

# 考虑多工况的测试性指标评估方法

徐睿<sup>1</sup>, 杨晓昆<sup>1</sup>, 赛音<sup>2</sup>

(1. 北京航天测控技术有限公司, 北京 100041;

2. 空装驻北京地区第二军事代表室, 北京 100000)

**摘要:** 针对现有的测试性指标评估方法未考虑装备寿命周期内不同工况对测试性指标的影响, 导致指标计算结果难以反映产品真实测试性水平的问题, 提出了考虑多工况条件的测试性指标评估方法; 首先调研了工况的含义, 基于此研究了工况对于测试性指标的影响, 并提出了多工况条件下的测试性指标样本逻辑综合方法和基于贝叶斯理论的多工况测试性指标评估方法; 通过案例分析结果表明: 所提方法简单快捷, 解决了传统的测试性指标评估方法不能对工况下的测试性指标进行评估的问题。

**关键词:** 测试性; 指标评估; 工况; 贝叶斯理论; 故障率

## Evaluation Method for Testability Indexes Under Multiple Working Conditions

XU Rui<sup>1</sup>, YANG Xiaokun<sup>1</sup>, SAI Yin<sup>2</sup>

(1. Beijing Aerospace Measurement and Control Technology Co., Ltd., Beijing 100041, China;

2. The Second Military Representative Office of Air Defense Stationed in Beijing, Beijing 100000, China)

**Abstract:** Existing assessment methods for testability metrics neglect the effect of various operating conditions on the equipment's lifecycle, which makes it difficult to reflect the true testability of products. To address the issue, this paper proposes a testability metrics assessment method considering multiple operating conditions, which first investigates the meaning of operating conditions. Based on this, research on the influence of various operating conditions on testability metrics is conducted, and a sample logic synthesis method for testability metrics under multiple operating conditions and a Bayesian-based assessment method for these metrics are presented. Through case analysis, the results demonstrate that the proposed methods are simple and efficient, effectively resolving the shortcomings of traditional assessment methods in evaluating testability metrics under different operating conditions.

**Keywords:** testability; indicator evaluation; working condition; Bayesian theory; failure rate

## 0 引言

测试性是指系统能够及时准确地确定其状态(可工作、不可工作或性能下降)并隔离其系统故障的一种设计特性。这一特性对于及时发现装备故障并采取有效措施规避故障, 进而提升装备的可用度、任务成功性及综合保障水平, 具有重要的现实意义<sup>[1]</sup>。

测试性评估通常采用概率统计的方法, 融合试验数据和先验信息, 进而得出定量的测试性指标。这些指标包括故障检测率、故障隔离率等, 通常以点估计、置信下限估计、置信区间等形式给出, 从而对系统的测试性水平进行综合评估<sup>[2]</sup>。测试性评估指标作为采办方和科

学管理必须要考虑的因素, 越来越受到承制方、订购方和使用方等相关部门的重视<sup>[3]</sup>。与传统的性能指标不同, 测试性评估指标不能直接通过仪器进行测量。它需要通过收集大量的试验数据和使用数据, 并结合数理统计方法来估算和验证。测试性评估指标主要有故障检测率(FDR, fault detection rate)、故障隔离率(FIR, fault isolation rate)、虚警率(FAR, false alarm rate)、严重故障检测率(CFDR, critical fault detection rate)、故障检测时间(FDT, fault detection time)、故障隔离时间(FIT, fault isolation time)等<sup>[4]</sup>。文献[5]提出使用故障检测覆盖率和故障隔离覆盖率作为测试性指标参数, 并提出了基于超几何分布的测试性评估与验证方

收稿日期:2025-03-05; 修回日期:2025-11-05。

作者简介:徐睿(1985-),女,硕士,高级工程师。

引用格式:徐睿,杨晓昆,赛音.考虑多工况的测试性指标评估方法[J].计算机测量与控制,2026,34(2):258-265.

法。文献 [6] 提出了一种在测试性增长条件下, 基于层次 Bayes 网络模型的测试性指标动态评估方法, 该方法综合考虑了装备在不同研制阶段的测试性水平的动态变化, 提升了测试性评估的置信度和准确性。

当前, 随着装备所处的使用环境越来越复杂, 装备往往需要面临多种工况, 装备的测试性水平在不同工况下也会有所变化。工况指系统在使用过程中表现出来的工作状况, 在不同工况下, 由于环境的影响或装备自身结构的变化, 装备的测试性水平会随之产生变化。目前, 国内外关于多工况条件下的评估方法研究较少, 且主要集中在性能指标评估领域。文献 [7] 进行了多工况条件下的汽车保险杠耐撞性能研究, 在不同碰撞工况下进行了有限元仿真分析, 最终得到了最优综合耐撞性能的保险杠设计。文献 [8] 提出了一种基于数据驱动的多工况过程控制性能评估方法, 用相似因子来衡量当前实时数据与各工况数据的相似性, 进行控制性能评估。文献 [9] 研究了加热切割单元在多工况条件下的可靠性, 应用多种软件构建联合仿真环境, 得出了采煤机在特定煤层工作时的最佳牵引速度。可见, 为了使装备在全寿命周期内达到综合最优, 多工况下的指标评估方法研究具有重要意义。

