

基于近似失效点的多源异构数据融合可靠性评估模型

杨童博¹ 魏政² 周坤³

(1. 西南交通大学 数学学院统计系, 成都 611756)

(2. 航空工业济南特种结构研究所, 济南 250023)

(3. 合肥通用机械研究院有限公司, 合肥 230031)

摘要: 为解决多源异构数据的融合问题,提高可靠性评估的精度,根据D-S(Dempster-Shafer)理论和最小二乘法相结合的思想,提出一种基于近似失效点的多源异构数据融合方法。首先,针对单一数据源构造概率分配并进行加权融合得到概率包络,建立基于近似失效点的分布拟合模型。其次,采用最小二乘法得到参数估计值并构造面积度量指标确定真实的失效分布函数,进而完成可靠性评估。最后,通过算例验证了该方法的可行性与有效性,相较于Bayes方法精度更高。

关键词: 多源异构数据; D-S证据理论; 近似失效点; 最小二乘估计; 面积度量指标

中图分类号: TB114.3; O213.2 **DOI:** 10.16579/j.issn.1001.9669.2025.03.017

0 引言

随着科技的发展,产品的结构趋于大型化和复杂化,产品的可靠性水平也趋于高可靠长寿命,在实际工程中进行可靠性评估时,通常无法获得足够的外场数据来进行可靠性评估工作^[1-3]。因此,如何综合利用多阶段^[4-8]、多源试验数据^[9-14]得到更为准确的可靠性评估结果,成为一个亟待解决的关键问题。

目前,针对产品的多源信息可靠性融合评估问题已经有了大量研究,主流方法是Bayes融合统计推断法。例如,唐莉等^[15]^[126-132]^[16]^[265-267]等采用Bayes方法构建了多个信息数据源融合的Bayes可靠性评估模型,将基于Bayes方法得到的后验信息,作为先验信息与其他数据融合,依此递推,进行多源数据融合。PAPANANIAS等^[17]融合了不同来源、不同阶段的数据,获得了产品状态的更新后验分布,其后验估计可以更有效地展现出产品状态。冯静等^[18]^[31-34]研究了基于Bayes理论的最大熵准则的加权融合方法,考虑可信度的影响,得到最保守的融合估计结果。ZHANG等^[19]对传统的Bayes方法进行了改进,推导出一种修正的方法来定量计算可信度用于加权数据融合。鲁靖等^[20]^[153-155]基于Bayes法,结合Dempster-Shafer(D-S)证据理论计算权重因子,将验前信息的融合问题转化为验后信息的融合。除了Bayes融合统计推断法以外,一些学者还研究了其他方法。例如,李刚等^[21]^[116-119]

基于证据理论,以电子装备累计故障概率作为目标集,对两个利用不同源信息得出的预计结果和评估结果进行了融合。董建华等^[22]^[26-30]分别针对大样本和小样本情况,由变异系数法计算权重,建立多权重统计融合可靠性评估模型。张洪才等^[23]^[143-146]用模糊算法对来自同一母体的各种数据进行了融合,将几个同类型不同参数的分布转化成一个模糊化分布。虽然多源信息可靠性融合评估领域已取得了较多成果,但仍然存在不足。文献^[15]^[126-132]、^[16]^[265-267]、^[21]^[116-119]并没有考虑信息先验可信度的影响,而在工程实际中,外场数据由于更能反映产品在真实工况下的可靠性水平,会比实验室数据的先验可信度更高。文献^[18]^[31-34]虽然考虑了信息源的可信度,但是最大熵方法会随着验前信息的增多推导出的验前分布形式愈加复杂,给Bayes推断带来了一定的计算困难。当文献^[20]^[153-155]中有两组先验信息时,基于证据理论计算的权重没有工程实际意义。文献^[23]^[143-146]只适用于同类型分布的数据融合;文献^[22]^[26-30]针对小样本的可靠性融合评估方法,同样也只适用于同类型分布的场合。

此外,在工程实际中,由于样本量的不足、测试环境的影响、测试误差、内外场试验条件及样本构型的不一致性等原因,可能导致相同类型的产品获得的不同来源数据(如实验室测试、仿真试验、外场试验等)并非服从同一总体、同一分布类型。如何对异总体信

收稿日期: 2023-07-22 修回日期: 2023-08-29

基金项目: 国家自然科学基金项目(U1830133)

作者简介: 杨童博,女,1999年生,河南开封人,硕士研究生;主要研究方向为可靠性统计;E-mail: ytb@my.swjtu.edu.cn。

周坤(通信作者),男,1986年生,安徽淮北人,博士,工程师;主要研究方向为制冷设备及关键部件性能和可靠性评估技术;E-mail: zhoukun@gmpi.org.cn。

引用格式: 杨童博,魏政,周坤. 基于近似失效点的多源异构数据融合可靠性评估模型[J]. 机械强度, 2025, 47(3): 136-142.

