

doi: 10.7690/bgzdh.2019.12.016

基于信息融合的复杂系统可靠性综合评估

孔 耀, 李 逗, 孙 悦

(中国电子科技集团公司第五十四研究所质量管理部, 石家庄 050081)

摘要: 为准确评价国防武器装备的可靠性水平, 提出一种基于信息融合的复杂系统可靠性评估方法。根据信息融合理论, 阐述了专家经验信息、部件子系统信息以及可靠性增长信息的融合方法, 综合考虑信息源的继承性及异总体性, 引入继承因子的概念, 探讨了基于信息融合的复杂系统可靠性评估方法, 结合系统试验信息推断出产品的可靠性, 并以实例进行分析。分析结果表明: 信息融合方法评估结果合理, 在可靠性工程领域具有较高的应用价值。

关键词: 小子样; 复杂系统; 信息融合; 可靠性评估

中图分类号: TJ02 **文献标志码:** A

Reliability Assessment for Complex System Based on Information Fusion

Kong Yao, Li Dou, Sun Yue

(Quality Control Department, No. 54 Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Shijiazhuang 050081, China)

Abstract: In order to evaluate the reliability level of national defense weapons and equipment accurately, reliability assessment for complex system based on information fusion is proposed. According to information fusion theory, the information fusion method of expert experience information, components and subsystems information, and reliability growth information are discussed. The inheritance and diverse population of information sources are considered, the information fusion reliability assessment method containing inheritance factor is introduced. The reliability is verified by combining with system test information, and analyzed it by example. The analysis results show that the method evaluation is reasonable, the it has high application value in reliability engineering field.

Keywords: small sample; complex system; information fusion; reliability assessment

0 引言

在可靠性工程中, 经典可靠性评估方法与 Bayes 方法物理意义清晰, 工程应用性强, 但其单一信息来源以及多种假设难以进行准确的可靠性评估。特别是小子样问题, 经典的可靠性评估方法难以适用^[1-4]。在装备的全寿命周期, 存在多种对可靠性评估有益的信息源。科学的可靠性评估就需要充分挖掘这些信息的潜力, 同时, 可靠性信息的交叉性、多源性、甚至异总体性, 增加了可靠性信息的处理及利用的难度; 因此, 可靠性信息融合技术的研究成为提高可靠性信息利用率, 开展科学可靠性评估的关键^[5-7], 是可靠性评估领域的研究热点。

1 可靠性信息融合

常见的可靠性信息主要有专家经验信息、部件及分系统信息和可靠性增长信息。

1.1 专家经验信息的融合

专家经验信息通常具有主观性与不确定性 2 个特点。专家经验信息不确定性的描述如图 1 所示。

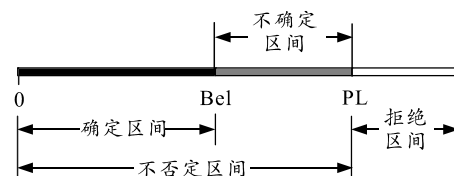


图 1 专家经验信息的不确定性描述

1) D-S 证据理论。

① 辨别框。

对于某一判决问题, Θ 为辨别框, 表示所有可能结果, Θ 中元素互斥且穷举。当辨别框中元素个数为 n 时, 任何辨别框中的元素都应包含于其代表的空间 2^n 。

② 基本概率分配函数。

基本概率分配函数 $m(A)$ 表示该证据支持或反对该假定的程度。其中 A 代表 Θ 中某一子集。因此, $m(A)$ 应满足

$$m(\varnothing) = 0; \quad 0 \leq m(A) \leq 1; \quad \sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1。$$

