

# 基于相对熵的产品贮存寿命数据融合方法

徐如远<sup>1</sup>, 张生鹏<sup>1\*</sup>, 王韶光<sup>2</sup>, 贾昊楠<sup>2</sup>, 蒋勇<sup>3</sup>

(1. 航天科工防御技术研究试验中心, 北京 100854; 2. 中国人民解放军 32181 部队, 西安 710032; 3. 电子信息控制重点实验室, 成都 610036)

**摘要:** 目的 针对产品贮存延寿工程寿命评估不准确的问题, 开展基于自然和加速贮存试验数据的融合评估方法研究。方法 基于相对熵的思想, 构造一个新的寿命分布, 使其与自然贮存寿命分布和加速贮存寿命分布的距离最小。结果 结合某机电产品工程案例, 给出贮存寿命数据融合评估方法。结论 该方法可有效地对机电产品自然和加速贮存寿命分布数据进行融合, 给出相应年限的可靠度, 为寿命准确评估提供支撑。

**关键词:** 机电产品; 数据融合; 相对熵; 自然贮存; 加速贮存; 寿命评估

中图分类号: TB114.3

文献标志码: A

文章编号: 1672-9242(2024)12-0071-07

DOI: 10.7643/issn.1672-9242.2024.12.009

## Product Storage Life Data Fusion Method Based on Relative Entropy

XU Ruyuan<sup>1</sup>, ZHANG Shengpeng<sup>1\*</sup>, WANG Shaoguang<sup>2</sup>, JIA Haonan<sup>2</sup>, JIANG Yong<sup>3</sup>

(1. Aerospace Science and Technology Defense Technology Research and Experiment Center, Beijing 100854, China; 2. Unit 32181, PLA, Xi'an 710032, China; 3. Key Laboratory of Electronic Information Control, Chengdu 610036, China)

**ABSTRACT:** The work aims to address the issue of inaccurate assessment of product storage life extension engineering, and conduct research on a fusion evaluation method based on natural and accelerated storage test data. Based on the idea of relative entropy, a new life distribution was constructed to minimize the distance from the natural and accelerated storage life distribution. A data fusion evaluation method was provided for storage life based on a certain electromechanical product engineering case. This method can effectively integrate the natural and accelerated storage life distribution data of electromechanical products, give the reliability of the corresponding life, and provide support for the accurate life assessment.

**KEY WORDS:** mechanical and electrical products; data fusion; relative entropy; natural storage; accelerated storage; life assessment

贮存寿命、使用寿命是装备可靠性的重要指标要求<sup>[1-3]</sup>, 当装备已经达到或即将达到使用年限时, 需要开展延寿维修, 增加产品的使用年限<sup>[4-6]</sup>。目前装备贮存延寿工程主要采取加速试验的方法来确定装备贮存寿命, 然而由于加速试验方案设计、试验应力选取等工作不够细致科学, 仅利用加速试验数据进行

分析可能会导致装备贮存寿命评估准确性不足。装备在开展加速贮存试验之前, 往往已经有了相当年限的自然贮存服役监测数据, 融合自然贮存服役监测数据及加速贮存试验数据, 可以提高贮存寿命评估的精度和可信度。

在寿命融合评估方面, Cheng 等<sup>[7]</sup>将数据驱动和

收稿日期: 2024-06-23; 修订日期: 2024-09-02

Received: 2024-06-23; Revised: 2024-09-02

引文格式: 徐如远, 张生鹏, 王韶光, 等. 基于相对熵的产品贮存寿命数据融合方法[J]. 装备环境工程, 2024, 21(12): 71-77.

XU Ruyuan, ZHANG Shengpeng, WANG Shaoguang, et al. Product Storage Life Data Fusion Method Based on Relative Entropy[J]. Equipment Environmental Engineering, 2024, 21(12): 71-77.

\*通信作者 (Corresponding author)

失效物理方法融合,开展了产品的寿命预测。Liao等<sup>[8]</sup>在恒定应力加速退化试验中,考虑外场环境变量,对可靠度进行了评估。何一帆等<sup>[9]</sup>通过深度学习算法综合考虑多种类型数据进行了寿命融合评估。韦艳华等<sup>[10]</sup>利用 copula 函数进行了产品多变量分布融合评估。何宇廷等<sup>[11]</sup>利用极大似然估计,将不同阶段寿命分布数据进行了融合。殷泽凯等<sup>[12]</sup>针对指数型与威布尔型产品的自然贮存和加速贮存数据,利用相对熵与最小二乘法对产品进行了可靠性评估。李贺龙等<sup>[13]</sup>利用 Wiener 过程进行退化建模,并用粒子滤波方法融合多退化信息实现了参数更新。龚循飞<sup>[14]</sup>在深度神经网络的基础上,结合卡尔曼滤波实现了电池容量的寿命预测。冯静等<sup>[15]</sup>根据不同产品的相似性,依据对数似然准则引入权重对试验数据进行了融合,并实现了可靠度评估。周源等<sup>[16]</sup>基于 EM 算法和 Bayes 方法,对 MEMS 加速度计的总体与个体寿命信息进行了融合评估。邢国强等<sup>[17]</sup>利用 Bayes 方法对产品指数分布数据进行了融合评估。Meeker 等<sup>[18]</sup>通过比率模型,将实验室加速寿命试验与外场贮存数据进行了关联融合。Pan 等<sup>[19]</sup>通过修正因子和贝叶斯方法实现了实验室加速试验和外场试验数据的融合与寿命评估。Hamada 等<sup>[20-22]</sup>利用贝叶斯方法实现了多源贮存寿命信息的融合评估。王立志等<sup>[23]</sup>采用贝叶斯方法将外场寿命信息和实验室寿命和退化信息进行了融合。蔡忠义等<sup>[24-25]</sup>开展了基于外场和实验室加速试验数据的产品可靠性评估方法研究。彭宝华等<sup>[26]</sup>基于维纳过程和 Bayes 方法,对寿命信息和退化信息进行了融合,从而得到剩余寿命分布。裴洪等<sup>[27]</sup>基于 Bayes 方法实现了基于寿命信息和退化信息的剩余寿命估计。