尽管多工况条件下的性能评估已经取得一定进展, 但对于复杂装备的测试性评估, 尤其是在装备全寿命周期内考虑多工况对测试性指标的影响, 仍然是一个亟待解决的问题<sup>[10-14]</sup>。目前的测试性指标评估研究仍存在一定局限: 忽略了装备在不同工况下的测试性变化, 这使得评估结果无法准确反映装备的真实测试性水平。例如, 多数研究仅关注在单一标准工况下对指标的估算, 未能充分考虑复杂装备在不同运行环境中表现出的差异性。尽管部分文献在模型构建或方法选择方面进行了优化, 但在多工况背景下的综合评估方法仍显不足。特别是在多个工况数据样本分布不一致时, 现有方法难以保证评估的科学性与稳定性。

因此, 如何在多工况环境下有效检验和评估装备的测试性水平, 并为承制方和采购方提供科学、公正的测试性指标, 已成为测试性工程中的一项关键任务。

为了解决这一问题, 本文深入分析了多工况对测试性指标评估的影响, 提出了多工况条件下的测试性样本逻辑综合方法和基于贝叶斯理论的多工况的测试性指标评估方法。通过这些方法, 能够更加精确地评估装备在复杂环境中的测试性水平, 进而为装备的设计、使用和维护提供更为科学的决策依据。

1 多工况对测试性指标评估影响研究

1.1 基于经典统计理论的测试性指标评估

基于经典统计理论的测试性指标评估方法通常采用

二项分布法、正态分布法、多项分布法及泊松分布法等。各方法的适用条件和计算特点有所不同, 具体统计函数对比如表 1 所示。

表 1 统计函数对比

试验方法	使用条件	计算量		使用范围
		测前计算	测后计算	
二项分布	独立同分布	适中	无	$r_{FD}$ (故障检测率)、 $r_{FI}$ (故障隔离率)、 $r_{FA}$ (虚警率)
泊松分布	$r_{FA}=C$	适中	无	$r_{FA}$
正态分布	独立同分布, 渐近条件: 样本量, $n>>1$ , 分布的方差 $npq<<1$	少	比较繁琐	$r_{FD}$ 、 $r_{FI}$ 、 $r_{FA}$
多项分布	独立同分布, 渐近条件, $n>>1, npq<<1$	极大	少	$r_{FI}$

二项分布法在 GJBZ20045、GJB 2547A 和 GB5080.5 等标准中有广泛应用, 主要适用于成败型试验。其特点是试验独立同分布, 适合于故障检测率、故障隔离率和虚警率等指标的验证。该方法计算简便, 验证前无复杂计算, 且验证后无需进一步计算, 适合快速评估。具体而言, 故障检测成功即为“成功”, 未检测到故障则为“失败”。因此, 所有试验均可看作独立的成败型试验, 适用二项分布模型。

此外, 测试性数据的统计分析方法包括点估计、单侧置信下限估计和置信区间估计。点估计在样本量较大的情况下, 具有计算简单、结果直观的优点, 但无法给出评估结果的精确性和置信度。相对而言, 置信区间估计能够提供在给定置信度下的评估结果范围, 但计算较为复杂, 尤其是在样本量较大的情况下。

在最新修订的 GJB 2547A—2012《装备测试性工作通用要求》中, 针对不同使用条件, 提供了四种测试性试验验证方案。两种方案通过定性指标直接判定结果, 而另外两种方案则给出了故障检测率和故障隔离率的量值估计方法。

1.2 工况的定义

对于不同对象, 其工况定义不同, 许多领域对于同一种对象也有多种工况定义方式, 并没有一个统一的结论。有些行业在标准中对特定对象的工况进行了定义, 例如, GJB 5315—2004《装甲车辆工况监测方法》中将工况定义为: 装甲车辆各系统在使用过程中表现出来的工作状况; 汽车行业将汽车运行工况定义为: 汽车行驶过程中的工作状况; GB/Z 27753—2011《质子交换膜燃料电池膜电极工况适应性测试方法》将工况定义为: 燃料电池的工作状态; 但这些定义都仅是针对该标准对应的特定研究对象的。

综上,总结起来,目前针对不同的系统,工况没有一个统一的定义,出于方便后续研究的考虑,本文倾向于将工况定义为:系统在使用过程中表现出来的工作状态。

### 1.3 多工况对测试性参数的影响

多工况对于测试性参数的影响主要体现在故障率、工作时长、组成结构、环境因素这几个方面。

#### 1.3.1 故障率

在不同工况下,系统可能处于不同环境中或承受不同的载荷,从而使系统的故障模式以及故障模式的故障率产生变化。例如,文献[14]将锂离子电池根据所处的环境温度划分出低温、室温、高温3个不同工况,在各不同工况下,显然该锂离子电池的故障率会发生改变。

#### 1.3.2 工作时长

在不同工况下,各单元参与工作时长占比不同。例如,文献[15]将地铁根据行驶阶段划分为牵引、惰行、制动3个不同工况,在各工况下,刹车制动单元、发动机单元等参与工作时长不同。由于工作时长不同,即使各单元在不同工况下的运行阶段中具有同样的故障率,也会在不同工况下拥有不同的故障概率,从而对测试性参数造成影响。