$m(\Theta)$ 表示由于缺乏相关知识和能力无法将概率值分配给 Θ 的子集。

收稿日期: 2019-09-24; 修回日期: 2019-11-07

作者简介: 孔 耀(1991—), 男, 山东人, 硕士, 工程师, 从事可靠性设计分析与评估研究。E-mail: kongyao0319@163.com。

2) 证据合并的 Dempster-Shafer 法则。

针对不同证据信息，考虑利用正交和进行证据合并。对于 n 个证据其合成公式为：

$$m(A) \frac{1}{1-k} \sum_{A_i \cap B_j \cap C_k \cap \dots = A} m_1(A_i) m_2(B_j) m_3(C_k) \dots; \quad (1)$$

$$k = \sum_{A_i \cap B_j \cap C_k \cap \dots = \varnothing} m_1(A_i) m_2(B_j) m_3(C_k) \dots. \quad (2)$$

式中： k 为矛盾因子，反映证据的矛盾程度； $1/(1-k)$ 为归一化因子。

通过多次 D-S 证据融合，可以将专家经验信息的不确定性降低。假设经过信息融合后可靠度在区间 $[R_1, R_2]$ 的概率为 p ，根据置信水平的 γ 含义可以知道，这里的概率 p 相当于置信水平 γ ，即 $p = \gamma$ ，可表示为

$$\int_{R_1}^{R_2} \pi_i(a_i, b_i) = \gamma. \quad (3)$$

为了计算简便，选取二项分布的共轭先验分布 Beta 分布，未知先验分布 $\pi_i(a_i, b_i)$ 中含有 2 个参数 a_i 、 b_i ，以最大熵原则作为约束条件，不仅可以利用已有信息，而且不人为地增加主观因素。

设先验分布的信息熵为

$$H(\pi_i(R)) = H(a_i, b_i) = - \int_0^1 \pi_i(R) \ln \pi_i(R) dR = \ln(\beta(a_i, b_i)) - \frac{a_i - 1}{\beta(a_i, b_i)} \frac{\partial \beta}{\partial a_i} - \frac{b_i - 1}{\beta(a_i, b_i)} \frac{\partial \beta}{\partial b_i}. \quad (4)$$

问题转化为求解式(4)在约束条件式(3)下取极大值的参数值 (a_i, b_i) 。对于此类问题，文献[8]给出了具体的计算方法，及常用的主观经验信息对应的参数估计值参照表。

1.2 部件及分系统信息的融合

相比于系统级的可靠性实验，部件及分系统的实验信息往往较为丰富，但经典可靠性评估方法(如 MML、LM、CMSR)进行了信息压缩，其结果偏于保守。依据信息理论的基本原理，根据部件或分系统的实验数据提供的信息量与系统折合实验提供的信息量相等的原则进行信息融合^[9-11]。

根据信息论的基本理论，离散信息源信息量可以进行加法运算，得到每个消息的平均信息量为

$$H = - \sum_{i=1}^k p_i \ln p_i. \quad (5)$$

式中 p_i 为第 i 个信息源代表的事件发生的概率。

1) 成败型部件或分系统级实验总信息量。

l 个成败型部件或分系统组成的系统提供的总信息量为

$$I_1 = \sum_{i=1}^l n_i H_i = - \sum_{i=1}^l n_i [p_i \ln p_i + (1-p_i) \ln(1-p_i)].$$

式中： n_i 为实验数； p_i 为实验中能够提供成功信息的概率； $1-p_i$ 为实验中能提供失败信息的概率。

2) 指数型部件或分系统级实验总信息量。

m 个指数型部件或分系统组成的系统信息量为

$$I_2 = \sum_{j=1}^m n_j H_j = - \sum_{j=1}^m r_j [R_j \ln R_j + (1-R_j) \ln(1-R_j)].$$

3) 成败型系统级等效实验总信息量：

$$\bar{I} = -n [P \ln P + (1-P) \ln(1-P)].$$

成败型系统级等效实验信息量如表 1 所示。

表 1 成败型系统级等效实验信息量

成败型部件或分系统	指数型部件或分系统
$I_1 = \bar{I}$	$I_2 = \bar{I}$
$n = \frac{\sum_{i=1}^l p_i \ln p_i + (1-p_i) \ln(1-p_i)}{P \ln P + (1-P) \ln(1-P)}$	$n = \frac{\sum_{j=1}^m z_j [R_j \ln R_j + (1-R_j) \ln(1-R_j)]}{P \ln P + (1-P) \ln(1-P)}$
$f = n(1-P)$	$f = n(1-P)$
$s = nP$	$s = nP$
其中： $p_i = \hat{p}_i = s_i/n_i$	其中： $\lambda_j = \hat{\lambda}_j = z_j/f_j$
$P = \hat{P} = s/n$	$R_j = \hat{R}_j = \exp(-\hat{\lambda}_j t_j)$

