

doi: 10.7690/bgzd.2019.09.008

基于多源信息融合的火炮装填状态监测与故障诊断系统

王 卉¹, 李英顺²

(1. 广西科技大学电气与信息工程学院, 广西 柳州 545006; 2. 北京石油化工学院信息工程学院, 北京 102600)

摘要: 针对火炮装填系统故障成因复杂、诊断方法不足等问题, 提出一种基于多源信息融合的火炮装填监测与故障诊断的方法。采用知识决策属性进行属性分类, 构建神经网络训练模型, 对自动装填系统故障进行定性分析并建立故障诊断辨识框架, 根据故障决策准则得出故障判断, 解决了故障特征的不确定性、故障模式多样性的问题。实例分析结果表明, 该方法达到了有效提高故障诊断确诊率的目的。

关键词: 自动装填系统; 故障诊断; 多源信息融合

中图分类号: TJ307 **文献标志码:** A

Artillery Filling State Monitoring and Fault Diagnosis System Based on Multi-source Information Fusion

Wang Hui¹, Li Yingshun²

(1. School of Electrical & Information Engineering, Guangxi University of Science & Technology, Liuzhou 545006, China; 2. School of Information Engineering, Beijing Institute of Petrochemical Technology, Beijing 102600, China)

Abstract: Aiming at the problems of complex failure of the artillery filling system and the lack of diagnostic methods, a method of gun loading monitoring and fault diagnosis based on multi-source information fusion is proposed. The knowledge decision attribute is used to classify the attributes, and the neural network training model is constructed. The faults of the automatic loading system are qualitatively analyzed and the fault diagnosis identification framework is established. The fault judgment is obtained according to the fault decision criteria, and the uncertainty of the fault features and the varied fault modes are solved. The example analysis shows that the method achieves the goal of effectively improving the diagnosis rate of fault diagnosis.

Keywords: automatic filling system; fault diagnosis; multi-source information fusion

0 引言

作为火炮的重要组成部分之一, 自动装填系统的性能和工作可靠性直接影响火炮的总体战斗性能。自动装填系统是一个控制逻辑关系复杂、易发生机械故障的控制系统。当故障出现时, 判断、查找故障非常困难, 以致严重影响装备的战斗能力。自动装填系统也是一个时序控制和动作控制系统, 由于复杂逻辑和时序因素导致整体故障诊断不易实现。解决上述问题成为解决火炮装填作战能力的关键。

传统的故障诊断方法极消耗人力、物力, 资源浪费严重, 并且传统的故障诊断方法故障确诊率相对较低, 近年来, 智能的故障诊断算法已经成为复杂系统故障诊断的研究方向之一^[1]。火炮装填系统部件构成和电路逻辑复杂, 考虑故障诊断结果需给出元器件级维修建议进行精确定位, 才能相对全面地实现自动装填系统的状态监测与故障诊断。

综上所述, 笔者提出了基于多源信息融合的火

炮装填状态监测与故障诊断系统。该系统应用多源信息融合技术解决了火炮装填系统故障的成因复杂、单因素、单模型不足以及精确定位元器件级故障的问题, 达到了有效提高故障诊断确诊率的目的。

1 知识获取

粗糙集约简在故障诊断知识获取中得到广泛应用。信息系统 $S=(U, A, V, f)$, 其中: U 表示论域; $A=C \cup D$ 表示研究对象属性的集合, C 是条件属性, D 是决策属性; V 表示属性值的集合, $V = \bigcup_{a \in A} V_a$, V_a 是 $a \in A$ 的值域; 信息函数 f 为 $f(x, a) \in V_a$ 。 $U \times A \rightarrow V$ 为单一映射, 指定 U 中每一对象 x 属性值。对于 $S=(U, A, V, f)$ 而言, 若 $A=C \cap D, C \cap D = \emptyset$, 此时信息系统 I 成为决策表。

属性约简的目的是约简冗余属性^[2-4]。令 R 为一等价关系族, 且 $r \in R$, 当 $\text{ind}(R) = \text{ind}(R - \{r\})$, 称 r 为 R 中可省略的, 否则 r 为 R 中不可省略的。

收稿日期: 2019-04-28; 修回日期: 2019-06-08

作者简介: 王 卉(1993—), 女, 辽宁人, 硕士, 从事控制理论与控制工程、装甲装备故障诊断研究。E-mail: sclwanghui0403@163.com。