#### 1.3.3 组成结构

在不同工况下,系统的结构可能发生变化,例如在文献[16]中,某滑艇可变为单体形态与三体形态,而这两种形态下系统参与工作的结构不同;某正激变换器分为高匝比模式和低匝比模式,这两种模式下系统结构不同;文献[17]中研究的某风电并网系统,在不同工况下风电台数发生改变,导致系统结构发生变化。测试性参数会受到不同工况下系统结构变化的影响。

需要说明的是,组成结构对测试性的影响在模型中已通过对不同工况下故障率及工作时长的建模加以体现。具体而言,当某组成单元在特定工况下不工作时,其对应故障模式的故障率可视为零,相应的工作时长亦为零,故本文将结构变化的影响统一纳入已有参数建模框架中进行处理。

#### 1.3.4 环境因素影响分析

除了设备本身的结构特性、故障规律与工作时长等因素外,测试性指标还受到外部环境条件的显著影响。在实际运行与测试场景中,电磁干扰、湿度、温度、震动等环境工况往往呈现不确定性且变化幅度大,对测试结果的稳定性与准确性构成挑战。

例如,强电磁干扰可能导致测试设备内部电路产生干扰信号,影响故障诊断模块的信号识别准确率,进而增加误判或漏判的风险;而在高湿度环境中,湿气可能引发测试接口接触不良、绝缘失效等问题,使测试过程中的故障暴露概率降低,测试时间延长,甚至造成伪故

障现象。此外,环境温度的剧烈变化也可能导致材料性能波动,间接影响测试设备的响应特性与灵敏度。

因此,环境因素作为影响测试性指标的外部工况条件,在多工况评估中应给予充分考虑。尽管本文尚未将其纳入建模范围,但已在方法框架上预留了工况扩展接口,未来可结合环境应力试验数据开展系统化分析,以进一步提升多工况测试性评估的适应性和完整性。

### 1.4 多工况对测试性指标评估的影响

因此,多工况对测试性指标的影响主要体现在以下几个方面:

1) 故障率的变化:系统在不同工况下的运行环境和负荷条件会导致故障率发生显著变化,影响测试性评估结果。

2) 工作时长的差异:不同工况下,各单元的工作时长不同,即使故障率一致,故障概率也会因工作时长的变化而有所不同,从而影响系统的整体表现。

3) 组成结构的变化:工况变化可能导致系统组成结构发生调整,影响不同子系统或部件的参与程度,进而影响测试性评估结果。

4) 环境因素影响:电磁干扰、湿度等环境因素一方面会影响系统检出故障的能力,另一方面可能通过影响故障率从而间接影响测试性评估结果。

除此之外,多工况对系统其他方面的潜在影响也不容忽视。例如,不同工况下的故障传播路径可能有所不同,这会影响故障检测和隔离的效率;同时,传感器信号噪声和外部干扰的变化也可能导致虚警率的上升。这些因素可能在特定工况下显著影响系统的测试性评估,需要在今后研究中进一步分析和验证。

## 2 多工况测试性指标评估方法

在不同工况下,装备的故障检测和故障隔离能力通常存在显著差异。这是因为不同工况下,故障的传播路径、环境因素以及系统运行状态的差异会直接影响故障的表现形式和对系统的影响。此外,测点的布局和传感器的分布在不同工况下也可能存在差异,这进一步导致了故障检测和隔离的能力随工况变化而变化。故障传播路径的不同使得某些故障在某些工况下能够被迅速检测和隔离,而在其他工况下可能难以识别或难以隔离,从而影响了系统整体的可靠性<sup>[18]</sup>。

因此,在进行测试性试验指标评估时,如果仅依赖于单一工况下的数据和评估,往往无法全面反映系统在实际应用中的表现。而考虑多工况因素,则能够更加全面地评估系统在不同工作环境下的故障检测率、故障隔离率等关键指标,从而提升测试性评估结果的准确性和可靠性。这种方法不仅可以揭示系统在特定工况下的弱点,还能为改进设计和优化系统提供有效的依据。

针对这一问题, 本文提出了两种不同的测试性指标评估方法, 通过对多工况条件下的测试性试验结果进行综合分析, 得到系统在不同工况下的测试性指标评估结果。

常见的测试性指标包括故障检测率、故障隔离率、严重故障检测率等, 本文方法可适用于多工况条件下上述任一单一指标的评估。只需获得该指标在各工况下的试验结果 (如测试成功/失败次数等), 即可进行建模分析。

若需同时考虑多个指标, 可在此基础上引入多目标决策方法或指标权重体系进行综合评估。相关拓展将在后续研究中深入探讨。

本文方法适用于运行条件复杂、工作状态多变的电子与机电系统, 例如雷达模块、飞控设备、电气控制单元等。

本文提出的评估方法能够考虑到工况之间的差异性, 进而对系统的整体测试性做出更为全面和精确的评估, 确保测试性评估的结果能够在实际应用中更好地指导装备的设计、运行和维护。

