

专题——装备长期复杂自然环境效应分析、验证与评价

基于相对熵权重组合的多阶段贮存数据融合评估方法

张生鹏^{1,2}, 倪瑞政^{2*}, 徐如远², 马小兵¹, 李宏民^{1,2}

(1. 北京航空航天大学, 北京 100191; 2. 航天科工防御技术研究试验中心, 北京 100854)

摘要:目的 针对目前仅使用加速贮存数据获取产品性能参数退化信息导致贮存寿命评估可信度低的问题, 融合自然贮存数据和加速贮存数据 2 阶段的数据结果。**方法** 采用基于最小二乘和相对熵的方法, 确定不同阶段数据的权重比例, 最后形成融合 2 阶段数据的评估方法, 并在扭杆和控制放大器 2 个产品上进行自然贮存数据与加速贮存数据的融合分析。**结果** 实现了 2 个产品贮存寿命的高置信度评估, 扭杆自然贮存数据和加速贮存数据的权重比例分别为 0.263 和 0.737, 控制放大器自然贮存数据和加速贮存数据的权重比例分别为 0.776 和 0.224。**结论** 融合评价的方法能够结合 2 部分数据的退化特点, 给出一个更有信服力的评价结果。

关键词: 贮存数据; 加速贮存数据; 多源信息; 相对熵; 权重计算; 融合评估

中图分类号: TJ760.89

文献标志码: A

文章编号: 1672-9242(2024)07-0001-08

DOI: 10.7643/issn.1672-9242.2024.07.001

A Multi-stage Storage Data Fusion Evaluation Method Based on Relative Entropy Weight Combination

ZHANG Shengpeng^{1,2}, NI Ruizheng^{2*}, XU Ruyuan², MA Xiaobing¹, LI Hongmin^{1,2}

(1. Beihang University, Beijing, 100191, China; 2. Aerospace Science and Technology Defense Technology Research and Experiment Center, Beijing 100854, China)

ABSTRACT: The equipment has been stored in a natural environment for certain years before the accelerated storage test. Its usage and detection information during different stages has different characteristics, and has irreplaceable value in determining the health status of the equipment. Natural storage data has high credibility but lacks data, while laboratory accelerated storage data has rich information but low credibility. This article aims to address the issue of low reliability in evaluating storage life due to the use of only accelerated storage data to obtain degradation information of product performance parameters. The results of natural storage data and accelerated storage data from two stages were integrated. The methods based on least squares and relative entropy were used to determine the weight ratios of data from different stages. Finally, an evaluation method that integrated two-stage data was formed. By conducting fusion analysis of natural storage data and accelerated storage data on the tor-

收稿日期: 2024-06-24; 修订日期: 2024-07-11

Received: 2024-06-24; Revised: 2024-07-11

基金项目: 装备预先研究共用技术 (50904060202)

Fund: Equipment Pre-research Common Technology (50904060202)

引文格式: 张生鹏, 倪瑞政, 徐如远, 等. 基于相对熵权重组合的多阶段贮存数据融合评估方法[J]. 装备环境工程, 2024, 21(7): 1-8.

ZHANG Shengpeng, NI Ruizheng, XU Ruyuan, et al. A Multi-stage Storage Data Fusion Evaluation Method Based on Relative Entropy Weight Combination[J]. Equipment Environmental Engineering, 2024, 21(7): 1-8.

*通信作者 (Corresponding author)

sion bar and control amplifier products, a high confidence evaluation of the storage life of the two products was achieved. The weight ratios of natural storage data and accelerated storage data on the torsion bar were 0.263 and 0.737, respectively. The weight ratios of natural storage data and accelerated storage data on the control amplifier were 0.776 and 0.224, respectively. The data results show that the fusion evaluation method can combine the degradation characteristics of the two parts of the data to provide a more convincing evaluation result.

KEY WORDS: storage data; acceleration data; multi source information; relative entropy; weight calculation; fusion evaluation

在装备研制过程中, 重点关注的一项指标就是产品贮存若干年后的可靠度。如何通过科学有效的方法评估验证装备的贮存寿命, 进而为贮存寿命设计定型、使用延寿提供依据, 已成为亟待解决的重大工程问题^[1]。为验证或评估装备的贮存可靠性指标, 目前主要采取了自然贮存试验、加速贮存试验等技术途径^[2]。一般来说, 通过自然贮存监测进行的试验, 其储存环境条件真实, 试验结果可信度也较高, 但是试验周期较长, 通常需要耗费数年时间, 因此获得的贮存寿命信息比较有限。相比而言, 加速贮存试验可以在短时间内获取足够的寿命信息, 并以此获得产品的寿命分布, 但是由于装备的退化失效是一个多因素耦合作用的复杂过程, 难以构建准确的加速模型, 加速试验的准确性一直受到质疑^[3]。因此, 仅使用自然贮存试验或加速贮存信息, 不能完全满足装备贮存寿命评估的高准确率要求。