以上研究表明,现有产品贮存寿命融合评估研究偏重于通过 Bayes 方法对寿命数据或将退化数据转换为伪寿命进行融合,根据产品的工程背景选取不同的变量作为先验信息,但是先验信息的选取偏主观,并且对结果影响比较大。copula 函数适用于多参数融合分析,但要求数据需具有明确的概率分布,适用范围相对较小。深度学习方法对数据量的要求较高,不适用于装备小子样试验数据场景。相对熵是一种计算 2 种数据相对误差的方法,可适用于连续型分布,也适用于离散型数据,给产品贮存寿命融合评估方法提供了新思路。

本文在获取产品自然贮存寿命分布和加速贮存寿命分布的基础上,利用相对熵的思想构造一个融合后的贮存寿命分布,使得其与自然贮存寿命分布和加速贮存寿命分布的距离最小,以某机电产品作为案例进行分析计算,验证本文所提方法的有效性。

## 1 产品贮存寿命分布

装备在使用期间会积累大量的寿命信息,可根据

获得的寿命信息对贮存寿命分布进行拟合。威布尔分布<sup>[28]</sup>是拟合装备贮存寿命信息的重要分布。

假设产品贮存寿命服从威布尔分布,产品的贮存可靠度  $R(t)$ 、故障密度函数  $f(t)$ 、故障率  $\lambda(t)$  分别可以表示为:

$$F(t) = 1 - e^{-\left(\frac{t}{\eta}\right)^m} \quad (1)$$

$$f(t) = \frac{m}{\eta} \left(\frac{t}{\eta}\right)^{m-1} e^{-\left(\frac{t}{\eta}\right)^m} \quad (2)$$

$$\lambda(t) = m\eta^{-m} t^{m-1} \quad (3)$$

式中:  $m$ 、 $\eta$  为正数,分别为形状参数和特征寿命。当  $\eta=1$  时,寿命分布函数转变为指数分布;当  $\eta=2$  时,寿命分布函数转变为瑞利分布;当  $\eta=3\sim 4$  时,近似于正态分布。威布尔分布形状参数反映了产品的寿命特征,对不同试验数据的适应能力较强。

假定投入  $n$  个样品进行试验,至  $r$  个失效时停止,观测到失效时间的顺序统计量为  $t_{(1)} \leq t_{(2)} \leq \dots \leq t_{(r)}$ 。

其似然函数可写为:

$$L(m, \eta) = \frac{n!}{(n-r)!} \prod_{i=1}^r \frac{m}{\eta} \left(\frac{t_{(i)}}{\eta}\right)^{m-1} e^{-\left(\frac{t_{(i)}}{\eta}\right)^m} \left[ e^{-\left(\frac{t_{(r)}}{\eta}\right)^m} \right]^{n-r} \quad (4)$$

对式(4)求导可得:

$$\begin{cases} \frac{\sum_{i=1}^r t_{(i)}^m \ln t_{(i)} + (n-r)t_{(r)}^m \ln t_{(r)}}{\sum_{i=1}^r t_{(i)}^m + (n-r)t_{(r)}^m} - \frac{1}{m} - \frac{1}{r} \sum_{i=1}^r \ln t_{(i)} = 0 \\ \eta^m = \frac{1}{r} \left[ \sum_{i=1}^r t_{(i)}^m + (n-r)t_{(r)}^m \right] \end{cases} \quad (5)$$

## 2 基于相对熵的贮存寿命分布融合评估

相对熵<sup>[29]</sup>也叫 K-L 散度,是一种量化 2 种概率分布  $P$  和  $Q$  之间差异的方式,在概率和统计学上,经常会使用一种更简单的、近似的分布来替代观察数据或太复杂的分布。相对熵能帮助我们度量使用一个分布来近似另一个分布时所损失的信息量,相对熵越小,说明 2 种分布的匹配程度越好。

相对熵的表达式可表示为:

$$D_{KL}(P \parallel Q) = \sum_{i=1}^N P(x_i) \ln \frac{P(x_i)}{Q(x_i)} \quad (6)$$

$$D_{KL}(P \parallel Q) = \int_{x \in \Omega} p(x) \ln \frac{p(x)}{q(x)} dx \quad (7)$$