2.1 多工况样本逻辑综合方法

多工况样本逻辑综合方法首先将同一故障模式在不同工况下的检测、隔离结果统一为一个结果, 即成功/未成功检出, 成功/未成功隔离等, 再通过定义求出各指标值。

2.1.1 故障模式各工况检测/隔离结论合成

按照传统可靠性 FMECA 分析中的严酷度分类, 故障可被分为 4 类, 分别是一类故障到四类故障。例如, 对于武器装备来说, 其划分依据如表 2 所示。

表 2 武器装备故障严酷度分类

严酷度类别	严重程度定义
一类故障	这是一种会引起人员死亡或系统毁坏的故障
二类故障	这种故障会引起人员的严重伤害、重大紧急损失或导致任务失败的系统严重损坏
三类故障	这种故障会引起人员的轻度伤害、一定的经济损失或导致任务延误或降级的系统轻度损坏
四类故障	这是一种不足以导致人员伤害、一定的经济损失或系统损坏的故障,但它会导致非计划性维护或修理

从维修角度出发, 当故障能够在某一特定工况下被正确检出或有效隔离时, 便能够在维修过程中顺利实现故障检测与隔离, 因此可以认为该故障模式在维修层面上能够被正确检出或隔离。而从安全角度来看, 只有当故障在所有工况下都能够被正确检出或有效隔离时, 才能确保任务执行过程中的安全性, 因此, 只有在满足这一条件时, 才可以认为该故障模式能够被正确检出或隔离。

因此, 对于一类和二类故障模式, 必须从安全角度

出发, 对各工况下的检测和隔离结论进行综合。只有当故障模式在所有工况下都能够正确检出或隔离时, 才认为该故障模式能够被正确检出或隔离; 如果在某些工况下无法正确检出或隔离, 则认为该故障模式无法正确检出或隔离。对于三类和四类故障模式, 则应从维修角度出发, 进行各工况下检测和隔离结论的合成。当某一工况下能够正确检出或隔离该故障模式时, 便认为该故障模式能够被正确检出或隔离; 若在所有工况下均无法正确检出或隔离, 则认为该故障模式无法正确检出或隔离。

2.1.2 指标评估方法

2.1.2.1 点估计

在得到各故障模式故障检测/隔离结论后, 可进行各测试性参数点估计计算, 需要注意的是, 与传统测试性指标评估方法相比, 由于已经将故障检测/隔离结论定义到了故障模式上, 因此需要重新定义样本量与失败样本数量, 不再是指对应的故障样本数量, 而是指对应的故障模式数量。

针对上电 BIT 进行测试性指标评估时, 测试性参数的点估计计算公式见式:

$$\hat{p} = \frac{n - F}{n} \tag{1}$$

式中,  $\hat{p}$  为测试性参数点估计值, 如 FDR、FIR、 $1 - FAR$ 、CFDR (严重故障检测率) 的点估计值;  $n$  为故障模式样本量。对 FDR,  $n$  为故障模式数量; 对 FIR,  $n$  为成功检测的故障模式数量; 对  $1 - FAR$ ,  $n$  为报警次数; 对 CFDR,  $n$  为严重故障模式总数;  $F$  为故障模式失败样本数量。对 FDR,  $F$  为没有成功检测出的故障模式数量; 对 FIR,  $F$  为没有成功隔离出的故障模式数量; 对  $1 - FAR$ ,  $F$  为虚警次数; 对 CFDR,  $F$  为没有成功检测出的严重故障模式数量。

2.1.2.2 单侧置信下限估计

测试性参数单侧置信下限的计算公式见式:

$$\sum_{i=0}^F \binom{n}{i} P_L^{n-i} (1 - P_L)^i = 1 - C \tag{2}$$

式中,  $F$  为故障模式失败样本数量, 含义与式中相同;  $n$  为故障模式样本量, 含义与式中相同;  $P_L$  为测试性参数单侧置信下限;  $C$  为置信度。

2.2 基于贝叶斯理论的多工况测试性指标评估方法

多工况样本逻辑综合方法因简便易用, 能够在多个工况下有效进行样本的融合与分析。然而, 在融合各工况信息后, 样本量可能显著减少, 样本量的减少可能导致在不同工况下的表现不够稳定, 从而影响评估的全面性和准确性。因此, 如何充分利用每个工况下的试验数据, 并且最大程度地避免样本量的损失, 成为了一个亟

待解决的问题。

针对这一问题,本文提出了一种基于贝叶斯理论的多工况测试性指标评估方法。

在多工况环境下,测试性指标常常受到各类操作条件和使用环境的影响,导致不同工况之间指标分布存在一定差异性,且样本本身具有一定不确定性。为有效表达这种变异性,本文引入了基于贝叶斯思想的 Beta 分布模型,对不同工况下的指标变化情况进行建模。通过对各工况下试验成功概率的分布进行刻画,不仅可以反映不同工况之间潜在的性能差异,还能体现指标估计的不确定程度。相比于经典统计方法依赖于点估计或假设检验的方式,该方法更关注参数的分布特性,从理论上增强了对工况间异质性和样本波动的适应能力,也为多工况信息融合提供了更加柔性和可扩展的评估框架。该方法能够在保持模型简洁性的基础上,提升评估结果在多工况下的稳定性与表达力。