实际上, 在产品全寿命周期的各个阶段都会产生与贮存寿命相关的信息。例如在装备延寿工程中, 一般是选用服役到寿或即将到寿时的装备, 拆解后开展加速贮存试验。因此, 装备在加速贮存试验之前已经贮存了一定年限, 积累了部分历史测试数据, 包括自动测试、人工测试及传感器测试数据。装备的自然贮存数据、加速贮存数据都含有产品性能参数退化信息, 这些数据可视为多源信息, 如图 1 所示。针对自然贮存寿命信息可信度高但数据缺乏, 而实验室加速贮存试验信息丰富但可信度低的问题, 若能对这 2 种信息取长补短, 研究并建立一套如何利用多阶段信息对贮存寿命进行准确推断的方法, 实现贮存寿命高置信度评估, 具有实际的意义。上述融合结果可推广到多阶段数据融合过程中, 对于服役期和延寿阶段采用

上述步骤融合后, 即可将融合结果作为新的数据与后续部分数据进行融合。

为了解决上述问题, 目前有许多研究着眼于融合自然贮存数据和加速贮存数据来提高加速试验估计的精度。王小林等^[4]针对维纳过程性能退化产品, 提出了一种有效融合先验退化信息、寿命数据以及现场退化数据的可靠性评估方法。王立志等^[5]采用修正因子和贝叶斯的方法综合实验室及外场的信息, 使用 MCMC 算法进行了统计推断。蔡忠义等^[6-7]开展了外场使用数据和加速贮存数据的可靠性评估方法研究, 并就外场寿命、实验室寿命数据和外场退化数据的情况开展了研究, 并通过实例分析进行了验证。在产品寿命服从典型分布时, 何宇廷等^[8]将试验数据和使用数据融合, 并利用极大似然估计开展了分析研究。上述方法多是应用贝叶斯法等统计学的方法进行信息的融合统计推断, 建立未知参数的估计模型, 运用最大期望法(EM 算法)或马尔科夫蒙特卡罗法(MCMC 算法)进行未知参数的估计, 但是该类方法对未知参数的先验分布的选取过于主观, 需进一步探讨。除了统计学的方法, 组合权重的方法在数据融合领域的应用也极为广泛。殷泽凯等^[9]针对对数型与 Weibull 型产品的自然贮存现场数据和加速贮存样本数据, 基于相对熵和最小二乘统计法相结合进行了可靠性评估。刘泓江^[10]针对装备贮存寿命预测中的一致性分析问题展开了系统的研究, 在此基础上提出了基于理论和基于极大似然理论的融合建模分析方法。关欣等^[11]以灰色模型和 BP 神经网络模型为基础, 通过加权组合单一预测方法构建了组合预测模型, 实现了密封式电磁继电器的贮存寿命预测。徐宇亮等^[12]提出了一种以预测误差的近似熵为评价准则的变权组合预测模型, 并以最小二乘支持向量回归法计算单项模型权系数, 实现了较好的预测结果。徐红等^[13]利用辅助函数对变权组合预测方法进行研究, 充分发挥了辅助函数的作用, 获得其最优系数, 并通过实验证明了该方法具有可行性。Kapetanios 等^[14]利用组合权重遵循的规律来推广密度预测组合, 基于分段线性权重函数, 使权重随密度的区域而变化, 实证研究中表明, 广义组合优于线性组合。马斌等^[15]将组合预测模型应用于风电功率的研究, 将定权组合预测结果与变权组合预测结果进行了对比, 发现该变权组合预测模型有效地提高了风电功率的预测精度。王森等^[16]基