YANG Tongbo, WEI Zheng, ZHOU Kun. Multi-source heterogeneous data fusion model for reliability evaluation based on approximate failure points[J]. Journal of Mechanical Strength, 2025, 47(3): 136-142.

息进行有效的融合,得到较为可信的评估结论面临挑战。针对以上问题,本文以 D-S 理论为基础,构造单一数据源的概率分配并充分考虑不同信息源的先验可信度,进行加权融合得到概率包络,根据概率包络建立基于近似失效点的分布拟合模型,通过最小二乘法以及面积度量指标确定最优分布。最终达到将多源异构数据融合成一个总体的累积分布函数的目的,并进一步进行可靠性评估。

1 问题描述及理论基础

1.1 问题描述

某产品开展了半实物仿真、数学仿真、外场试验等多种可靠性试验,收集到该产品的寿命数据 $X_i = \{x_{ij}; i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N_k\}$, 其中, x_{ij} 表示由第 i 个数据源收集到的第 j 个样本数据。 M 个数据源的先验可信度记为 $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_M)$, 现解决 M 个数据源样本 X_i 的可靠性融合评估问题。

1.2 证据理论

定义 1^{[24]325-339[25]15-40[26]447-458} 设 Θ 为一辨识框架, Θ 所有可能的非空子集为 A_1, A_2, \dots, A_n , 若函数 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 满足

$$\begin{cases} m(\phi) = 0 \\ \sum_{A \subset \Theta} m(A) = 1 \end{cases} \quad (1)$$

则称 m 为 Θ 上的基本概率分配 (Basic Probability Assgnment, BPA) 函数; 若 $\forall A \subset \Theta, m(A) > 0$, 则称 A 为焦元, $m(A)$ 表示证据对命题 A 的支持程度。

定义 2^{[24]325-339[25]15-40[26]447-458} 函数 $f_{\text{bel}}: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 满足

$$f_{\text{bel}}(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B) \quad (2)$$

则称 f_{bel} 为 m 的信任函数, 表示对命题 A 为真的信任程度, 也可称为下限函数。

定义 3^{[24]325-339[25]15-40[26]447-458} 函数 $f_{\text{pl}}: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 满足

$$f_{\text{pl}}(A) = 1 - f_{\text{bel}}(A^c) = 1 - \sum_{B \subset A^c} m(B) = \sum_{B \cap A \neq \phi} m(B) \geq f_{\text{bel}}(A) \quad (3)$$

则称 f_{pl} 为似然函数, 表示不反对命题 A 的支持程度, 即对命题 A 为非假的信任程度, f_{pl} 也可称为上限函数。

定义 4^{[24]325-339[25]15-40[26]447-458} 设 m_1, m_2, \dots, m_n 为识别框架 Θ 上相互独立的 BPA 函数, 若对 $\forall A \subseteq \Theta$ 满足

$$m(A) = \begin{cases} 0, A = \phi \\ \frac{\sum_{A_1 \cap \dots \cap A_n = A} m_1(A_1) \cdots m_n(A_n)}{1 - k}, A \neq \phi \end{cases} \quad (4)$$

则称 m 为 m_1, m_2, \dots, m_n 的 D-S 合成, 其中 $k =$

$\sum_{A_1 \cap \dots \cap A_n = \phi} m_1(A_1) \cdots m_n(A_n)$, 称 k 为冲突系数, 反映证据之间的冲突程度, 记为 $m = m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n$ 。

2 多源异构数据的融合处理

2.1 单一数据源概率分配构造法

基于 D-S 理论进行多源异构信息融合时, 如何获得基本概率分配函数, 是非常重要的一个问题。本文根据各数据源拟合寿命分布, 计算单一数据源的概率分配。

假设寿命数据 $X_i, i = 1, 2, \dots, M$ 中, M 组数据分别可能服从的分布类型, 采用极大似然法获得每种分布未知参数的估计值并进行皮尔逊 χ^2 拟合优度检验, 针对小样本的情况也可以选择图检验, S-W 检验 (正态) 等其他检验方法^[27], 若一组数据有多种分布模型同时通过检验, 利用 Bayes 信息准则选择最优分布, 其计算式如下:

$$B_{\text{bic}} = -2 \ln L(\hat{\theta}|X_i) + N \ln n \quad (5)$$

式中, $\ln L(\hat{\theta}|X_i)$ 为模型的极大似然函数; N 为模型独立参数个数; n 为样本数。使 B_{bic} 达到最小的寿命分布为最优。根据式 (5) 最终得到 M 组数据的分布函数分别为 F_1, F_2, \dots, F_M 。

