,由于 EDP 依靠发动机的附件传动装置进行驱动,对 Eng 的判断依据发动机的高压转子转速,15 000 r/min 为发动机 100% 的高压转子转速,若转速大于 20%,认为发动机工作。依据起落架的载荷传感器判断飞机处于地面或是空中状态;直接获取飞机飞行过程中表速数据,判断飞机当前速度。

表 1 贝叶斯网络随机变量初始概率

随机变量	状态“0”	状态“1”
Eng	0.01	0.99
ACMP_E	0.99	0.01
ACMP_ON	0.99	0.01
Plane_status	0.2	0.8
Plane_V	0.05	0.95
HYD_1_Low	0.9	0.1
ACMP_Low	0.9	0.1
EDP_Low	0.9	0.1

### 3 算例分析

收集故障相关的多维信息可提高故障诊断的分析精度<sup>[15]</sup>。结合上述构建的液压系统低压故障逻辑图与贝叶斯网络理论,获取该型号飞机的液压系统运行 QAR 数据,获取逻辑图的左侧 8 个输入布尔值,并基于构建贝叶斯网络进行液压系统低压故障推理与故障部件定位。

#### 3.1 液压系统低压故障 QAR 数据

结合逻辑图中左侧各项布尔值数据输入,将 1 号液压系统低压故障的 Eng、ACMP\_E、ACMP\_ON、Plane\_status、Plane\_V、HYD\_1\_Low、ACMP\_Low、EDP\_Low 的 QAR 数据进行收集,部分数据展示如表 2 所示。

#### 3.2 液压系统低压故障推理

在收集液压系统运行数据基础上,获取某 2 个航班的数据,分别为无液压系统低压告警与有液压系统低压告警 2 种情形,采用构建的贝叶斯网络推理低压故障的发生概率,结果如图 3a) 中的正向推理部分所示。

由图 3a) 可知,液压系统低压故障可以依据运

行数据被准确地识别, 实现在液压系统正常状态、故障状态的精准诊断, 基于逻辑图、贝叶斯网络与部件状态数据的故障识别方法可行有效。

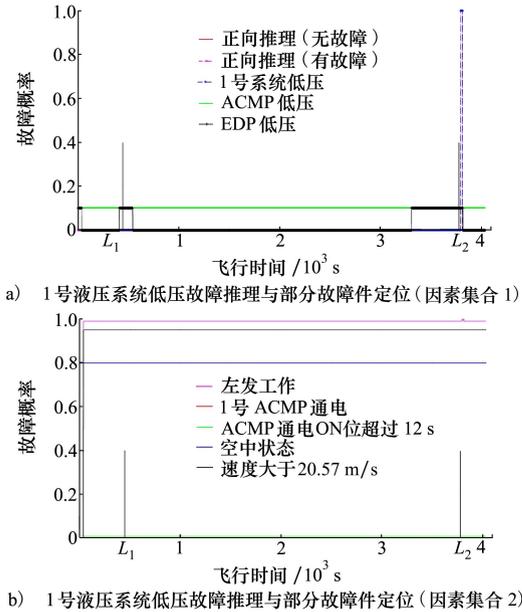


图3 基于完整数据的液压系统故障定位

### 3.3 液压系统的故障部件定位

对于有低压故障的液压系统故障部件识别, 可通过贝叶斯网络反推进行定位。某次航班任务中机组反映飞机落地后, EICAS的1号液压系统低压故障短暂出现。获取相应航班QAR数据, 进行液压低压故障部件定位。

#### 1) 完整数据下故障件定位分析

结合构建的贝叶斯网络与收集的液压系统运行数据, 依据各系统与部件状态发生概率进行完整数据下故障定位。分析结果如图3a)与3b)所示。

图3中 $L_1$ 表示该点为飞机离地点,  $L_2$ 表示该点为飞机着陆触地点。横轴为飞行时间, 纵轴为各情形下系统或部件的故障发生概率。

在应用贝叶斯网络进行故障部件推理过程中, 图3a)~3b)中8个部件的发生概率在未有低压告警前, 均是原部件随机变量的故障初始概率, 在 $L_2$ 线后的低压告警出现后, 正向推理有故障的概率值马上变成1; 同时, 1号系统液压低压概率也为1; 左发工作概率为1, 并且1号系统液压低压概率也为1。因此, 判断这次低压告警的故障部件为在左发动机工作条件下, 1号液压系统压力值低于 $1.24 \times 10^7$  Pa。参照获取航班运行QAR数据, 该故障定位是准