大量的 q 维样本包含 d 个个体, 有 e 个属性, 将样本分成 K 类。必须让同类的样本之间具有较大的相似度, 不同类的样本之间具有很小的相似度。笔者以每个样本到聚类中心的距离最小作为目标函数, 如式(1)所示:

$$A(s, c) = \min \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^{n_j} \sum_{p=1}^m \|X_{ip} - c_{jp}\|^2; \quad (1)$$

$$c_{id} = \frac{\sum_{j=1}^k S_{ij} X_{ip}}{\sum_{i=1}^{n_j} S_{ij}} (j=1, \dots, k; p=1, \dots, m) \quad (2)$$

式中

$$S_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{样本 } i \text{ 属于 } j \text{ 类} \\ 0, & \text{样本 } i \text{ 不属于 } j \text{ 类} \end{cases} (j=1, \dots, k; i=1, \dots, n_{ij})$$

为避免实际系统中存在的大量冗余属性影响运算速度和决策准确性, 采用知识决策属性进行属性分类, 将区间有效融合, 并优化初始断点集, 实现约简属性值, 最后采用粗糙集理论对离散约简后的决策表提取规则。

2 故障诊断辨识框架

2.1 定位机构级故障

自动装填系统由旋转输弹机构、提升机构、推弹机构、抛壳机构、开窗机构以及火炮闭锁机构组成。笔者通过构造火炮装填系统, 组合神经网络模型, 定位到火炮装填系统机构故障。组合神经网络是将不同的状态信号进行分类分析, 构建属于自身的神经网络。神经网络设定网络结构, 进行初始化给定输入矢量 $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$, 期望的输出矢量 $Y=(y_1, y_2, \dots, y_m)$ 。对所有的权值赋以较小的随机数。计算神经元实际的输出:

隐含层第 i 个神经元的输出为

$$y_{1i} = f_1 \left(\sum_{j=1}^m w_{1i,j} x_j + b_{1i} \right), i=1, 2, \dots, m \quad (3)$$

输出层第 k 个神经元的输出为

$$y_{2k} = f_2 \left(\sum_{i=1}^n w_{2k,i} y_{1i} + b_{2k} \right), k=1, 2, \dots, n \quad (4)$$

计算误差, 定义误差函数为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^i (y_k - y_{2k})^2 \quad (5)$$

根据自动装填系统的控制时序和部件之间管理, 将故障状态信号分类并送入各自的神经网络训

练模型中。所有子神经网络模型组成组合神经网络。

2.2 定位元器件级故障

构造火炮装填系统故障机构的改进型模糊推理模型, 定位到火炮装填系统元器件级故障。对自动装填系统故障进行定性分析并建立故障辨识框架, 笔者将其改进并加以置信度相关分析, 步骤如下:

故障特征参数可以由对应的模糊语言项来描述, 用 $A_{k,1}, A_{k,2}, \dots, A_{i,j}, \dots, A_{k,p_m}$ 表示故障特征参数 $p_m (m=1, 2, \dots, n)$ 个语言项, 定义故障特征参数的语言项集合为笛卡尔积空间 $U=U_1 \times U_2 \dots U_k$, 其中第 k 个故障特征参数语言集为 $U_k=(A_{k,1}, A_{k,2}, \dots, A_{k,p_m})$, 每个模糊语言项 $A_{i,j}=[A_{i,j}^w, A_{i,j}^q, A_{i,j}^m]$ 。当发生第 j 个故障时, 第 i 个故障特征参数 $E_{ij} \cap IA \neq \emptyset$ 与单个故障特征参数模糊区间 IA 存在 $E_{ij} \cap IA \neq \emptyset$ 成立, 则称第 j 个故障时, 第 i 个故障的特征参数 E_{ij} 落入单个故障特征参数模糊区间 IA 中, 即火炮装填系统出现故障辨识框架中 Y_j 项故障。改进型的模糊规则如下式所示:

$$\begin{aligned} & \text{if} [\langle e_1 = A_{1,k} \rangle \text{and} \langle e_2 = A_{2,k} \rangle \text{and} \dots \text{and} \langle e_k = A_{k,p_m} \rangle], \\ & \text{then} [h = Y_j]. \end{aligned} \quad (6)$$

