

doi: 10.7690/bgzd.2019.07.012

基于故障机理与随机线性模型的电子产品寿命预测

赵新超¹, 吕卫民¹, 杨立峰²

(1. 海军航空大学岸防兵学院, 山东 烟台 264001;

2. 海军装备部驻北京地区第二军事代表室, 北京 100841)

摘要: 为解决传统可靠性评估方法存在的局限性以及普通线性模型在描述产品退化过程中存在的不足, 提出一种基于故障机理与随机线性退化模型的寿命预测方法。对产品的故障模式及机理进行研究, 运用随机线性模型对产品的关键性能特征参数进行建模分析, 采用极大似然估计的方法求解模型中的未知参数, 并对产品的寿命与可靠性进行预测。实验结果表明: 该方法具有较好的预测精度和一定的小样本处理能力, 对电子产品的寿命与可靠性预测具有一定的参考意义。

关键词: 故障机理; 随机线性模型; 寿命预测; 可靠性

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Life Prediction of Electronic Products Based on Fault Mechanism and Stochastic Linear Degradation Model

Zhao Xinchao¹, LYU Weimin¹, Yang Lifeng²

(1. School of Coast Defense, Navy Aviation University, Yantai 264001, China;

2. No. 2 Military Representative Office in Beijing, Navy Equipment Department, Beijing 100841, China)

Abstract: In order to solve the limitations of traditional reliability assessment methods and the shortcomings of common linear models in describing product degradation, a life prediction method is proposed, which is based on fault mechanism and stochastic linear degradation model. The failure mode and mechanism of the product are studied. The stochastic linear model is used to model and analyze the key performance parameters of the product. The maximum likelihood estimation method is used to solve the unknown parameters in the model, and then the life and reliability are predicted. The experimental result shows that the method has good prediction accuracy and a certain small sample processing capability, and has certain reference significance for the life and reliability prediction of electronic products.

Keywords: failure mechanism; stochastic linear model; life prediction; reliability

0 引言

随着当今社会科技水平和制造工艺的日益进步, 各种电子产品的性能与质量得到了极大的提高, 在人类的生产生活中也发挥出不可替代的重要作用, 因此电子产品的可靠性问题也愈发受到人们的重视。

目前, 对于电子产品质量与可靠性的评估问题, 我国主要通过对电子产品进行批接收抽样检验、常规寿命实验以及加速寿命实验等方式来获得电子产品的失效时间数据, 然后利用数理统计的方法对其寿命、失效率以及可靠性等指标进行评估定级^[1-3]。随着大量高集成、高可靠和长寿命电子产品的不断涌现, 已经很难再通过寿命实验的方式来获得电子产品的失效时间数据; 因此, 基于失效时间数据的传统可靠性预测方法已经很难再对这类产品的可靠

性作出有效的评价与预测^[4]。

通过对电子产品故障机理的深入研究, 笔者发现电子产品的失效通常与其性能特征的退化有紧密联系, 即电子产品性能特征参数的退化数据中蕴含着很多和电子产品寿命有关的信息。目前, 国内外专家学者已经对基于退化数据的电子产品寿命及可靠性评估方法进行了很多研究, 并取得了一定的科研成果。如: Crk^[5]应用性能退化模型和仿真方法对一种电子接口模块性能参数的退化情况进行了研究; 赵建印等^[6]利用容值退化数据对金属化膜电容器的性能退化情况进行了研究; 张辉等^[7]采用功能仿真方法对电子产品关键器件的性能退化过程进行研究, 进而得到产品的寿命信息。上述研究虽然较好地完成了电子产品寿命及可靠性的预测, 但是很少考虑电子产品性能退化过程中的随机性以及对产品退化量进行检测过程中的测量误差。为了解决上

收稿日期: 2019-02-28; 修回日期: 2019-04-05

作者简介: 赵新超(1993—), 男, 河北人, 硕士, 从事系统可靠性工程研究。E-mail: 15333257519@163.com。

述问题，笔者提出一种基于故障机理与随机线性模型的寿命预测方法，对电子产品故障机理进行深入研究，确定电子产品关键性能参数，运用考虑了个体差异与测量误差的随机线性模型对电子产品关键性能参数进行处理，然后根据相关资料确定其失效阈值，对其寿命及可靠性作出较为准确的预测。

1 故障机理理论

故障机理理论是一种新兴的可靠性分析与评估手段，被应用到很多电子产品剩余寿命与可靠性预测的过程中，被称为“21世纪的可靠性技术”。在故障机理理论中，各种类型的产品故障都被看作是由复杂的机械、热、电以及化学等应力长期作用下造成的^[8]；因此，仅依靠产品的各种故障数据对产品可靠性进行预测与评估远远不够，只有在充分了解产品的故障模式、故障机理的情况下，才能对产品的寿命以及可靠性作出精准的预测与评价。

