

基于测试性增长的指标动态评估方法*

王康¹, 史贤俊¹, 聂新华¹, 李祺², 陈垚³

(1. 海军航空大学 310 教研室 烟台, 264001)

(2. 中国航天科工集团第三研究院 北京, 100074)

(3. 91776 部队 北京, 100161)

摘要 针对现有测试性指标评估方法未能考虑装备研制阶段不同层次结构测试性水平动态增长的特性, 导致测试性评估置信度不高的问题, 提出一种测试性增长条件下基于层次 Bayes 网络模型的测试性指标动态评估方法。根据装备结构特征建立测试性指标动态评估的层次 Bayes 网络模型, 并以测试性指标作为网络传递参数; 考虑延缓纠正的测试性增长试验策略, 给定测试性阶段序化增长约束条件, 针对不同层次节点各阶段增长试验数据, 采用单边 Fisher 精确检验法对测试性增长趋势进行检验, 并基于检验结果确定增长阶段数; 提出利用最大熵模型和改进 Gompertz 模型的先验参数估计方法, 结合 Bayes 定理以及研制阶段各层次节点先验信息确定节点先验分布; 进一步基于层次 Bayes 网络融合推理算法确定顶层节点测试性指标的后验分布, 实现对装备测试性指标的动态评估, 并通过案例进行验证。结果表明, 该方法相较于直接运用 Beta 分布, 具备更为准确合理的指标评估结论。

关键词 测试性; 指标评估; 测试性增长; 层次 Bayes 网络; Fisher 精确检验; 最大熵模型; Gompertz 模型
中图分类号 TJ761.1; V216.8

引言

测试性指标评估是指运用与装备测试性相关的所有信息, 包括各阶段成败型试验数据和先验信息, 以一定的方式确定装备的测试性指标——故障检测率 (fault detection rate, 简称 FDR) 和故障隔离率 (fault isolation rate, 简称 FIR) 等是否达到规定的测试性要求^[1]。测试性指标评估是确保及检验测试性设计要求的重要环节^[2], 贯穿于装备研制的任一阶段, 通常采用故障注入的方式获取各阶段故障检测/隔离成败型试验数据, 完成测试性指标 FDR/FIR 的评估^[3]。目前, 对测试性领域相关文献^[4-9]进行分析, 主要采用基于经典统计理论和基于小子样理论的测试性指标评估技术对装备测试性水平进行评定^[10]。基于经典统计理论的评估技术应用前提是基于大样本或者较大样本, 其受限于导弹等高精度武器装备故障注入试验的有损性和破坏性, 因此故障的大量注入不切合工程实际, 进一步导致无法得到充足的故障检测/隔离成败型数据^[11], 制约着采用经典评估方法的评估精度和置信度。

基于小子样理论的评估技术核心思想是扩大信息量, 但考虑先验信息来源广泛、数据量大, 在小子

样验证试验成败型数据条件下, 会存在先验信息“淹没”试验数据的情况, 文献[4]针对虚拟测试数据样本大、限制少的特点, 研究了测试性虚拟测试数据的可信度分析方法以及与实测数据融合的综合评估方法。文献[12]针对小样本测试数据测试性评估可信度低、结果不准确的问题, 利用最大熵方法确定不同形式先验信息的超参数, 并基于混合后验分布对测试性指标进行估计。上述文献在不同融合方法下, 充分考虑了多源先验信息可信度问题, 均能在一定程度上提高指标评估的精度和置信度, 但先验信息均未予考虑测试性增长阶段的试验数据, 并忽略了测试性水平动态增长的特性, 无疑会影响评估结论。进一步考虑研制阶段测试性增长试验数据, 文献[1, 13]将可靠性研究中的多元 Dirichlet 分布应用于测试性综合评估中, 结合“小子样、异总体”研制阶段增长试验数据和外场数据, 基于 Bayes 方法给出了测试性指标 FDR/FIR 的综合评估模型, 并验证了模型评估的有效性; 但是模型仅通过单一超参数描述测试性的方差, 使得 Dirichlet 分布具备较强的主导性, 在进行小子样评估时先验信息占主导作用, 不符合工程实际。针对 Dirichlet 分布的不足, 文

* 国家自然科学基金重点资助项目(61433011)
收稿日期: 2019-08-17; 修回日期: 2020-04-23

献[14]基于可靠性增长的二项数据提出了一种具备条件分布形式的新 Dirichlet 分布类,能更好地纳入专家信息,新 Dirichlet 分布对于测试性增长评估与预测具备借鉴意义,但实际应用中各阶段先验信息来源对专家经验依赖较大。因此,如何选择合适的测试性增长数学模型来描述测试性增长分析过程,是装备测试性指标动态评估需要首先解决的问题。此外,根据装备不同阶段的测试性增长指标约束,测试性增长试验的实施是分阶段逐级开展的,即对装备的设备级(包括车间可更换单元(shop replaceable unit, 简称 SRU)级和现场可更换单元(line replaceable unit, 简称 LRU)级)、分系统级以及系统级分别进行相应的测试性增长试验,故测试性指标评估应当综合考虑装备的系统结构特性与增长特性。

综上所述,笔者在文献[15]利用层次 Bayesian 网络(hierarchy Bayesian network, 简称 HBN)模型表征装备结构特性的研究基础之上,构建测试性增长条件下基于 HBN 的测试性指标综合评估模型(下称 HBN 指标评估模型),然后分别从测试性增长策略选择、测试性增长检验、测试性增长模型选取及模型参数确定和先验超参数确定等方面完善测试性指标动态评估分析过程,实现在小子样条件下得到较高精度和置信度的测试性指标评估结论,进而加速装备定型。

1 HBN 指标评估模型

文献[15]给出了系统结构模型向 HBN 模型转换的具体过程(包括 HBN 模型结构参数和概率参数的确定),通过给出如图 1 所示的 HBN 指标评估模型的示意图,引入本研究所需相关参数。

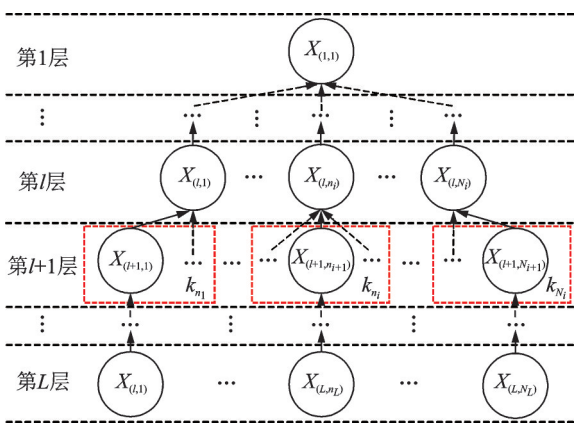


图 1 HBN 指标评估模型示意图

Fig.1 Schematic diagram of HBN indicator evaluation model

图 1 中模型及相关参数的描述如下:

1) HBN 指标评估模型具备 L 层(与装备结构相对应),且具备传递方向的单一性(自下而上),同时不存在越层传递的情形;