通过监测的特征参数状态值 X_i , 来计算故障特征参数语言集 $U_k=(A_{k,1}, A_{k,2}, \dots, A_{k,p_m})$ 的模糊语言项 $A_{i,j}=[A_{i,j}^w, A_{i,j}^q, A_{i,j}^m]$ 的隶属度取值如式(7)所示, 对模糊语言项进行归一化处理, 得到 $A_{i,j}$ 和 $A_{i,j+1}$ 置信度取值如式(8)所示。

$$\mu_{i,j}(x_i) = \begin{cases} \frac{x_i - A_{i,j}^w}{A_{i,j}^q - A_{i,j}^w}, & A_{i,j}^w \leq x_i < A_{i,j}^q \\ \frac{x_i - A_{i,j}^m}{A_{i,j}^m - A_{i,j}^q}, & A_{i,j}^q \leq x_i < A_{i,j}^m \end{cases}; \quad (7)$$

$$\rho(A_{i,j}) = \frac{\mu_{i,j}(x_i)}{\mu_{i,j}(x_i) + \mu_{i,j+1}(x_i)}$$

$$\rho(A_{i,j+1}) = \frac{\mu_{i,j+1}(x_i)}{\mu_{i,j}(x_i) + \mu_{i,j+1}(x_i)} \quad (8)$$

其中 $m(Y_k) =$

$$\rho(A^{1,t} \times A^{2,t} \dots \times A^{m,t}) = \rho(A^{1,t}) \times \rho(A^{2,t}) \dots \times \rho(A^{m,t})$$

根据式(8)语言项的置信度计算方法, 得出当 t 条规则被选中, 模糊推理规则后项的置信度取值为下式所示:

$$m(Y_k) = \rho(A^{1,t} \times A^{2,t} \dots \times A^{m,t}) = \rho(A^{1,t}) \times \rho(A^{2,t}) \dots \times \rho(A^{m,t}) \quad (9)$$

3 实例分析

多源信息融合故障诊断作为一种智能、高效的故障诊断方法,在故障诊断领域的应用越来越广泛,应用水平也不断提高,已成为故障诊断领域的重要发展方向之一^[5-9]。从诊断学角度来看,在传统的自动装填系统诊断过程中,断信息是模糊、不全面的。单一的故障诊断方法不足以支持精确的故障诊断结果,故采用将组合神经网络和改进型模糊推理融合

的故障诊断算法结果作为故障诊断决策标准。

以旋转输弹机不旋转为例,建立子神经网络。数据经过归一化处理之后,最终得到训练神经网络所需的样本数据。对组合神经网络算法进行分别训练,并进行故障诊断:选择学习率初始值 $\eta=1.5$,惯性因子 $\beta=0.95$,然后对自动装填系统进行训练,经过 32 步训练后,误差为 0.000 097 4,满足要求在 0.001 之内。对应这 7 个故障原因,有 7 个输入节点;对应这 4 个故障机构,有 4 个输出节点。举例采集的数据部分样本归一化数据如表 1 所示,输出及诊断结果如表 2 所示。

表 1 旋转输弹机故障数据输入样本

序号	归一化输入样本数据					
	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6
1	0.991 2	0.985 8	0.182 1	0.095 2	0.958 7	0.980 1
2	0.981 4	0.891 2	0.210 4	0.082 1	0.879 5	0.862 2
3	0.942 1	0.913 6	0.265 2	0.113 2	0.954 2	0.966 5
4	0.972 5	0.865 1	0.213 2	0.091 5	0.925 4	0.871 1

表 2 旋转输弹机故障诊断结果

序号	实际输出				期望输出				诊断结果
	Y_1	Y_2	Y_3	Y_4	Y_1	Y_2	Y_3	Y_4	
1	0.981 3	0.001 2	0.035 1	0.131 5	1	0	0	0	提升机故障
2	0.001 9	0.991 5	0.035 1	0.131 5	0	1	0	0	输弹机故障
3	0.001 2	0.015 4	0.981 2	0.116 4	0	0	1	0	抛壳机故障
4	0.015 6	0.124 5	0.015 2	0.954 2	0	0	0	1	开窗故障

笔者应用神经网络的自适应能力,增加故障诊断的可靠性^[10]。以火炮自动装填系统旋转输弹机不旋转发生为例,通过对电路和逻辑控制关系分析,得到旋转输弹机不旋转的 5 个故障特征参数及 8 个已知故障,行故障特征参数和故障模式分析。火炮装填系统的故障特征参数及故障模式如表 3 所示。