同时,贝叶斯理论通过对已知数据进行概率推断,能够有效地结合各工况的试验数据,避免了传统方法中因样本量减少而带来的信息损失。该方法能够在不同工况下进行有效的融合,并保持较高的样本量,提升评估结果的可靠性。通过这种方法,不仅能够更全面地利用各工况下的试验数据,还能在多工况环境下实现更为精确的测试性指标评估,提高整体评估的准确性与适用性。

### 2.2.1 测试性指标与 Beta 分布

当试验结果仅限于两种对立状态,如成功与失败、合格与不合格等,且每次试验的结果相互独立时,这类试验被称为成败型试验。成败型试验是一种典型的二项型试验模型,在很多实际应用中都广泛存在。此类试验的结果仅有两种可能性,且每次试验的结果是相互独立的,且不受其他试验的影响。要确保试验的合理性,成败型试验必须满足以下 4 个基本条件<sup>[19]</sup>:

1) 整个试验由  $n$  次相同且独立的试验组成。这意味着所有试验条件相同,并且每次试验的执行过程都是独立进行的,不会受到前一次试验结果的影响。

2) 每次试验的结果只能是成功或失败。在成败型试验中,每次试验的结果只有两种可能,不能有其他中间状态或模糊结果。

3) 各次试验的结果必须相互独立。即每次试验的结果不会影响其他试验的结果,这一条件确保了试验的独立性,使得每次试验都是独立发生的事件。

4) 每次试验的成功概率是恒定不变的。在进行成败型试验时,假设每次试验的成功概率在整个试验过程中是固定的,不随试验的进行而发生变化。这一点是保证试验结果具有统计学可靠性的基础。

在实际的测试性指标评估中,测试性试验通常被视

为成败型试验,广泛应用于产品可靠性评估、故障检测与隔离、虚警分析等领域。这些测试性试验通过收集大量的试验数据,并利用二项分布模型进行分析和估算。二项分布能够有效描述每次试验只有两个可能结果的情况,因此可以用来精确地估算故障检测、故障隔离等过程中的成功率及其他相关参数。

此外,在产品使用过程中,收集的测试性数据(如故障检测、故障隔离、虚警等)也往往可以视为成败型试验数据。通过对这些数据进行二项分布分析和推断,可以有效评估系统的性能,识别潜在问题并为优化设计提供数据支持。基于二项分布的评估方法,使得测试性试验能够实现更为科学的结果推断和风险评估,进而推动产品和系统的可靠性提升。

根据贝叶斯理论,任何总体分布中的未知参数  $\theta$  可以被看作随机变量,这些参数存在不确定性,而这种不确定性可以通过概率及其分布来加以描述<sup>[20]</sup>。在贝叶斯统计方法中,如果后验分布与先验分布属于同一分布族时,则称二者为共轭分布。共轭分布的应用使后验分布的计算更加简化,提高了贝叶斯推理的效率。对于参数为  $p$  的二项分布,其共轭分布为 Beta 分布。Beta 分布是一种常用的分布形式,能够根据二项分布中的实验结果(即成功与失败的次数)调整其形状,从而为参数  $p$  提供一个合理的分布模型。

因此,对于测试性指标  $p$ (故障检测率、故障隔离率、1-虚警率、严重故障检测率)进行贝叶斯参数评估时,可使用 Beta 分布对其进行描述。

当试验结果为成功  $a$  次,失败  $b$  次,试验总数为  $a+b$  时,参数  $p$  服从 Beta ( $p | a, b$ ):

$$f(p) = \frac{\Gamma(a+b)}{\Gamma(a)\Gamma(b)} p^{a-1} (1-p)^{b-1} \quad 0 \leq p \leq 1 \quad (3)$$

式中,  $a$  为成功样本量;  $b$  为失败样本数量,对 FDR,  $b$  为没有成功检测出的故障数量;对 FIR,  $b$  为没有成功隔离出的故障数量;对 1-FAR,  $b$  为虚警次数;对 CFDR,  $b$  为没有成功检测出的严重故障数量;  $a+b$  为总样本量。对 FDR,  $a+b$  为成功检测出的故障总数;对 FIR,  $a+b$  为检测出的故障数量;对 1-FAR,  $a+b$  为报警次数;对 CFDR,  $a+b$  为出现的严重故障总数。

### 2.2.2 指标评估方法

因故障抽样方法中已考虑各工况运行时长与故障率因素的影响,故可认为各工况下样本是等权重的。

对于第  $i$  个工况  $C_i$ ,有试验结果  $(a_i, b_i)$ ,其中  $a_i$  代表第  $i$  个工况下的成功样本量,  $b_i$  代表第  $i$  个工况下的失败样本量,其含义与式中相同。

设共有  $m$  个不同工况,由各工况合成总试验结果的方法为:

$$\begin{cases} a = \sum_i^m a_i \\ b = \sum_i^m b_i \end{cases} \quad (4)$$

式中,  $a$  代表由各工况合成的总成功样本量,  $b$  代表由各工况合成的总失败样本量, 由此得到系统综合多工况的测试性参数分布为 Beta ( $a, b$ )。

