

基于置信规则库推理的飞控系统故障诊断

吕延卓, 肖明清, 刘 强, 唐希浪, 李剑峰

(空军工程大学 航空工程学院, 西安 710038)

摘要: 针对传统飞控系统故障诊断中存在的因引入专家知识引起的主观偏差问题和使用数据驱动方法因数据量不足导致的过拟合问题, 提出了基于置信规则库推理的飞控系统故障诊断; 根据已有故障知识构建飞控系统故障诊断置信规则库, 利用测试过程中获得的故障数据, 以数值样本优化学习模型对置信规则库参数进行训练; 实例表明, 经少量样本训练后的置信规则库可以很好地解决初始置信规则库参数存在主观偏差的问题, 经实验证明该方法能够实现高效可靠的飞控系统故障诊断。

关键词: 飞控系统; 故障诊断; 置信规则库

Fault Diagnosis of Flight Control System Based on Belief Rule Base Reasoning

Lv Yanzhuo, Xiao Mingqing, Liu Qiang, Tang Xilang, Li Jianfeng

(Air Force Engineering University, Aeronautics Engineering College, Xi'an 710038, China)

Abstract: Aiming at the subjective deviation caused by the introduction of expert knowledge and the over-fitting problem caused by the insufficient data in the data-driven method in the traditional flight control system fault diagnosis, proposes the fault diagnosis of the flight control system based on belief rule base reasoning. Based on the existing fault knowledge, the belief rule base for fault diagnosis of flight control system was constructed, and the parameters of the belief rule base were trained by numerical sample optimization learning model using the fault data obtained in the test process. The example shows that the belief rule base trained with a small number of samples can solve the problem that the parameters of the initial belief rule base have subjective deviation, the experimental results proves the method can realize efficient and reliable fault diagnosis of the flight control system.

Keywords: flight control system; fault diagnose; belief rule base

0 引言

飞行控制系统是飞行器实现飞行控制的“大脑”, 负责飞行器的姿态控制和航迹保持, 决定飞行稳定性和可靠性, 保持其完好性和良好的使用状态对飞行器完成使命任务有着十分重要的意义^[1]。目前, 故障诊断方法一般可分为三类: 基于解析模型的方法、基于数据驱动的方法和基于专家知识的方法^[2]。其中基于解析模型的方法一直占主导地位, 但近年来, 针对数据驱动及专家知识的故障诊断方法的研究也日渐丰富^[3-5]。其中, 基于数据驱动的飞控系统故障诊断相关研究方法包括: 粗糙集方法^[6]、BP神经网络法^[7]、主元分析法^[8]。此类方法通常在具备大量训练数据时诊断性能较好, 但无法有效利用专家知识^[9]。且在实际情况中, 由于飞控系统本身价格昂贵, 试验成本高, 往往无法获得足够的样本数据, 易在先验知识未知的情况下出现过拟合问题^[10]。基于专家知识的飞控系统故障诊断相关研究成果包括: 基于案例推理的专家系统^[11]、基于案例与故障树推理相结合的故障诊断专家系统^[12]和 if then 规则构造的故障诊断专家系统^[13]等。此类方法有效利用了专家知识, 具有适应性强、响应快、系统物理意义明确等优点。但易

出现因利用专家知识而引入主观偏差的问题^[14]。

针对飞控系统故障诊断中存在的上述问题, 本文引入 Yang 等人的基于证据推理的置信规则库推理方法 (RIMER, rule-base inference methodology using the evidential reasoning)^[15], 该方法在非线性和输入输出因果关系建模、不确定性多属性决策问题方面的优势^[16]。目前该方法在安全分析与复杂系统状态检测领域得到了较好的应用, 如: 工程系统安全评估^[17]、轨道高低不平顺检测^[18]、数控机床伺服系统故障诊断^[19], 等。针对飞控系统故障诊断中故障征兆与故障机理之间的复杂非线性关系, 提出了基于置信规则库推理的飞控系统故障诊断。结合“某型飞行器地面测试系统研究”项目, 选取飞控系统惯组对准模块为研究对象, 以故障知识为规则构建的基础, 罗列逻辑上必须的规则, 并由专家确定相关参数, 建立初始置信规则库。利用现有的少量历史故障数据对置信规则库的参数进行优化, 减小专家知识中存在的主观偏差造成的影响, 并通过 ER 算法对被输入激活的规则进行融合, 进而得出最终的故障诊断结论。