2) $X_{(l,n_l)}$ 表示第 $l(l=1, 2, \dots, L)$ 层第 $n_l(n_l=1, 2, \dots, N_l)$ 个节点,其中 N_l 为第 l 层节点总数,且当 $l=1$ 时, $N_1=1$,即表示第 1 层具备唯一节点(对应于装备结构即为系统层);

3) 节点 $X_{(l,n_l)}$ 有 k_{n_l} 个父节点,且满足 $N_{l+1} = \sum_{n_l=1}^{N_l} k_{n_l}$ 。

笔者以测试性指标值 FDR 作为模型的传递参数,考虑节点取值为二态情形,以节点 $X_{(l,n_l)}$ 为例,其 FDR 即为 $X_{(l,n_l)}=1$ (节点故障可检测/隔离)时节点的概率值,记为 $p_{(l,n_l)}$ 。在文献[15]的研究基础上,明确了测试性指标 $p_{(l,n_l)}$ 的先验分布来源于两部分,此处对这两部分来源进行了重新定义。

定义 1 自先验分布。将节点 $X_{(l,n_l)}$ 由系统结构模型中获取的增长试验数据等先验信息,通过测试性增长模型等方式转化为先验分布形式,则称该先验分布为节点自先验,记为 $\pi_s(p_{(l,n_l)})$ 。

定义 2 继承先验分布。将节点 $X_{(l,n_l)}$ 由其父节点 $p_a(X_{(l,n_l)})$ 的先验信息,通过融合推理方式转化为先验分布形式,则称该先验分布为继承先验,记为 $\pi_i(p_{(l,n_l)})$ 。

自先验分布可通过多源先验信息融合方法求解,为了降低先验不确定性影响,现有文献^[8,16]针对先验信息的相容信检验和可信度计算均有一定研究。为了避免多源先验信息不确定性对评估的影响,笔者仅考虑实际装备测试性增长成败型数据作为先验信息来源,如若能提供其他准确的先验信息,则可通过文献[12]求解节点混合多源先验分布作为节点自先验分布。在获取节点 $X_{(l,n_l)}$ 的自先验和继承先验分布后,采用文献[15]中的 HBN 融合推理算法对其进行融合,但其中基于专家知识确定二者权重系数,具备很强的主观性。针对这一问题,引入先验分布 $\pi(p_{(l,n_l)})$ 的 Shannon-Jaynes 信息熵定义

$$H(\pi(p_{(l,n_l)})) = - \int_0^1 \pi(p_{(l,n_l)}) \ln(\pi(p_{(l,n_l)})) dp_{(l,n_l)} \quad (1)$$

先验信息熵描述的是先验信息不确定性的度量,若先验信息熵越大,则表明对应先验信息具备更大的随机性,因此由该先验信息获得的先验分布更符合真实的先验分布^[17]。进一步,当对不同来源先验信息进行融合时,如若先验信息熵越大,则说明其

对融合先验具备更大的权重,故可以结合式(1)来确定融合权重系数

$$\begin{cases} \omega_{(l,n_i)}^i = \frac{H(\pi_i(p_{(l,n_i)}))}{H(\pi_i(p_{(l,n_i)}) + H(\pi_s(p_{(l,n_i)}))} \\ \omega_{(l,n_i)}^s = \frac{H(\pi_s(p_{(l,n_i)}))}{H(\pi_i(p_{(l,n_i)}) + H(\pi_s(p_{(l,n_i)}))} \end{cases} \quad (2)$$

根据式(2)即可确定节点 $X_{(l,n_i)}$ 的融合先验分布 $\pi_i(p_{(l,n_i)})$

$$\pi_i(p_{(l,n_i)}) = \omega_{(l,n_i)}^i \pi_i(p_{(l,n_i)}) + \omega_{(l,n_i)}^s \pi_s(p_{(l,n_i)}) \quad (3)$$

2 基于测试性增长的指标动态评估

延缓纠正策略的每一阶段均可认为是一次完整

的测试性验证方案,可以视为“试验—发现缺陷—集中纠正—再试验”的过程,直至某一阶段后测试性指标满足要求,通常在装备研制阶段的后期开展,装备结构在该阶段基本固化,技术状态也基本稳定。考虑测试性增长试验属于评价性质的试验,通常更为关注经过增长阶段后的指标评估结果是否满足指标要求,因此选择研制后期结构相对固化后的延缓纠正策略作为本研究的重点。图2给出了考虑延缓纠正策略的测试性动态评估技术流程,以具备增长特性的实物试验数据为核心,其他类型测试性多源先验信息(点估计型、单侧置信下限型或者双侧置信区间型、虚拟试验数据等)为辅,开展测试性指标动态评估。

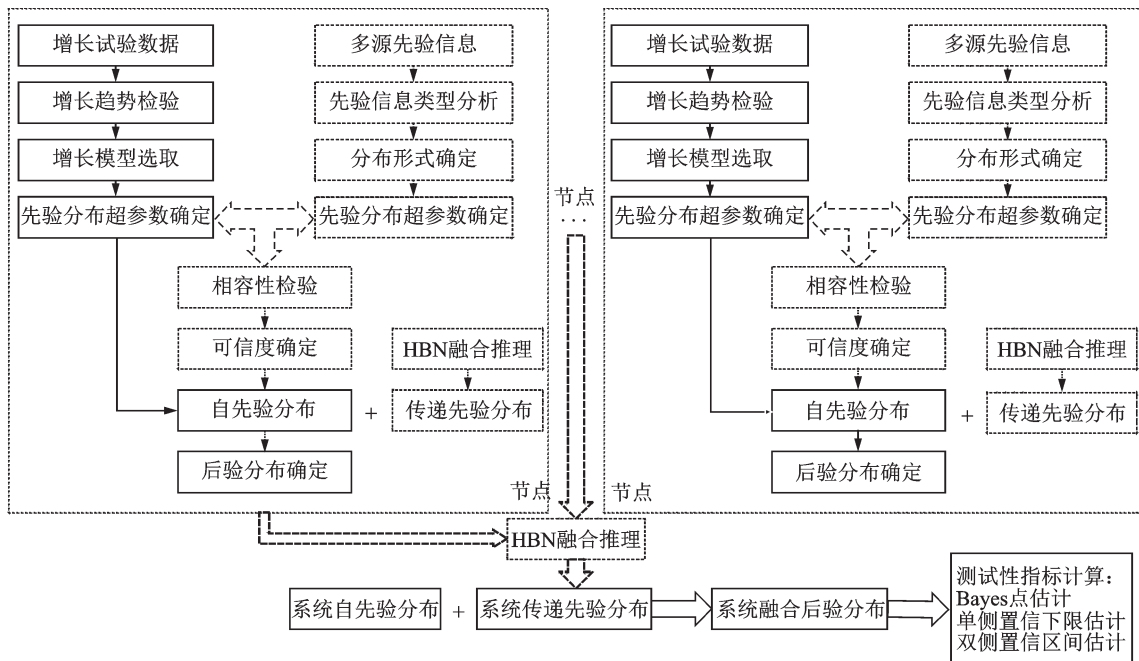


图2 考虑延缓纠正策略的测试性指标动态评估技术流程

Fig.2 The technical flow of testability indicator dynamic evaluation considering delaying correction strategy