2.2.2.1 点估计

在通过各工况融合得到系统测试性指标参数的 Beta 分布  $f(p)$  后, 指标点估计值计算方法如下:

$$\hat{p} = \int_0^1 p \cdot f(p) dp \quad (5)$$

式中,  $\hat{p}$  为测试性指标参数点估计值, 如 FDR, FIR, 1-FAR, CFDR 等的点估计值。

2.2.2.2 单侧置信下限估计

在给定置信度  $C$  后, 可根据下式计算测试性指标参数的置信下限:

$$\int_{R_L}^1 f(p) dp = C \quad (6)$$

式中,  $P_L$  为测试性指标参数单侧置信下限, 如 FDR, FIR, 1-FAR, CFDR 等的单侧置信下限。

3 实例应用

由于上述两种评估方法各有侧重, 并且所需的基本数据也不一致, 因此不便使用同一算例进行验证。本文通过两个不同算例, 分别对上述算法进行方法演示, 验证了方法的可行性。

3.1 多样本逻辑综合方法

本节所验证的是第 2.1 节提出的“多工况样本逻辑综合方法”。本节使用算例数据来源为某程控器模拟测试性试验, 共包含 3 个不同工况, 各工况运行时长分别为 20、30、10 min。该算例为典型的不同工况下系统结构发生变化, 其中单元 3 仅在工况 2、3 下工作。共随机抽取了 30 个故障样本。表 3 为算例在各工况下的故障样本数据汇总表, 记录了各工况下的故障注入试验结果。规定模糊度为 2, 因此若试验结果的隔离模糊度大于等于 3, 则视为该样本故障隔离失败。

根据本文所提的多工况样本逻辑综合方法, 可得该算例中由周期/在线 BIT 诊断的各故障模式在各工况下的检测/隔离结论合成结果如表 4 所示。

由本文多工况样本逻辑综合方法部分所提算法, 可计算得到本算例周期/在线 BIT 指标评估结果如表 5 所示。

3.2 基于贝叶斯理论的多工况测试性指标评估方法

本节所验证的是第 2.2 节中提出的“基于贝叶斯理论的多工况测试性指标评估方法”。本节使用的算例共包含 5 种不同工况, 各工况下的测试性试验结果如表 6 所示。

表 3 各工况故障样本数据汇总表

故障数据 类型	样本 编号	样本描述 (故障 模式)	样本所 处工况	BIT		备注
				检测	隔离模 糊度	
注入故障	F001	FM01	工况 1	√	1	一类故障
	F002	FM01	工况 2	√	3	一类故障
	F003	FM02	工况 1	√	3	一类故障
	F004	FM02	工况 2	×		一类故障
	F005	FM03	工况 1	√	3	一类故障
	F006	FM03	工况 3	×		一类故障
	F007	FM04	工况 1	×		二类故障
	F008	FM04	工况 3	√	1	二类故障
	F009	FM04	工况 3	√	1	二类故障
	F010	FM05	工况 2	√	1	二类故障
	F011	FM05	工况 2	√	1	二类故障
	F012	FM05	工况 3	×		二类故障
	F013	FM06	工况 2	√	1	二类故障
	F014	FM06	工况 2	√	1	二类故障
	F015	FM06	工况 3	√	1	二类故障
	F016	FM07	工况 2	×		三类故障
	F017	FM07	工况 3	√	1	三类故障
	F018	FM08	工况 1	√	1	三类故障
	F019	FM08	工况 2	√	3	三类故障
	F020	FM08	工况 3	×		三类故障
	F021	FM09	工况 1	√	1	三类故障
	F022	FM09	工况 1	√	1	三类故障
	F023	FM09	工况 1	√	1	三类故障
	F024	FM10	工况 1	√	1	四类故障
	F025	FM10	工况 3	√	1	四类故障
	F026	FM11	工况 1	√	1	四类故障
	F027	FM11	工况 2	√	1	四类故障
	F028	FM11	工况 3	×		四类故障
	F029	FM12	工况 1	√	1	四类故障
	F030	FM12	工况 3	×		四类故障
虚警	F005	FM03	工况 1			
	F017	FM07	工况 3			
	F018	FM08	工况 1			
	F019	FM08	工况 2			

表 4 各故障模式检测/隔离结论合成结果

故障模式	故障模式类别	故障检测结论	故障隔离结论	备注
FM01	一类故障	√	×	
FM02	一类故障	×		严重故障
FM03	一类故障	×		发生虚警
FM04	二类故障	×		
FM05	二类故障	×		
FM06	二类故障	√	√	严重故障
FM07	三类故障	√	√	发生虚警
FM08	三类故障	√	√	发生虚警
FM09	三类故障	√	√	
FM10	四类故障	√	√	严重故障
FM11	四类故障	√	√	
FM12	四类故障	√	√	

表 5 基于多工况样本逻辑综合方法评估结果 %

序号	测试性指标	点估计值	单侧置信下限(C=0.9)
1	故障检测率	66.67	44.10
2	故障隔离率	87.5	59.38
3	严重故障检测率	66.67	19.58
4	1-F(虚警率)	75	52.47

