

# 基于多源冲突证据信息融合的测试性评估方法\*

王 旋, 狄 鹏, 倪子纯

(海军工程大学管理工程与装备经济系 武汉, 430033)

**摘要** 针对基于先验数据融合的测试性指标评估中存在先验信息互相冲突的问题,提出一种基于多源冲突证据信息融合的测试性评估方法,在传统 D-S 证据融合方法上,引入兰氏距离进行改进。首先,对各来源不同形式的先验数据,分别利用经验 Bayes 法和最大熵法对测试性虚拟仿真实验数据、测试性专家经验信息和测试性预计信息进行折合,进而求得对应的测试性指标先验分布参数;然后,通过贝塔函数依次构造其在辨识框架下的基本信任分配函数;最后,通过基于兰氏距离的 D-S 证据融合改进方法进行信息融合,得到最终评估结果。通过实例分析,验证了笔者提出的方法较传统 D-S 证据融合方法精度更高。

**关键词** 测试性评估; D-S 证据理论; 多源信息; 冲突证据; 兰氏距离  
**中图分类号** TH707; TJ06

## 引 言

测试性评估是指为了检验装备是否满足测试性研制要求而进行的实验与评价工作,是测试性设计中不可或缺的环节<sup>[1]</sup>。自 21 世纪以来,测试性作为装备通用质量特性之一,越来越受到装备承制方和使用方的关注。随着装备测试性工程的深入,测试性实验与评估方法成为测试性领域当前研究的热点之一。

目前,许多学者对装备测试性评估方法进行了相关研究,主要利用模型预计的方法,提出基于相关性和多信号模型的方法进行测试性分析研究<sup>[2-3]</sup>。但在实际测试性评估工作中,存在故障注入困难、风险大及周期长等问题,难以对装备进行较全面的测试性实验,且现场收集的实验数据较少,因而利用经典的测试性指标评估方法得到的评估结果精度较低。

针对此问题,李天梅等<sup>[4]</sup>提出了基于 Bayes 变动统计理论的测试性综合评估模型,并通过某类导弹控制系统测试性虚拟样机对其所提出的模型予以验证。周昊等<sup>[5-6]</sup>则利用最大熵法和 Chebyshev 多项式法对已有的所有先验信息予以处理,最后基于已获取的相关测试性指标并结合 Bayes 理论对测试性指标进行评估。常春贺等<sup>[7-8]</sup>提出了基于历史实验信息和现场实验数据的测试性 Bayes 评估模型,通过引入

混合 Beta 验前分布进行测试性指标评估,提高了评估结果的置信度。以上方法虽能有效利用先验信息,扩大测试性评估的可用数据量,但其利用的信息源较少,难以全面而准确地进行测试性评估工作。

为了能充分利用先验信息,文献<sup>[9-10]</sup>提出了一种基于多源冲突证据信息融合的测试性评估方法,利用证据折扣组合方法评估装备的测试性水平。该方法虽然充分利用先验信息,增加了评估数据来源,能在一定程度上提高测试性评估的置信度。但先验数据具有一定的不确定性和主观性,且数据之间可能会存在互相冲突的现象,因此可能会对最终评估结果造成不利影响。

针对先验数据之间可能存在的相互冲突现象,本研究以装备测试性评估方法为研究对象,充分考虑测试性虚拟仿真实验数据以及测试性预计信息等先验信息,通过引入兰氏距离对 D-S 证据融合方法予以改进,同时建立基于多源冲突证据信息融合的测试性评估模型,可增强测试性评估结果的可靠性和准确性。

## 1 多源先验信息分析

在装备的设计、生产和制造过程中,存在着大量的测试性先验信息,主要有虚拟仿真实验数据、专家根据工程经验给出的专家信息和测试性预计信息。

\* 海军装备技术基础资助项目(191HJ35003)  
收稿日期:2019-06-28;修回日期:2019-07-29

1.1 测试性虚拟仿真实验数据

测试性虚拟仿真实验数据的表达形式为  $(n, c)$ , 其中  $n$  表示测试性实验的总样本量;  $c$  表示在  $n$  次实验中的失败次数。假设某型装备利用虚拟样机共进行了  $m$  组实验, 每组实验的结果可表示为  $(n_i, c_i)$ ,  $i = 1, 2, \dots, m$ 。