根据累积分布函数 F_1, F_2, \dots, F_M 可构造基本概率分配, 以正态分布为例, 可计算寿命数据 $X_i, i = 1, 2, \dots, M$ 的 $h\sigma$ 区间 $[\mu_i - h\sigma_i, \mu_i + h\sigma_i]$, 一般令 $h = 3$, h 越大表示随机变量 X 的取值范围越大, 用来构造焦元的区间长度越大。由 $a = \max\{\min\{\mu_i - h\sigma_i\}, 0\}$, $b = \max\{\mu_i + h\sigma_i\}$ 构造出焦元, 将 $[a, b]$ 平均分为 k 个子区间, 记为 $\Omega = \{c_j = [a_j, b_j], j \in [1, 2, \dots, k]\}$ 。

设有一辨识框架 Θ , 其焦元集为 $\Delta_j = \{A_j = (x \in c_j)\}$, 则焦元 A_j 的基本概率分配为

$$m_i(A_j) = \int_{x \in c_j} f_i(x) dx = F_i(b_j) - F_i(a_j) \quad (6)$$

式中, $i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, k; f_1, f_2, \dots, f_M$ 为概率密度函数。这样就可以分别将分布函数 F_1, F_2, \dots, F_M 构造了对应的概率分配函数 m_1, m_2, \dots, m_M 。

2.2 多源异构数据的加权融合法

由于不同数据源的可靠性存在差异, 所以在证据合成中它们有着不同的先验可信度, 该先验可信度通常由专家通过主观评判给出。对于 M 个数据源, 确定其权重为 $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_M)$, 可信度越高的数据源获得的先验可信度越大。在获得各数据源的先验可信度之后, 对证据进行加权平均, 则

$$m^*(A_j) = \sum_{i=1}^M \lambda_i m_i(A_j), j = 1, 2, \dots, k \quad (7)$$

将式 (7) 加权平均后的概率分配作为各个证据的基本概率分配函数, 由式 (4) 的 D-S 合成式对新基本分

配函数合成 $M-1$ 次,从而得到融合后焦元 A_j 的基本概率分配:

$$m(A_j) = \theta_j, j = 1, 2, \dots, k \quad (8)$$

由式(8)构造概率包络

$$\begin{cases} f_{pl}(x) = \sum_{l=1}^j \theta_l, x \in c_j \\ f_{bel}(x) = \sum_{l=1}^{j-1} \theta_l, x \in c_j \end{cases} \quad (9)$$

表示 x 的任何可能的概率分布均落在该包络里。

3 基于近似失效点的分布拟合模型

概率包络即 x 处寿命累积分布函数值的上限和下限,是对 X 的概率分布的最高估计和最低估计。寿命 X 的真实累积分布函数(Cumulative Distribution Function, CDF)介于 $f_{pl}(x)$ 和 $f_{bel}(x)$ 之间,取 $f_{pl}(x)$ 和 $f_{bel}(x)$ 的均值作为该产品的近似失效概率如图 1(a) 中红色曲线所示,即

$$P(X \leq x) = [f_{bel}(x) + f_{pl}(x)]/2 \quad (10)$$

当区间个数 k 逐渐增大, $f_{pl}(x)$ 和 $f_{bel}(x)$ 差距将会逐渐减小,并逐渐与近似失效曲线重合。选取图 1(a) 中红色曲线上的一系列近似失效点 $(y_v, p_v), v = 1, 2, \dots, n$, 用于分布拟合的原始数据,并进一步选取最优分布,具体做法如下:

1) 令 $\delta > 0$, 取 $y_1 = \min \{x | f_{pl}(x) \geq \delta\}$, $y_n = \max \{x | f_{bel}(x) \leq 1 - \delta\}$ 。

2) 取 $y_{v+1} = y_v + s, v = 1, 2, \dots, n - 1$ 。 s 为 y_v 递增的步长,并由式(10)计算近似失效概率,得到一系列点 $(y_v, p_v), v = 1, 2, \dots, n$ 。

3) 根据 (y_v, p_v) 进行分布拟合。选择正态、威布尔等常见分布通过最小二乘法计算未知参数的估计值。

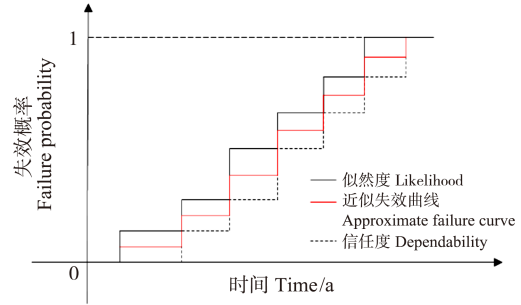
4) 根据步骤 3) 中拟合的全部分布,构造面积度量公式选取图 1(b) 中阴影部分相对于概率包络面积占比最小的分布作为拟合的最优分布,得到该产品的真实失效分布 $F(x)$ 。该面积度量指标计算式为

$$\rho_1 = \frac{S_0}{S_{pl} - S_{bel}} \quad (11)$$

该指标为无量纲量。其中, S_0 为拟合曲线超出概率包络部分的面积,即阴影部分面积; $S_{pl} - S_{bel}$ 为概率包络面积。理论上讲,真实失效分布应在概率包络之内,因此 ρ 越小代表着该分布超出概率包络的相对面积越小, ρ 最小的分布即为多源数据融合后的最优分布。