表 6 基于贝叶斯理论的多工况 BIT 指标评估方法算例

工况	试验总样本量	失败样本量
1	34	3
2	21	2
3	29	2
4	25	3
5	37	3

对于 FDR、FIR、1-FAR、CFDR 等的指标评估方法相同，只是使用的数据有差别。本节以 FDR 为例，展示基于贝叶斯理论的多工况 BIT 指标评估方法的计算过程。

根据本文提出的基于贝叶斯理论的多工况测试性指标评估方法，将表 6 中数据代入式中可得综合多工况的测试性参数分布为 Beta (133, 13)：

$$f(p) = \frac{\Gamma(146)}{\Gamma(133)\Gamma(13)}p^{132}(1-p)^{12} \tag{7}$$

因此，故障检测率 FDR 的点估计为：

$$\hat{\gamma}_{FD} = \int_0^1 p \cdot f(p)dp = \frac{133}{133+13} \times 100\% = 91.10\% \tag{8}$$

在置信度 C=90% 下，FDR 的单侧置信下限  $P_L^D$  为：

$$\int_{P_L^D}^1 f(p)dp = C \Rightarrow P_L^D = 0.8798 = 87.98\% \tag{9}$$

可见，本文所提的两种方法可以有效评估多工况条件下的测试性指标，给出合理的点估计值和单侧置信下限，解决了其他测试性评估方法无法进行多工况情况下的测试性指标评估的问题。

4 结束语

本文考虑了工况对测试性指标的影响，主要体现在故障率、工作时长、组成结构等方面。在不同工况下，系统的表现和特性可能会发生显著变化，从而影响测试性指标的准确性。因此，现有的测试性指标评估方法无法全面准确地反映系统在多工况下的真实测试性水平。现有方法通常是在单一工况下进行评估，忽略了工况之间的差异性，无法完全适应复杂环境中的测试需求。

基于此，本文首先提出了一种多工况样本逻辑综合方法，该方法针对不同等级的故障模式，从安全角度和

维修角度分别进行多工况试验结果的综合。具体来说，对于一类和二类故障模式，从安全角度进行综合评估，确保在所有工况下故障均能正确检出和隔离；而对于三类和四类故障模式，从维修角度进行综合评估，当某一工况下能够实现故障的正确检测和隔离时，即认为该故障模式能够在该工况下正确检出和隔离。通过这种方法，实现了多工况下测试性指标的综合评估。

上述方法虽然简单易用，能对多个工况下的样本的进行有效融合与分析，但存在融合后样本量减少的问题，可能对评估的准确性和可靠性造成影响。为了充分利用各工况下的测试性试验数据，本文进一步提出了一种基于贝叶斯理论的多工况测试性指标评估方法。该方法通过贝叶斯推断，能够在不同工况下有效结合试验数据，避免了因样本量减少而造成的信息损失，从而提升了评估结果的稳定性和可信度。

通过算例验证，本文提出的多工况样本逻辑综合方法和基于贝叶斯理论的评估方法展示了其简单易用的特点，并能够有效地实现多工况下的测试性指标评估。该方法能够充分利用多工况数据，提高评估结果的准确性，从而为测试性评估提供了更为可靠的支持。

参考文献：

[1] 石君友, 康 锐, 田 仲. 基于信息模型的测试性试验样本集充分性研究 [J]. 北京航空航天大学学报, 2005 (8): 874-878.

[2] 石君友, 纪 超, 李海伟. 测试性验证技术与应用现状分析 [J]. 测控技术, 2012, 31 (5): 29-32.

[3] GUANJUN L, CHENXU Z, JING Q, et al. Testability integrated evaluation method based on testability virtual test data [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2014, 27 (1): 85-92.

[4] MEI T L, QI C X, JING Q, et al. The assessment and foundation of bell-shaped testability growth effort functions dependent system testability growth models based on NHPP [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2015: 1-7.

[5] 马彦恒, 韩九强, 李 刚. 测试性评估与验证的超几何分布法 [J]. 西安交通大学学报, 2009, 43 (3): 42-45.

[6] 王 康, 史贤俊, 聂新华, 等. 基于测试性增长的指标动态评估方法 [J]. 振动·测试与诊断, 2021, 41 (6): 1206-1215.

[7] 徐 威, 李光耀, 郑 刚. 基于 COPRAS 方法的汽车保险杠多工况耐撞性能研究 [J]. 机械设计与制造, 2020 (8): 168-171.

[8] 林晓钟, 谢 磊. 基于数据驱动的多工况过程控制性能评估研究 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2012, 44 (11): 81-86.