4) 指数型系统级等效实验总信息量：

$$I^* = r [R(t_0) \ln R(t_0) + F(t_0) \ln F(t_0)].$$

指数型系统级等效实验信息量如表 2 所示。

表 2 指数型系统级等效实验信息量

成败型部件或分系统	指数型部件或分系统
$I_1 = I^*$	$I_2 = I^*$
$\eta = \frac{\sum_{i=1}^l p_i \ln p_i + (1-p_i) \ln(1-p_i)}{R(t_0) \ln R(t_0) + F(t_0) \ln F(t_0)}$	$\eta = \frac{\sum_{j=1}^m r_j [R_j \ln R_j + (1-R_j) \ln(1-R_j)]}{R(t_0) \ln R(t_0) + F(t_0) \ln F(t_0)}$
$r = -\eta \ln R(t_0)$	$f = n(1-P)$
其中： $p_i = \hat{p}_i = s_i/n_i$	$r = -\eta \ln R(t_0)$
$R(t_0) = \hat{R}(t_0) = \exp(-\hat{\lambda} t_0)$	其中： $R_j = \hat{R}_j = \exp(-\hat{\lambda}_j t_j)$
	$R(t_0) = \hat{R}(t_0) = \exp(-\hat{\lambda} t_0)$

5) P 与 $R(t_0)$ 的确定。

在工程应用中， P 与 $R(t_0)$ 需根据可靠性模型确定。

1.3 可靠性增长信息融合

可靠性增长信息的融合实质上是一个动态过程。考虑利用可靠性增长的 AMSAA 模型，以成败

型系统为例开展多阶段可靠性增长信息融合^[12-13]。

1) 离散 AMSAA 模型。

第 i 阶段可靠度可运用离散 AMSAA 模型表示为

$$R_i = 1 - \frac{\lambda(N_i^\beta - N_{i-1}^\beta)}{n_i} \quad (6)$$

式中： N_i 为第 i 阶段结束后累积实验次数； $n_i = N_i - N_{i-1}$ 为第 i 阶段的实验次数； λ 为模型参数，且 $0 < \lambda < 1$ ； $1 - \beta$ 增长率， $0 < \beta < 1$ 。

2) 可靠性增长趋势检验。

针对获得的各阶段可靠性增长实验信息，通常采用 Laplace 检验以验证可靠性是否增长。

Laplace 统计量

$$\mu = \left[\frac{\sum_{j=1}^M i_j}{MJ} - 0.5 \right] \sqrt{12M} \quad (7)$$

式中： i_j 为实验进行至 j 次失败发生时的累积实验次数； M 为成功截尾 $M=f$ ，失败截尾 $M=f-1$ ； J 为实验完成时的累积实验数。

若给定显著性水平 α ，临界值 μ_α 可通过 GJB1407-1992 查得：

当 $-\mu_\alpha < \mu < \mu_\alpha$ ，可靠性变化趋势不明显；

当 $\mu \leq -\mu_\alpha$ ，可靠性增长趋势明显；

当 $\mu \geq \mu_\alpha$ ，可靠性存在退化趋势。

3) 模型参数估计及拟合优度检验。

假设存在 c 个阶段可靠性实验，第 i 阶段的实验次数为 n_i 次，失败 f_i 次，则 λ 、 β 的极大似然函数为

$$L(\lambda, \beta) = \prod_{i=1}^c \binom{n_i}{f_i} R_i^{n_i - f_i} (1 - R_i)^{f_i} \quad (8)$$

对于模型参数 λ 、 β 可通过极大似然估计法求解。通过参数估计计算出模型参数后，通常采用 Cramer-Von Misers 进行拟合优度检验。统计量为

$$C_M^2 = \frac{1}{12M} + \sum_{j=1}^M \left[\left(\frac{i_j}{J} \right)^\beta - \frac{2j-1}{2M} \right]^2 \quad (9)$$