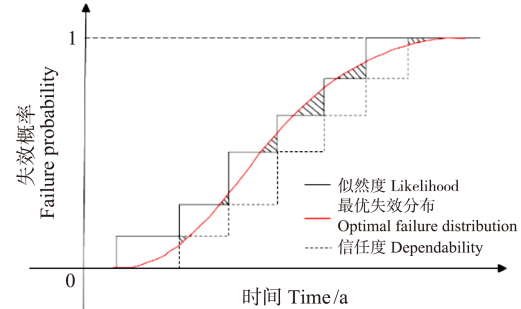
4 产品寿命可靠性综合评估

多源异构数据融合的可靠性评估可依据图 2 所示流程图进行。对 M 源数据样本经融合处理得到寿命的概率包络,建立基于近似失效点的分布拟合模型确



(a) 近似失效曲线

(a) Approximate failure curve



(b) 最优失效分布曲线

(b) Optimal failure distribution curve

图 1 近似失效曲线和最优失效分布曲线

Fig. 1 Approximate failure curve and optimal failure distribution curve

定最优分布,最终得到 M 源数据样本总体累积分布函数 $F(x)$ 从而进行可靠性综合评估。

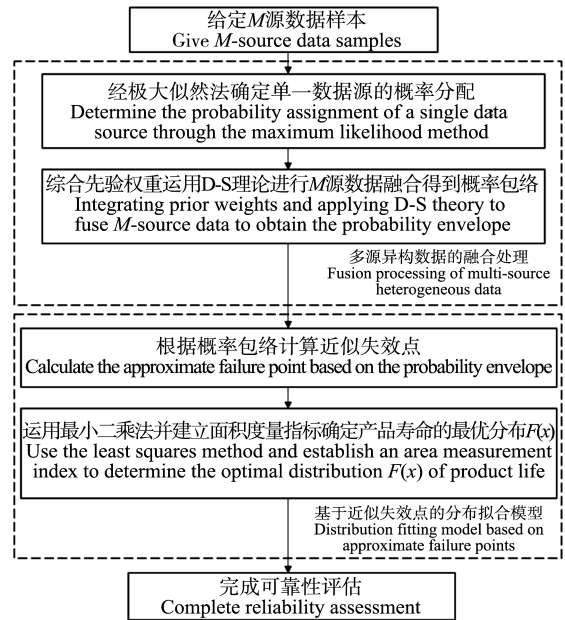


图 2 产品可靠性评估流程图

Fig. 2 Flow chart of product reliability assessment

5 算例分析

文献[15]¹²⁹⁻¹³⁰给出了某产品由数学仿真、半实物仿真和现场试验的方式获得的一些寿命数据如表 1 所示,样本容量分别为 $n_1=30, n_2=10, n_3=8$ 。令先验可信

度均为 1/3,对本文方法进行验证。

由第 2.1 节中的方法确定 A、B 源服从 Weibull 分布, C 源服从正态分布,由极大似然方法得到该产品寿命数据的未知参数估计值如表 2 所示。取 $a=0, b=33.7147$, 对于信息源 A、B、C 产品寿命 X 的取值落在区间的概率 $P(x \notin [a, b]) < 0.001$ 。在区间 $[a, b]$ 中确定 30 个焦点,并由式(6)分别计算单一数据源的概率分配。

表 1 不同信息源数据

Tab. 1 Data from different sources

信息源 Information source	寿命数据值 Life data value/a
A 源-仿真数据 X_1 A source-simulation data X_1	2.51 3.58 3.59 5.52 5.87 5.90 6.46 7.72 8.15 8.21 8.30 8.77 9.44 9.46 9.54 9.55 9.95 10.41 11.55 11.63 11.78 12.35 13.38 13.47 14.04 14.50 15.09 16.64 16.87 17.31
B 源-半实物仿真数据 X_2 B source-semi-physical simulation data X_2	7.94 8.96 9.14 9.20 9.63 9.78 10.17 10.39 10.48 11.15
C 源-现场试验数据 X_3 C source-field test data X_3	11.96 12.59 12.76 12.92 13.25 13.52 13.53 14.39

表 2 单一数据源拟合结果

Tab. 2 Fitted results for a single data source

单一数据源 Single source of data	未知参数的极大似然估计 Maximum likelihood estimation of unknown parameters	
A	尺度参数 Scale parameter	$\alpha_1 = 11.2991$
	形状参数 Shape parameter	$\beta_1 = 2.7992$
B	尺度参数 Scale parameter	$\alpha_2 = 10.0762$
	形状参数 Shape parameter	$\beta_2 = 12.7223$
C	均值 Mean value	$\mu_3 = 13.1150$
	标准差 Standard deviation	$\sigma_3 = 0.6850$