确的。

#### 2) 不完整数据下的故障件定位分析

飞机在实际运行过程中, 有时也存在运行数据获取不完整情形。特别是在基于飞机通信寻址和报告系统 (aircraft communication addressing and reporting system, ACARS) 实现空地数据实时传输条件下, 数据量有限并且传输价格昂贵。基于贝叶斯网络的故障诊断在数据不足条件下也可辅助故障部件的定位。贝叶斯网络擅长在不完整的数据下, 对故障件的发生概率进行计算, 对故障率高的部件进行维修排查, 会提高机务的维修效率, 进而提高飞机利用率。

假设在贝叶斯网络计算过程中, 只获取了HYD\_1\_Low、ACMP\_Low、EDP\_Low数据, 利用部分数据进行故障件的定位, 结果如图4所示。

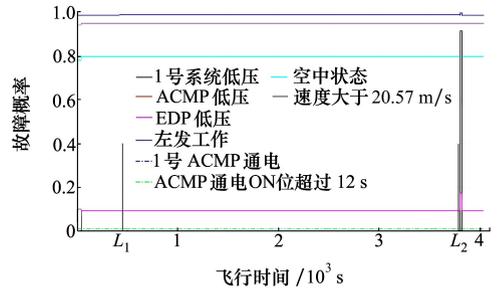


图4 基于部分数据的1号液压系统低压故障推理

图4中 $L_1, L_2$ 含义与图3一致。同理, 在低压故障出现前, 各部件失效概率为原贝叶斯网络随机变量的初始发生概率。在 $L_2$ 后面的系统低压故障出现后, 1号系统低压发生概率由0上升至0.92, 左发工作概率由0.98上升至1, EDP低压、ACMP低压发生概率由0.09上升至0.17。说明液压系统低压故障告警最可能是在左发工作条件下, 1号液压系统压力低于 $1.24 \times 10^7$  Pa造成。该推理结果与获取的航后QAR数据一致。

## 4 结论

本文针对国产民机液压系统的故障诊断与定位问题, 在梳理故障发生条件下, 通过构建逻辑图来反映故障形成原因, 应用贝叶斯网络推理分析诊断故障发生与故障部件的定位。结论如下:

1) 构建国产民机典型故障发生条件逻辑图, 将故障文字描述转化为更易于理解与建模的数字模

型,利于后续故障排故以及进一步故障诊断与定位建模分析;

2) 建立了基于逻辑图的贝叶斯网络,将故障形成条件以贝叶斯网络依赖关系与节点的条件概率分布表示,依靠贝叶斯网络在正向推理与反向推理上的优越特性,正向推理实现故障诊断,反向推理实现故障部件定位;

3) 结合国产民机的运行 QAR 数据,在构建逻辑图与贝叶斯网络基础上实现基于数据故障实时诊断与故障部件快速定位,提升国产民机故障诊断技术。在实际应用过程中,可实现基于航后 QAR 数据故障诊断与故障部件定位以及基于 ACARS 数据实时故障诊断与定位,为国产民机智能故障诊断与整机的健康管理提供参考。