- [9] ZHAO J L, SUN G Z. Reliability study of thin seam hearer cutting unit under multi-condition [J]. *Advanced Materials Research*, 2011, 1168 (199/200): 591-596.
- [10] 张江鹏,付云伟,吴纯治,等.面向多工况设备故障诊断的改进灰色关联分析法[J].*机械*, 2023, 50 (6): 67-73.
- [11] 陈岩松,朱才朝,谭建军,等.多工况下兆瓦级海上风电齿轮箱均载性能优化设计[J].*重庆大学学报*, 2022, 45 (9): 1-14.
- [12] 郭敏锐,杨 勇.纯电动汽车动力系统匹配设计及多工况仿真[J].*现代制造工程*, 2018 (12): 62-65.
- [13] 齐 雪,才治军.船用锅炉主蒸汽压力系统的多工况控制[J].*系统科学与数学*, 2019, 39 (6): 831-844.
- [14] 孙 琦,彭 豪,孟庆国,等.极限工况下储能电池包热适应性[J].*储能科学与技术*, 2024, 13 (6): 2039-2043.
- [15] 吴杨帆,吴萌岭,田 春,等.多工况融合电机械制动关键部件疲劳寿命分析[J].*机电工程技术*, 2022, 51 (4): 60-64.
- [16] 毕效笙,马潇健,王大鹏,等.变结构滑行艇斜浪航行耐波性数值分析[J].*数字海洋与水下攻防*, 2023, 6 (3): 286-292.
- [17] 刘 冬,郁 冶,傅 冲,等.风电次同步振荡的多工况分析[J].*电工电气*, 2023 (8): 6-11.
- [18] 张 绪,嵇保健,李 俊.变结构有源钳位正激变换器[J].*电气传动*, 2021, 51 (11): 33-39.
- [19] 丁红发,傅培旺,彭长根,等.混洗差分隐私保护的度分布直方图发布算法[J].*西安电子科技大学学报*, 2023, 50 (6): 219-236.
- [20] 田月池,李凤华,周泽峻,等.基于模糊影响图的差分隐私算法保护效果评估方法[J].*通信学报*, 2024, 45 (8): 1-19.
- ~~~~~
- (上接第188页)
- [3] 中国城市轨道交通协会.城市轨道交通2022年度统计和分析报告[R].北京:中国城市轨道交通协会,2023.
- [4] 中国城市轨道交通协会.城市轨道交通2023年度统计和分析报告[R].北京:中国城市轨道交通协会,2024.
- [5] 中国城市轨道交通协会.城市轨道交通2024年度统计和分析报告[R].北京:中国城市轨道交通协会,2025.
- [6] 彭 磊.城市轨道交通列车牵引节能综合技术研究与实践[J].*城市轨道交通研究*, 2018, 21 (3): 84-87.
- [7] ICHIKAWA K. Application of optimization theory for bounded state variable problems to the operation of train [J]. *Bulletin of JSME*, 1968, 11 (47): 857-865.
- [8] MILROY I P. Aspects of automatic train control [D]. Loughborough University, 1980.
- [9] KHMELNITSKY E. On an optimal control problem of train operation [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2000, 45 (7): 1257-1266.
- [10] HOWLETT P. Optimal strategies for the control of a train [J]. *Automatica*, 1996, 32 (4): 519-532.
- [11] 朱金陵,李会超,王青元,等.列车节能控制的优化分析[J].*中国铁道科学*, 2008 (2): 104-108.
- [12] WANG Y, DE SCHUTTER B, VAN DEN BOOM T J J, et al. Optimal trajectory planning for trains-a pseudospectral method and a mixed integer linear programming approach [J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2013, 29: 97-114.
- [13] 李德宏,朱博维,刘 欢.基于Radau伪谱法的储能式有轨电车速度优化控制[J].*城市轨道交通研究*, 2022, 25 (10): 255-260.
- [14] JOHNSON J M, RAHMAT-SAMII Y. Genetic algorithm optimization and its application to antenna design [C] // *Proceedings of IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium and URSI National Radio Science Meeting*, IEEE, 1994, 1: 326-329.
- [15] 陈怀鑫,李汉卿,陈 敏,等.城市轨道交通多列车运行图节能优化研究[J].*电气化铁道*, 2024, 35 (s1): 107-111.
- [16] 张 方,崔玮辰,高利民,等.基于智能计算的城轨列车节能优化操纵研究[J].*工程数学学报*, 2021, 38 (4): 470-482.
- [17] LU S, HILLMANSEN S, HO T K, et al. Single-train trajectory optimization [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2013, 14 (2): 743-750.
- [18] HU P, CHEN R, LI H, et al. Train operation traction energy calculation and saving in urban rail transit system [C] // *2012 Second International Conference on Instrumentation, Measurement, Computer, Communication and Control*, IEEE, 2012: 505-507.
- [19] YANG X, LI X, GAO Z, et al. A cooperative scheduling model for timetable optimization in subway systems [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2012, 14 (1): 438-447.
- [20] 国家铁路局.列车牵引计算:TB/T 1407.1-2018[S].北京:中国铁道出版社,2018.
- [21] 中华人民共和国住房和城乡建设部.地铁设计规范:GB 50157-2013(2018年版)[S].北京:中国建筑工业出版社,2018.
- [22] 交通运输部办公厅.城市轨道交通服务质量评价规范[R].交通运输部办公厅,2019.
- [23] 张 森,张 琦,张梓轩.基于Q学习算法的高速铁路列车节能优化研究[J].*铁道运输与经济*, 2019, 41 (12): 111-117.