根据第 2.2 节中的方法对加权平均后的概率分配融合 2 次。进一步地,由式(9)计算概率包络,并在近似失效曲线上选择 30 个失效点,如图 3 所示。

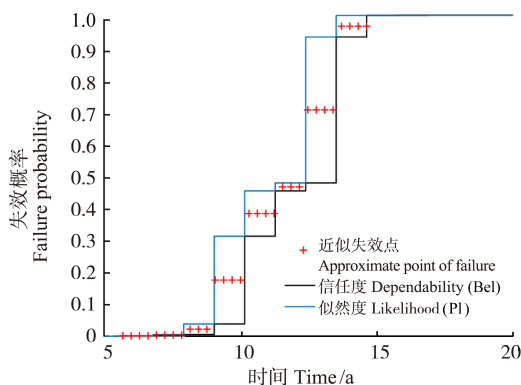


图 3 近似失效点计算结果

Fig. 3 Calculation results of approximate failure point

针对该近似失效点进行线性拟合,得到其分别服从正态、Weibull 分布时未知参数的最小二乘估计,以及面积度量值如表 3 所示。

当服从 Weibull 分布时,面积度量值为 0.1557,小

表 3 融合结果及面积度量指标

Tab. 3 Fusion results and area metrics

分布类型 Distribution type	参数估计值 Parameter estimation value	ρ_1
Weibull 分布 Weibull distribution	尺度参数 Scale parameter $\alpha_d = 12.2500$ 形状参数 Shape parameter $\beta_d = 9.8195$	0.1557
正态分布 Normal distribution	均值 Mean value $\mu_d = 11.4860$ 标准差 Standard deviation $\sigma_d = 1.6366$	0.1585
Bayes 方法 Bayes method	均值 Mean value $\mu_0 = 11.35$ 标准差 Standard deviation $\sigma_0 = 6.85$	3.0320

于正态分布,因此,通过计算近似失效点得到该产品寿命服从 Weibull 分布,可靠度函数为

$$R(t) = \exp\left[-\left(\frac{x}{12.2500}\right)^{9.8195}\right]$$

融合结果 S 与仿真数据 A、半实物仿真数据 B、现场数据 C 关于可靠度的偏差比例度为

$$d_{s,i} = \frac{|R_s(x) - R_i(x)|}{R_s(x)}, i = A, B, C$$

选取 4 个寿命数据,计算 $d_{s,A}, d_{s,B}, d_{s,C}$,如表 4 所示。

表 4 偏差比例度结果

Tab. 4 Deviation ratio results

时间 Time/a	5.34	7.15	11.60	13.74
$d_{s,A}$	0.1152	0.2387	0.3879	2.8880
$d_{s,B}$	0.00022436	0.0076	0.9955	1.0000
$d_{s,C}$	0.0003	0.0051	0.7716	2.9604

图 4 将单一数据源与融合结果 S 的可靠度进行对比。由图 4、表 4 可以看出,融合后的 S 可靠度曲线与仿真数据 A 相差较大,相比之下,半实物仿真数据 B 和现场数据 C 更接近融合结果 S。这说明在对产品的可靠性进行分析时,如果仅使用仿真数据,虽然有较好的统计效果,但与现场试验数据差别较大,若仅使用半实物仿真数据,其结果要略好于全仿真数据,但仍与真实分布有较大差距,若只分析 C 源现场数据,可能会由于样本量不足导致无法得到准确的结果。因此,综合多源数据进行评估会更客观、全面。

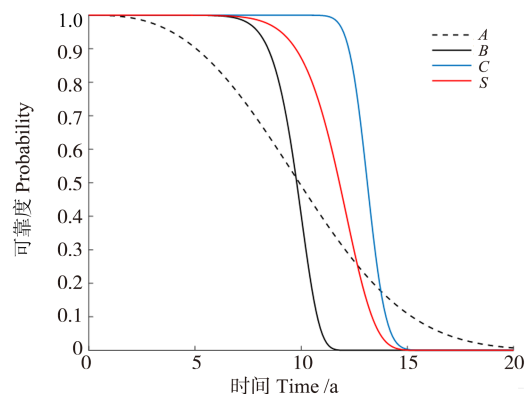


图 4 融合前后可靠度对比

Fig. 4 Comparison of reliability before and after data fusion

文献[15]¹²⁹⁻¹³¹中 Bayes 方法结果如表 3 所示,其面积度量指标为 3.032 0 > 0.155 7。同时,由图 5 也可看出,由本文方法拟合的寿命分布更接近概率包络变化趋势。