式(6)、(7)分别是离散和连续时的表达式,式中,  $P(x)$ 、 $Q(x)$  是 2 个概率分布函数。当 2 种分布相同时,相对熵结果为 0。

相对熵有 2 个重要的性质:

1) 不对称性。相对熵并不是一个真正的度量或距离, 不具有对称性, 即  $D_{KL}(P||Q) \neq D_{KL}(Q||P)$ 。

2) 非负性。相对熵的值是非负值, 即  $D_{KL}(P||Q) \geq 0$ 。

假定  $p_{\text{自然}}(x)$ 、 $p_{\text{加速}}(x)$  分别是自然贮存试验和加速贮存试验等不同阶段对应的贮存寿命分布概率密度函数, 为了实现自然贮存试验和加速贮存试验的有效融合, 可构造一个新的贮存寿命分布  $h(x)$ , 使得融合后的寿命分布与自然贮存试验和加速贮存试验之间的距离最小, 转换成数学问题可表述为在一定的约束条件下,  $h(x)$  与  $p_{\text{自然}}(x)$ 、 $p_{\text{加速}}(x)$  之间的相对熵最小。基于相对熵的数据融合表达式可表示为:

$$D_{KLmin} = \min \left\{ k_1 \cdot \left| \int_{x \in \Omega} p_{\text{加速}}(x) \ln \frac{p_{\text{加速}}(x)}{h(x)} dx \right| + k_2 \cdot \left| \int_{x \in \Omega} p_{\text{自然}}(x) \ln \frac{p_{\text{自然}}(x)}{h(x)} dx \right| \right\} \quad (8)$$

式中:  $D_{KLmin}$  为遍历  $h(x)$  不同分布参数后计算得到的相对熵最小值;  $k_1$ 、 $k_2$  为不同阶段相对熵权重系数, 表示对某一阶段数据的偏重。若权重系数设置为  $k_1=1$ 、 $k_2=4$ , 则表示自然贮存试验数据结果的可信度要更高一些。为使相对熵计算结果最小, 融合计算结果将向自然贮存试验趋近。为简化计算, 在本文案例中将  $k_1$ 、 $k_2$  的取值都设置为 1 进行分析。

3 案例计算

3.1 自然贮存试验数据分析

某机电产品长期使用, 期间积累了大量的检测数据, 典型检测数据见表 1 所示。

表 1 某机电产品典型检测数据  
Tab.1 Typical testing data of a certain electromechanical product

| 序号 | 贮存年限/a | 检测样本数 | 失效数 | 失效比率    |
|----|--------|-------|-----|---------|
| 1  | 2      | 2 829 | 12  | 0.004 2 |
| 2  | 3      | 1 561 | 1   | 0.000 6 |
| 3  | 4      | 4 090 | 28  | 0.006 8 |
| 4  | 5      | 3 587 | 16  | 0.004 5 |
| 5  | 6      | 5 041 | 24  | 0.004 8 |
| 6  | 7      | 1 519 | 3   | 0.002 0 |
| 7  | 9      | 50    | 10  | 0.2     |
| 8  | 12     | 54    | 37  | 0.685 2 |
| 9  | 13     | 119   | 62  | 0.521 0 |
| 10 | 14     | 78    | 32  | 0.410 3 |
| 11 | 15     | 18    | 9   | 0.5     |

根据表 1 可知, 在产品实际年度检测中, 受到时间和费用等条件的约束, 检测试验工作开展得不够彻

底, 仅选取部分样本进行检测试验, 存在数据样本缺失的问题。另外, 产品可靠性相对较高, 失效率很低, 虽然进行检测的样本量很大, 但是失效数量并不高。由于样本差异、样本质量一致性等因素, 部分年份数据较为异常, 并考虑按照以下几种方式进行预处理:

1) 剔除某些异常值。对于上述某机电产品年份失效统计数据来说, 7 a 后检测样本数变少, 而故障数显著增加。若将 7 a 后的数据视为异常值, 则会影响样本量的特征, 剔除某些异常值的方法适用于趋势明显, 且异常值较少的情况。

2) 对异常值取平均平滑。对于上述失效统计数据, 由于前后点的差异较大, 取平均后数据也相对不理想, 7 a 后的数值仍会非常大。

3) 对总样本量进行补充。7 a 后检测样本数显著减少, 极大地影响了数据处理工作, 可取较大的几次抽检样本量作为 7 a 后的检测样本数。

综合对比以上 3 种预处理方法可知, 对 7 a 后的样本量进行扩充, 可使得失效率数据更加合理。本文取较大 3 次抽检样本量的平均值作为 7 a 后的检测样本数, 则可对结果进行更新, 如图 1 所示。随着时间的延长, 产品失效率逐步增加, 并且失效率的量级稳定在 0.02 以内, 对比其他预处理方法来说结果相对合理, 可支撑后续数据分析和寿命评估工作。