以测试性指标中的故障检测率 (fault detection rate, 简称 FDR) 作为研究对象, 设第  $i$  组实验数据下故障检测率的点估计值为

$$\hat{q}_i = \frac{n_i - c_i}{n_i} \quad (1)$$

根据经验 Bayes 理论方法, 通过 Beta 分布实现对先验分布参数的确定<sup>[11]</sup>, 具体可通过下述方法予以实现

$$\begin{cases} \hat{n} = \left( \frac{m-1}{m} \right) \left( \frac{m \sum_{i=1}^m \hat{q}_i - (\sum_{i=1}^m \hat{q}_i)^2}{m \sum_{i=1}^m \hat{q}_i^2 - (\sum_{i=1}^m \hat{q}_i)^2} \right) - 1 \\ \hat{c} = \hat{n} - \hat{n} \sum_{i=1}^m \hat{q}_i / m \end{cases} \quad (2)$$

FDR 的先验分布参数为

$$\begin{cases} a = \hat{n} - \hat{c} \\ b = \hat{c} \end{cases} \quad (3)$$

则根据虚拟仿真信息确定 FDR 先验分布函数为

$$\pi(p) = \text{Beta}(p; a, b) = \frac{1}{B(a, b)} \int_0^1 p^{a-1} (1-p)^{b-1} dp \quad (4)$$

1.2 测试性专家经验信息和测试性预计信息

测试性专家经验信息和测试性预计信息一般表现为点估计或特定置信度下的区间估计形式, 通常选用 Beta 分布来表示

$$\pi(p) = \text{Beta}(p; a, b) = \frac{1}{B(a, b)} p^{a-1} (1-p)^{b-1} \quad (5)$$

对于点估计和区间估计这两种形式的先验信息, 通常采用最大熵法实现先验分布参数的确定<sup>[5]</sup>。FDR 先验分布  $\pi(p)$  的信息熵为

$$H[\pi(p)] = - \int_0^1 \pi(p) \ln \pi(p) dp \quad (6)$$

因此, FDR 的先验分布参数求解过程可转换为寻找使得熵函数  $H[\pi(p)]$  最大的参数  $a, b$ 。

1.2.1 点估计型先验分布参数计算

若已知点估计值  $p_0$ , 则其先验分布  $\pi(p)$  为

$$\int_0^1 p \pi(p) dp = p_0 \quad (7)$$

联立式(5)和式(7), 可求得

$$p_0 = a / (a + b) \quad (8)$$

根据 Beta 函数性质可知

$$B(a, b) = \int_0^1 p^{a-1} (1-p)^{b-1} dp \quad (9)$$

联立式(6)和式(9), 可求得

$$H[\pi(p)] = \ln(B(a, b)) - a_1 B_1 - b_1 B_2 \quad (10)$$

其中:  $a_1 = \frac{a-1}{B(a, b)}$ ;  $b_1 = \frac{b-1}{B(a, b)}$ ;  $B_1 = \int_0^1 p^{a-1} (1-p)^{b-1} \ln p dp$ ;  $B_2 = \int_0^1 p^{a-1} (1-p)^{b-1} \ln(1-p) dp$ 。

先验分布参数  $a, b$  的最优解求解可转换为求如下规划问题

$$\begin{aligned} & \max H[\pi(p)] \\ & \text{s.t.} \begin{cases} a(1-p_0) - b & p_0 = 0 \\ a & b \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (11)$$

1.2.2 置信区间型先验分布参数计算

已知置信度为  $\gamma$ , FDR 对应的估计区间为  $[p_L, p_H]$ , 则其先验分布  $\pi(p)$  为

$$\int_{p_L}^{p_H} p \pi(p) dp = \gamma \quad (12)$$

$a, b$  最优解求解即为求如下规划问题

$$\begin{aligned} & \max H[\pi(p)] \\ & \text{s.t.} \begin{cases} \int_{p_L}^{p_H} p^{a-1} (1-p)^{b-1} dp - \gamma B(a, b) = 0 \\ a, b \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (13)$$

对于以上求解, 通常采用梯度法, 计算较为复杂, 具体过程见文献[12-13]。

2 基于兰氏距离与 D-S 证据理论结合的装备测试性评估方法

为有效利用测试性虚拟仿真实验数据以及测试性预计信息等多源先验信息, 制定合理的测试性评估方案, 笔者提出利用基于兰氏距离与 D-S 证据理论相结合的方法来进行信息融合, 并进一步进行测试性评估。