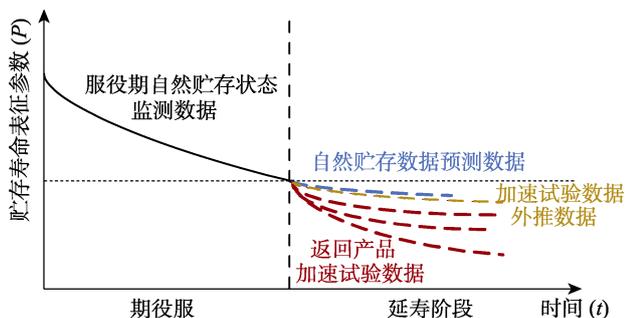


图 1 装备多阶段贮存数据
Fig. 1 Equipment multi-stage storage data

于黄金分割法自适应性对中长期负荷进行了变权组合预测模型研究, 改进了灰色预测与三次指数平滑法, 获得了较好的实证结果。张妍等^[17]提出了基于支持向量机的变权组合预测模型, 实证结果表明, 该模型具有较好的短期预测效果。李志军等^[18-19]、何柳青^[20]也采用变权重组合预测的方式实现了短期的功率和负荷预测。除了在电气领域的应用, 组合预测方法在产品产量预测^[21-22]、地基沉降^[23-27]等领域也都有广泛应用, 其本质特点是可以综合不同来源数据的有效价值, 规避单一数据带来的不确定性。由此可见, 组合权重的方法在数据融合方面已有大规模的应用, 但是该类方法的主要问题是需要有一个实测数据或者基准数据作为参考数据, 用来确定各部分数据的权重值。在装备延寿问题中, 经常会遇到没有合适的参考数据来计算权重, 例如只有加速贮存数据和自然贮存数据时, 如何确定参考数据就尤为重要, 针对该问题本文提出了一种参考数据的计算方法。

考虑到自然贮存数据和加速贮存数据各自具有重要的信息量和统计片面性缺陷, 以及基于贝叶斯统计模型的方法先验分布确定的困难性和后验分布求解的复杂性, 本文给出了相对简洁的基于权重优化组合的方法, 来融合 2 种贮存条件下的数据信息。通过加权组合单一预测方法构建组合预测模型, 利用误差最优最小二乘法优化了组合权重值, 实现状态监测数据与加速贮存试验数据融合评估。本文以服役装备贮存延寿工程为背景, 针对使用加速试验方法获评估设备贮存寿命可信度低的问题, 研究典型装备电子产品和机械产品基于自然贮存和加速贮存等多源数据融合的贮存寿命评估, 为保证装备可靠性和战备完好性提供技术支撑。

1 基于相对熵权重组合的多阶段数据融合方法

1.1 相对熵及其主要性质

相对熵的概念包括 KL 相对熵、Tsallis 相对熵以及 Renyi 相对熵集中, 本文以最常见 KL 相对熵 (Kullback-Leibler 散度) 来表示 2 个向量之间的相似程度。设 \mathbf{X} , \mathbf{Y} 为 2 个向量, 且 $\mathbf{X}=(x_1, x_2, \dots, x_m)$, $\mathbf{Y}=(y_1, y_2, \dots, y_m)$ 。其中 $x_i, y_i \geq 0$ 且 $x_i, y_i \in (0, 1)$, $i=1, 2, \dots, m$, 则 \mathbf{X} 相对于 \mathbf{Y} 的相对熵为^[28]:

$$E(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \sum_{i=1}^m \left[x_i \lg \frac{x_i}{y_i} + (1-x_i) \lg \frac{1-x_i}{1-y_i} \right] \quad (1)$$

其主要性质如下: $E(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) \geq 0$; $E(\mathbf{X}, \mathbf{Y})=0$ 的充分必要条件是 $x_i=y_i$, $i=1, 2, \dots, m$ 。基于上述性质, $E(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$ 可作为衡量 2 个向量相似程度的一个指标。

1.2 基于相对熵的多阶段数据融合方法

对于不同阶段的性能退化数据, 为满足归一化条件, 以退化数据与总数据之和的比值作为评估相对熵的依据, 即:

$$U = \begin{bmatrix} U_1 \\ U_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} U_n - \min(U) \\ U_a - \min(U) \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: U_n 为自然贮存的性能退化数据, $U_n=(u_{n1}, u_{n2}, \dots, u_{nm})$; U_a 为加速贮存的性能退化数据, $U_a=(u_{a1}, u_{a2}, \dots, u_{am})$ 。

在归一化过程中, 由于性能退化数据变化缓慢, 如果直接进行归一化处理会导致归一化后结果基本为一常数, 所以采用减去测量数据的最小值进行处理。经过处理后, U_n 、 U_a 分别变为 U_1 、 U_2 。对处理后的数据再进行归一化处理, 便可基于相对熵的理论计算融合自然贮存数据和加速贮存数据的评估结果, 如式 (3) 所示。

$$u = \frac{u_i - \min(u_i)}{\max(u_i) - \min(u_i)} \quad (3)$$

假设融合后的评估结果为 $D=(d_1, d_2, \dots, d_m)$, 则对自然贮存数据和加速贮存数据的融合过程可转换为以下的数学规划问题:

$$\begin{cases} \min E(D, U) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=a,n} \left(d_i \lg \frac{d_i}{u_{ij}} + (1-d_i) \lg \frac{1-d_i}{1-u_{ij}} \right) \\ s.t. \sum_{i=1}^m d_i = 1, d_i > 0 \end{cases} \quad (4)$$