1 基于证据推理的置信规则库推理方法

1.1 置信规则库结构

置信规则库规则的一般表达形式为:

$$R_k: If A_1^k \wedge A_2^k \wedge \dots \wedge A_M^k,$$

Then $\{(D_1, \beta_{1,k}), \dots, (D_N, \beta_{N,k})\}$, With a rule weight θ_k

收稿日期: 2019-03-12; 修回日期: 2019-03-26。

基金项目: 航空基金(20175196019)。

作者简介: 吕延卓(1994-), 男, 山东临清人, 研究生在读, 主要从事自动测试系统、航空装备故障诊断方向的研究。

and attribute weight $\delta_{1,k}, \delta_{2,k}, \dots, \delta_{M,k}$. 其中, $A_i^k (i = 1, 2, \dots, M; k = 1, 2, \dots, L)$ 表示第 k 条规则中第 i 个前提属性的参考值; M 表示第 k 条规则中的前提属性数目; L 是置信规则库中置信规则的数量; $A_i^k \in A_i, A_i = \{A_{i,j}, j = 1, 2, \dots, J_i\}$ 表示第 i 个前提属性的 J_i 个参考值组成的集合; $\theta_k (k = 1, 2, \dots, L)$ 表示第 k 条规则的权重, 反映第 k 条规则相对于规则库中其他规则的重要度; $\delta_{i,k} (i = 1, 2, \dots, M; k = 1, 2, \dots, L)$ 表示第 k 条规则中的第 i 个前提属性的权重, 反映了第 i 个前提属性相对于其他前提属性的重要度; $\beta_{j,k} (j = 1, 2, \dots, N; k = 1, 2, \dots, L)$ 表示第 k 条规则中对第 j 个输出结果 D_j 的置信度, 若 $\sum_{j=1}^N \beta_{j,k} = 1$, 则称第 k 条规则是完整的, 否则第 k 条规则不完整。

1.2 置信规则库推理

知识推理分三步, 首先, 计算激活的第 k 条规则的激活权重, 然后修正置信度分布, 最后使用证据推理算法集成激活的规则。其中置信度分布的修正是在输入不完全的情况下对后项置信结构进行的调整, 本文并不涉及输入不完全的情况, 故不在此赘述相关知识。

激活权重 ω_k 指的是根据匹配度、规则权重及属性权重计算出的规则对输入的参考程度。激活权重计算方法如式 (1) 所示:

$$\omega_k = \theta_k \prod_{i=1}^M (\alpha_i^k)^{\bar{\delta}_i} / \sum_{k=1}^L \theta_k \prod_{i=1}^M (\alpha_i^k)^{\bar{\delta}_i} \quad (1)$$

其中: $\bar{\delta}_i$ 为相对属性权重 $\bar{\delta}_i = \delta_i / \max_{i=1,2,\dots,M} \{\delta_i\}$ α_i^k 是第 k 条规则中第 i 个输入 x_i 与参考值 A_i^k 的匹配度。

在得到 ω_k 后, 可利用证据推理算法对被激活的规则进行融合, 得到最终的置信规则库系统输出如式 (2) 所示:

$$O(X) = \{(D_j, \beta_j); j = 1, \dots, N\} \quad (2)$$

其中: β_j 为后项 D_j 的置信度, 文献 [15] 中给出其显式如式 (3) 所示:

$$\beta_j = \frac{u \left[\prod_{k=1}^L (\omega_k \beta_{j,k} + 1 - \omega_k \sum_{i=1}^N \beta_{i,k}) - \prod_{k=1}^L (1 - \omega_k \sum_{i=1}^N \beta_{i,k}) \right]}{1 - u \left[\prod_{k=1}^L (1 - \omega_k) \right]} \quad (3)$$

其中: u 为效用值, 表达式如式 (4) 所示:

$$u = \left[\sum_{j=1}^N \prod_{k=1}^L (\omega_k \beta_{j,k} + 1 - \omega_k \sum_{i=1}^N \beta_{i,k}) - (N-1) \prod_{k=1}^L (1 - \omega_k \sum_{i=1}^N \beta_{i,k}) \right]^{-1} \quad (4)$$