式中 $C_{M,\alpha}^2$ 为临界值，且 $\alpha \geq 0.1$ 。

通过 GJB1407-1992 查得：若 $C_M^2 \leq C_{M,\alpha}^2$ ，认为模型拟合程度较好；反之，则无法应用 AMSAA 模型拟合。

4) 系统可靠性增长信息的动态 Bayes 融合。

① 第 i 阶段验前分布的确定。

若产品已进行 $i-1$ 阶段增长实验，实验信息表示为 $(n_1, f_1), (n_2, f_2), \dots, (n_{i-1}, f_{i-1})$ ，可以依据 $i-1$ 阶段；

实验信息计算模型参数估计值为 $\hat{\lambda}$ 、 $\hat{\beta}$ 。若第 i 阶段的实验次数为 n_i ，则 i 阶段的可靠度预测值 \hat{R}_i 为

$$\hat{R}_i = 1 - \frac{\lambda(N_i^\beta - N_{i-1}^\beta)}{n_i} \quad (10)$$

令第 i 阶段系统可靠度 R_i 的验前均值为 $E(R_i) = \hat{R}$ ，根据最大熵验前分布的构建方法， R_i 的验前分布可表示为

$$\pi(R_i) = \frac{e^{uR_i}}{\int_0^1 e^{uR_i} dR_i} \quad (11)$$

式中 u 为待定系数，可由式(12)进行计算：

$$E(R_i) = \int_0^1 R_i \pi(R_i) dR_i = \frac{\int_0^1 R_i e^{uR_i} dR_i}{\int_0^1 e^{uR_i} dR_i} = \hat{R}_i \quad (12)$$

当待定系数确定 u 后，相应的验前分布 $\pi(R_i)$ 随之确定，可计算 R_i 的 2 阶矩为

$$E(R_i^2) = \frac{\int_0^1 R_i^2 e^{uR_i} dR_i}{\int_0^1 e^{uR_i} dR_i} \quad (13)$$

若以共轭分布 $Be(a_i, b_i)$ 拟合 R_i 的验前分布，根据 2 种验前分布具有相等的一、二阶矩，得超参数 a_i 、 b_i 为

$$a_i = \frac{E(R_i) - E(R_i^2)}{E(R_i^2) - [E(R_i)]^2} E(R_i),$$
$$b_i = [1 - E(R_i)] \frac{E(R_i) - E(R_i^2)}{E(R_i^2) - [E(R_i)]^2}.$$

综上所述，可依据前 $i-1$ 阶段的实验信息，经过信息融合得到第 i 阶段的验前分布为 $Be(R_i | a_i, b_i)$ 。

② 第 i 阶段可靠度 Bayes 分析。

若似然函数为

$$L(n_i, f_i) = \binom{n_i}{f_i} R_i^{n_i - f_i} (1 - R_i)^{f_i} \quad (14)$$

根据 Bayes 定理，结合第 i 阶段的验前分布为 $Be(R_i | a_i, b_i)$ 与现场可靠性实验信息的似然函数，第 i 阶段可靠度的后验分布为 $\pi(R_i | (n_i, f_i)) \sim Be(R_i | a_{i1}, b_{i1})$ ，其中： $a_{i1} = a_i + n_i - f_i$ ， $b_{i1} = b_i + f_i$ 。

系统第 i 阶段可靠度的后验均值、方差及置信下限为：

$$E(R_i | (n_i, f_i)) = \frac{a_{i1}}{a_{i1} + b_{i1}} \quad (15)$$

$$\text{VAR}(R_i | (n_i, f_i)) = \frac{a_i b_i}{(a_i + b_i)^2 (a_i + b_i + 1)}; \quad (16)$$

$$\int_0^{R_{iL}} \pi(R_i | (n_i, f_i)) dR_i = 1 - \gamma. \quad (17)$$

式中 R_{iL} 置信度 γ 下的可靠度置信下限。

2 多源可靠性信息下的系统信息融合评估

多源可靠性信息可能存在异总体性。以成败型系统为例，根据不同可靠性信息的表现形式构建相应的验前分布，引入继承因子的概念，讨论多源可靠性信息融合评估方法，克服传统 Bayes 方法只考虑两样本的相似性、继承性而忽略异总体性的缺点，并通过可靠性验前信息与现场实验信息的拟合优度检验确定继承因子，结合系统试验信息推断产品的可靠性。