由于上述过程得到的自然贮存数据和加速贮存数据的融合结果为归一化结果, 为了从归一化结果得到真实融合数据, 本文通过求取归一化融合结果和 U_n 、 U_a 之间的相对熵来确定 2 类数据的可信度权重, 即:

$$\alpha_j = \frac{1/E(U_j, D)}{\sum_{j=a,n} 1/E(U_j, D)} \quad (5)$$

至此, 可得到 2 类数据与归一化融合结果的可信度权重, 再结合 2 类数据的初始值, 便可得到加速试验与自然贮存的最终融合数据结果。

$$U_f = \sum_{j=a,n} \alpha_j \cdot U_j \quad (6)$$

具体融合步骤如下:

Step1 数据归一化处理, 本文中采用 2 类数据分别除以该类数据之和的方法进行归一化处理, 具体计算方法见式 (2) 及式 (3)。

Step2 计算自然贮存数据和加速贮存数据的归一化融合结果 $D=(d_1, d_2, \dots, d_m)$, 具体计算方法见式 (4)。

Step3 计算2类数据与归一化融合结果 D 的相对熵,即利用 Step2 的结果分别与 U 中的每一行数据代入式 (1) 中计算得到 $E(U_j, D)$ 。

Step4 计算2类数据的可信度权重,具体计算方法参见公式 (5)。

Step5 计算最终的数据融合结果,具体计算方法参见公式 (6)。

2 案例分析

2.1 扭杆数据融合分析

扭杆组件是装备活动机构的关键部件,数据包括自然贮存数据和加速贮存数据2部分,自然贮存数据为10 a的监测数据结果,加速贮存数据采用不同温度点下等效 20 °C 下的折算结果代替。然后根据2部分数据预测结果与实测结果的欧式距离确定权重,最后根据权重结果给出空档期数据的融合数据结果,以及结合自然贮存数据和加速贮存数据的预测数据。

自然贮存数据的预测采用 AutoArima 的方法,该方法在寿命预测部分已被证实在扭杆数据预测中具有良好的预测效果。可以看出,自然贮存数据的退化趋势大致符合线性退化规律,所以其预测结果也基本上在其线性退化轨迹的延长线上。扭杆自然贮存数据预测数据及加速贮存数据结果见表1。

数据归一化处理后,计算自然贮存数据和加速贮存数据的归一化融合结果: $D=[0.655 \ 0.156 \ 0.111 \ 0.060 \ 0.018 \ 0]$,计算2类数据与归一化融合结果 D 的相对熵,并通过式 (4) 可得两类数据的可信度权重分别为: $\alpha_a=0.737$, $\alpha_n=0.263$ 。综上,最终的数据融合结果为 $U_f=[28.713 \ 28.592 \ 28.583 \ 28.568 \ 28.550 \ 28.543]$ 。

表1 相关试验数据
Tab.1 Related experimental data

时间/a	加速贮存数据	自然贮存数据预测数据
1	28.71	28.71
2	28.57	28.64
3	28.56	28.63
4	28.56	28.59
5	28.556	28.53
6	28.556	28.52

从2部分数据的融合结果(如图2所示)可以看出,自然贮存数据的预测结果与加速贮存数据的初期数值差距较小,加速贮存数据折算结果的变化趋势后期更为平缓,自然贮存数据后期的预测结果与实际的加速试验测量值有一定偏移,但在后期加速贮存数据

的折算结果更符合扭杆的扭矩变化趋势。相比之下,融合数据的结果能更充分利用2部分数据的测量结果,既能完善整体上的变化趋势,又能修正自然贮存数据预测结果的偏移量,融合数据结果整体上更符合实测结果的变化规律。

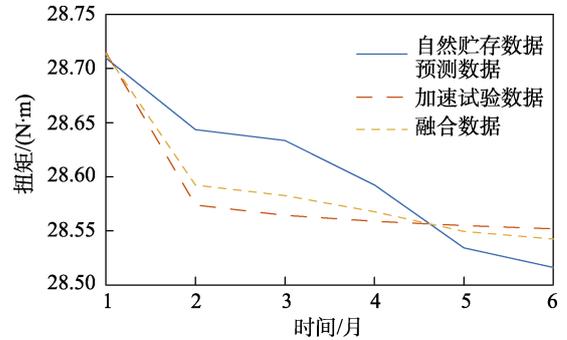


图2 扭杆数据及融合数据
Fig.2 Torsion bar data and fusion data

2.2 控制放大器数据融合分析

控制放大器是装备控制系统中重要的电子产品,数据中加速贮存数据为等效 26 a 的加速贮存数据,自然贮存数据为 13 a 的监测数据,通过自然贮存数据与加速贮存数据的融合,对自然贮存数据后续的变化趋势进行预测。4个温度应力情况下各产品“ψ波道输入电压 0.995 0 V 时,Ⅲ舵输出电流(+)”参数随时间变化情况如图3所示。