2.1 D-S 证据理论

1968 年, Dempster 提出了 D-S 证据理论。之后, Shafer 对此进行了完善, 它能够对系统中不准确以及有缺陷的信息进行统一处理, 因而就此方面而言, D-S 证据理论也是一种不确定的推理方法<sup>[14]</sup>。

定义 1<sup>[15]</sup>: 辨识框架。辨识框架指的是约定一个有限且非空集辨识框架  $\Theta$ , 其中包含  $N$  个互斥的

元素,  $\Theta = \{H_1, H_2, \dots, H_N\}$ ,  $\Theta$ 中所有子集所构成的集合定义为 $\Theta$ 的幂集。

定义2<sup>[15]</sup>:基本信任分配(Mass)函数。假定在 $\Theta$ 内, $m(H)$ 满足从 $2^\Theta$ 到 $[0, 1]$ 的映射关系, $H$ 表示 $\Theta$ 的任意子集,当且仅当满足条件: $m(\phi) = 0, \sum_{H \subset \Theta} m(H) = 1$ 。

其中: $m(H)$ 为事件 $H$ 的Mass函数,其含义为证据对 $H$ 的信任度大小。

定义3<sup>[15]</sup>:D-S证据合成规则。辨识框架 $\Theta = \{H_1, H_2, \dots, H_N\}$ 下,对于2个焦元 $m_1, m_2$ 的D-S合成规则为

$$m(H) = \begin{cases} \frac{\sum_{H_i \cap H_j = H} m_1(H_i)m_2(H_j)}{1 - K} & (H \neq \Phi) \\ 0 & (H = \Phi) \end{cases} \quad (14)$$

其中: $K = \sum_{H_i \cap H_j = \Phi} m_1(H_i)m_2(H_j)$ , $K$ 表示两个证据之间的冲突概率,反映证据之间的冲突程度。

D-S证据理论合成规则作为不同证据之间的运算,其运算规则满足交换和结合律,可进一步拓展为 $N$ 个证据的合成。

### 2.2 Mass函数构造

假设装备测试性指标FDR目标值为 $P_0$ ,最低可接受值为 $P_1$ ,定义辨识框架 $\Theta = \{H_1, H_2, H_3\}$ ,其中: $H_1$ 表示FDR小于或等于 $P_1$ 的子集; $H_2$ 表示FDR大于 $P_1$ 并小于 $P_0$ 的子集; $H_3$ 表示FDR大于或等于 $P_0$ 的子集。

#### 2.2.1 构造测试性虚拟仿真实验数据的Mass函数

根据1.1节分析结果,测试性虚拟仿真实验数据的Mass函数可构造为

$$\begin{cases} m_S(A_1) = 1 - \text{Beta}(P_0; a, b) \\ m_S(A_2) = \text{Beta}(P_0; a, b) - \text{Beta}(P_1; a, b) \\ m_S(A_3) = \text{Beta}(P_1; a, b) \end{cases} \quad (15)$$

#### 2.2.2 构造测试性专家经验信息的Mass函数

根据1.2节分析结果,且存在 $P_{\min} < P_1 < P_0 < P_{\max}$ ,测试性专家经验信息的Mass函数可构造为

$$\begin{cases} m_E(A_1) = \int_{P_0}^{P_{\max}} \pi_E(p; a, b) dp \\ m_E(A_2) = \int_{P_1}^{P_0} \pi_E(p; a, b) dp \\ m_E(A_3) = \int_{P_{\min}}^{P_1} \pi_E(p; a, b) dp \end{cases} \quad (16)$$

#### 2.2.3 构造测试性预计信息的Mass函数

根据1.2节分析结果,且存在 $P'_{\min} < P_1 < P_0 <$

$P'_{\max}$ ,测试性预计信息的Mass函数可构造为

$$\begin{cases} m_P(A_1) = \int_{P'_0}^{P'_{\max}} \pi_P(p; a, b) dp \\ m_P(A_2) = \int_{P'_1}^{P'_0} \pi_P(p; a, b) dp \\ m_P(A_3) = \int_{P'_{\min}}^{P'_1} \pi_P(p; a, b) dp \end{cases} \quad (17)$$