2.1 测试性增长描述

以节点 $X_{(l,n_i)}$ 为例,给出延缓纠正策略实施的几点假设:

1) 假设考虑延缓纠正策略的测试性增长试验开展时装备结构不再变化,并认为此时系统所具备的故障模式种类以及故障率保持不变;

2) 假设装备一共经过 $m_{(l,n_i)}$ 个阶段的测试性增长试验,并设第 $i(i=1, 2, \dots, m_{(l,n_i)})$ 阶段的成败型试验数据为 $(n_{(l,n_i)}^{(i)}, f_{(l,n_i)}^{(i)})$,其中 $n_{(l,n_i)}^{(i)}$ 表示注入故障总数, $f_{(l,n_i)}^{(i)}$ 表示未能成功检测/隔离故障数,并以 $p_{(l,n_i)}^{(i)}$

表征该阶段FDR值(以 $p_{(l,n_i)}^{(0)}$ 表示初始值),同时 $p_{(l,n_i)}^{(i+1)}$ 表示经过阶段 i 的测试性增长改进措施后的FDR值,同时作为第 $i+1$ 阶段的增长试验前的FDR值;

3) 假定第 $m_{(l,n_i)}$ 个阶段的增长试验结束时,装备仍进行识别缺陷及设计增长,然后投入实际试验,记实际试验成败型数据为 $(n_{(l,n_i)}^{(m_{(l,n_i)}+1)}, f_{(l,n_i)}^{(m_{(l,n_i)}+1)})$,并以此阶段测试性指标 $p_{(l,n_i)}^{(m_{(l,n_i)}+1)}$ 作为评估结论;

4) 测试性增长试验满足阶段序化约束条件为

$$0 \leq p_{(l,n_i)}^{(0)} \leq p_{(l,n_i)}^{(1)} \leq \dots \leq p_{(l,n_i)}^{(i)} \leq \dots \leq p_{(l,n_i)}^{(m_{(l,n_i)})} \leq p_{(l,n_i)}^{(m_{(l,n_i)}+1)} \leq 1 \quad (4)$$

满足上述约束条件的节点 $X_{(l,n_t)}$ 测试性增长试验过程如图 3 所示,由图可以看出,延缓纠正策略经缺陷识别和改进设计后的增长趋势呈阶梯状增长趋势,同时在同一增长阶段测试性指标 FDR 值保持不变。当经过 $m_{(l,n_t)}$ 个阶段的增长后,根据第 $m_{(l,n_t)} + 1$ 阶段测试性增长的预测值开展实际试验,进行测试性指标的动态评估。图中横坐标表示实际的增长阶段,纵坐标表示节点 $X_{(l,n_t)}$ 的 FDR 值。

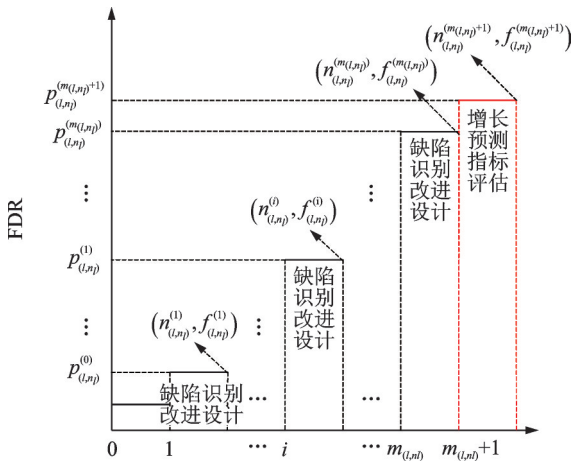


图 3 节点 $X_{(l,n_t)}$ 测试性指标增长趋势

Fig.3 The growth trend of testability indicator at node $X_{(l,n_t)}$

2.2 测试性增长趋势检验

由于当前得到的各阶段测试性增长成败型数据具备样本数小、分布参数不确定的情况,为了保证能合理运用装备测试性增长试验的成败型数据,需对其进行趋势检验,以检验增长数据是否满足延缓纠正策略中第 4 点假设给出的阶段序化约束条件式(4)。

针对节点 $X_{(l,n_t)}$ 相邻两增长阶段 $p_{(l,n_t)}^{(i)}$ 和 $p_{(l,n_t)}^{(i+1)}$,构建如下假设检验

$$\begin{cases} H_0: p_{(l,n_t)}^{(i+1)} = p_{(l,n_t)}^{(i)} \\ H_1: p_{(l,n_t)}^{(i+1)} > p_{(l,n_t)}^{(i)} \end{cases} \quad (5)$$

根据成败型试验数据的特点,以及 2×2 列联表构造原则,建立 2×2 列联表,如表 1 所示。

表 1 成败型数据 2×2 列联表

Tab.1 The 2×2 contingency table of success or failure data

成败情况	阶段 i	阶段 $i + 1$
成功次数	$n_{(l,n_t)}^{(i)} - f_{(l,n_t)}^{(i)}$	$n_{(l,n_t)}^{(i+1)} - f_{(l,n_t)}^{(i+1)}$
失败次数	$f_{(l,n_t)}^{(i)}$	$f_{(l,n_t)}^{(i+1)}$

根据表 1,将边缘固定为 $n_{(l,n_t)}^{(i)}, n_{(l,n_t)}^{(i+1)}, f_{(l,n_t)}^{(i)} + f_{(l,n_t)}^{(i+1)}$ 和 $n_{(l,n_t)}^{(i)} - f_{(l,n_t)}^{(i)} + n_{(l,n_t)}^{(i+1)} - f_{(l,n_t)}^{(i+1)}$,则由 Fisher 精确检验得到观测频数的精确概率 $P_{(l,n_t)}$ 可通过超几何分布进行求解

$$P_{(l,n_t)} = \frac{\binom{f_{(l,n_t)}^{(i)} + f_{(l,n_t)}^{(i+1)}}{f_{(l,n_t)}^{(i)}} \binom{n_{(l,n_t)}^{(i)} - f_{(l,n_t)}^{(i)} + n_{(l,n_t)}^{(i+1)} - f_{(l,n_t)}^{(i+1)}}{n_{(l,n_t)}^{(i)} - f_{(l,n_t)}^{(i)}}}{\binom{n_{(l,n_t)}^{(i)} + n_{(l,n_t)}^{(i+1)}}{n_{(l,n_t)}^{(i)}}} = \frac{\binom{f_{(l,n_t)}^{(i)} + f_{(l,n_t)}^{(i+1)}}{f_{(l,n_t)}^{(i+1)}} \binom{n_{(l,n_t)}^{(i)} - f_{(l,n_t)}^{(i)} + n_{(l,n_t)}^{(i+1)} - f_{(l,n_t)}^{(i+1)}}{n_{(l,n_t)}^{(i+1)} - f_{(l,n_t)}^{(i+1)}}}{\binom{n_{(l,n_t)}^{(i)} + n_{(l,n_t)}^{(i+1)}}{n_{(l,n_t)}^{(i+1)}}} \quad (6)$$