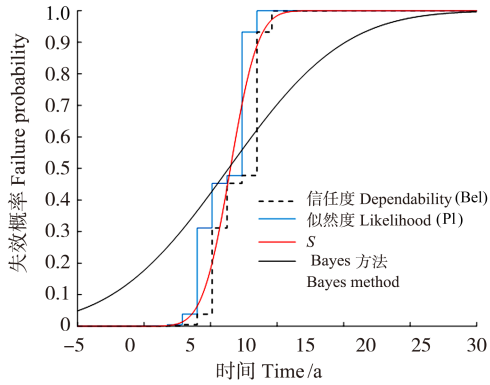


图 5 两种方法的融合结果对比

Fig. 5 Comparison of fusion results of the two methods

为了更好地验证该方法的可行性与普适性,假定

某产品 1 寿命服从形状参数 $\beta = 6$, 尺度参数 $\alpha = 37.2$ 的 Weibull 分布, 基于该分布产生样本量分别为 $n_1 = 8, n_2 = 10, n_3 = 15$ 的随机样本, 令其先验可信度均为 1/3, 进行数据融合结果如表 5、图 6 所示。另外, 假定某产品 2 寿命服从均值 $\mu = 25$, 标准差 $\sigma = 6$ 的正态分布, 基于该分布产生样本量分别为 $n_1 = 9, n_2 = 13, n_3 = 25$ 的随机样本, 令其先验可信度均为 1/3, 进行数据融合结果如表 5、图 6 所示。同时, 用相对误差 ρ_2 表示融合结果 S 与真实分布的差距, ρ_2 定义为

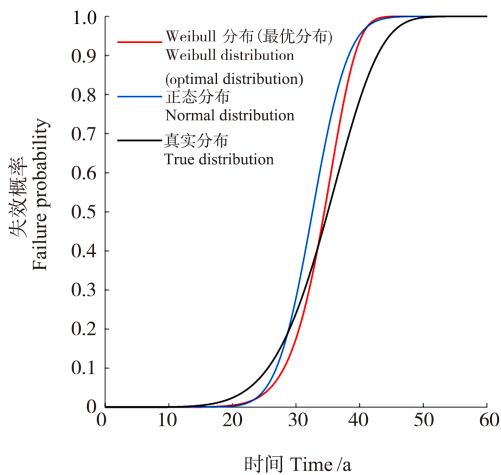
$$\rho_2 = \frac{A_e}{A_{0.5}} = \frac{\int_0^\infty |g_s(x) - g_0(x)| dx}{g_0^{-1}(0.5) \times 0.5}$$

式中, ρ_2 为无量纲指标; A_e 为融合分布 S 与真实分布间的误差面积; $A_{0.5}$ 为真实分布 0.5 分位数与坐标轴围成的面积; $g_s(x)$ 为融合分布; $g_0(x)$ 为真实分布。

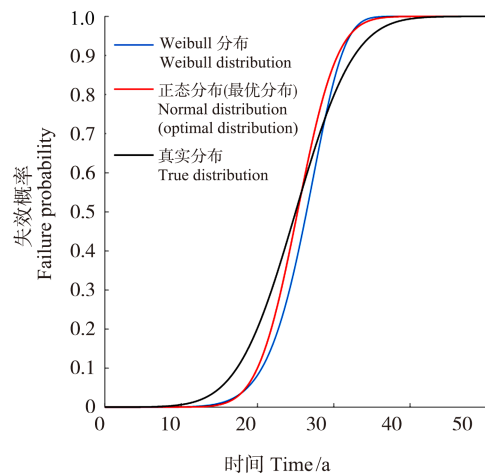
表 5 融合结果汇总

Tab. 5 Summary of fusion results

	ρ_1		ρ_2		真实分布 True distribution	融合分布 Fusion distribution
	正态分布 Normal distribution	Weibull 分布 Weibull distribution	正态分布 Normal distribution	Weibull 分布 Weibull distribution		
产品 1 Product 1	0.045 8	0.006 5	0.150 7	0.110 2	$\beta = 6$ $\alpha = 37.2$	$\hat{\beta} = 9.258 3$ $\hat{\alpha} = 35.823 7$
产品 2 Product 2	0.071 1	0.134 9	0.122 4	0.153 2	$\mu = 25$ $\sigma = 6$	$\hat{\mu} = 25.249 4$ $\hat{\sigma} = 4.099 4$



(a) 产品 1
(a) Product 1



(b) 产品 2
(b) Product 2

图 6 融合结果 S 与真实分布对比图

Fig. 6 Comparison of fusion result S and true distribution

由表 5、图 6 看出, 产品 1 融合结果 S 的最优分布为 Weibull 分布, 产品 2 融合结果 S 的最优分布为正态分布。 ρ_1 表示融合结果在正态分布和 Weibull 分布下均

表现良好, ρ_2 表示最优分布与真实分布的误差较小。

6 结论

以 D-S 理论和最小二乘法相结合的思想,基于近似失效点建立多源异构数据融合可靠性评估模型。通过算例验证,主要得到以下结论:

1) 仅利用现场试验数据进行统计推断,会受到样本量过小的影响,导致片面的评估结果。

2) 由偏差比例度和可靠度曲线可知,单一数据与融合结果相差较大,融合后的可靠性评估更加全面。

3) 通过计算面积度量指标 ρ_1 得到产品寿命更精确的累积分布函数,并且该分布优于 Bayes 方法。

4) 通过产品 1 和产品 2 融合结果与真实分布的对比,相对误差 ρ_2 较小,可以认为该方法具有可行性与普适性。

本文在进行多源异构数据融合可靠性评估方面,尽管取得了初步成果,但还存在不足之处,文章仅考虑单一数据源的先验权重,为提高多源异构信息融合的准确性,对于后验权重的获得有必要进行进一步研究。

参考文献 (References)

- [1] 周忠宝,厉海涛,刘学敏,等. 航天长寿命产品可靠性建模与评估的 Bayes 信息融合方法[J]. 系统工程理论与实践,2012,32(11): 2517-2522.
ZHOU Zhongbao, LI Haitao, LIU Xuemin, et al. A Bayes information fusion approach for reliability modeling and assessment of spaceflight longlife product [J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2012, 32(11): 2517-2522. (In Chinese)
- [2] 黄周霖,王召斌,王佳炜,等. 电磁继电器长贮零失效情况下的 Bayes 可靠性评估方法[J]. 江苏科技大学学报(自然科学版), 2019, 33(5): 67-72.
HUANG Zhoulin, WANG Zhaobin, WANG Jiawei, et al. Bayes reliability evaluation method for long storage zero failure of electromagnetic relay [J]. Journal of Jiangsu University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2019, 33(5): 67-72. (In Chinese)
- [3] LIANG Q W, YANG C, LIN S, et al. Multi-source information grey fusion method of torpedo loading reliability[J]. Ocean Engineering, 2021, 234: 109303.
- [4] XU Z P, MO Y C, LIU Y, et al. Reliability assessment of multi-state phased-mission systems by fusing observation data from multiple phases of operation[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 118: 603-622.
- [5] SUN Y N, QIN W, XU H W, et al. A multiphase information fusion strategy for data-driven quality prediction of industrial batch processes [J]. Information Sciences, 2022, 608: 81-95.
- [6] 宋贵宝,张峰伟. 基于信息融合技术的多阶段可靠性评估方法研究[J]. 舰船电子工程, 2014, 34(2): 41-43.

- SONG Guibao, ZHANG Fengwei. Research on the method of multi-stage reliability assessment based on the information infusion technology [J]. Ship Electronic Engineering, 2014, 34(2): 41-43. (In Chinese)
- [7] 王国锋,曹增欢,冯海生,等. 基于多阶段退化建模的谐波减速器实时可靠性评估与寿命预测[J]. 天津大学学报, 2022, 55(2): 122-132.
WANG Guofeng, CAO Zenghuan, FENG Haisheng, et al. Real-time reliability evaluation and life prediction of harmonic reducer based on multi-stage degradation modeling [J]. Journal of Tianjin University, 2022, 55(2): 122-132. (In Chinese)
- [8] SHAO X Y, WANG Y Y, CAI B P, et al. Remaining useful life prediction considering degradation interactions of subsea Christmas tree: a multi-stage modeling approach [J]. Ocean Engineering, 2022, 264: 112455.
- [9] CHEN C, CHEN Q W, LI G, et al. A novel multi-source data fusion method based on Bayesian inference for accurate estimation of chlorophyll-a concentration over eutrophic lakes [J]. Environmental Modelling & Software, 2021, 141: 105057.
- [10] WANG H F, DENG X Y, JIANG W, et al. A new belief divergence measure for Dempster-Shafer theory based on belief and plausibility function and its application in multi-source data fusion [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2021, 97: 104030.
- [11] JIA X, CHENG Z J, GUO B. Reliability analysis for system by transmitting, pooling and integrating multi-source data [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2022, 224: 108471.
- [12] ZHANG P F, LI T R, WANG G Q, et al. Multi-source information fusion based on rough set theory: a review [J]. Information Fusion, 2021, 68: 85-117.
- [13] STRELET E, WANG Z Y, PENG Y, et al. Multi-source heterogeneous data fusion for toxin level quantification [J]. IFAC-PapersOnLine, 2021, 54(3): 67-72.
- [14] YUAN Q D, PI Y Z, KOU L, et al. Multi-source data processing and fusion method for power distribution internet of things based on edge intelligence [J]. Frontiers in Energy Research, 2022, 10: 891867.
- [15] 唐莉,唐家银,程世娟. 多源异构数据贝叶斯统计融合可靠性评估模型[J]. 机械强度, 2022, 44(1): 126-132.
TANG Li, TANG Jiayin, CHENG Shijuan. Bayesian statistical fusion reliability evaluation model of multi-source heterogeneous data [J]. Journal of Mechanical Strength, 2022, 44(1): 126-132. (In Chinese)
- [16] 韦金芬,宋保维,毛昭勇. 多阶段实验数据融合的 Bayes 可靠性评定模型[J]. 计算机工程, 2012, 38(9): 265-267.
WEI Jinfen, SONG Baowei, MAO Zhaoyong. Bayes reliability evaluation model of multistage experimental data fusion [J]. Computer Engineering, 2012, 38(9): 265-267. (In Chinese)
- [17] PAPANANIAS M, MCLEAY T E, MAHFOUF M, et al. A Bayesian information fusion approach for end product quality estimation