1.3 置信规则库优化学习模型

置信规则库中的前提属性权重、规则权重、结果置信度这三类参数均由系统专家根据其掌握的主观知识设定, 难免存在一定程度上的主观误差, 造成系统诊断结果不可靠。为了选取置信规则库的最优参数, Yang 提出了对置信规则库参数优化的基本思想^[7]。以 x_m 表示历史数据中的输入, y_m 表示历史数据 x_m 相对应的输出, \hat{y}_m 表示置信规则库专家系统推理得出的输出结果, V 表示 BRB 系统参数构成

的向量, 包括 $\theta_k, \delta_{i,k}, \beta_{j,k}, \xi(V)$ 表示 BRB 系统输出 \hat{y}_m 与实际真实输出 y_m 之间的差距。置信规则库优化学习模型具体结构见图 1。



图 1 置信规则库优化学习模型

对参数进行优化的依据是: 在某一标准下, 使得实际系统的输出 y_m 与 BRB 系统的估计输出 \hat{y}_m 之间的差距最小。

2 基于置信规则库的飞控系统故障诊断

在“某型飞行器地面测试系统研究”项目的飞控系统测试过程中, 测试信号为判断飞控系统状态的依据。在进行测试之前, 测试人员事先拟定好测试环境下飞控系统的测试结果, 若测试信号的各项指标与标准测试结果在误差范围内保持一致, 则认为飞控系统的测试结果为正常; 若某项信号测试结果超出了误差范围, 则认为飞控系统的测试结果为出现故障。

该飞行器地面测试系统给出的故障检测结论为“XX 模块故障”, 因此, 我们的故障诊断工作是在模块范围内进行的, 本文以其中故障率较高的惯组对准模块为例, 进行故障诊断研究。

2.1 置信规则库一输入输出分析

惯组对准测试的目的是通过校核飞行器惯性测量组件采集的位置信息与通过导航仪器测得的环境真实位置信息是否在规定误差内保持一致, 从而测试惯性测量组件的性能状态。实现惯组对准分为两阶段: 惯性测量组件测量并传递导航信息; 飞控计算机解算导航数据并进行对准验证。任意阶段工作出现故障均会导致对准故障, 测试信息即故障征兆能够反应故障是否发生, 但并不能直接定位故障源位置, 两者之间存在非线性复杂关系。

惯组对准故障知识模型见图 2。

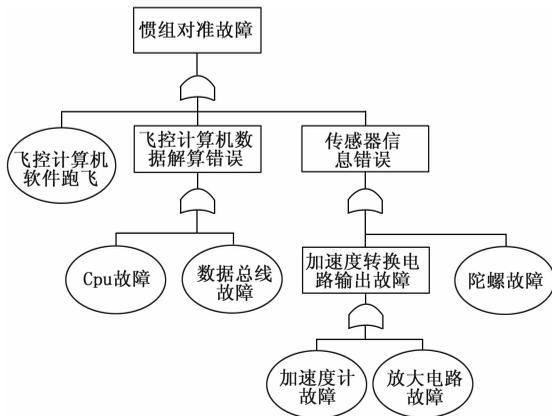


图 2 惯组对准模块故障知识模型

图 2 所示故障树的最小割集即是能够引起故障的最小

单元, 能够指示故障发生的具体位置。由此我们可以确定针对该模块的置信规则库输出项, 见表 1。

表 1 置信规则库输出项

编号	后项结论
D1	CPU 故障
D2	数据总线故障
D3	加速度计故障
D4	加速度计放大电路故障
D5	陀螺故障

反映惯组对准状态的测试信号也即故障征兆主要包括: X 角速度、Y 角速度、Z 角速度、X 加速度、Y 加速度、Z 加速度。

在实际测试过程中, 定量测试信息表现为测试物理量的数值, 若不与设定值相比较则不能反映设备的状态。故在本文建立的置信规则库中, 使用基于规则的定量输入信息转化方法的测试信息为: X、Y、Z 角速度故障度, X、Y、Z 加速度故障度。故障度反应的是实际测量值与设定值偏差程度, 其计算公式为: 故障度 = (实际值 - 设定值) / 设定值。按照测试信号与设定值差距的大小划分故障程度, 各信号的划分规则根据各信号的信号特征而定。综合专家的经验知识添加信息转化等价规则, 以 X 角速度故障度的转化为例, 见表 2。

表 2 输入的语义值和参考值

待转化信息	转化等价规则
X 角速度故障度	a_{A1} is equivalently transformed to $\{(L,1)\}$
	b_{A1} is equivalently transformed to $\{(M,1)\}$
	c_{A1} is equivalently transformed to $\{(H,1)\}$