基于故障机理的可靠性评估方法以产品的物理、化学等微观结构为出发点，对产品的性能退化过程进行研究，发现产品故障产生的本质原因与发展规律，从而对产品做出具有针对性的改进。

2 随机线性退化模型

用于表示产品性能特征参数退化趋势的曲线，被称为退化轨迹^[9]。在退化实验过程中，由于实验样本在材料性能、尺寸以及表面质量等方面存在的微小差异，导致样本也具有不同的退化轨迹。对于大多数产品的性能退化数据，可以利用以下4种退化模型来有效地模拟其退化趋势^[10]：

$$y_i = \alpha_i + \beta_i t; \quad (1)$$

$$y_i = \alpha_i + \beta_i \ln t; \quad (2)$$

$$y_i = \alpha_i e^{\beta_i t} \sqrt{a^2 + b^2}; \quad (3)$$

$$y_i = \alpha_i - \frac{\beta_i}{t}. \quad (4)$$

式中： α_i 、 β_i 为未知参数； y_i 为第*i*个样本性能退化量的实际测量值；*i*为样本编号；*t*为测试时刻。

上述模型通过一定的数学变形，都可以转化为下式的形式：

$$D = \varphi + \theta t. \quad (5)$$

式中，*D*、 φ 、 θ 、*t*分别表示原模型相应参数经过一定数学变换后的新参数。

这种线性回归模型并不能对样本退化过程的随机性进行描述，只能通过不同的系数 φ 和 θ 对各个

样本分别建立相应的线性回归方程，以表达产品总体的随机性与可靠度函数^[11]。

2.1 随机线性模型

针对传统线性回归模型存在的缺点与不足，笔者提出一种带随机效应的改进线性退化模型。实验样本性能退化过程中的随机性主要表现在2个方面：1) 性能退化过程的波动性；2) 测量误差的随机性。

定义随机线性退化模型为

$$y(t) = \theta t + \varphi + \varepsilon(t). \quad (6)$$

式中： $y(t)$ 为产品关键性能参数在*t*时刻的实际测量值； θ 为产品关键性能参数的随机退化速率，并服从正态分布，即 $\theta \sim N(\mu_\theta, \sigma_\theta^2)$ ； φ 表示截距，为常数； $\varepsilon(t)$ 为*t*时刻产品关键性能参数随机测量误差，并服从正态分布，即 $\varepsilon(t) \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$ 。

由于 $\varepsilon(t) \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$ ，则有 $\varphi + \varepsilon(t) \sim N(\varphi, \sigma_\varepsilon^2)$ ，因此测量误差的随机性可以通过截距 φ 的随机性来表示，即 $\varphi \sim N(\mu_\varphi, \sigma_\varphi^2)$ ，故式(6)又可以表示

$$y(t) = \theta t + \varphi. \quad (7)$$

2.2 产品的寿命预测

如果产品的性能退化过程可由式(7)表示，并且其性能特征参数的失效阈值已知，记为 D_f ，那么性能退化量第一次达到失效阈值 D_f 的时间就是产品的失效时间，即产品寿命，用*T*表示。假设 θ 与 φ 的概率密度函数依次为 $f(\theta)$ 与 $g(\varphi)$ ，则产品的可靠度为：

$$\begin{aligned} R(t) &= P(y(t) < D_f) = \\ &= P(\theta t + \varphi < D_f) = \\ &= \iint_{\theta t + \varphi < D_f} f(\theta) g(\varphi) d\theta d\varphi = \\ &= \int_{-\infty < \theta < +\infty} f(\theta) \int_{-\infty < \varphi < D_f - \theta t} g(\varphi) d\varphi d\theta. \end{aligned} \quad (8)$$

特别是，当参数 θ 与 φ 相互独立并且都服从正态分布时，则有 $\theta t + \varphi \sim N(\mu_\varphi + \mu_\theta \cdot t, \sigma_\varepsilon^2 + \sigma_\theta^2 \cdot t^2)$ ，故产品的可靠度可以表示为：

$$R(t) = P(\theta t + \varphi < D_f) = \Phi \left(\frac{D_f - (\mu_\varphi + \mu_\theta t)}{\sqrt{\sigma_\varepsilon^2 + \sigma_\theta^2 t^2}} \right). \quad (9)$$