据此构建单边 Fisher 精确检验统计量

$$Q_{(l,n_t)}^{(i \rightarrow i+1)} = \sum_{z=0}^{f_{(l,n_t)}^{(i+1)}} \frac{\binom{f_{(l,n_t)}^{(i)} + f_{(l,n_t)}^{(i+1)}}{z} \binom{n_{(l,n_t)}^{(i)} - f_{(l,n_t)}^{(i)} + n_{(l,n_t)}^{(i+1)} - f_{(l,n_t)}^{(i+1)}}{n_{(l,n_t)}^{(i+1)} - z}}{\binom{n_{(l,n_t)}^{(i)} + n_{(l,n_t)}^{(i+1)}}{n_{(l,n_t)}^{(i+1)}}} \quad (7)$$

其中: $Q_{(l,n_t)}^{(i \rightarrow i+1)}$ 为节点 $X_{(l,n_t)}$ 第 i 阶段到第 $i + 1$ 阶段的检验统计量。

给定显著性水平 α (通常取 $\alpha \leq 0.2$),根据检验统计量的取值,则有如下判定规则

$$\begin{cases} \text{if } Q_{(l,n_t)}^{(i \rightarrow i+1)} > \alpha, \text{ 接受 } H_0 \\ \text{if } Q_{(l,n_t)}^{(i \rightarrow i+1)} \leq \alpha, \text{ 接受 } H_1 \end{cases} \quad (8)$$

接受假设 H_0 即表示相邻两阶段增长试验不具备增长趋势,接受假设 H_1 即表示相邻两阶段增长试验具备增长趋势。当接受假设 H_0 时,将当前阶段 i 和阶段 $i + 1$ 成败型数据合并,并记合并后的增长成败型数据为 $(n_{(l,n_t)}^{(i)} + n_{(l,n_t)}^{(i+1)}, f_{(l,n_t)}^{(i)} + f_{(l,n_t)}^{(i+1)})$,并与原第 $i + 2$ 阶段数据进行增长性检验,此时实际增长阶段数减 1。以此类推,最终确定接受假设 H_0 的次数为 k 次,则实际的增长阶段数可确定为 $m - k$ 次。

2.3 测试性增长模型选取及参数确定

2.3.1 测试性增长模型选取

Gompertz 模型最初来源于时间序列分析,在可靠性领域有一定应用,笔者将其引入装备系统级、分系统级以及设备级的测试性增长分析过程中,针对延缓纠正策略阶梯状的增长趋势,考虑离散 Gomp-

ertz模型如下

$$p_{(l,n_l)}^{(j)} = ab^{c^j} \quad (9)$$

其中: $j(j \in Z^+)$ 为增长阶段数; $p_{(l,n_l)}^{(j)}$ 为节点 $X_{(l,n_l)}$ 在增长阶段 j 时的测试性指标值;模型参数 a 为测试性指标的极限值;模型参数 b 为初始测试性指标值 $p_{(l,n_l)}^{(0)}$ 与极限测试性指标值 $p_{(l,n_l)}^{(j \rightarrow \infty)}$ 之比;模型参数 c 为测试性指标增长速度。

a, b, c 满足以下约束条件

$$\begin{cases} 0 < a \leq 1 \\ 0 < b < 1 \\ 0 < c < 1 \end{cases} \quad (10)$$

当确定模型参数 a, b 和 c 后,能得到指标初值 $p_{(l,n_l)}^{(0)} = ab$,以及通过 j 的取值可描述出如图2所示的阶梯状增长趋势。同时模型中涉及到3个参数,相对而言其具备较强的适应性,能较好地拟合测试性增长试验成败型数据。

2.3.2 模型参数确定

确定Gompertz模型参数的前提条件是增长阶段数必须为3的倍数,当阶段数不为3的倍数时,通常的处理方式为忽略1组或者2组增长阶段数据,再按照增长阶段数为3的倍数确定参数。但这种处理方式一方面未能对增长趋势进行检验,另一方面略去的数据必然会影响到参数的估计,且对于增长阶段小于3的情况无法处理,最终影响到测试性指标的评估结论。因此,笔者在现有文献基础上,针对离散Gompertz模型设计参数确定求解方法,以解决增长数据可能存在损失以及无法计算的问题。

假设各阶段增长试验相互独立,根据节点 $X_{(l,n_l)}$ 第 i 阶段的成败型试验数据 $(n_{(l,n_l)}^{(i)}, f_{(l,n_l)}^{(i)})$,则 $m_{(l,n_l)}$ 个阶段的似然函数之核定义为

$$L_{(l,n_l)} = \prod_{i=1}^{m_{(l,n_l)}} (p_{(l,n_l)}^{(i)})^{n_{(l,n_l)}^{(i)} - f_{(l,n_l)}^{(i)}} (1 - p_{(l,n_l)}^{(i)})^{f_{(l,n_l)}^{(i)}} \quad (11)$$

两边取对数得

$$\ln L_{(l,n_l)} = \sum_{i=1}^{m_{(l,n_l)}} \left((n_{(l,n_l)}^{(i)} - f_{(l,n_l)}^{(i)}) \ln p_{(l,n_l)}^{(i)} + f_{(l,n_l)}^{(i)} \ln (1 - p_{(l,n_l)}^{(i)}) \right) \quad (12)$$

将式(9)代入式(12),则有

$$\ln L_{(l,n_l)} = \sum_{i=1}^{m_{(l,n_l)}} \left((n_{(l,n_l)}^{(i)} - f_{(l,n_l)}^{(i)}) (\ln a + c^i \ln b) + f_{(l,n_l)}^{(i)} \ln (1 - ab^{c^i}) \right) \quad (13)$$

根据极大似然估计(maximum likelihood estimation, 简称MLE)方法的原理,用使似然函数达到最大的 \hat{a}, \hat{b} 和 \hat{c} 来估计参数 a, b 和 c 。现有方法通常通过求取 $\ln L_{(l,n_l)}$ 对参数 a, b 和 c 的偏导,但二阶偏导计算过于繁琐,不一定总能保证二阶偏导小于0,且其受各增长阶段的成败型数据和阶段数制约,故方法不再适用。事实上,根据MLE方法的原理,可将式(13)的最大值问题转换为一个复杂的非线性约束优化问题,约束目标为

$$\begin{cases} \min & -\ln L_{(l,n_l)} \\ & 0 < a \leq 1 \\ \text{s.t.} & 0 < b < 1 \\ & 0 < c < 1 \end{cases} \quad (14)$$

通过编程实现式(14)最小优化问题的求解,使式(14)达到最小的 \hat{a}, \hat{b} 和 \hat{c} 值作为离散Gompertz模型参数 a, b 和 c 值的估计值,解决了现有Gompertz模型受增长阶段数制约的问题。