1) 混合 Beta 分布。

在可靠性工程应用中，常用共轭分布-Beta 分布作为成败型产品的先验分布，其密度函数为

$$\pi_i(R) = \frac{\Gamma(a_i + b_i)}{\Gamma(a_i)\Gamma(b_i)} R^{a_i-1} (1-R)^{b_i-1}. \quad (18)$$

式中， a_i 、 b_i 为各验前分布超参数，由相应的可靠性信息确定。

可靠性信息可通过 a_i 、 b_i 体现出来，若可靠性信息给出的形式是成功次数和失败次数，即 (s_i, f_i) ，且可靠性信息通过了相容性检验，可以将超参数直接取为 $(a_i, b_i) = (s_i, f_i)$ 。通常，一般认为可靠性信息与系统现场试验信息来自 2 个不同的总体，为了最大限度降低异总体性对可靠性评估结果的影响，使多源可靠性信息的使用表现为既有联系，又有区别，充分发挥现场实验信息的作用，考虑引入包含继承因子的混合 Beta 先验分布：

$$\pi_\rho(R) = \sum_{i=1}^n \rho_i \pi_i(R), \sum_{i=1}^n \rho_i = 1. \quad (19)$$

式中 ρ_i 为继承因子。

继承因子的大小实际上反映出系统可靠性水平的能力。

2) 继承因子 ρ_i 确定方法。

继承因子 ρ_i 是度量可靠性信息与系统实验样本相似程度。可以将 a_i 、 b_i 看作验前实验信息，利用验前实验信息与系统现场实验信息两样本的 χ^2 拟合优度检验确定继承因子 ρ_i 。

假设第 i 种可靠性信息与系统现场试验信息分别为 $(m_i, y_i, f_i) \in Y, (n, x, f) \in X$ ，其中： m_i 、 n 为实

验数； x 、 y_i 为成功数； f_i' 、 f 为失败数。

原设 H_0 ： X 与 Y 来自同一总体。检验统计量为

$$K_i = \frac{(x f_i' - y_i f)^2 (m_i + n)}{(x + y_i)(f + f_i') m_i n}. \quad (20)$$

依分布收敛到自由度为 1 的 χ^2 分布。若给定检验水平 α ，有：

$$K_i > \chi_1^2(\alpha) \Rightarrow \text{拒绝 } H_0; \quad K_i \leq \chi_1^2(\alpha) \Rightarrow \text{接受 } H_0.$$

式中 $\chi_1^2(\alpha)$ 为自由度为 1 的 α 分位数。

需要注意的是，统计量 K_i 中的 x 、 y_i 、 f_i' 、 f 应满足大于 5，在小样本的前提下，一般难以实现，修正的统计量

$$K_i' = \frac{\left[|x f_i' - y_i f| - \frac{m_i + n}{2} \right]^2 (m_i + n)}{(x + y_i)(f + f_i') m_i n}. \quad (21)$$

通常，原假设 H_0 被接受并不能说明 H_0 一定为真，特别需要指出的是，在小子样的条件下，仅能说明拒绝原假设的证据支持不够充分。此外，略小于 $\chi_1^2(\alpha)$ 的 K_i' 不如远小于 $\chi_1^2(\alpha)$ 的 K_i' 支持 H_0 的理由强烈。令拟合优度

$$Q(K_i') = P(\chi_1^2(\alpha) > K_i'). \quad (22)$$

式中 $Q(K_i')$ 表示两样本相似程度的度量， $Q(K_i')$ 越大表明可靠性验前信息与系统现场实验信息的相似程度越大，同时也表征继承因子 ρ_i 越大。根据继承因子 ρ_i 的物理意义，继承因子 ρ_i 可表示为