根据线性、指数、对数三种退化模型进行拟合,计算出相关系数见表2。根据计算结果可知,线性退化轨迹模型相关系数较大,且通过置信度 0.9 条件下相关系数检验,参数退化轨迹服从线性退化轨迹模型,曲线拟合情况如图4所示。

自然贮存和加速贮存情况下控制放大器的输出电流参数随时间变化情况见表3。由于之前加速试验中各产品的参数退化规律基本符合线性退化模型,且自然贮存过程中该产品的退化数据也基本符合线性退化规律,所以对产品的后续退化规律也基本上按照线性退化规律进行预测。根据不同温度下的加速试验数据的拟合结果,可外推得到常温下的数据变化情况。

数据归一化处理后,计算自然贮存数据和加速贮存数据的归一化融合结果为: $D=[0 \ 0.001 \ 0.033 \ 0.030 \ 0.058 \ 0.060 \ 0.080 \ 0.091 \ 0.101 \ 0.120 \ 0.126 \ 0.146 \ 0.153]$ 。计算2类数据与归一化融合结果 D 的相对熵,并通过式 (4) 可得2类数据的可信度权重分别为 $\alpha_a=0.224$, $\alpha_n=0.776$ 。综上,最终的数据融合结果为 $U_f=[-10.065 \ -10.063 \ -10.075 \ -10.070 \ -10.081 \ -10.080 \ -10.086 \ -10.090 \ -10.092 \ -10.099 \ -10.098 \ -10.106 \ -10.107]$,如图5所示。