其中: a_{A1} , b_{A1} , c_{A1} 为专家所设置的与各输入前项属性参考值所等价的具体数值, 其下标表示为各输入属性的编号。由于测试信息数值涉及保密因素, 故在此处具体数值以表中所示符号指代。

除上述反应惯组对准状态的测试信号外, 我们还可利用“飞行器地面测试系统”软件中显示的惯组对准状态指令作为故障诊断的依据。最终确定输入见表 3。

表 3 置信规则库输入项

前项属性	属性含义	属性语义值			
		零(Z)	低(L)	中(M)	高(H)
A1	X 角速度故障度	零(Z)	低(L)	中(M)	高(H)
A2	Y 角速度故障度	零(Z)	低(L)	中(M)	高(H)
A3	Z 角速度故障度	零(Z)	低(L)	中(M)	高(H)
A4	X 加速度故障度	零(Z)	低(L)	中(M)	高(H)
A5	Y 加速度故障度	零(Z)	低(L)	中(M)	高(H)
A6	Z 加速度故障度	零(Z)	低(L)	中(M)	高(H)
A7	惯组对准状态指令	正常(N)		故障(F)	

其中, 惯组对准状态指令“正常”与“故障”两类语义值分别对应参考值“1”, “0”。

2.2 初始置信规则库的建立

我们从现有的飞控系统故障知识出发, 结合飞控系统的结构特点、故障发生形式和故障级联关系, 通过故障树的最小割集确定引发故障的最小单元并以其为输出, 以测试软件测得的定量信息的故障度、软件运行状态为输入, 根故障知识进行规则的建立, 根据专家的主观经验确定初始参数, 建立初始置信规则库。依据置信规则库方法揭示两者间的非线性复杂联系, 进行故障位置的判断。

参考故障树知识, 我们对规则进行了约简, 对在故障机理上不可能出现的信号组合进行排除, 避免出现“规则爆炸”。因篇幅原因, 初始置信规则库在此不罗列。

由于初始置信规则库是通过专家经验建立的, 存在主观偏差, 因此需要利用历史数据对初始置信规则库进行优化训练。

2.3 置信规则库的优化及效果验证

本文所讨论的置信规则库输出为带有置信度的故障发生位置, 并非定量结论, 故不能直接使用 Yang 所提出的目标函数。故本文采用独热编码^[20]将输出 y_m 映射到欧式空间, 并以欧式距离作为分类的损失函数, 编码方式如表 4 所示。

表 4 输出项独热编码

后项结论	独热编码
CPU 故障	10000
数据总线故障	01000
加速度计故障	00100
加速度计放大电路故障	00010
陀螺故障	00001

以系统输出与实际输出的欧式距离为目标函数, 如式 (5) 所示:

$$\min \frac{1}{2l} \sum_{m=1}^l |\hat{y}_m - y_m|^2 \quad (5)$$

其中: l 为数据组数, \hat{y}_m 取第 i 组输入对应的置信结构, 也即系统的估计输出, y_m 为第 m 组输入对应的实际输出对应的独热编码。以 50 组历史故障数据为训练样本, 利用 Matlab 中的 Fmincon 优化工具箱, 获得以 $0 \leq \theta_k \leq 1, 0 \leq \delta_k \leq 1, 0 \leq \beta_{j,k} \leq 1, \sum_{j=1}^7 \beta_{j,k} = 1 (k = 1, 2, \dots, 51)$ 为约束, 使 $\zeta(V)$ 取值最小的参数集合, 对应优化后的置信规则库如表 5 所示。