### 2.3 基于兰氏距离与D-S证据理论结合的多源冲突证据信息融合

经典D-S证据理论中并未对不同证据之间的相关性予以考虑,且权重选择方法较为简单。为了弥补经典证据理论的不足,文中引入兰氏距离。通过计算识别框架 $\Theta$ 下证据间的兰氏距离,并根据不同证据在辨识框架下所占比重,来重新确定Mass函数的权重。最后,通过加权平均获得新的证据,并进行D-S证据融合,得到最终结果。

定义系统辨识框架 $\Theta = \{A_1, A_2, \dots, A_N\}$ ,证据 $m_i, m_j$ 之间的兰氏距离<sup>[16]</sup>为

$$d(m_i, m_j) = \frac{1}{N} \sum_{x=1}^N \frac{|m_{ix} - m_{jx}|}{(m_{ix} + m_{jx})} \quad (18)$$

各证据间的距离矩阵 $D$ 为

$$D = \begin{bmatrix} 0 & d_{12} & \dots & d_{1j} & \dots & d_{1n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ d_{i1} & d_{i2} & \dots & d_{ij} & \dots & d_{in} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ d_{n1} & d_{n2} & \dots & d_{nj} & \dots & 0 \end{bmatrix} \quad (19)$$

证据之间的距离能反映证据之间的相似程度,但为考虑证据间的融合程度,定义 $s(m_i, m_j)$ ,其反映证据之间的相似度。

$$s_{ij} = s(m_i, m_j) = 1 - d(m_i, m_j) \quad (20)$$

显然, $0 \leq s_{ij} \leq 1$ ,则相似度矩阵 $S$ 为

$$S = \begin{bmatrix} 0 & s_{12} & \dots & s_{1j} & \dots & s_{1n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ s_{i1} & s_{i2} & \dots & s_{ij} & \dots & s_{in} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ s_{n1} & s_{n2} & \dots & s_{nj} & \dots & 0 \end{bmatrix} \quad (21)$$

相似度矩阵 $S$ 中的元素 $s_{ij}$ 反映了证据 $m_i$ 与 $m_j$ 的一致性程度, $s_{ij}$ 值越大,一致性程度越高,否则越低。证据的不确定性会随着其包含的不确定信息增多而增加,由于在相同的辨识框架之下,不同证据的权重有所差异,由此可将某个证据的可信度视为证据的权重,同时将 $m_n$ 的可信度定义为

$$\text{Re } l_i = R_i / \sum_i^n R_i \quad (22)$$

其中: $R_i = \sqrt{\sum_{j=1, j \neq i}^n (1 - d_{ij})^2}$ 。

用可信度作为证据的权重,重新分配证据  $m_k$  的 Mass 函数为

$$m'_k(A_i) = \begin{cases} \text{Re } l_k m_k(A_i) & (A_i \neq \Theta) \\ 1 - \sum_{A_i \neq \phi} \text{Re } l_k m_k(A_i) & (A_i = \Theta) \end{cases} \quad (23)$$

参照文献[17]运用加权平均对多源信息进行处理的方式,文中利用证据的可信度对原始证据源进行加权平均,得到新证据

$$m_{\text{Avg}}(A_i) = \text{Re } l_1 m_1(A_i) + \text{Re } l_2 m_2(A_i) + \dots + \text{Re } l_n m_n(A_i) \quad (24)$$

其中  $i = 1, 2, \dots, N$ 。

进行信息融合的步骤如下。

1) 利用式(24)中得到的  $m_{\text{Avg}}(A_i)$  替代原始信任函数  $m_1(A_i), m_2(A_i), \dots, m_n(A_i)$ , 如表 1 所示。

2) 应用 D-S 证据理论基本原则,将 Mass 函数值合成  $N-1$  次(当系统中原始证据有  $N$  个时),最

表 1 替代原始信任函数后的 Mass 函数

Tab.1 Mass function after replacing the original trust function

Mass 函数	$m(A_1)$	$m(A_2)$	$m(A_3)$
$m'_1$	$m_{\text{Avg}}(A_1)$	$m_{\text{Avg}}(A_2)$	$m_{\text{Avg}}(A_3)$
$m'_2$	$m_{\text{Avg}}(A_1)$	$m_{\text{Avg}}(A_2)$	$m_{\text{Avg}}(A_3)$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
$m'_N$	$m_{\text{Avg}}(A_1)$	$m_{\text{Avg}}(A_2)$	$m_{\text{Avg}}(A_3)$