- using machine learning and on-machine probing [J]. *Journal of Manufacturing Processes*, 2022, 76: 475-485.
- [18] 冯静, 刘琦, 周经伦, 等. Bayes分析中多源信息融合的最大熵-矩估计方法[J]. *质量与可靠性*, 2003(6): 31-34.
FENG Jing, LIU Qi, ZHOU Jinglun, et al. Multi-source information fusion based on MEMM in Bayes analysis [J]. *Quality and Reliability*, 2003(6): 31-34. (In Chinese)
- [19] ZHANG Y, CHEN H, JIANG P, et al. Bayesian assessment for reliability of binomial components based on information fusion of similar products [J]. *Journal of Donghua University (English Edition)*, 2015, 32(6): 940-945.
- [20] 鲁靖, 卞树檀. 一种基于证据理论的可靠性信息融合方法[J]. *电子设计工程*, 2013, 21(17): 153-155.
LU Jing, BIAN Shutan. A reliability information fusion method based on Dempster-Shafer [J]. *Electronic Design Engineering*, 2013, 21(17): 153-155. (In Chinese)
- [21] 李刚, 马彦恒, 贾占强. 基于预计和评估结果融合的电子装备可靠性预测方法[J]. *火力与指挥控制*, 2009, 34(8): 116-119.
LI Gang, MA Yanheng, JIA Zhanqiang. Reliability forecast method of electronic equipment based on fusion of prediction and assessment result [J]. *Fire Control and Command Control*, 2009, 34(8): 116-119. (In Chinese)
- [22] 董建华, 唐家银. 基于主特征映射的多权重数据统计融合可靠性评估模型[J]. *统计与决策*, 2022, 38(7): 26-30.
DONG Jianhua, TANG Jiayin. Reliability evaluation model of multi-weight data statistical fusion based on principal feature mapping [J]. *Statistics & Decision*, 2022, 38(7): 26-30. (In Chinese)
- [23] 张洪才, 陈举华, 黄克正, 等. 基于信息融合技术的不精确可靠性数据的利用[J]. *农业机械学报*, 2004, 35(3): 143-146.
ZHANG Hongcai, CHEN Juhua, HUANG Kezheng, et al. Use of imprecise reliability data based on information fusion technology [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2004, 35(3): 143-146. (In Chinese)
- [24] DEMPSTER A P. Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping [J]. *The Annals of Mathematical Statistics*, 1967, 38(2): 325-339.
- [25] 杨风暴, 王肖霞. D-S证据理论的冲突证据合成方法[M]. 北京: 国防工业出版社, 2010: 15-40.
YANG Fengbao, WANG Xiaoxia. Combination method of conflictive evidences in D-S evidence theory [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2010: 15-40. (In Chinese)
- [26] SMET P. The combination of evidence in the transferable belief model [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 12(5): 447-458.
- [27] 赵宇. 可靠性数据分析[M]. 北京: 国防工业出版社, 2011: 91-112.
ZHAO Yu. Data analysis of reliability [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2011: 91-112. (In Chinese)

Multi-source heterogeneous data fusion model for reliability evaluation based on approximate failure points

YANG Tongbo¹ WEI Zheng² ZHOU Kun³

(1. Department of Statistics, School of Mathematics, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China)

(2. The Research Institute for Special Structures of Aeronautical Composite AVIC, Jinan 250023, China)

(3. Hefei General Machinery Research Institute Co., Ltd., Hefei 230031, China)

Abstract: In order to solve the problem of multi-source heterogeneous data fusion and improve the accuracy of reliability evaluation, a multi-source heterogeneous data fusion method based on approximate failure point was proposed by using D-S theory and the least squares method. Firstly, the probability envelope curves were obtained through constructing probability assignment for a single source of data and performing weighted fusion. A distribution fitting model based on approximate failure points was also established. Secondly, the parameter estimation value was obtained by the least squares method, and the area metric was constructed to determine the true failure distribution function, and then the reliability assessment was completed. Finally, the feasibility and effectiveness of the proposed method were verified by examples, and the accuracy was higher than that of Bayes method.

Key words: Multi-source heterogeneous data; D-S evidence theory; Approximate failure point; Least squares estimation; Area metric

Corresponding author: ZHOU Kun, E-mail: zhoukun@gmpi.org.cn

Fund: National Natural Science Foundation of China (U1830133)

Received: 2023-07-22 Revised: 2023-08-29