2.4 基于最大熵模型的先验超参数确定

考虑到测试性故障注入试验的结果具备成败型数据形式,通常选用二项分布的共轭分布——Beta分布作为测试性指标的先验分布模型。因此,节点 $X_{(l,n_l)}$ 的自先验分布 $\pi_s(p_{(l,n_l)})$ 可具备如下形式

$$\pi_s(p_{(l,n_l)}) \triangleq \text{Beta}(p_{(l,n_l)}; \alpha, \beta) = \frac{p_{(l,n_l)}^{\alpha-1} (1 - p_{(l,n_l)})^{\beta-1}}{B(\alpha, \beta)} \quad (15)$$

其中: α 和 β 为超参数。

$B(\alpha, \beta)$ 满足

$$B(\alpha, \beta) = \int_0^1 p_{(l,n_l)}^{\alpha-1} (1 - p_{(l,n_l)})^{\beta-1} dp_{(l,n_l)} \quad (16)$$

将式(15)代入式(1)中,即有

$$H(\pi_s(p_{(l,n_l)})) \triangleq H(\text{Beta}(p_{(l,n_l)}; \alpha, \beta)) = \ln(B(\alpha, \beta)) - \frac{\alpha - 1}{B(\alpha, \beta)} \cdot \frac{\partial B(\alpha, \beta)}{\partial \alpha} - \frac{\beta - 1}{B(\alpha, \beta)} \cdot \frac{\partial B(\alpha, \beta)}{\partial \beta} \quad (17)$$

其中: $\frac{\partial B(\alpha, \beta)}{\partial \alpha}$ 和 $\frac{\partial B(\alpha, \beta)}{\partial \beta}$ 表示 $B(\alpha, \beta)$ 分别对超参数 α 和 β 的偏导数,可通过式(16)求解。

经过 $m_{(l,n_l)}$ 个阶段测试性增长试验后,装备投入实际试用阶段的指标预测值为 $p_{(l,n_l)}^{(m_{(l,n_l)}+1)} = \hat{a} \hat{b}^{\hat{c}^{m_{(l,n_l)}+1}}$,可作为测试性指标的点估计值。由此可建立测试性

指标 $p_{(l,n_i)}$ 的一阶矩估计 $E(p_{(l,n_i)})$ 与点估计值 $\hat{p}_{(l,n_i)}^{(m_{(l,n_i)}+1)}$ 间的关系为

$$E(p_{(l,n_i)}) = \int_0^1 p_{(l,n_i)} \pi(p_{(l,n_i)}) dp = \hat{p}_{(l,n_i)}^{(m_{(l,n_i)}+1)} \quad (18)$$

将式(15)代入式(18)中,结合式(17)则可通过如下最大熵模型求解超参数 α 和 β

$$\begin{cases} \max H(\pi_s(p_{(l,n_i)})) \\ \text{s.t. } \hat{p}_{(l,n_i)}^{(m_{(l,n_i)}+1)} = \frac{\alpha}{\alpha + \beta} \\ (\alpha > 0, \beta > 0) \end{cases} \quad (19)$$

至此,即可确定各节点自先验分布 $\pi_s(p_{(l,n_i)})$ 。通过文献[15]中的HBN融合推理算法,即可确定各节点的继承先验分布 $\pi_i(p_{(l,n_i)})$,且经偏度-峰度检验,选取拟合分布通常具备Beta分布形式,并基于似然估计确定各节点继承先验分布的超参数。进一步可通过本研究给出的改进融合权重系数方法,基于式(3)确定融合先验分布 $\pi_f(p_{(l,n_i)})$,同样将其拟合为Beta分布形式并确定其超参数。结合实际试验成败型数据 $(n_{(l,n_i)}^{(m_{(l,n_i)}+1)}, f_{(l,n_i)}^{(m_{(l,n_i)}+1)})$,即可得到各节点后验分布

$$\pi_f\left(p_{(l,n_i)} \left| \left(n_{(l,n_i)}^{(m_{(l,n_i)}+1)}, f_{(l,n_i)}^{(m_{(l,n_i)}+1)} \right) \right.\right) = \text{Beta}\left(p_{(l,n_i)}; \alpha_f + n_{(l,n_i)}^{(m_{(l,n_i)}+1)} - f_{(l,n_i)}^{(m_{(l,n_i)}+1)}, \beta_f + f_{(l,n_i)}^{(m_{(l,n_i)}+1)}\right) \quad (20)$$

其中: α_f, β_f 为融合先验分布 $\pi_f(p_{(l,n_i)})$ 的先验超参数。

通过HBN指标评估模型逐层推理,最终即可得到顶层(系统层)测试性指标 $p_{(1,1)}$ 的后验分布,并基于顶层后验分布确定 $p_{(1,1)}$ 的Bayes点估计以及置信区间估计。

3 案例应用及分析

为了有效掌握某武器装备系统是否达到研制目标,根据收集到的各组成单元研制阶段的试验数据,结合对系统开展的验证试验数据,对其测试性指标进行评定。假定约定层次到设备级,通过分析该系统结构,则可以构建如图4所示的HBN指标评估模型。

该系统在研制阶段共经历了 $m_{(1,1)} = 2$ 个阶段的生长试验,部件1共经历了 $m_{(2,2)} = 3$ 个阶段的生长试验,部件2共经历 $m_{(2,1)} = 4$ 个阶段的生长试验,相应的生长数据如表2所示。

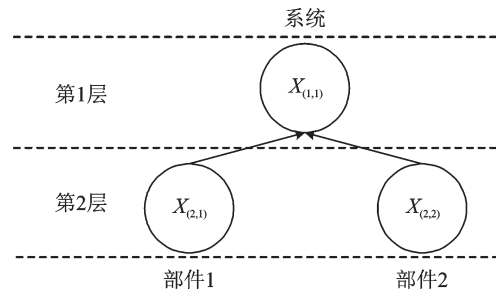


图4 HBN指标评估模型

Fig.4 The HBN indicator evaluation model

表2 各节点不同阶段试验数据

Tab.2 The test data of different stages at each node

节点	增长阶段 i				实际试验
	$i=1$	$i=2$	$i=3$	$i=4$	
$X_{(1,1)}^1$	(7,3)	(18,3)	—	—	(9,1)
$X_{(2,1)}^2$	(20,14)	(20,6)	(20,4)	(20,2)	(9,0)
$X_{(2,2)}^1$	(4,2)	(9,2)	(18,2)	—	(9,0)

1-采用固定最大允许检测失败数的增长试验方案;2-采用固定样本量的增长试验方案

3.1 节点增长趋势检验

给定显著性水平 $\alpha = 0.2$,对节点 $X_{(1,1)}, X_{(2,1)}$ 和 $X_{(2,2)}$ 各增长阶段进行趋势检验。

1) 对于节点 $X_{(1,1)}$,共计两个增长阶段,根据式(5)构建如下假设检验问题

$$\begin{cases} H_0: p_{(1,1)}^{(2)} = p_{(1,1)}^{(1)} \\ H_1: p_{(1,1)}^{(2)} > p_{(1,1)}^{(1)} \end{cases} \quad (21)$$