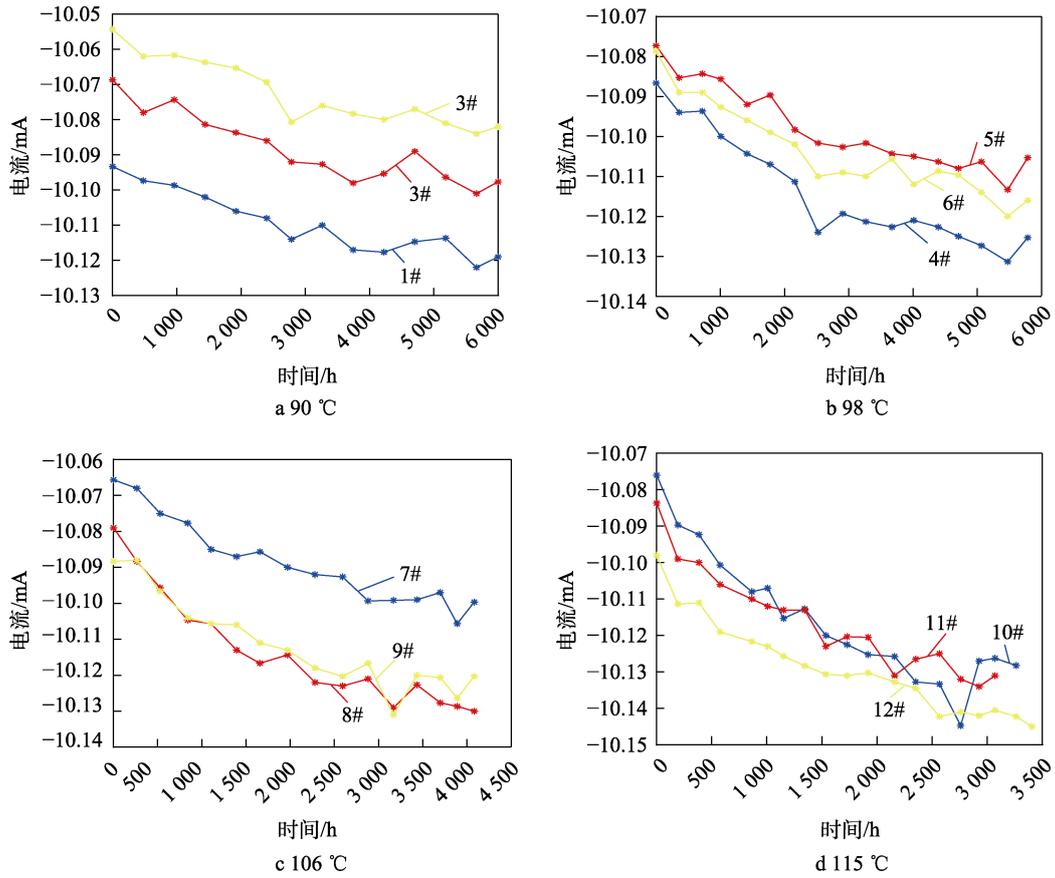


图 3 输出电流参数变化情况
Fig.3 Changes in output current parameters

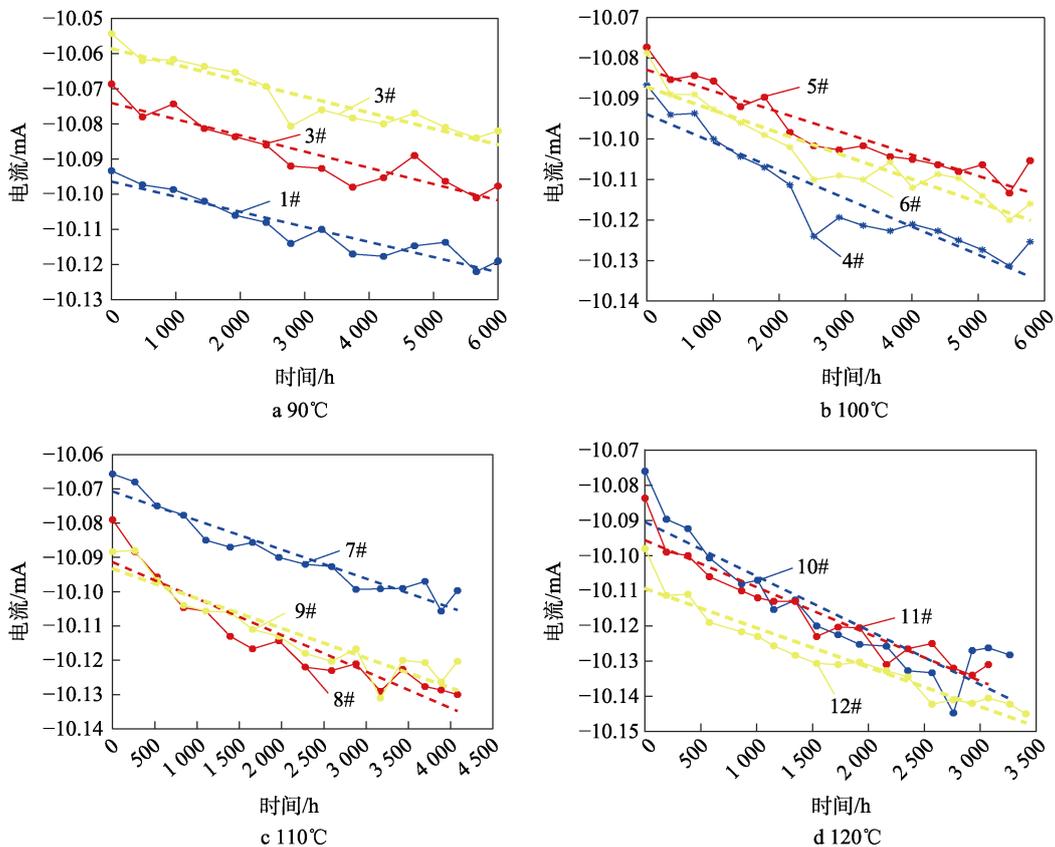


图 4 输出电流拟合情况
Fig.4 Fitting situation of output current

表2 3种退化模型相关系数

Tab.2 Correlation coefficients of three degradation models

温度/℃	产品编号	相关系数 <i>r</i>			相关系数检验
		线性	指数	对数	
90	1#	0.9397	0.9397	0.7114	≥0.457
	2#	0.9154	0.9153	0.7421	≥0.457
	3#	0.9297	0.9297	0.7259	≥0.457
100	4#	0.9316	0.9315	0.7352	≥0.412
	5#	0.9377	0.9377	0.7356	≥0.412
	6#	0.9311	0.9311	0.7769	≥0.412
110	7#	0.9548	0.9547	0.7422	≥0.426
	8#	0.9307	0.9305	0.8132	≥0.426
	9#	0.9189	0.9189	0.7175	≥0.426
120	10#	0.9046	0.9045	0.7858	≥0.400
	11#	0.9460	0.9458	0.8153	≥0.412
	12#	0.9545	0.9543	0.8146	≥0.378
均值		0.9329	0.9328	0.7596	