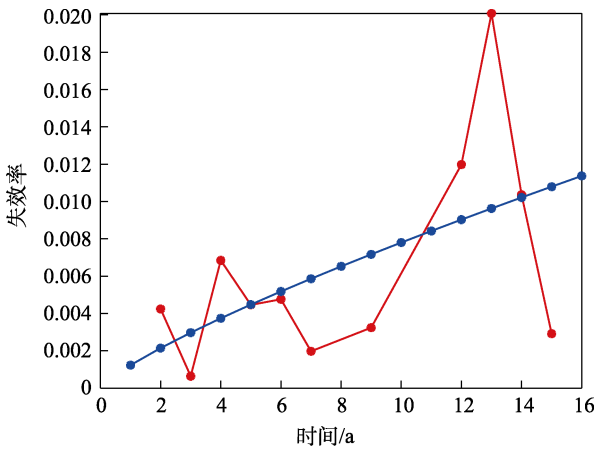


图 1 某机电产品不同年份修正后失效数据统计分析  
Fig.1 Statistical analysis chart of failure data of a certain electromechanical product after correction in different years

某机电产品贮存失效数据寿命分布拟合结果见表 2, 并对贮存 15 a 时的可靠度进行对比分析, 预处理方法合理有效。根据修正后分布参数得到某机电产品可靠度随时间变化的曲线, 如图 2 所示。贮存寿命分布表达式见式(9)~(11)。

$$F(t) = 1 - e^{-\left(\frac{t}{51.384\ 6}\right)^{2.027\ 5}} \quad (9)$$

$$f(t) = \frac{2.027\ 5}{51.384\ 6} t^{1.027\ 5} e^{-t^{1.027\ 5}/51.384\ 6} \quad (10)$$

$$\lambda(t) = 2.027\ 5 \times 51.384\ 6^{-2.027\ 5} t^{1.027\ 5} \quad (11)$$

表 2 某机电产品寿命分布参数拟合结果  
Tab.2 Fitting results of life distribution parameters for a certain electromechanical product

| 原始数据 |        |             | 修正后数据 |        |             |
|------|--------|-------------|-------|--------|-------------|
| $m$  | $\eta$ | 贮存 15 a 可靠度 | $m$   | $\eta$ | 贮存 15 a 可靠度 |
| 3.05 | 10.53  | 0.05        | 2.03  | 51.38  | 0.9209      |

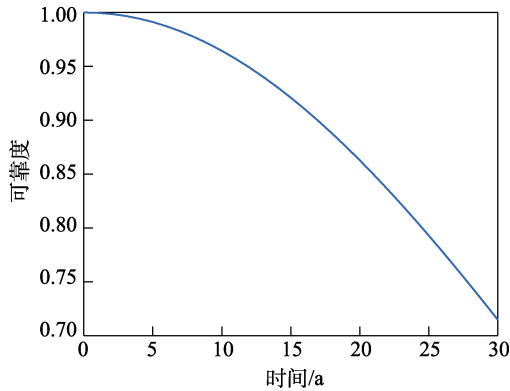


图 2 某机电产品可靠度曲线

Fig.2 Reliability curve of a certain electromechanical product

### 3.2 加速贮存试验数据分析

在贮存延寿工程中,对 12 台服役贮存 15 a 后返回的某机电产品开展 4 个应力加速,考虑到产品处于弹药内部,并且服役贮存过程中随弹存放于库房,不会受到湿气的影 响,敏感应力主要为温度。选取温度为加速应力,温度应力水平分别设置为 70、80、90、100℃,开展加速寿命试验,获取了部分贮存寿命信息,见表 3。

表 3 某机电产品部件加速试验数据  
Tab.3 Accelerated test data of a certain electromechanical product component

| 序号 | 温度/℃ | 故障时间/h                        |
|----|------|-------------------------------|
| 1  | 70   | 3 200、4 000、5 000、5 300、6 000 |
| 2  | 80   | 2 200、3 000、3 600、3 800、4 500 |
| 3  | 90   | 1 000、1 980、2 200、2 400、3 600 |
| 4  | 100  | 700、1 550、1 700、1 900、2 200   |

对不同应力下某机电产品部件的寿命数据进行分析,利用威布尔分布公式进行数据拟合,获取得到的模型参数结果见表 4。

表 4 不同温度应力下的模型参数结果  
Tab.4 Model parameter results under different temperature stresses

| 序号 | 温度/℃ | $m$     | $\eta/h$ |
|----|------|---------|----------|
| 1  | 70   | 5.705 1 | 5 097.5  |
| 2  | 80   | 5.198 6 | 3 726.04 |
| 3  | 90   | 2.935 1 | 2 510.63 |
| 4  | 100  | 3.943 1 | 1 783.41 |

根据加速模型计算得到激活能参数为  $E_a=0.390\ 8\ \text{eV}$ ,  $m$  取平均值的计算结果为 4.45。考虑到某机电产品贮存 15 a 后开展的加速试验,结合前期自然贮存年限对加速试验数据进行修正,得到等效折合后的故障时间,见表 5。

表 5 不同温度应力等效折合后故障时间结果  
Tab.5 Equivalent converted failure time results of stress at different temperature

| 序号 | 温度/℃ | 加速因子     | 等效折合后的故障时间/a                  |
|----|------|----------|-------------------------------|
| 1  | 70   | 9.039 6  | 18.30、19.13、20.16、20.47、21.19 |
| 2  | 80   | 13.142 6 | 18.30、19.50、20.40、20.70、21.75 |
| 3  | 90   | 18.718 2 | 17.14、19.23、19.70、20.13、22.69 |
| 4  | 100  | 26.158 5 | 17.09、19.63、20.08、20.67、21.57 |