通过式(7)构建假设检验量 $Q_{(1,1)}^{(1 \rightarrow 2)}$,并将第1增长阶段和第2增长阶段成败型数据代入式(7),则得到 $Q_{(1,1)}^{(1 \rightarrow 2)} = 0.1937 < 0.2$,根据式(8)的判断规则,接受式(21)中的假设 H_1 ,即阶段1和阶段2具备增长趋势。

2) 对于节点 $X_{(2,1)}$,同理可得阶段1和阶段2之间的检验统计量 $Q_{(2,1)}^{(1 \rightarrow 2)} = 0.0128 < 0.2$,可见两阶段间具备增长趋势;阶段2和阶段3之间的检验统计量 $Q_{(2,1)}^{(2 \rightarrow 3)} = 0.3582 > 0.2$,即两阶段间不具备增长趋势;将阶段2和阶段3数据融合得到新的第2阶段数据为(40,10),与原第4阶段数据(20,2)进行增长趋势检验,得到检验统计量 $Q_{(2,1)}^{(2' \rightarrow 3')} = 0.1521 < 0.2$,具备增长趋势,故最终确定增长阶段数为3。

3) 对于节点 $X_{(2,2)}$,有 $Q_{(2,2)}^{(1 \rightarrow 2)} = 0.3538 > 0.2$,表明阶段1和阶段2间不具备增长趋势,将两阶段数据合并得(13,4),进一步能得到 $Q_{(2,2)}^{(1' \rightarrow 2')} = 0.1824 <$

0.2,具备增长趋势,因此确定实际增长阶段数为2。

通过上述分析,可以得到各节点实际增长阶段数以及各阶段成成型数据如表 3 所示。

表 3 各节点增长数据
Tab.3 The growth data at each node

节点	增长检验后阶段 i'		
	$i'=1$	$i'=2$	$i'=3$
$X_{(1,1)}$	(7,3)	(18,3)	—
$X_{(2,1)}$	(20,14)	(40,10)	(20,2)
$X_{(2,2)}$	(13,4)	(18,2)	—

3.2 节点离散 Gompert 模型参数确定

不同节点的离散 Gompert 模型参数可通过式(13)和式(14)进行确定。

1) 将表 1 中节点 $X_{(1,1)}$ 增长数据带入,并通过优化约束求解,则可得节点 $X_{(1,1)}$ 的离散 Gompert 模型参数为: $\hat{a}_{(1,1)}=0.9339, \hat{b}_{(1,1)}=0.1203, \hat{c}_{(1,1)}=0.232$, 因此根据式(9)即可描述节点 $X_{(1,1)}$ 的测试性增长公式

$$\hat{p}_{(1,1)}^{(i)} = 0.9339 \times 0.1203^{0.232^i} \quad (22)$$

2) 同理可得到节点 $X_{(2,1)}$ 的测试性增长公式

$$\hat{p}_{(2,1)}^{(i)} = 0.9417 \times 0.0032^{0.199^i} \quad (23)$$

3) 节点 $X_{(2,2)}$ 的测试性增长公式为

$$\hat{p}_{(2,2)}^{(i)} = 0.9406 \times 0.2206^{0.2091^i} \quad (24)$$

3.3 节点超参数确定

依据延缓纠正策略假设 3,各节点在增长阶段完成后仍进行测试性增长,然后投入实际试验,根据式(22)~(24),即有各节点实际试验阶段测试性指标参数的预测值为

$$\begin{cases} \hat{p}_{(1,1)}^{(3)} = 0.9096 \\ \hat{p}_{(2,1)}^{(4)} = 0.9332 \\ \hat{p}_{(2,2)}^{(3)} = 0.9366 \end{cases} \quad (25)$$

1) 根据式(17)和式(19),可确定各节点的自先验 $\pi_s(p_{(l,n_l)})$ 超参数,如表 4 所示。

2) 根据文献[15]的 HBN 融合推理算法,由节点 $X_{(2,1)}$ 和节点 $X_{(2,2)}$ 的自先验分布和实际试验数据,能得到节点 $X_{(1,1)}$ 的继承先验 $\pi_i(p_{(1,1)})$ 超参数,满足

$$\pi_i(p_{(1,1)}) = \text{Beta}(p_{(1,1)}; \alpha_i = 60.992, \beta_i = 1.8867) \quad (26)$$

3) 依据式(2)和式(3),由节点 $X_{(1,1)}$ 自先验分布

表 4 各节点自先验超参数

Tab.4 Self-priori hyperparameter at each node

节点	自先验超参数		熵值 $H(\pi_s(p_{(l,n_l)}))$
	α	β	
$X_{(1,1)}$	9.4034	0.9346	-1.4067
$X_{(2,1)}$	13.3174	0.9533	-1.7078
$X_{(2,2)}$	14.1309	0.9565	-1.7599

和继承先验分布可确定其融合先验分布为

$$\pi_f(p_{(1,1)}) = \text{Beta}(p_{(1,1)}; \alpha_f = 48.8027, \beta_f = 2.5018) \quad (27)$$

节点 $X_{(1,1)}$ 的 3 种先验分布的对比情况如图 5 所示,其中横坐标 $p_{(1,1)}$ 表示节点 $X_{(1,1)}$ 测试性指标,纵坐标 d 表示概率密度。从图中可以直观反映出节点自先验和继承先验的融合推理情况,融合先验分布介于自先验分布和继承先验之间。

结合节点 $X_{(1,1)}$ 实际试验数据和式(27),则根据式(20)可得后验分布为

$$\pi_f(p_{(1,1)} | (n_{(1,1)}^{(3)}, f_{(1,1)}^{(3)})) = \text{Beta}(p_{(1,1)}; 53.2138, 2.594) \quad (28)$$

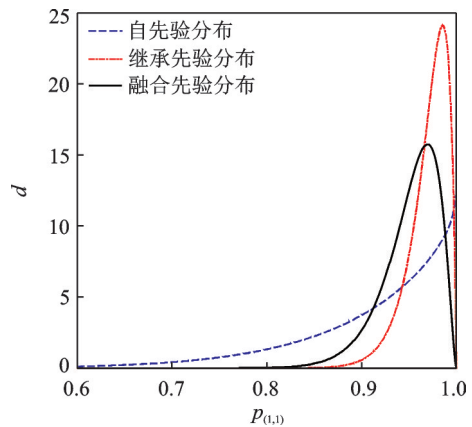


图 5 节点 $X_{(1,1)}$ 先验分布融合

Fig.5 Prior distribution fusion at node $X_{(1,1)}$

3.4 指标评估

在得到系统节点 $X_{(1,1)}$ 的后验分布后,基于后验分布即可通过 Bayes 方法对测试性指标 $p_{(1,1)}$ 进行指标评估,评估形式通常包括点估计型、置信下限估计型以及置信区间估计型。为了充分分析增长特性以及 HBN 融合推理特性于指标评估中的影响,分别针对不考虑 HBN 融合推理(运用 Bayes 方法得到测试性指标的 Beta 分布形式^[17])以及考虑 HBN 融合推理两方面进行研究,且每方面均对只考虑实际试验