表 3 测试性虚拟仿真实验结果

Tab.3 Test results of testability virtual simulation

组号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$n_i$	107	105	95	100	44	66	112	80	121	152
$c_i$	4	4	5	3	0	3	5	3	5	5

2) 测试性专家经验信息。测试性设计专家对该装备测试性水平给出信息,专家对 FDR 置信度为 0.90 的估计区间为 [0.90, 0.95]。由式(12)和式(13)求解得,  $a = 305.100, b = 22.540$ 。

3) 测试性预计信息。对 FDR 的点估计值为  $\hat{q} = 0.95$ 。由式(10)和式(11)求解得,  $a = 18.278, b = 0.962$ 。

利用上述对多源先验信息分析所求得 FDR 的先验分布参数进行信息融合,并进一步实现对某型汽轮发电机组测试性水平的评估。

对于测试性虚拟仿真实验数据等 3 类先验信息,分别利用式(15)~(17)计算得到识别框架  $\Theta$  上的 Mass 函数值如表 4 所示。

终得到第  $N-1$  次信息融合的结果为  $m'_1 \oplus m'_2 \oplus \dots \oplus m'_N(A_i)$ , 如表 2 所示。

表 2 信息融合

Tab.2 Information fusion

信任分配	$A_1$	$A_2$	$A_3$
$m'_1 \oplus m'_2(A_i)$	$m'_{12}(A_1)$	$m'_{12}(A_2)$	$m'_{12}(A_3)$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
$m'_1 \oplus m'_2 \oplus \dots \oplus m'_N(A_i)$	$m'_{123N}(A_1)$	$m'_{123N}(A_2)$	$m'_{123N}(A_3)$

3) 根据最终信息融合结果的 3 个 Mass 函数值  $m'_{123N}(A_1), m'_{123N}(A_2), m'_{123N}(A_3)$ , 结合承制方与使用方协定的装备测试性指标 FDR 值,进行测试性评估分析。

### 3 实例分析

以某型汽轮发电机组的 FDR 为研究对象,进行测试性评估的应用研究。经承制方和使用方共同约定, FDR 的目标值  $P_0 = 0.95$ , 最低可接受值  $P_1 = 0.90$ 。其先验信息分别如下。

1) 测试性虚拟仿真实验数据。通过对发电机组建立其测试性虚拟样机模型,并对其进行模拟测试性实验,总共进行了 10 组实验,实验结果如表 3 所示。由式(1)~(3)求得,  $a = 164.510, b = 6.142$ 。

表 4 多源信息 Mass 函数值

Tab.4 Value of multi-source information Mass function

信息	虚拟仿真实验 信息 $m_S$	专家经验信息 $m_E$	预计 信息 $m_P$
$m(A_1)$	0.842 5	0.078 5	0.625 0
$m(A_2)$	0.157 0	0.901 0	0.237 8
$m(A_3)$	0.000 5	0.020 5	0.137 2

利用式(18)求得证据之间的兰氏距离,并构造距离矩阵  $D$

$$D = \begin{bmatrix} 0 & 0.8284 & 0.4485 \\ 0.8284 & 0 & 0.6386 \\ 0.4485 & 0.6386 & 0 \end{bmatrix}$$

根据式(20)及距离矩阵  $D$ , 构造相似度矩阵

S为

$$S = \begin{bmatrix} 1 & 0.1716 & 0.5515 \\ 0.1716 & 1 & 0.3614 \\ 0.5515 & 0.3614 & 1 \end{bmatrix}$$

根据式(22)计算每一条证据的可信度为

$$Rel = \begin{bmatrix} 0.3528 \\ 0.2444 \\ 0.4028 \end{bmatrix}$$

将所求得的可信度作为权重,通过加权平均计算出新证据的Mass函数值为

$$m_N(A_1) = 0.8425 \times 0.3528 + 0.0785 \times 0.2444 + 0.6250 \times 0.4028 = 0.5682$$

$$m_N(A_2) = 0.1570 \times 0.3528 + 0.9010 \times 0.2444 + 0.2378 \times 0.4028 = 0.3714$$

$$m_N(A_3) = 0.0005 \times 0.3528 + 0.0205 \times 0.2444 + 0.1372 \times 0.4028 = 0.0604$$