根据表 5 可知,由于加速寿命试验相对于自然贮存试验时间相对较短,等效折合后的故障时间相对集中,基本都在 17~21 a。若直接对等效折合后的故障时间进行威布尔分布拟合,得到尺度参数  $\eta$  为 20.53 a,基本符合工程实际,但是形状参数  $m$  将会达到 15.8。形状参数过大,将会导致可靠度在 17~21 a 这极短的时间内下降过快,不符合工程经验。

为避免由于加速试验样本量不足引起的误差对数据融合结果产生影响,考虑将加速试验时间拟合得到的结果作为形状参数  $m$ ,即 4.45。某机电产品寿命分布模型参数结果见表 6,不同形状参数取值时产品可靠度曲线如图 3 所示。由曲线可知, $m$  取值为 4.45 时,更接近自然贮存的失效规律。

表 6 某机电产品寿命分布模型参数结果  
Tab.6 Parameter results of life distribution model for a certain electromechanical product

| 温度/℃ | $m$ (修正前) | $m$ (修正后) | $\eta/a$ |
|------|-----------|-----------|----------|
| 21   | 15.80     | 4.45      | 20.53    |

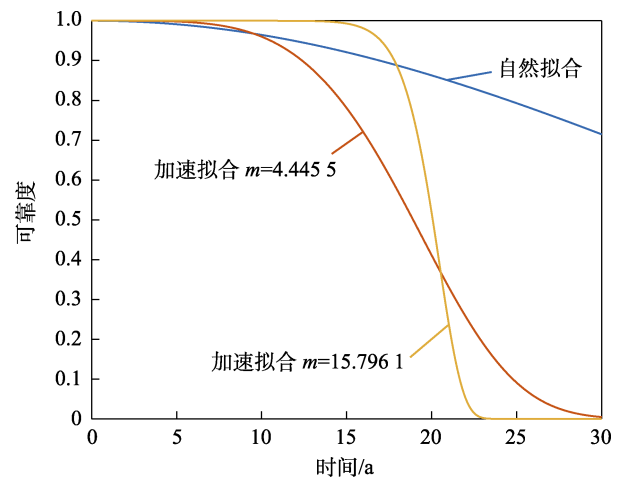


图 3 某机电产品可靠度曲线对比

Fig.3 Comparison chart of reliability curves for a certain electromechanical product

3.3 基于相对熵的贮存寿命数据融合

根据上述数据分析可知, 产品自然贮存试验和加速贮存试验等多阶段贮存寿命分布参数信息见表 7。

表 7 某机电产品贮存寿命分布参数结果  
Tab.7 Distribution parameter results of storage life of a certain electromechanical product

| 序号 | 阶段     | $m$  | $\eta$ |
|----|--------|------|--------|
| 1  | 自然贮存试验 | 2.03 | 51.38  |
| 2  | 加速贮存试验 | 4.45 | 20.53  |

利用相对熵方法对多阶段贮存寿命信息进行融合, 充分吸收不同阶段试验的有效信息。令  $P(x)$  表示自然和加速贮存寿命分布, 构造一个贮存寿命分布使得其与自然和加速贮存寿命分布的相对熵最小, 则其为数据融合后的寿命分布结果。利用相对熵融合计算得到的参数估计结果见表 8, 不同模型参数情况下的相对熵结果如图 4 所示。

表 8 基于相对熵的某机电产品贮存寿命融合分布参数结果  
Tab.8 Results of fused distribution parameters for storage life of a certain electromechanical product based on relative entropy

| 序号 | 温度/℃ | $m$  | $\eta$ |
|----|------|------|--------|
| 1  | 21   | 3.43 | 22.3   |

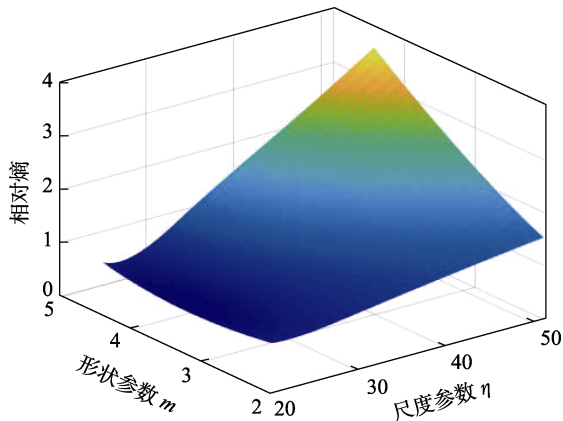


图 4 不同模型参数情况下的相对熵结果  
Fig.4 Relative entropy results under different model parameters

根据图 4 可知, 融合分布结果与自然和加速试验数据的相对熵是由形状参数和尺度参数决定的。在尺度参数为 50, 形状参数为 5 时, 相对熵最大; 在尺度参数为 22.3, 形状参数为 3.43 时, 相对熵最小, 即融合分布与自然和加速试验数据的距离最小。