数据、考虑增长数据和实际试验数据结合以及考虑增长特性和实际试验数据结合 3 种情形进行分析,6 种后验分布的概率密度曲线如图 6 所示(为了增加

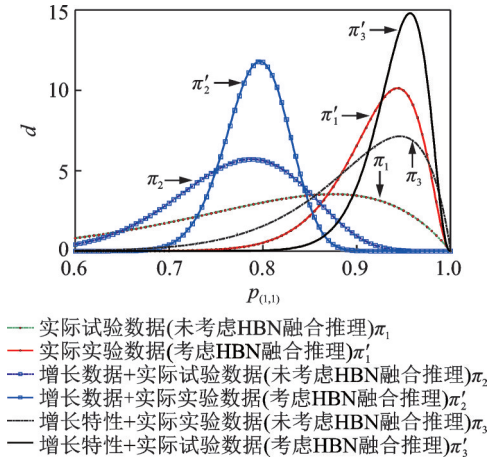


图 6 节点 $X_{(1,1)}$ 不同来源后验分布对比

Fig.6 Comparison between posterior distributions from different sources at node $X_{(1,1)}$

图形辨识度,采用 1:5:10 000 进行绘图)。基于图 6 中不同来源的后验分布给出了各自的指标评估结论,如表 5 所示。

由表 5 和图 6 可以得到以下结论。

1) 在不考虑 HBN 融合推理时,即通过 Bayes 方

法确定系统 FDR 后验分布进行指标评估,通过表 5 可得系统 FDR 的点估计值满足 $\hat{p}^{(\pi_2)} < \hat{p}^{(\pi_1)} < \hat{p}^{(\pi_3)}$ (符号 $\hat{p}^{(\cdot)}$ 表示 \cdot 分布下 FDR 点估计值),置信度 $\gamma = 0.9$ 或 $\gamma = 0.95$ 下的置信下限估计值满足 $\hat{p}_{L,\gamma}^{(\pi_1)} < \hat{p}_{L,\gamma}^{(\pi_2)} < \hat{p}_{L,\gamma}^{(\pi_3)}$ (符号 $\hat{p}_{L,\gamma}^{(\cdot)}$ 表示 \cdot 分布下置信度为 γ 的 FDR 置信下限估计值),估计区间长度满足 $L_\gamma^{(\pi_1)} < L_\gamma^{(\pi_2)} < L_\gamma^{(\pi_3)}$ (符号 $L_\gamma^{(\cdot)}$ 表示 \cdot 分布下置信度为 γ 时采用区间估计的区间长度)。由此可见:①将增长数据作为先验数据纳入考虑范围,在相同置信度水平下能提高置信下限值,且相应的置信区间长度也有所缩短,这说明增长数据的引入增加了 FDR 评估的精度,这一点亦可从图 6 中看出,后验分布概率密度函数 π_2 相较于 π_1 极值更大,形状更窄,概率密度函数也相对更为集中;②考虑增长数据的增长特性,以本研究给出的离散 Gompert 模型对增长特性进行描述,所得到的 FDR 点估计、不同置信度下的置信下限值以及区间长度均优于其他两种情形,说明对于数据来源的合理运用能在一定程度上提高 FDR 评估精度,故评估时需要首先分析数据特性,避免忽略数据包含的潜在信息,造成评估精度的降低。

2) 考虑 HBN 融合推理时,即通过 HBN 指标评估模型确定 FDR 后验分布进行指标评估,根据表 5 其点估计值满足 $\hat{p}^{(\pi'_2)} < \hat{p}^{(\pi'_1)} < \hat{p}^{(\pi'_3)}$,置信度 $\gamma = 0.9$ 或

表 5 不同来源后验分布的 FDR 估计结果

Tab.5 FDR estimation results of posterior distributions from different sources

后验分布	点估计	置信下限估计		90% 置信区间		95% 置信区间		
		置信度 0.90	置信度 0.95	估计区间	区间长度	估计区间	区间长度	
实际试验数据 ¹ π_1	0.8	0.631 6	0.570 8	[0.570 8,0.959 0]	0.388 2	[0.517 3,0.971 8]	0.454 5	
未考虑 HBN 融合推理	增长数据+实际试验数据 ² π_2	0.771 4	0.678 1	[0.647 8,0.877 2]	0.229 4	[0.620 9,0.892 5]	0.271 6	
	增长特性+实际试验数据 ³ π_3	0.9	0.808 7	[0.771 2,0.981 6]	0.210 4	[0.736 5,0.987 4]	0.250 9	
	实际试验数据 π'_1	0.919 9	0.860 1	0.836 9	[0.836 9,0.977 3]	0.140 4	[0.815 1,0.982 8]	0.167 7
考虑 HBN 融合推理	增长数据+实际试验数据 π'_2	0.792 9	0.748 4	0.734 9	[0.734 9,0.845 9]	0.111 0	[0.722 8,0.854 8]	0.132 0
	增长特性+实际试验数据 π'_3	0.941 9	0.901 4	0.885 4	[0.885 4,0.981 4]	0.096 0	[0.871 1,0.985 4]	0.114 3

1-在无先验信息前提下将实际试验数据转化为 Beta 分布的形式;2-增长数据+实际实验数据为不考虑数据的增长特性,以各增长阶段成败型数据单纯的相加减,作为实际试验前的先验信息;3-考虑增长数据的增长特性,即本研究采用的方法

$\gamma=0.95$ 下的置信下限估计值满足 $\hat{p}_{L,\gamma}^{(\pi_2')} < \hat{p}_{L,\gamma}^{(\pi_1')} < \hat{p}_{L,\gamma}^{(\pi_3')}$, 估计区间长度满足 $L_{\gamma}^{(\pi_2')} < L_{\gamma}^{(\pi_1')} < L_{\gamma}^{(\pi_3')}$ 。由此可见:①将各节点增长数据作为先验数据纳入考虑范围,并经由HBN融合推理,在相同置信度水平下,所得到的FDR点估计值以及置信度下限值均降低,这是由于底层节点 $X_{(2,1)}$ 的增长数据的直接利用大幅降低了其自身的评估精度,经由HBN融合推理后使得顶层节点 $X_{(1,1)}$ 的精度也随之降低,但由于数据量的增加,使其估计区间长度有所降低,图6反映即为后验分布概率密度函数 π_2' 相较于 π_1' 曲线前移,曲线形状相对更窄与集中;②考虑各节点数据的增长特性,并经由HBN指标评估模型进行融合推理,得到顶层节点 $X_{(1,1)}$ FDR的点估计、相同置信度水平下的置信下限估计值以及置信区间长度等均优于考虑HBN融合推理的其他两种情形,也充分说明了数据增长特性对于FDR指标评估的影响,能有效提高评估精度。