得到重新分配权重后的 mass 函数值如表 5 所示。

表5 重新分配权重后的 Mass 函数值

Tab.5 Mass functional value after redistribution of weights

Mass 函数	$m(A_1)$	$m(A_2)$	$m(A_3)$
虚拟仿真实验信息 $m'_S$	0.297 2	0.055 4	0.001 8
专家经验信息 $m'_E$	0.019 2	0.220 2	0.005 0
预计信息 $m'_P$	0.251 7	0.095 8	0.055 3
合成新证据 $m_N$	0.568 2	0.371 4	0.060 4

计算证据重新合成后信息融合结果如表 6 所示。

表6 证据重新合成后信息融合的结果

Tab.6 Result of information fusion after evidence restructuring

信息融合	$A_1$	$A_2$	$A_3$
$m'_S \oplus m'_E(A_i)$	0.695 1	0.297 0	0.007 9
$m'_S \oplus m'_E \oplus m'_N(A_i)$	0.781 0	0.218 1	0.000 9

将文中融合方法与传统 D-S 证据融合方法进行比较,结果如表 7 所示。

从表 7 中可以看出,当采用 D-S 证据理论合成规则进行融合处理时,某型汽轮发电机组的 FDR 能达到目标值的概率为 0,满足最低可接受值的概率为 55.13%,不满足最低可接受值的概率为 44.87%。而当采用文中融合方法时,能达到目标值的概率为 0.09%,满足最低可接受值的概率为 78.10%,不满足最低可接受值的概率为 21.81%。

表7 多源信息融合信任分配比较表

Tab.7 Trust distribution comparison table of multi-source information fusion

融合方法	D-S 证据融合方法	文中融合方法
$m'_S \oplus m'_E \oplus m'_N(A_i)$	$m(A_1) = 0.5513$	$m(A_1) = 0.7810$
	$m(A_2) = 0.4487$	$m(A_2) = 0.2181$
	$m(A_3) = 0$	$m(A_3) = 0.0009$
	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$

通过实例说明,笔者的融合方法较传统 D-S 证据融合方法相比,在对存在冲突的数据进行处理方面,其融合结果更加准确、可靠,评估结果精度更高。而另一方面,对于使用方面而言,可以更高的置信度对装备进行接收。

## 4 结束语

笔者提出了基于多源冲突证据信息融合的测试性评估方法,通过引入兰氏距离将传统 D-S 证据融合方法进行了改进,对测试性虚拟仿真实验数据等测试性多源先验信息中存在的冲突进行处理,基于该方法装备测试性予以评估。相较于传统的先验信息融合方法而言,显著提升了测试性评估结果的精度和准确性,为利用多源信息开展装备测试性评估提供了新的技术途径。

## 参 考 文 献

- [1] 石君友. 测试性设计分析与验证[M]. 北京:国防工业出版社,2011:94-97.
- [2] 刘刚,黎放,胡斌. 基于相关性模型的舰船装备测试性分析与建模[J]. 海军工程大学学报,2012,24(24): 47-52.  
LIU Gang, LI Fang, HU Bin. Test and modeling of vessel equipment based on relevant model[J]. Journal of Naval University of Engineering, 2012, 24(24): 47-52. (in Chinese)
- [3] 林志文,贺喆,杨士元. 基于多信号模型的雷达测试性设计分析[J]. 系统工程与电子技术,2009,31(11): 2781-2784.  
LIN Zhiwen, HE Zhe, YANG Shiyuan. Multi-signal model based method for radar testability analysis [J]. Systems Engineering and Electronics, 2009, 31(11): 2781-2784. (in Chinese)
- [4] 李天梅,胡昌华,周鑫. 基于 Bayes 变动统计理论的测试性综合评估模型及其稳健性分析[J]. 机械工程学报,2012,48(6):180-187.