$$\rho_i = \frac{Q(K_i')}{Q(K_1') + Q(K_2') + \dots + Q(K_n')}. \quad (23)$$

3) 基于混合 Beta 分布的 Bayes 统计分析。

通过系统试验获取现场实验信息 $D \sim (N, S, F)$ ，

确定继承因子 ρ_i 后，可以推导后验分布

$$\pi_\rho(R|D) = \frac{\sum_{i=1}^n \rho_i \frac{R^{S+a_i-1} (1-R)^{F+b_i-1}}{\beta(a_i, b_i)}}{\sum_{i=1}^n \rho_i \frac{\beta(s+a_i, f+b_i)}{\beta(a_i, b_i)}}. \quad (24)$$

对于给定置信度 γ ，可靠性置信下限 R_L 可由下式求得

$$\int_0^{R_L} \pi_\rho(R|D) dR = 1 - \gamma. \quad (25)$$

3 实例分析

某型固体火箭发动机可靠性评估属小子样问

题,获得的可靠性信息包括专家经验信息、部件及分系统信息、可靠性增长实验信息以及现场实验信息。全系统现场实验为 6 次,全部成功。

1) 专家经验信息融合。

6 位专家的信任度分别为 0.80、0.75、0.90、0.75、0.95、0.80。系统的可靠度水平划分为 5 个等级,用 SR 表示。具体如表 3 所示。

表 3 系统可靠度等级

SR	SR ₁	SR ₂	SR ₃	SR ₄	SR ₅
可靠度区间	[0.75,0.8]	[0.8,0.85]	[0.85,0.9]	[0.9,0.95]	[0.95,1]

6 位专家给出的概率分配函数见表 4。

表 4 概率分配函数

序号	概率分配函数
1	(0.02, 0.10, 0.10, 0.75, 0.03)
2	(0.00, 0.05, 0.02, 0.70, 0.05)
3	(0.01, 0.09, 0.15, 0.70, 0.05)
4	(0.02, 0.08, 0.10, 0.75, 0.05)
5	(0.05, 0.05, 0.05, 0.80, 0.05)
6	(0.00, 0.10, 0.20, 0.70, 0.00)

新的基本概率赋值如表 5 所示。

表 5 部件、子系统试验数据新的基本概率赋值

概率分配	SR ₁	SR ₂	SR ₃	SR ₄	SR ₅	θ (不确定)
m_1^*	0.016 0	0.080 0	0.080 0	0.600 0	0.024 0	0.200 0
m_2^*	0.000 0	0.037 5	0.150 0	0.525 0	0.037 5	0.250 0
m_3^*	0.009 0	0.081 0	0.135 0	0.630 0	0.045 0	0.100 0
m_4^*	0.015 0	0.060 0	0.075 0	0.562 5	0.037 5	0.250 0
m_5^*	0.047 5	0.047 5	0.047 5	0.760 0	0.047 5	0.050 0
m_6^*	0.000 0	0.080 0	0.160 0	0.560 0	0.000 0	0.200 0

通过 D-S 证据理论专家信息进行逐次信息融合见表 6 所示。

表 6 专家信息融合结果

融合次数	矛盾因子 k	概率分配函数
1	0.269 1	(0.005 5, 0.041 7, 0.084 8, 0.779 9, 0.019 7, 0.068 4)
2	0.331 4	(0.001 8, 0.019 6, 0.043 5, 0.915 9, 0.009 0, 0.010 2)
3	0.222 3	(0.000 8, 0.008 6, 0.019 3, 0.964 3, 0.003 7, 0.003 3)
4	0.212 4	(0.000 2, 0.001 2, 0.002 7, 0.993 9, 0.000 8, 0.001 2)
5	0.241 8	(0.000 1, 0.000 5, 0.001 5, 0.997 4, 0.000 3, 0.000 2)