表3 控制放大器输出电流变化情况

Tab.3 Control amplifier output current variation
mA

时间/a	自然贮存数据	加速贮存外推数据
1	-10.008	-10.024
2	-10.03	-10.026
3	-10.015	-10.027
4	-10.039	-10.028
5	-10.032	-10.029
6	-10.045	-10.030
7	-10.039	-10.032
8	-10.048	-10.033
9	-10.054	-10.034
10	-10.029	-10.035
11	-10.07	-10.036
12	-10.068	-10.037
13	-10.074	-10.039

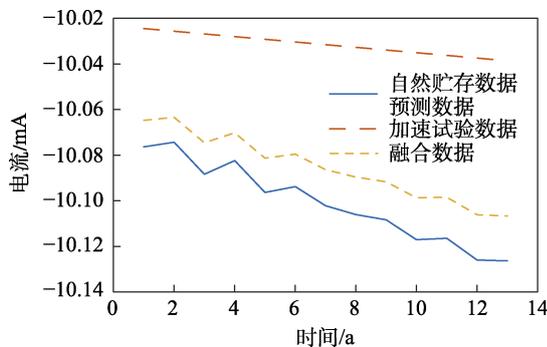


图5 输出电流数据融合情况

Fig.5 Data fusion situation of output current

3 结语

本文提出了一种融合自然贮存数据和加速数据

的融合评价方法,有效地扩大了在确定产品贮存寿命时所采纳数据的时间范围,通过对自然贮存数据和加速贮存数据进行数据归一化、计算归一化融合结果、确定数据权重、计算最终融合结果的步骤,完成了对不同阶段数据的融合评价分析。本文提出的方法适用于多个阶段的数据融合评估,可以有效覆盖产品整个寿命历程的评价需要,但对于研制过程中产品的不一致性如何融合到寿命评价过程中还需在后续工作中进行更为深入的研究。

参考文献:

[1] 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.

[2] 孟涛. 导弹贮存延寿技术概论[M]. 北京: 中国宇航出版社, 2013.
MENG T. Introduction to Missile Storage Life Extension Technology[M]. Beijing: China Aerospace Press, 2013.

[3] 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.

[4] 王小林, 郭波, 程志君. 融合多源信息的维纳过程性能退化产品的可靠性评估[J]. 电子学报, 2012, 40(5): 977-982.
WANG X L, GUO B, CHENG Z J. Reliability Assessment of Products with Wiener Process Degradation by Fusing Multiple Information[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(5): 977-982.

[5] 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. Lifetime Evaluation Method with Integrated Accelerated Testing and Field Information[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2013, 39(7): 947-951.

[6] 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.

[7] 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 with Integrated Prior Accelerated Degradation and Field Degradation Data[J]. Systems Engi-