其中, 优化后的 A1 ~ A6 属性权重分别为 1.0000, 0.8644, 0.9907, 0.9456, 0.9764, 0.9908, 0.8353。

另以 25 组历史故障数据为测试数据, 对初始置信规则库及优化后的置信规则库的故障诊断能力进行测试。优化前后的置信规则库故障诊断性能对比如表 6 所示。

表 5 训练后的置信规则库

规则编号	规则权重	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	D1	D2	D3	D4	D5
1	1.0000	L	L	L	L	L	L	F	0.0612	0.9388	0.0000	0.0000	0.0000
2	1.0000	H	H	H	H	H	H	F	0.9388	0.0612	0.0000	0.0000	0.0000
3	0.5572	Z	Z	Z	L	Z	Z	N	0.0000	0.0000	0.9401	0.0599	0.0000
4	0.4622	Z	Z	Z	M	Z	Z	N	0.0000	0.0000	0.9293	0.0707	0.0000
5	0.5002	Z	Z	Z	H	Z	Z	N	0.0000	0.0000	0.5002	0.4998	0.0000
6	0.4994	Z	Z	Z	Z	L	Z	N	0.0000	0.0000	0.5005	0.4995	0.0000
7	0.5002	Z	Z	Z	Z	M	Z	N	0.0000	0.0000	0.4995	0.5005	0.0000
8	0.5002	Z	Z	Z	Z	H	Z	N	0.0000	0.0000	0.5002	0.4998	0.0000
9	0.5835	Z	Z	Z	Z	Z	L	N	0.0000	0.0000	0.9418	0.0582	0.0000
10	0.4234	Z	Z	Z	Z	Z	M	N	0.0000	0.0000	0.5427	0.4573	0.0000
11	0.5002	Z	Z	Z	Z	Z	H	N	0.0000	0.0000	0.5002	0.4998	0.0000
12	0.4958	L	Z	Z	Z	Z	Z	N	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000
13	0.6430	M	Z	Z	Z	Z	Z	N	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000
14	0.1717	H	Z	Z	Z	Z	Z	N	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000
15	0.4078	Z	L	Z	Z	Z	Z	N	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000
16	0.5680	Z	M	Z	Z	Z	Z	N	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000
17	0.5002	Z	H	Z	Z	Z	Z	N	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000
18	0.4876	Z	Z	L	Z	Z	Z	N	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000
19	0.5121	Z	Z	M	Z	Z	Z	N	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000
20	0.5002	Z	Z	H	Z	Z	Z	N	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000
21	0.5091	Z	Z	Z	L	L	L	N	0.0000	0.0000	0.0595	0.9405	0.0000
22	0.6610	Z	Z	Z	M	M	M	N	0.0000	0.0000	0.0424	0.9576	0.0000
23	0.5002	Z	Z	Z	H	H	H	N	0.0000	0.0000	0.4998	0.5002	0.0000
24	0.4593	Z	Z	Z	L	M	M	N	0.0000	0.0000	0.4731	0.5269	0.0000
25	0.4183	Z	Z	Z	M	L	L	N	0.0000	0.0000	0.4695	0.5305	0.0000
26	0.5002	Z	Z	Z	M	H	H	N	0.0000	0.0000	0.4994	0.5006	0.0000
27	0.3193	Z	Z	Z	H	M	M	N	0.0000	0.0000	0.4241	0.5759	0.0000
28	0.5183	Z	Z	Z	M	L	M	N	0.0000	0.0000	0.0636	0.9364	0.0000
29	0.5599	Z	Z	Z	L	M	L	N	0.0000	0.0000	0.0643	0.9357	0.0000
30	0.5002	Z	Z	Z	H	M	H	N	0.0000	0.0000	0.4994	0.5006	0.0000
31	0.5002	Z	Z	Z	M	H	M	N	0.0000	0.0000	0.4997	0.5003	0.0000
32	0.3470	Z	Z	Z	M	M	L	N	0.0000	0.0000	0.4181	0.5819	0.0000
33	0.5059	Z	Z	Z	L	L	M	N	0.0000	0.0000	0.0718	0.9282	0.0000
34	0.5002	Z	Z	Z	H	H	M	N	0.0000	0.0000	0.4994	0.5006	0.0000
35	0.4478	Z	Z	Z	M	M	H	N	0.0000	0.0000	0.4722	0.5278	0.0000

表 6 诊断性能对比 %

诊断性能	优化前	优化后
准确率	80	96
错报率	20	4

根据结果可知，经过少数样本训练后的置信规则库故障诊断准确率更高。同时，在本文的系统环境下（CPU: Intel (R) Core (TM) i7-8750H, 主频 2.2 GHz, RAM 8.0 GB），针对一项输入，置信规则库的响应时间为 81 ms, 实时性较好。

3 总结

本文利用 RIMER 对飞控系统的故障诊断问题进行了讨论，有效融合了专家知识及数据驱动方法。利用专家知识

建立初始置信规则库，并通过一组历史故障数据对初始置信规则库的优化，经试验证明优化后的置信规则库在故障诊断方面表现良好。该方法有效避免了因利用专家知识而引入的主观偏差，同时因引入专家知识避免了小样本训练的数据驱动方法带来的过拟合问题，且实时性较好，适用于飞控系统故障诊断。在后续使用过程中还可以利用实测故障数据对置信规则库的参数进行进一步的优化，不断提高系统的故障诊断性能。

参考文献:

[1] 虞健飞, 钟季龙, 邵 帅. 基于动态仿真激励模型的飞控计算机测试系统设计 [J]. 电子测量技术, 2016, 39 (11): 178-182.
 [2] 白志强. 飞行控制系统故障检测研究与仿真软件开发 [D]. 西安: 西北工业大学, 2006.