经过 5 次信息融合,系统可靠度在区间[0.9,0.95]的概率达到 0.997 4。

根据搜索寻优算法,可得超参数 $a_1 = s_1 = 236.3$, $b_1 = f_1 = 6.163$, 现场实验数据 $(N, S) = (6, 6)$ 。可计算得:检验统计量 $K_1 = 0.832 0$, 拟合优度 $Q(K_1) = 0.361 7$ 。

2) 部件及分系统信息的融合。

① 系统实验前部件、分系统与系统信息的融合。

某型固体火箭发动机简化可靠性框图如图 2 所示。各部件依据相应的可靠性实验方案获得等效折合后的成败型实验数据如表 7 所示。

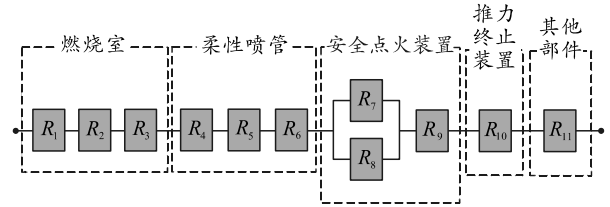


图 2 某型固体火箭发动机简化可靠性框图

表 7 部件、子系统实验数据

编号	部件、分系统名称	实验数	成功数	失败数
1	药柱(燃烧室)	165	164	1
2	壳体(燃烧室)	20	20	0
3	其他部件(燃烧室)	98	98	0
4	喉衬(柔性喷管)	85	84	1
5	喉衬扩张段(柔性喷管)	90	89	1
6	其他部件(柔性喷管)	80	79	1
7	发火管 1(点火装置)	100	99	1
8	发火管 2(点火装置)	100	99	1
9	点火发动机其他部件	74	74	0
10	推力终止装置	95	94	1
11	其他部件	72	72	0

针对以上部件与分系统的可靠性实验信息,分别采用经典可靠性评估方法与信息量折合方法,得到系统可靠性的评估结果如表 8 所示。

表 8 全系统实验前部件、分系统信息的融合

	LM 法	SR 法	CMSR 法	信息量法
折合信息	(20, 1.022)	(20.947 1, 0.947 1)	(53.743 9, 2.738 7)	(238.768 5, 12.201 1)
置信下限	0.817 6	0.830 1	0.886 1	0.925 5

分析评估结果可知:由于信息压缩使得 SR、LM 法评估结果偏于保守;LM 法信息压缩最为严重;CMSR 法虽然只经历了一次信息压缩,其评估结果仍偏于保守;基于信息量的评估方法不存在信息压缩,是一种更为准确的直接利用部件、分系统实验信息进行系统可靠性评估的方法。

② 系统实验后部件、分系统与系统信息的融合。

确定继承因子 ρ 。根据系统等效实验信息超参数 $a_2 = s_2 = 226.567 4$, $b_2 = f_2 = 12.2011$, 现场实验数据 $(N, S) = (6, 6)$ 。经过计算得:检验统计量 $K_2 = 0.145 6$, 拟合优度 $Q(K_2) = 0.702 8$ 。

3) 可靠性增长信息融合。

该型固体火箭发动机研制阶段共进行 5 个阶段的全系统可靠性增长实验,各阶段实验数据如表 9、表 10 所示。

表 9 可靠性增长数据

阶段	实验总数	失败次数
1	6	3
2	5	2
3	4	1
4	4	1
5	5	0
现场实验数据	6	0

表 10 失败次数与累积实验次数

失败次数	累积实验次数
1	2
2	5
3	6
4	9
5	11
6	15
7	17

可靠性增长趋势检验。针对各阶段可靠性增长试验信息，取显著性水平 $\alpha=0.2$ ， $\mu=-1.036 \leq -\mu_\alpha=1.282$ ，表明可靠性有明显增长趋势。

4) 模型参数估计及拟合优度检验。

取 $\alpha=0.2$ ， $C_M^2 = 0.0753 \leq C_{M,\alpha}^2 = 0.123$ ，认为模型拟合程度较好；可以应用 AMSAA 模型拟合。