表 3 故障特征参数及故障模式

参数	特征信息	故障编号	故障模式
e1	CT1-1	Y_1	XS-DT-K1 故障
e2	CT1-2	Y_2	XS-DT-K2 故障
e3	CT5-1	Y_3	XZ-20A 故障
e4	CT6-1	Y_4	XZ-CQ2 故障
e5	CT6-2	Y_5	XZ-CQ1 故障
		Y_6	装填按钮故障
		Y_7	补弹按钮故障
		Y_8	供电电路故障

改进型模糊推理部分规则如下所示:

规则 1: if(e1=A3 and e2=A3 and e3=A3 and e4=A3 and e5=A3 and e6=A3) then(自动装填系统正常工作)。

规则 2: if(现象 1, 监测操纵指示电压值全为 0) then(1 供电电路、装弹 2A 保险丝故障)。

规则 3: if(e1=A1 and e2=A1 and e3=A1 and e4=A1 and e5=A1 and e6=A1) then(1 供电电路、装弹 2A 保险丝故障)。

规则 4: if(现象 2, 按下装填按钮, 不动作 and e1=A1 and e2=A1 and e3=A3 and e4=A1 and e5=A1 and e6=A1) then(2 装填按钮故障)。

规则 5: if(现象 2, 按下装填按钮, 不动作 and e1=A1 and e2=A3 and e3=A3 and e4=A1 and e5=A1 and e6=A3) then(3 XS-DT-K1 故障)。

规则 6: if(现象 2, 按下装填按钮, 不动作 and e1=A3 and e2=A1 and e3=A3 and e4=A1 and e5=A1 and e6=A3) then(4 XS-DT-K2 故障)。

规则 7: if(e1=A3 and e2=A3 and e4=A1) then(5 XZ-CQ2 故障)等。

将所有规则以上述形式存入知识库,以便于增加、删除、修改的知识库管理工作,确保诊断证据的可靠性^[11]。如表 4 所示,以旋转输弹机构故障进行分析,从而得到特征参数监测值在模糊规则中所选中的故障诊断模糊推理前项。如表 5 所示,特征参数监测值在模糊规则中所选中的故障诊断模糊推理后项。

表 4 故障诊断模糊推理前项及其置信度

序号	被选中模糊规则前项	置信度
1	A1,2×A2,3×A3,3×A4,8×A5,7	0.233 2
2	A1,2×A2,4×A3,3×A4,8×A5,7	0.055 4
3	A1,2×A2,3×A3,3×A4,8×A5,8	0.065 8
4	A1,2×A2,4×A3,3×A4,8×A5,8	0.015 7
5	A1,2×A2,3×A3,3×A4,7×A5,7	0.036 8
6	A1,2×A2,4×A3,3×A4,7×A5,7	0.007 1
7	A1,2×A2,3×A3,3×A4,7×A5,8	0.015 7
8	A1,2×A2,4×A3,3×A4,7×A5,8	0.002 3
9	A1,2×A2,3×A3,4×A4,8×A5,8	0.197 1
10	A1,2×A2,4×A3,4×A4,8×A5,7	0.044 4
11	A1,2×A2,3×A3,4×A4,8×A5,8	0.058 5
12	A1,2×A2,4×A3,4×A4,8×A5,8	0.012 5
13	A1,2×A2,3×A3,4×A4,8×A5,7	0.031 5
14	A1,2×A2,4×A3,4×A4,8×A5,8	0.006 7
15	A1,2×A2,3×A3,4×A4,7×A5,7	0.008 7
16	A1,2×A2,4×A3,4×A4,8×A5,8	0.002 7
17	A1,2×A2,3×A3,3×A4,8×A5,7	0.061 5
18	A1,2×A2,4×A3,3×A4,8×A5,7	0.011 2
19	A1,2×A2,3×A3,3×A4,8×A5,8	0.015 8
20	A1,2×A2,4×A3,3×A4,8×A5,8	0.004 5
21	A1,2×A2,3×A3,3×A4,7×A5,7	0.009 5
22	A1,2×A2,4×A3,3×A4,7×A5,7	0.002 3
23	A1,2×A2,3×A3,3×A4,7×A5,8	0.002 6
24	A1,2×A2,4×A3,3×A4,7×A5,8	0.000 6
25	A1,2×A2,3×A3,4×A4,8×A5,7	0.054 8
26	A1,2×A2,4×A3,4×A4,8×A5,7	0.012 5
27	A1,2×A2,3×A3,4×A4,8×A5,8	0.015 9
28	A1,2×A2,4×A3,4×A4,8×A5,8	0.003 3
29	A1,2×A2,3×A3,4×A4,7×A5,7	0.008 7
30	A1,2×A2,4×A3,4×A4,7×A5,7	0.001 5
31	A1,2×A2,3×A3,4×A4,7×A5,8	0.002 9
32	A1,2×A2,4×A3,4×A4,7×A5,8	0.000 5