式中 $\Phi(\cdot)$ 为标准正态分布函数。

在得到可靠度函数后，根据下式就能够计算出产品的寿命：

$$MTBF = \int_0^{+\infty} R(t)dt \quad (10)$$

3 随机线性模型的参数估计

3.1 θ 、 φ 真实值的计算

假设产品的退化过程满足式(7)形式的线性退化模型，则 t_i 时刻其退化量的观测值可以表示为：

$$y(t_i) = \theta t_i + \varphi \quad (11)$$

同理， t_{i+L} 时刻产品性能退化量的测量值可以表示为：

$$y(t_{i+L}) = \theta t_{i+L} + \varphi \quad (12)$$

将式(11)代入式(12)中，可以求得在时间 $[t_i, t_{i+L}]$ 区间内的退化速率 θ 与截距 φ 的值为：

$$\left. \begin{aligned} \theta &= \Delta y / \Delta t + \varepsilon_\theta \\ \varphi &= y(t_i) - \theta t_i \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

式中： $\varepsilon_\theta \sim N(0, 2\sigma_\varepsilon^2 / \Delta t^2)$ ； $\Delta y = y(t_{i+L}) - y(t_i)$ ；

$$\left. \begin{aligned} \hat{\mu}_\theta &= E(\theta) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \theta_i = E(y(t_{i+L})) - E(\theta)E(t_i) \\ \hat{\sigma}_\theta^2 &= D(\theta) = D(y(t_{i+L}) - \theta t_i) = D(y(t_{i+L})) + D(\theta t_i) - 2Cov(y(t_{i+L}), \theta t_i) = D(y(t_{i+L})) + \\ &E(\theta^2)E(t_i^2) - E^2(\theta)E^2(t_i) - 2[E(y(t_{i+L})t_i E(\theta) - E(y(t_{i+L}))E(\theta)E(t_i))] = D(y(t_{i+L})) + \\ &D(\theta)E(t_i^2) + E^2(\theta)D(t_i) - 2E(y(t_{i+L})t_i E(\theta) + 2E(y(t_{i+L}))E(\theta)E(t_i) \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

4 电子产品寿命预测步骤

1) 针对电子产品的故障模式进行研究分析，找出导致产品发生故障的主要故障机理，以确定其关键性能特征参数。

2) 对 1)中确定的关键性能特征参数进行监测，采取必要手段获得该参数的性能退化量 (y_{ij}, t_j) 。

3) 运用笔者提出的随机线性模型对电子产品的性能退化数据进行处理，并求得模型的参数。

4) 确定电子产品性能参数的失效阈值 D_f ，然后根据式(9)、(10)分别求得该产品的可靠度函数与平均寿命时间，从而实现对电子产品寿命的预测。

5 实例分析

5.1 故障机理分析及退化实验设计

为了对文中提出方法的有效性进行检验，随机选取 8 个铝电解电容器作为实验样品进行分析。通

$\Delta t = t_{i+L} - t_i$ ； θ 表示产品性能参数的退化速率； L 表示步长。

3.2 正态分布的参数估计

已知 $\theta \sim N(\mu_\theta, \sigma_\theta^2)$ ， $\varphi \sim N(\mu_\varphi, \sigma_\varphi^2)$ ，利用极大似然估计的方法可以求出参数 μ_θ 与 σ_θ^2 的估计值为：

$$\left. \begin{aligned} \hat{\mu}_\theta &= E(\theta) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \theta_i = E\left(\frac{\Delta y}{\Delta t}\right) \\ \hat{\sigma}_\theta^2 &= D(\theta) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\theta_i - \bar{\theta})^2 = D\left(\frac{\Delta y}{\Delta t}\right) + \frac{2\sigma_\varepsilon^2}{\Delta t^2} \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

根据上式可知， μ_θ 的估计值与测量误差无关，而 σ_θ^2 的估计值与测量误差有关，但当 Δt 足够大时（即步长 L 足够大，根据经验， L 通常大于 7），测量误差的影响可以忽略不计。因此可以根据式(14)求出 μ_θ 与 σ_θ^2 的估计值。

同理，采用极大似然估计的方法可知参数 μ_φ 与 σ_ε^2 的估计值为：

过查阅该电容器以往的故障数据以及相关文献资料可以发现：漏液、开路、短路、漏电流增加以及参数漂移等是铝电解电容器的主要故障模式^[12-14]，对其进行故障机理分析的结果如表 1 所示。

表 1 铝电解电容器的主要故障模式及机理

序号	故障模式	故障机理	占比率/%
1	漏液	橡胶老化龟裂，高温下电解液挥发	15
2	开路、短路	电化学腐蚀，阳极氧化膜破损	28
3	漏电流增加	氧化膜损伤，氯离子严重污染	46
4	参数漂移	电解液消耗，工作时水分分解	11

根据表中的数据可知，漏电流增加占电容器总故障率的 46%，是电容器最主要的故障模式，其故障机理：由于电容器的阳极氧化膜破损，使得氯离子泄露污染，导致电容器性能下降；因此，选取漏电流作为电容器的关键性能参数，并对这 8 个铝解电容器进行退化实验，然后每过 200 h 对其退化量进行观测，其退化数据如图 1 所示。