- LI Tianmei, HU Changhua, ZHOU Xin. Research on testability integrated evaluation model based on bayes inference theory of dynamic population and analysis of the robustness [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(6): 180-187. (in Chinese)
- [5] 周昊,赵修平,吴文军. 基于Bayes理论的发射装置测试性评估方法研究[J]. 火箭与制导学报, 2010, 30(3): 253-256.  
ZHOU Hao, ZHAO Xiuping, WU Wenjun. Study on the method of testability assessment of some launcher based on bayes theory[J]. Journal of Projects Rockets Missiles and Guidance, 2010, 30(3): 253-256. (in Chinese)
- [6] 周昊,赵修平,吴文军,等. 某型导弹发射装置故障检测率的Bayes估计[J]. 兵工自动化, 2009, 28(12): 16-17.  
ZHOU Hao, ZHAO Xiuping, WU Wenjun, et al. Bayes estimation on fault detection rate of certain type missile launcher[J]. Ordnance Industry Automation, 2009, 28(12): 16-17. (in Chinese)
- [7] 常春贺,曹鹏举,杨江平,等. 基于研制阶段试验数据的复杂装备测试性评估[J]. 中国机械工程, 2011, 23(13): 1577-1581.  
CHANG Chunhe, CAO Pengju, YANG Jiangping, et al. Testability evaluation of complex equipment based on test data in development stages[J]. China Mechanical Engineering, 2011, 23(13): 1577-1581. (in Chinese)
- [8] 常春贺,杨江平,胡亮. 基于Bayes理论的复杂装备测试性评估方法[J]. 火力与指挥控制, 2012, 37(11): 173-176.  
CHANG Chunhe, YANG Jiangping, HU Liang. Study on testability evaluation method for complex equipment based on bayes theory[J]. Fire Control & Command Control, 2012, 37(11): 173-176. (in Chinese)
- [9] 邓露,许爱强,席靓,等. 基于多源信息加权融合的研制阶段测试性评估方法[J]. 计算机测量与控制, 2014, 22(8): 2508-2511.  
DENG Lu, XU Aiqiang, XI Liang, et al. Testability evaluation method based on multi-source information weighted fusion in development phase[J]. Computer Measurement & Control, 2014, 22(8): 2508-2511. (in Chinese)
- [10] 梁潜德,张雷. 基于信息融合的装备测试性评估[J]. 火力与指挥控制, 2018, 43(3): 177-180.  
LIANG Qiande, ZHANG Lei. Testability evaluation of equipment based on information fusion[J]. Fire Control & Command Control, 2018, 43(3): 177-180. (in Chinese)
- [11] 蔡洪,张士峰,张金槐. Bayes实验分析与评估[M]. 长沙:国防科技大学出版社, 2004: 7-100.
- [12] 马智博,朱建士,徐乃新. 利用多种信息源的可靠性评估方法[J]. 计算物理, 2003, 20(5): 391-398.  
MA Zhibo, ZHU Jianshi, XU Naixin. Reliability assessment using multiple information sources[J]. Chinese Journal of Computational Physics, 2003, 20(5): 391-398. (in Chinese)
- [13] 马智博,朱建士,徐乃新. 基于主观推断的可靠性评估方法[J]. 核科学与工程, 2003, 23(2): 127-131.  
MA Zhibo, ZHU Jianshi, XU Naixin. Reliability assessment based on subjective inference[J]. Chinese Journal of Nuclear Science and Engineering, 2003, 23(2): 127-131. (in Chinese)
- [14] 张静. 基于D-S证据理论的高压断路器故障诊断[D]. 保定:华北电力大学, 2017.
- [15] DEMPSTER A P. Upper and lower probabilities induced by a multi-valued mapping[J]. Annals of Mathematical Statistics, 1967, 38(2): 325-339.
- [16] YE F, CHEN J, LI Y B. Improvement of DS evidence theory for multi-sensor conflicting information[J]. Symmetry, 2017, 9(5): 1-15.
- [17] JIANG W, WEI B Y, XIE C H, et al. An evidential sensor fusion method in fault diagnosis[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2016, 8(3): 1-7.



**第一作者简介:**王旋,男,1996年8月生,博士生。主要研究方向为装备测试性验证试验与评估技术。

E-mail: w\_xuan1996@163.com

**通信作者简介:**狄鹏,男,1979年12月生,博士、副教授、硕士生导师。主要研究方向为装备测试性分析与评估、装备通用质量特性。

E-mail: dipe@126.com