表 5 故障诊断模糊推理后项及其置信度

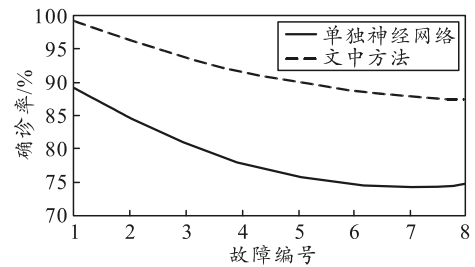
序号	被选中模糊规则后项	置信度
1	4	0.231 1
2	0	0.056 2
3	0	0.067 6
4	0	0.015 8
5	{1,4}	0.036 9
6	1	0.008 0
7	1	0.010 6
8	1	0.002 9
9	4	0.197 8
10	0	0.044 5
11	0	0.058 4
12	0	0.012 9
13	{1,4}	0.030 7
14	1	0.006 9
15	1	0.009 6
16	1	0.002 0
17	4	0.062 5
18	0	0.014 2
19	0	0.016 8
20	1	0.004 2
21	{1,4}	0.009 5
22	1	0.002 1
23	1	0.002 9
24	0	0.000 5
25	4	0.054 3
26	0	0.012 3
27	0	0.015 5
28	1	0.003 6
29	{1,4}	0.008 3
30	1	0.001 5
31	1	0.002 6
32	0	0.000 5

最后根据故障决策准则做出故障判断，在 $K=1$ 时，故障 Y_4 发生，实例诊断结果与先前实际设定的故障模式一致。诊断证据结果如表 6 所示。

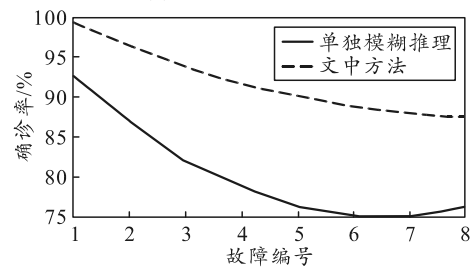
表 6 诊断证据结果分析

故障编号	Y_4	Y_1
诊断证据结果(置信度)	0.870 4	0.144 3

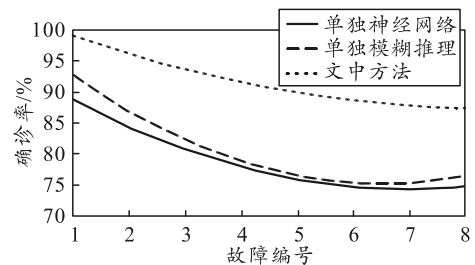
根据火炮自动装填状态值采样给出 800 个采样数据点，笔者通过每个故障有 100 个采样点进行神经网络的训练，根据火炮装填系统的已知在线诊断获得 245 个采样数据，加入部分扰动的测试数据。利用单独神经网络、原始的模糊推理方法和文中的故障诊断方法进行测试并对比分析。诊断结果对比分析如图 1 所示。



(a) 单独神经网络



(b) 单独模糊推理



(c) 多源信息融合

图 1 故障诊断确诊率对比分析

4 结束语

笔者提出了一种基于多源信息融合的火炮装填状态监测与故障诊断方法，并将其应用到火炮自动装填故障诊断系统中。该方法首先对火炮故障机构定位，应用模糊规则库的描述来确定故障诊断的辨识框架，提出改进型的模糊推理方法生成诊断证据，最后将融合后的证据进行故障决策，解决了故障诊断过程中故障特征的不确定性、故障模式多样性问题，具有重要的军事使用价值。

作用时，在起落架连接轴处产生了非常明显的应力集中，在节点 1568 上出现最大应力值为 281.564 MPa，出现时间为 0.019 s，这是由于开始调炮时受到起落部分的惯性作用引起的。起落架节点应力较大部分还包括左右耳轴支座，这些部位为起落架结构的薄弱位置，在设计优化中应给予重视。

4 结束语

笔者利用 SolidWorks、ANSYS 和 ADAMS 联合建立了火箭炮高低随动装置刚柔耦合虚拟样机模型，结合模态分析及实际高低调炮工况对模型进行了校核，并进行了刚柔耦合动力学仿真分析，最后将结果与多刚体模型仿真结果进行对比，得出结论：