## 参考文献:

- [1] SAHIN Ferat, YAVUZ M Çetin, ARNAVUT ZIYA, et al. Fault diagnosis for airplane engines using bayesian networks and distributed particle swarm optimization[J]. *Parallel Computing*, 2007, 33(2): 124-143
- [2] SKLIROS Christos, ALI Fakhre, JENNIONS Ian. Fault simulations and diagnostics for a Boeing 747 Auxiliary Power Unit[J]. *Expert Systems with Applications*, 2021, 184: 115504
- [3] WHITE Alejandro, KARIMODDINI Ali. Event-based diagnosis of flight maneuvers of a fixed-wing aircraft[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2020, 193: 106609
- [4] LI Liao. Research on comparison of different algorithms in diagnosing faults of aircraft engines[J]. *Journal of Aerospace Technology and Management*, 2021, 13: e3821
- [5] WALIGÓRSKI Marek, BATURA Karolina, KUCAL Karolina, et al. Research on airplanes engines dynamic processes with modern acoustic methods for fast and accurate diagnostics and safety improvement[J]. *Measurement*, 2020, 154: 107460
- [6] 石健, 王少萍, 罗雪松. 基于不确定传感器状态的机载系统多层故障诊断方法[J]. *航空学报*, 2021, 42(6): 624376  
SHI Jian, WANG Shaoping, LUO Xuesong. Multi-layer fault diagnosis of airborne system based on sensor uncertainty[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2021, 42(6): 624376 (in Chinese)
- [7] 邵怡韦, 陈嘉宇, 林翠颖, 等. 小训练样本下齿轮箱故障诊断:一种基于改进深度森林的方法[J]. *航空学报*, 2021, 42: 25429  
SHAO Yiwei, CHEN Jiayu, LIN Cuiying, et al. Gearbox fault diagnosis under small training samples: an improved deep forest based method[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2021, 42: 25429 (in Chinese)
- [8] 何启志, 章卫国, 刘小雄, 等. 基于 ATUKF 的飞行器惯性测量单元的故障诊断[J]. *西北工业大学学报*, 2020, 38(4): 806-813  
HE Qizhi, ZHANG Weiguo, LIU Xiaoxiong, et al. Aircraft inertial measurement unit fault diagnosis based on adaptive two-stage UKF[J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2020, 38(4): 806-813 (in Chinese)
- [9] 梁少军, 张世荣, 郑幸, 等. 基于 DKPCA 的固定翼无人机多工况在线故障诊断[J]. *西北工业大学学报*, 2020, 38(3): 619-626  
LIANG Shaojun, ZHANG Shirong, ZHENG Xing, et al. Online fault detection of fixed-wing UAV based on DKPCA algorithm with multiple operation conditions considered[J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2020, 38(4): 619-626 (in Chinese)
- [10] MARTIN Osvaldo, KUMAR Ravin, LAO Junpeng. Bayesian modeling and computation in python[M]. New York: A Chapman & Hall Book, 2021: 1-65
- [11] COWELL R G. Conditions under which conditional independence and scoring methods lead to identical selection of Bayesian network models[C]//*Proceedings of the 17th Conference in Uncertainty in Artificial Intelligence*, 2001
- [12] JENSEN F V. Bayesian networks[J]. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, 2009, 1(3): 307-315
- [13] 李享. 基于动态贝叶斯网络的无线通信系统可靠性分析与故障诊断[D]. 成都:电子科技大学, 2021  
LI Xiang. Reliability analysis and fault diagnosis of wireless communication system using dynamic bayesian network[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2021 (in Chinese)
- [14] CAI B, HUANG L, XIE M. Bayesian networks in fault diagnosis[J]. *IEEE Trans on Industrial Informatics*, 2017, 13(5): 2227-2240

[15] 何俊. 齿轮箱振动特性分析与智能故障诊断方法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2018

HE Jun. Vibration characteristic analysis and intelligent fault diagnosis of gearboxes[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2018 (in Chinese)

## Fault diagnosis and location of hydraulic system of domestic civil aircraft based on logic data

FENG Yunwen, PAN Weihuang, LU Cheng, LIU Jiaqi

(School of Aeronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

**Abstract:** To study the typical fault diagnosis and fault location technology of the hydraulic system of the domestic civil aircraft, the logic data of the typical fault is constructed according to the formation conditions of the fault. The operation data of the typical fault is collected, and the Bayesian network is used to realize the fault diagnosis and fault components position. First, according to the fault formation conditions in the unit operation manual of a certain type of domestic civil aircraft, referring to the construction method of the logic data, taking the typical fault of the hydraulic system as an example, the fault logic data of the domestic civil aircraft is established to intuitively reflect the logical relationship of the fault formation; secondly, based on the constructed logic data, considering the formation conditions of the fault, a Bayesian network corresponding to the logic data is established, and the logical relationship formed by the fault is represented by the value of the conditional probability distribution; obtain quick access recorder (QAR) data and its parameter information according to the input information of the logic data; finally, according to the established Bayesian network and the obtained QAR data, apply forward reasoning to realize the diagnosis of typical faults of the hydraulic system. Under the condition of partial information, reverse reasoning is applied to locate the faulty components of hydraulic system. The research shows that the proposed method can accurately diagnose faults, and can accurately locate faulty components in complete information, and give the probability of occurrence of potentially faulty components under partial information, which can effectively assist in the location of faulty components. The research work has certain reference significance for improving the fault diagnosis function of the airborne health management system and the ground health management system of domestic civil aircraft.

**Keywords:** domestic civil aircraft; logic data; operation data; fault diagnosis; Bayesian network

**引用格式:** 冯蕴雯, 潘维煌, 路成, 等. 基于逻辑图的国产民机液压系统故障诊断与定位[J]. 西北工业大学学报, 2022, 40(4): 732-738

FENG Yunwen, PAN Weihuang, LU Cheng, et al. Fault diagnosis and location of hydraulic system of domestic civil aircraft based on logic data[J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2022, 40(4): 732-738 (in Chinese)