- [3] 王文靖, 梁旭, 温菲菲. 无人机机载发电机故障诊断技术研究 [J]. 国外电子测量技术, 2016 (8): 94-98.
- [4] 焦卫东, 林树森. 整体改进的基于支持向量机的故障诊断方法 [J]. 仪器仪表学报, 2015, 36 (8): 1861-1870.
- [5] 王潇一, 毛德强, 王晓峰. 某型导弹自驾仪的故障诊断研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29 (1): 146-153.
- [6] 陈晓, 王新民, 黄誉, 等. 倾斜旋翼机飞控系统的变精度粗糙集-OMELM 故障诊断方法 [J]. 控制与决策, 2015, 30 (3): 433-440.
- [7] 郝涛, 唐永哲, 任玉清. BP 神经网络在飞控系统传感器故障诊断中的应用 [J]. 计算机测量与控制, 2008 (5): 613-615.
- [8] 王静, 唐永哲, 梁蕊. 基于主元分析的飞控系统故障检测 [J]. 弹箭与制导学报, 2007 (2): 68-70.
- [9] 张妮, 车立志, 吴小进. 基于数据驱动的故障诊断技术研究现状及展望 [J]. 计算机科学, 2017, 44 (S1): 37-42.
- [10] 邓青, 程建军, 王辉, 等. 基于知识成熟度的动态正则化神经网络优化方法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32 (2): 113-118.
- [11] 陈雨. 无人机飞控系统地面故障诊断软件的设计与实现 [D]. 电子科技大学, 2013.
- [12] 周德新, 杨磊. 波音 777 飞控系统故障诊断专家系统的设计 [J]. 计算机测量与控制, 2013, 21 (1): 7-9.
- [13] 陈阵, 张净敏, 武杰. 某型飞机自动驾驶仪的故障诊断
- (上接第 8 页)
- [3] 王文靖, 梁旭, 温菲菲. 无人机机载发电机故障诊断技术研究 [J]. 国外电子测量技术, 2016 (8): 94-98.
- [4] 焦卫东, 林树森. 整体改进的基于支持向量机的故障诊断方法 [J]. 仪器仪表学报, 2015, 36 (8): 1861-1870.
- [5] 王潇一, 毛德强, 王晓峰. 某型导弹自驾仪的故障诊断研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29 (1): 146-153.
- [6] 陈晓, 王新民, 黄誉, 等. 倾斜旋翼机飞控系统的变精度粗糙集-OMELM 故障诊断方法 [J]. 控制与决策, 2015, 30 (3): 433-440.
- [7] 郝涛, 唐永哲, 任玉清. BP 神经网络在飞控系统传感器故障诊断中的应用 [J]. 计算机测量与控制, 2008 (5): 613-615.
- [8] 王静, 唐永哲, 梁蕊. 基于主元分析的飞控系统故障检测 [J]. 弹箭与制导学报, 2007 (2): 68-70.
- [9] 张妮, 车立志, 吴小进. 基于数据驱动的故障诊断技术研究现状及展望 [J]. 计算机科学, 2017, 44 (S1): 37-42.
- [10] 邓青, 程建军, 王辉, 等. 基于知识成熟度的动态正则化神经网络优化方法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32 (2): 113-118.
- [11] 陈雨. 无人机飞控系统地面故障诊断软件的设计与实现 [D]. 电子科技大学, 2013.
- [12] 周德新, 杨磊. 波音 777 飞控系统故障诊断专家系统的设计 [J]. 计算机测量与控制, 2013, 21 (1): 7-9.
- [13] 陈阵, 张净敏, 武杰. 某型飞机自动驾驶仪的故障诊断
- 专家系统设计 [J]. 计算机测量与控制, 2013, 21 (3): 556-559.
- [14] 宋斌, 方葛丰, 刘毅. 基于矢量图形的专家知识库生成技术 [J]. 电子测量技术, 2012, 35 (9): 25-27, 51.
- [15] Yang J B, Liu J, Jin W, et al. Belief rule-base inference methodology using the evidential reasoning Approach—RIMER [J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part A Systems & Humans, 2006, 36 (2): 266-285.
- [16] 杨隆浩, 王晓东, 傅仰耿. 基于关联系数标准差融合的置信规则库规则约简方法 [J]. 信息与控制, 2015, 44 (1): 21-28, 37.
- [17] Liu J, Yang J B, Da R, et al. Self-tuning of fuzzy belief rule bases for engineering system safety analysis [J]. Annals of Operations Research, 2008, 163 (1): 143-168.
- [18] 徐晓滨, 汪艳辉, 文成林, 等. 基于置信规则库推理的轨道高低不平顺检测方法 [J]. 铁道学报, 2014, 36 (12): 70-78.
- [19] 张邦成, 尹晓静, 王占礼, 等. 利用置信规则库的数控机床伺服系统故障诊断 [J]. 振动·测试与诊断, 2013, 33 (4): 694-700+729.
- [20] 梁杰, 陈嘉豪, 张雪芹, 等. 基于独热编码和卷积神经网络的异常检测 [J/OL]. 清华大学学报 (自然科学版): 1-7 [2019-01-21]. <https://doi.org/10.16511/j.cnki.qhdxxb.2018.25.061>.
- [7] Elmishali A, Stern R, Kalech M. An Artificial Intelligence paradigm for troubleshooting software bugs [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2018, 69: 147-156.
- [8] Nielsen R, Tagliente D A. Modular automatic test equipment design for on-platform diagnostics [A]. IEEE Autotestcon [C]. 2015, 181-185.
- [9] Ma X, Zuo H, Liu X. System design of operation monitoring and health management for large passenger aircraft [J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering. 2011; 65, 119-126.
- [10] Karatza C, Zyga S, Tziaferi S, et al. Workplace bullying and general health status among the nursing staff of Greek public hospitals [J]. Annals of General Psychiatry, 2016, 15 (7).
- [11] 牛刚, 江俊杰. 基于相似度建模的永磁牵引列车健康优化控制 [J]. 仪器仪表学报, 2017, 38 (2): 480-486.
- [12] 杜涛, 阮爱武, 汪鹏, 等. 一种基于 BP 神经网络的集成电路 PHM 模型 [J]. 计算机工程与科学, 2017, 39 (1): 55-60.
- [13] Abbate A J, Throckmorton A L, Bass E J. A formal task-analytic approach to medical device alarm troubleshooting instructions [J]. IEEE Transactions on Human-machine Systems, 2016, 46 (1): 53-65.
- [14] Mccrea D L. A primer on insulin pump therapy for health care providers [J]. Nursing Clinics of North America, 2017, 52 (4): 553.
- [15] 周少梅. 数控机床控制及故障诊断系统的设计与实现 [J]. 自动化与仪器仪表, 2018 (10): 105-108.