1) 刚柔耦合仿真条件下定向器束的质心位移保持了原有的运动规律，但对于质心的速度与加速度在调炮、停留与收炮阶段均具有明显的波动，证明起落架体在实际运动过程中存在一定变形，基于刚柔耦合的动力学分析更加接近实际工况。

2) 在整个调炮过程中，刚柔耦合仿真条件下起落架连接轴在 X、Y 方向受力的最大值均大于多刚体仿真条件下的最大值，且最大值出现在开始调炮阶段，通过 ADAMS/View 加载 Durability 模块，确定了高低调炮过程中产生应力集中的区域，为起落

架的设计及强度实验提供一定参考。

参考文献：

[1] 吴金林. 反铲液压挖掘机工作装置刚柔耦合仿真与优化[D]. 西安: 长安大学, 2015: 56-60.

[2] 尚晓敏. 基于刚柔耦合的轻卡平顺性仿真分析[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2012: 51-53.

[3] 周吉祥. 基于刚柔耦合模型的鼓式制动器动力仿真及热性能分析[D]. 太原: 太原理工大学, 2013: 74-76.

[4] 王冰冰, 林木, 王月婷. 基于刚柔耦合模型的卡扣机构动力学仿真分析[J]. 机械制造与自动化, 2017, 46(1): 103-106.

[5] 王超, 高秀华, 张小江, 等. 多轴车辆转向杆系刚柔耦合分析[J]. 机械设计与制造, 2011(11): 202-204.

[6] 陈立平. 机械系统动力学分析及 ADAMS 应用教程[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005: 79-86.

[7] 祁燕燕. 基于刚柔耦合门式起重机静动态设计分析[D]. 大连: 大连理工大学, 2008: 34-40.

[8] 樊磊, 王亚平, 刘一鸣, 等. 超轻量化高射机枪刚柔耦合建模和仿真[J]. 弹道学报, 2009, 21(1): 67-70.

[9] 金朝, 秦俊奇, 狄长春, 等. 输弹机构件可靠性实验仿真研究[J]. 火炮发射与控制学报, 2012(4): 22-25.

[10] 李荣丽. 基于刚柔耦合模型采样臂动态仿真研究[J]. 机械工程师, 2015(2): 124-126.

(上接第 34 页)

4 结束语

笔者提出了一种基于多源信息融合的火炮装填状态监测与故障诊断方法，并将其应用到火炮自动装填故障诊断系统中。该方法首先对火炮故障机构定位，应用模糊规则库的描述来确定故障诊断的辨识框架，提出改进型的模糊推理方法生成诊断证据，最后将融合后的证据进行故障决策，解决了故障诊断过程中故障特征的不确定性、故障模式多样性问题，具有重要的军事使用价值。

参考文献：

[1] 张卫峰, 惠俊军. 智能故障诊断技术的现状及展望[J]. 工业仪表与自动化装置, 2017(5): 21-24.

[2] 董炜, 陈卫征, 徐晓滨, 等. 基于模糊区间优化的模糊推理故障诊断方法[J]. 北京工业大学学报, 2012, 38(12): 1905-1912.

[3] 葛春晓. 基于案例推理的变压器故障诊断专家系统的研究[D]. 长春: 吉林大学, 2014: 8-9.

[4] XU X, ZHOU Z, WEN C. Data fusion algorithm of fault diagnosis considering sensor measurement uncertainty[J]. International Journal on Smart Sensing and Intelligent System, 2013, 6(1): 171-190.

[5] 王嘉轶, 闻新. 航天器故障诊断技术的研究现状与进展[J]. 航空兵器, 2016, 10(5): 71-76.

[6] 高学星. 弹药自动装填子系统动作可靠性与故障诊断[D]. 南京: 南京理工大学, 2016.

[7] FENG L, HE S. A technical framework of PHM and active maintenance for modern high-speed railway traction power supply systems[J]. International Journal of Rail Transportation, 2017, 53(5): 114-116.

[8] 史健. 基于证据理论的动态融合方法研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2012.

[9] 吕王朋. 基于特种车的故障预测与健康管理系统研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2017.

[10] 王传双. 基于军事物联网技术的某型导弹智能故障预测方法研究[D]. 南京: 东南大学, 2017.

[11] 徐晓滨, 张镇, 李世宝, 等. 基于诊断证据静态融合与动态更新的故障诊断方法[J]. 自动化学报, 2016, 42 (1): 107-121.