当固定融合分布尺度参数为 22.3 时, 随着形状参数的增加, 相对熵先减少后增加, 并在 3.43 处取得极小值。当固定融合分布形状参数为 3.43 时, 随着尺度参数的增加, 相对熵先减少后增加, 并在 22.3 处取得极小值。不同寿命分布模型参数变化时相对熵的变化曲线分别如图 5 和图 6 所示。

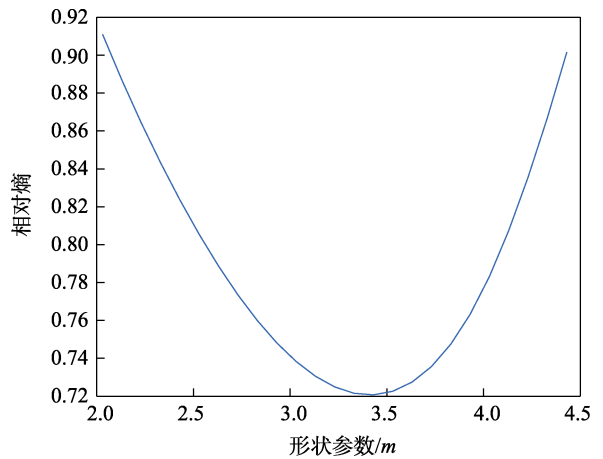


图 5 尺度参数为 22.3 时相对熵随形状参数的变化曲线  
Fig.5 Curve of relative entropy with shape parameter at scale parameter 22.3

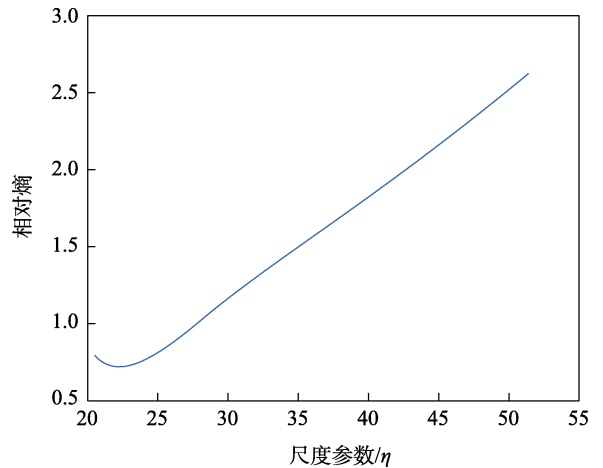


图 6 形状参数为 3.43 时相对熵随尺度参数的变化曲线  
Fig.6 Curve of relative entropy with scale parameter at shape parameter 3.43

根据融合后的贮存寿命分布计算某机电产品不同年份的贮存可靠度, 并与融合前的寿命分布对比如图 7 所示, 结果见表 9。

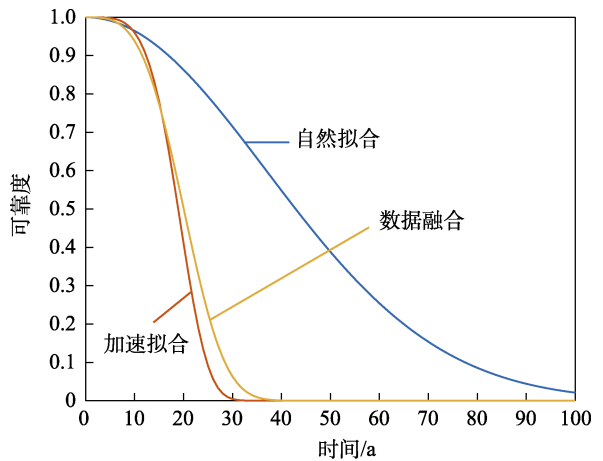


图 7 某机电产品贮存寿命融合的可靠度曲线对比  
Fig.7 Comparison chart of reliability curves for fusion of storage life of a certain electromechanical product

表 9 某机电产品不同年份可靠度评估结果对比

Tab.9 Comparison of reliability evaluation results of a certain electromechanical product in different years

| 序号 | 分布类型     | 15 a    | 18 a    | 20 a    |
|----|----------|---------|---------|---------|
| 1  | 自然贮存寿命分布 | 0.921 0 | 0.887 7 | 0.862 8 |
| 2  | 加速贮存寿命分布 | 0.781 0 | 0.573 2 | 0.410 9 |
| 3  | 融合贮存寿命分布 | 0.773 7 | 0.619 0 | 0.502 4 |

根据图 7 可知,融合贮存寿命分布曲线在加速贮存和自然贮存试验对应的曲线之间。在服役贮存前期阶段(如 15 a 之前),自然贮存和加速贮存寿命分布计算得到的可靠度结果相对较高,在服役贮存中后期(如 15 a 之后),加速贮存寿命分布计算得到的可靠度结果成为了三者最低。