- neering and Electronics, 2016, 38(4): 970-976.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] 刘泓江. 基于一致性分析的加速试验数据融合建模方法及应用研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2010.
LIU H J. Research on Data Fusion Modeling Method and Application of Accelerated Test Based on Consistency Analysis[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2010.
- [11] 关欣, 吕治国, 岳宝强, 等. 基于权重优化组合模型的电磁继电器寿命预测研究[J]. 电器与能效管理技术, 2022(6): 45-50.
GUAN X, LYU Z G, YUE B Q, et al. Research on Life Prediction of Electromagnetic Relay Based on Weighted Optimization Combination Model[J]. Electrical & Energy Management Technology, 2022(6): 45-50.
- [12] 徐宇亮, 陈西宏, 马超, 等. 基于近似熵测度的变权组合预测方法[J]. 控制与决策, 2013, 28(1): 115-119.
XU Y L, CHEN X H, MA C, et al. Image Registration Algorithm Based on Intuitionistic Fuzzy Distance[J]. Control and Decision, 2013, 28(1): 115-119.
- [13] 徐红, 沈斌. 基于辅助函数的变权组合预测方法[J]. 系统管理学报, 2014, 23(6): 832-837.
XU H, SHEN B. VWCF Method Based on the Auxiliary Functions[J]. Journal of Systems & Management, 2014, 23(6): 832-837.
- [14] KAPETANIOS G, MITCHELL J, PRICE S, et al. Generalised Density Forecast Combinations[J]. Journal of Econometrics, 2015, 188(1): 150-165.
- [15] 马斌, 张丽艳, 郭成. 一种变权重风电功率最优组合预测模型[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(5): 117-121.
MA B, ZHANG L Y, GUO C. An Optimal Combination Forecasting Model with Variable Weight for Wind Power[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(5): 117-121.
- [16] 王森, 薛永端, 仇志华, 等. 基于黄金分割法优选的中长期负荷变权组合预测[J]. 电测与仪表, 2016, 53(3): 85-92.
WANG S, XUE Y D, ZHANG Z H, et al. Variable Weight Combination Method for Mid-Long Term Load Forecasting Based on Golden Section Algorithm[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2016, 53(3): 85-92.
- [17] 张妍, 王东风, 韩璞. 一种风电场短期风速组合预测模型[J]. 太阳能学报, 2017, 38(6): 1510-1516.
ZHANG Y, WANG D F, HAN P. Combination Forecasting Model of Short-Term Wind Speed for Wind Farm[J]. Acta Energiæ Solaris Sinica, 2017, 38(6): 1510-1516.
- [18] 李志军, 徐博, 杨金荣, 等. 基于 VMD-改进最优加权法的短期负荷变权组合预测策略[J]. 国外电子测量技术, 2024, 43(2): 1-8.
LI Z J, XU B, YANG J R, et al. Short-Term Load Variable Weighted Combination Prediction Strategy Based on VMD-Improved Optimal Weighting Method[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(2): 1-8.
- [19] 李志军, 徐博, 张家安, 等. 基于 TD3 可变长度时间窗口最优加权的短期负荷预测策略[J]. 电力建设, 2024, 45(6): 140-148.
LI Z J, XU B, ZHANG J A, et al. Short-Term Load Optimal Weighted Forecasting Strategy Based on TD3 Variable Length Time Window[J]. Electric Power Construction, 2024, 45(6): 140-148.
- [20] 何柳青. 基于深度学习的短期风电功率区间预测[D]. 西安: 西安理工大学, 2023.
HE L Q. Short-Term Wind Power Interval Prediction Based on Deep Learning[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2023.
- [21] 张雅玉, 李佳欣, 王丰效. 基于灰色变权组合模型的河南粮食产量预测分析[J]. 农业装备与车辆工程, 2024, 62(6): 155-160.
ZHANG Y Y, LI J X, WANG F X. Forecasting Analysis of Grain Yield in Henan Province Based on Grey Variable Weight Combination Model[J]. Agricultural Equipment & Vehicle Engineering, 2024, 62(6): 155-160.
- [22] 王艳明, 郭云水, 王锐. 基于灰色多元变权组合预测模型对山东省海水养殖产量预测[J]. 海洋科学, 2024, 48(3): 50-63.
WANG Y M, GUO Y S, WANG R. Prediction of Mariculture Production in Shandong Province Using a Gray Multiple Variable Weight Combination Prediction Model[J]. Marine Sciences, 2024, 48(3): 50-63.
- [23] 宋浩然. 变权组合预测模型在水电站地基沉降预测的改进应用[J]. 水利科学与寒区工程, 2024(3): 130-133.
SONG H R. Improved Application of Variable Weight Combined Prediction Model in Foundation Settlement Prediction of Hydropower Station[J]. Hydro Science And Cold Zone Engineering, 2024(3): 130-133.
- [24] 李文威. 最优权组合预测法在路基沉降变形预测中的应用[J]. 智能城市, 2024, 10(2): 97-100.
LI W W. Application of Optimal Weight Combination Forecast Method in Subgrade Settlement Deformation Prediction[J]. Smart City, 2024, 10(2): 97-100.
- [25] 宋福生. 改进的变权组合模型在水闸沉降预测中的应用[J]. 水利技术监督, 2023, 31(11): 243-246.
SONG F S. Application of Improved Variable Weight Combination Model in Sluice Settlement Prediction[J]. Technical Supervision in Water Resources, 2023, 31(11):

- 243-246.
- [26] 徐少富. 基于最优权组合方法的采矿区沉降预测[J]. 北京测绘, 2023, 37(10): 1425-1430.
XU S F. Prediction of Overall Settlement of Mining Area Based on Optimal Weight Combination Method[J]. Beijing Surveying and Mapping, 2023, 37(10): 1425-1430.
- [27] 王洪武, 李俊鹏, 张继伟, 等. 基于 GM-RBF 不定权组合模型的输电线塔杆倾斜预测分析与应用[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2023, 46(6): 788-794.
WANG H W, LI J P, ZHANG J W, et al. Prediction Analysis and Application of Transmission Line Tower Inclination Using GM-RBF Uncertain Weight Combination Model[J]. Journal of Hefei University of Technology (Natural Science), 2023, 46(6): 788-794.
- [28] 刘晴晴. 基于 K 近邻和相对熵的变权组合预测方法及应用[M]. 合肥: 安徽大学, 2021: 21-25.
LIU Q Q. Variable Weight Combination Prediction Methods and Their Applications Based on K Nearest Neighbor and Relative Entropy[M]. Heifei: Anhui University, 2021: 21-25.