3) 对考虑HBN融合推理以及不考虑HBN融合推理进行纵向比较,对比分析后验分布概率密度函数 π_1 和 π_1' , π_2 和 π_2' 或者 π_3 和 π_3' , 均表明经过HBN融合推理能提高FDR点估计值和置信下限估计值,以及能缩短置信区间估计的长度,即满足

$$\begin{cases} \hat{p}^{(\pi_1)} < \hat{p}^{(\pi_1')}, \hat{p}_{L,\gamma}^{(\pi_1)} < \hat{p}_{L,\gamma}^{(\pi_1')}, L_{\gamma}^{(\pi_1)} < L_{\gamma}^{(\pi_1')} \\ \hat{p}^{(\pi_2)} < \hat{p}^{(\pi_2')}, \hat{p}_{L,\gamma}^{(\pi_2)} < \hat{p}_{L,\gamma}^{(\pi_2')}, L_{\gamma}^{(\pi_2)} < L_{\gamma}^{(\pi_2')} \\ \hat{p}^{(\pi_3)} < \hat{p}^{(\pi_3')}, \hat{p}_{L,\gamma}^{(\pi_3)} < \hat{p}_{L,\gamma}^{(\pi_3')}, L_{\gamma}^{(\pi_3)} < L_{\gamma}^{(\pi_3')} \end{cases}$$

这是由于采用HBN融合推理之后,顶层节点 $X_{(1,1)}$ 能充分利用下层节点的先验信息,提高评估准确性和精度。

综上所述,由于充分考虑了各层节点成败型数据的增长特性,以及充分考虑了系统的结构特性,采用本研究方法经由HBN指标评估模型对系统FDR进行融合推理,相较于直接利用成败型试验数据转化的Beta分布形式,得到的FDR评估精度更高。

4 结 论

1) 将不同层次单元的测试性增长特性纳入考虑,通过增长检验和构建增长模型实现了对测试性指标的评估和预测。

2) 系统结构考虑能充分利用系统各层的先验信息,克服了现有多源指标评估方法对于先验信息利用混乱的问题,并基于HBN指标评估模型进行融合推理,能有效提高系统评估精度。

3) 考虑增长特性和不考虑增长特性下测试性指标评估结论有明显差异,因此对于数据特性的分析是必不可少的一个环节。针对现有研究以及工程应用中对于各种数据的混用缺乏必要的管理,下一步应当建立装备数据管理机制,为各类数据加上“标签”,如增长数据、仿真数据、实际试验数据以及外场自然统计数据等等,便于对装备测试性指标进行长期的跟踪与判断,在保证数据来源可靠的前提下,得到更为合理有效的测试性指标评估结论。

参 考 文 献

- [1] 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): 180-186.
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): 180-186.(in Chinese)
- [2] 邱静, 刘冠军, 张勇, 等. 装备测试性试验与评价技术[M]. 北京: 科学出版社, 2017: 30.
- [3] 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, 2012, 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]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 23(13): 1577-1581. (in Chinese)
- [4] LIU G J, XU Z C, QIU J. Testability integrated evaluation method based on testability virtual test data [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2014, 27(1): 85-92.
- [5] ZHANG X S, HUANG K L, YAN P C. Hierarchical hybrid testability modeling and evaluation method based on information fusion [J]. Journal of Systems and Electronics, 2015, 26(3): 523-532.
- [6] WANG J, LI T M, HE H F, et al. Multi-source data equivalence methods for testability integrated evaluation [C] //Prognostics & System Health Management Conference. Harbin, China: IEEE, 2017.
- [7] 张西山, 黄考利, 闫鹏程, 等. 基于混合验前分布的复杂装备测试性评估[J]. 振动、测试与诊断, 2015, 35(4): 697-701.
ZHANG Xishan, HUANG Kaoli, YAN Pengcheng,

- et al. Evaluation of complex equipment testability based on mixed prior distribution [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2015, 35(4): 697-701. (in Chinese)
- [8] 王超. 虚实结合的测试性试验与综合评估技术[D]. 合肥:国防科学技术大学, 2014.
- [9] DAI P, YANG S, JIAO J. A new testability model for better design and lower cost in equipment scheme phase [C]//Autotestcon.Schaumburg, USA: IEEE, 2013.
- [10] 史贤俊, 王康, 张文广, 等. 测试性验证技术现状分析及展望[J]. *飞航导弹*, 2018(12): 72-78.
SHI Xianjun, WANG Kang, ZHANG Wenguang, et al. Analysis and prospect of testability verification technology[J]. *Cruising Missile*, 2018(12): 72-78. (in Chinese)
- [11] 张勇, 邱静, 刘冠军, 等. 基于非齐次泊松过程和统计仿真的故障样本模拟生成[J]. *机械工程学报*, 2012, 48(15): 75-82.
ZHANG Yong, QIU Jing, LIU Guanjun, et al. Fault sample generation based on nonhomogeneous poisson process and statistical simulation[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2012, 48(15): 75-82. (in Chinese)
- [12] WANG C, QIU J, LIU G J. Testability evaluation using prior information of multiple sources[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2014, 27(4): 867-874.
- [13] 李天梅, 邱静, 刘冠军. 基于Bayes变动统计理论的测试性外场统计验证方法[J]. *航空学报*, 2010, 31(2): 335-341.
LI Tianmei, QIU Jing, LIU Guanjun. Research on testability field statistics verification based on Bayes inference theory of dynamic population[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2010, 31(2): 335-341. (in Chinese)
- [14] LI G Y, WU Q G, ZHAO Y H. On bayesian analysis of binomial reliability growth[J]. *Journal of the Japan Statistical Society*, 2002, 32(1): 1-14.
- [15] 史贤俊, 王康, 韩旭, 等. 基于层次Bayesian网络及后验风险准则的故障样本量确定方法[J]. *兵工学报*, 2019, 40(1): 171-181.
SHI Xianjun, WANG Kang, HAN Xu, et al. Method for determining fault sample size based on hierarchical Bayesian network and posterior risk criteria[J]. *Acta Armamentarii*, 2019, 40(1): 171-181. (in Chinese)
- [16] 王京, 何华锋, 李天梅, 等. 基于Fisher统计量的测试性增长试验数据相容性检验方法[J]. *中国测试*, 2017, 43(8): 11-13.
WANG Jing, HE Huafeng, LI Tianmei, et al. The method of compatibility check of testability growth test data based on fisher-statistics[J]. *China Measurement & Test*, 2017, 43(8): 11-13. (in Chinese)
- [17] 张西山, 黄考利, 闫鹏程, 等. 基于验前信息的测试性验证试验方案确定方法[J]. *北京航空航天大学学报*, 2015, 41(8): 1505-1512.
ZHANG Xishan, HUANG Kaoli, YAN Pengcheng, et al. Method of confirming testability verification test scheme based on prior information[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2015, 41(8): 1505-1512. (in Chinese)



第一作者简介:王康,男,1991年9月生,博士生。主要研究方向为装备测试设计、验证与评估。曾发表《基于优化SPOT和D-S证据理论的测试性验证方案》(《航空学报》2019年第40卷第11期)等论文。

E-mail: kycore@163.com

通信作者简介:史贤俊,男,1968年5月生,教授、博士生导师。主要研究方向为装备测试设计、验证与评估。

E-mail: sxjaa@sina.com