产品在全寿命周期内失效率服从浴盆曲线,在服役贮存前期阶段,失效率可能保持在一个比较低的水平,在中后期随着产品的不断损耗,产品失效率可能会逐步增加。若仅使用自然贮存寿命分布计算产品不同年限的可靠度,未充分考虑服役贮存中后期失效率增加的影响;若仅使用加速贮存寿命分布计算产品不同年限的可靠度,得到的可靠度结果可能会更偏保守。融合贮存寿命分布吸取了自然贮存试验和加速贮存试验数据特征,既体现了服役贮存前期阶段“浴盆曲线”底部特征,又反映了服役贮存中后期阶段“浴盆曲线”失效率增加的特点,得到的贮存寿命结果可信度更高。

## 4 结论

本文结合某机电产品自然贮存及加速贮存试验数据,开展了贮存寿命数据融合方法研究,并得出以下结论。

1) 产品服役贮存阶段的定期检测工作开展应全面、彻底,由于样本差异、样本质量一致性等因素,样本量的差异会显著影响自然贮存试验数据分析结果。

2) 相对熵方法利用计算不同分布“距离”的思想,能够有效地对产品自然贮存和加速贮存等不同阶段寿命数据进行融合。

3) 根据产品不同阶段失效特点、贮存寿命数据特点,后续也可提出一些相对熵权重系数确定方法,从而实现更加准确的贮存寿命融合评估。

### 参考文献:

[1] 张仕念,何敬东,颜诗源,等. 导弹贮存延寿的技术途径及关键技术[J]. 装备环境工程, 2014, 11(4): 37-41.  
ZHANG S N, HE J D, YAN S Y, et al. Basic Approaches and Key Techniques for Missile Storage Life Extension[J]. Equipment Environmental Engineering, 2014,

11(4): 37-41.  
[2] 孟涛, 张仕念. 导弹武器装备贮存延寿评述[J]. 科技研究, 2009, 25(1): 10-13.  
MENG T, ZHANG S N. Review on the Life Extension of Weapons and Equipment[J]. Scientific and Technological Research, 2009, 25(1): 10-13.  
[3] 牛跃听, 穆希辉. 信息化弹药贮存寿命评估研究展望[J]. 装备环境工程, 2013, 10(5): 94-97.  
NIU Y T, MU X H. Research Prospect of Information Ammunition Storage Life Evaluation[J]. Equipment Environmental Engineering, 2013, 10(5): 94-97.  
[4] 王浩伟, 滕克难, 吕卫民. 导弹贮存延寿试验关键技术及研究进展[J]. 含能材料, 2019, 27(12): 1004-1016.  
WANG H W, TENG K N, LYU W M. Review on Key Technologies for Missile Storage and Life-Extension Test[J]. Chinese Journal of Energetic Materials, 2019, 27(12): 1004-1016.  
[5] 张生鹏, 李宏民, 赵鹏飞. 导弹装备贮存寿命加速试验技术体系探讨[J]. 装备环境工程, 2018, 15(2): 92-96.  
ZHANG S P, LI H M, ZHAO P F. Accelerated Testing Technology System for Storage Life of Missile Equipment[J]. Equipment Environmental Engineering, 2018, 15(2): 92-96.  
[6] 李久祥. 装备贮存延寿技术[M]. 北京: 中国宇航出版社, 2007.  
LI J X. Equipment Storage and Life Extension Technology[M]. Beijing: China Aerospace Press, 2007.  
[7] CHENG S F, PECHT M. A Fusion Prognostics Method for Remaining Useful Life Prediction of Electronic Products[C]//2009 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering. Bangalore, India. IEEE, 2009: 102-107.  
[8] LIAO H T, ELSAYED E A. Reliability Inference for Field Conditions from Accelerated Degradation Testing[J]. Naval Research Logistics (NRL), 2006, 53(6): 576-587.  
[9] 何一帆. 基于多源异构数据融合的深度学习的故障诊断[D]. 郑州: 河南大学, 2019.  
HE Y F. Deep Learning Fault Diagnosis Based on Multi-Source Heterogeneous Data Fusion[D]. Zhengzhou: Henan University, 2019.  
[10] 韦艳华. Copula 理论及其在多变量金融时间序列分析上的应用研究[D]. 天津: 天津大学, 2004.  
WEI Y H. Research on Copula Theory and Its Application in Multivariate Financial Time Series Analysis[D]. Tianjin: Tianjin University, 2004.  
[11] 何宇廷, 高潮. 基于试验数据与使用数据融合的产品寿命可靠性分析方法[J]. 航空工程进展, 2015, 6(2): 205-210.  
HE Y T, GAO C. Method of Reliability Life Analysis for Product Based on the Fusion of Test Data and Usage Data[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2015, 6(2): 205-210.  
[12] 殷泽凯, 唐家银, 何平. 恒加双应力型相对熵信息融合可靠性评估模型[J]. 机械强度, 2021, 43(4): 841-848.