5 结束语

本文以某企业生产线设备群状态监测与诊断分析系统开发为实例, 研究介绍设备群 PHM 系统的体系结构, 并进行了逐一说明。所开发的数字化生产线设备群故障诊断和健康管理系统的已在 MRO 核心软件行业构建的机组群诊断和健康管理系统的、制造厂的远程诊断与服务平台和科研单位的专家会诊平台, 进行了应用验证。

参考文献:

- [1] 年夫顺. 关于故障预测与健康管理的几点认识 [J]. 仪器仪表学报, 2018, 39 (8): 1-14.
- [2] Khan S, Phillips P, et al. No Fault Found events in maintenance engineering Part 1: Current trends, implications and organizational practices [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2014, 123: 183-195.
- [3] 许光泞, 文欣秀, 曾亚. 基于 PHM 的机载设备健康管理系统的研究与设计 [J]. 计算机时代, 2018 (8): 47-50.
- [4] Liu Z, Jia Z, Vong C, et al. A Patent Analysis of Prognostics and Health Management (PHM) Innovations for Electrical Systems [J]. IEEE ACCESS. 2018, 6: 18088-18107.
- [5] Li J. Prognostics and health management technology of armored gun control subsystem [Z]. AER—Advances in Engineering Research, 2016; 67: 727-731.
- [6] 许光泞, 文欣秀, 曾亚. 基于 PHM 的机载设备健康管理系统的研究与设计 [J]. 计算机时代, 2018 (8): 47-50.