产品已经进行 5 个阶段可靠性增长实验，可以认为系统现场实验为第 6 阶段，现场实验次数为 $n_6=6$ ，则第 6 阶段的可靠度预测值为 $\hat{R}=0.8252$ 。根据共轭最大熵验前分布的构建方法，得到第 6 阶段的验前分布为 $Be(R|(3.404,0.7211))$ ，验后分布为 $Be(R|(9.406,0.7211))$ 。根据可靠性增长信息可得现场试验后可靠度的估计值为 0.9288，给定置信水平 0.9 下的置信下限为 $R_L=0.8237$ 。经过计算得：检验统计量 $K_3=0.0812$ ，拟合优度 $Q(K_3)=0.9188$ 。

5) 系统信息融合评估。

根据式(23)可得 3 种信息的继承因子分别为：

$$\rho_1=0.1824, \rho_2=0.3546, \rho_3=0.4633。$$

给定置信度 $\gamma=0.9$ ，系统可靠性置信下限

$$R_L=0.8975。$$

为便于不同评估方法结果的比较分析，将各评估方法的计算结果汇总见表 11。

表 11 不同评估方法的比较

评估方法	LM 法	SR 法	CMSR 法	信息融合
置信下限	0.8176	0.8301	0.8861	0.8975

分析评估结果可知：经典的 LM 法、SR、CMSR 法由于信息压缩导致评估结果较为保守；基于继承因子的信息融合方法既综合考虑了先验信息与现场

实验信息的继承性，又反映了两者的差异性，评估结果更为合理。

4 结束语

笔者针对复杂系统可靠性评估的特点，讨论了专家经验信息、部件子系统信息以及可靠性增长信息的融合方法，提出了基于继承因子的信息融合可靠性评估方法，不仅考虑可靠性先验信息与系统现场实验信息的继承性，而且对两者的异总体性加以区别，评估结果科学合理，在可靠性工程领域具有较高的应用价值。

参考文献：

- [1] WATTS S, HUMPHREY, NOZER D, et al. A Bayesian approach for assessing software quality and productivity [J]. Quality and Reliability Engineering International, 2011, 5(2): 195-209.
- [2] Imprecise Reliability Assessment for Heavy Numerical Control Machine Tools Against Small Sample Size Problem[J]. Journal of Shanghai Jiao tong University (Science), 2016, 21(5): 605-610.
- [3] THOMAS A, MAZZUCHI, REFIK S. A Bayesian method for assessing product reliability during development testing[J]. IEEE Trans on Reliability, 1993, 42(2): 503-509.
- [4] Bayesian method for system reliability assessment of overlapping pass/fail data. Journal of Systems Engineering and Electronics[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2015, 26(1): 208-214.
- [5] 方良海. 产品可靠性评估中的多源信息融合技术研究 [D]. 合肥: 合肥工业大学, 2006.
- [6] 庄钊文, 郁文贤. 信息融合技术在可靠性评估中的应用[J]. 系统工程与电子技术, 2000, 22(3): 75-77.
- [7] 王华伟, 高军. 复杂系统可靠性分析与评估[M]. 北京: 科学出版社, 2013: 75-80.
- [8] 马智博, 朱建士, 徐乃新. 利用多源信息源的可靠性评估方法[J]. 计算物理, 2003, 20(3): 392-397.
- [9] 李总根. 大型复杂系统可靠性综合的信息熵方法[J]. 中国安全生产科学技术, 2008, 4(3): 54-58.
- [10] 孙有朝. 基于信息理论的复杂产品可靠性综合评估[J]. 应用科学学报, 2001, 19(2): 113-116.
- [11] 施军. 系统可靠性评定的熵(法)近似限[J]. 航空学报, 1996, 17(5): 543-548.
- [12] 邢云燕, 武小悦. 指数寿命系统可靠性增长的动态 Bayes 评估方法[J]. 系统工程学报, 2010, 25(5): 712-716.
- [13] 刘飞, 窦毅芳, 张为华. 基于狄氏先验分布的固体火箭发动机可靠性增长 Bayes 分析[J]. 固体火箭技术, 2006, 29(4): 239-242.