- YIN Z K, TANG J Y, HE P. Reliability Assessment Model Based on Relative Entropy Information Fusion with Double Constant Accelerating Stresses[J]. Journal of Mechanical Strength, 2021, 43(4): 841-848.
- [13] 李贺龙, 于海波, 何娇兰. 基于数据融合方法的智能电能表运行剩余寿命预测[J]. 电测与仪表, 2019, 56(18): 126-133.
- LI H L, YU H B, HE J L. Remaining Life Prediction of Smart Meter Based on Data Fusion Method[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(18): 126-133.
- [14] 龚循飞, 罗锋, 邓建明, 等. 深度神经网络与卡尔曼滤波融合估算动力电池 SOH 的方法[J]. 汽车实用技术, 2023, 48(15): 23-27.
- GONG X F, LUO F, DENG J M, et al. Method of SOH Estimation of Power Batteries Based on Fusion of Deep Neural Network and Kalman Filtering[J]. Automobile Applied Technology, 2023, 48(15): 23-27.
- [15] 冯静, 周经伦. 基于相似信息融合的固体发动机贮存寿命预测[J]. 固体火箭技术, 2011, 34(2): 167-170.
- FENG J, ZHOU J L. Storage Life Prediction for Solid Rocket Motor Based on Similar Products Information Fusion[J]. Journal of Solid Rocket Technology, 2011, 34(2): 167-170.
- [16] 周源, 吕卫民, 孙媛. 基于逆 Gaussian 过程的 MEMS 加速度计寿命融合预测方法[J]. 中国惯性技术学报, 2017, 25(6): 834-841.
- ZHOU Y, LYU W M, SUN Y. Fusion Prediction Method for the Life of MEMS Accelerometer Based on Inverse Gaussian Process[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2017, 25(6): 834-841.
- [17] 邢国强, 曲兆宇, 冯殿震. 考虑可信度的平均寿命验后分布 Bayes 融合评估方法[J]. 科学技术与工程, 2012, 12(9): 2183-2186.
- XING G Q, QU Z Y, FENG D Z. Bayesian Fusion and Evaluation Method of Posterior Distribution for Mean Life Considering Credibility[J]. Science Technology and Engineering, 2012, 12(9): 2183-2186.
- [18] MEEKER W Q, ESCOBAR L A, HONG Y L. Using Accelerated Life Tests Results to Predict Product Field Reliability[J]. Technometrics, 2009, 51(2): 146-161.
- [19] PAN R. A Bayes Approach to Reliability Prediction Utilizing Data from Accelerated Life Tests and Field Failure Observations[J]. Quality and Reliability Engineering International, 2009, 25(2): 229-240.
- [20] HAMADA M, MARTZ H F, REESE C S, et al. A Fully Bayesian Approach for Combining Multilevel Failure Information in Fault Tree Quantification and Optimal Follow-on Resource Allocation[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2004, 86(3): 297-305.
- [21] GRAVES T L, HAMADA M S, KLAMANN R, et al. A Fully Bayesian Approach for Combining Multi-Level Information in Multi-State Fault Tree Quantification[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2007, 92(10): 1476-1483.
- [22] GRAVES T L, HAMADA M S, KLAMANN R M, et al. Using Simultaneous Higher-Level and Partial Lower-Level Data in Reliability Assessments[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2008, 93(8): 1273-1279.
- [23] 王立志, 姜同敏, 李晓阳, 等. 融合加速试验及外场使用信息的寿命评估方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2013, 39(7): 947-951.
- WANG L Z, JIANG T M, LI X Y, et al. Life Assessment Method Integrating Accelerated Testing and Field Usage Information[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2013, 39(7): 947-951.
- [24] 蔡忠义, 陈云翔, 王莉莉, 等. 融合外场使用和加速寿命数据的可靠性评估方法[J]. 系统工程与电子技术, 2016, 38(6): 1476-1480.
- CAI Z Y, CHEN Y X, WANG L L, et al. Method on Reliability Assessment with Integrated Field Using and Accelerated Life Data[J]. Systems Engineering and Electronics, 2016, 38(6): 1476-1480.
- [25] 蔡忠义, 陈云翔, 项华春, 等. 融合先验加速退化与外场退化信息的可靠性评估方法[J]. 系统工程与电子技术, 2016, 38(4): 970-976.
- CAI Z Y, CHEN Y X, XIANG H C, et al. Reliability Assessment Method for Integrating Prior Accelerated Degradation and Field Degradation Information[J]. Systems Engineering and Electronic, 2016, 38(4): 970-976.
- [26] 彭宝华, 周经伦, 孙权, 等. 基于退化与寿命数据融合的产品剩余寿命预测[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(5): 1073-1078.
- PENG B H, ZHOU J L, SUN Q, et al. Residual Lifetime Prediction of Products Based on Fusion of Degradation Data and Lifetime Data[J]. Systems Engineering and Electronics, 2011, 33(5): 1073-1078.
- [27] 裴洪, 胡昌华, 司小胜, 等. 融合寿命数据与退化数据的剩余寿命估计方法[J]. 电光与控制, 2016, 23(9): 90-95.
- PEI H, HU C H, SI X S, et al. Remaining Useful Lifetime Estimation by Combining Lifetime Data with Degradation Data[J]. Electronics Optics & Control, 2016, 23(9): 90-95.
- [28] 茆诗松, 王玲玲. 加速寿命试验[M]. 北京: 科学出版社, 1997.
- MAO S S, WANG L L. Accelerated Life-Span Test[M]. Beijing: Science Press, 1997.
- [29] Goodfellow I, Bengio Y, Courville A. Deep Learning[M]. Cambridge: MIT Press, 2016: 71-73.