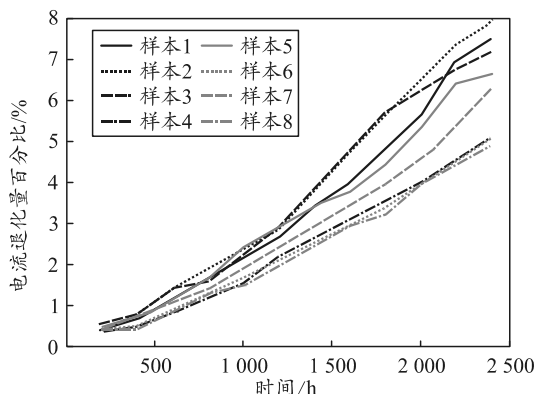


图 1 铝电解电容器性能退化数据

根据图可知：实验样本的漏电流退化百分比的退化趋势基本服从线性分布，可以采用笔者所提出随机线性模型对其进行寿命与可靠性预测。结合该电子产品的具体使用经验，确定其失效阈值为 $D_f = 10$ [15]。

5.2 实验结果及讨论

利用第 3 节中的参数估计方法对电容器的主要性能退化数据进行处理，取步长 $L=8$ ，可以求得各个参数的估计值如表 2 所示。

表 2 参数估计值

数据组	θ	φ
全样本	$\mu_\theta = 0.002\ 788$	$\mu_\varphi = -0.601\ 2$
	$\sigma_\theta^2 = 0.000\ 000\ 366\ 7$	$\sigma_\varphi^2 = 1.288\ 5$
样本 2、3、6 组	$\mu_\theta = 0.003\ 063$	$\mu_\varphi = -0.708\ 7$
	$\sigma_\theta^2 = 0.000\ 000\ 402\ 0$	$\sigma_\varphi^2 = 1.497\ 9$
样本 2、4、8 组	$\mu_\theta = 0.002\ 610$	$\mu_\varphi = -0.511\ 9$
	$\sigma_\theta^2 = 0.000\ 000\ 511\ 9$	$\sigma_\varphi^2 = 1.789\ 1$
样本 1、6、7 组	$\mu_\theta = 0.002\ 710$	$\mu_\varphi = -0.631\ 0$
	$\sigma_\theta^2 = 0.000\ 000\ 270\ 9$	$\sigma_\varphi^2 = 0.913\ 7$

在得到各个参数的估计值后，将其代入式(9)进行计算，可得到电容器的可靠度函数，然后再通过 Matlab 仿真得到其可靠度如图 2 所示。

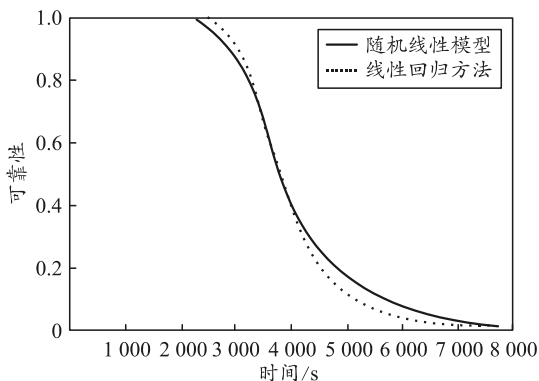


图 2 铝电解电容器可靠度

由图可知：利用笔者所提出的随机线性退化模型求得铝电解电容器在可靠度不低于 90% 的条件下寿命约为 2 830 h；利用式(10)求得其平均寿命为 4 003 h，与文献[15]提出的线性回归方法得到的结果极为相近。此外，笔者提出的方法还具有对小样本数据进行处理的优势。在原有样本中随机选取 3 组数据(样本 2、3、6 为一组，样本 2、4、8 为一组，样本 1、6、7 为一组)，然后利用笔者提出的方法求得其可靠度如图 3 所示。

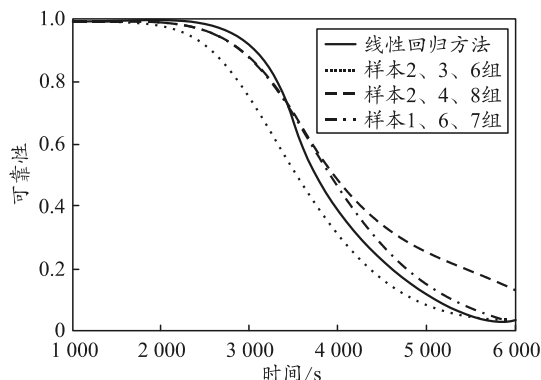


图 3 小样本条件下电容器可靠度

由图可知：笔者提出的方法在样本较小的情况下，仍然有较强的适应性，所得到的结果与全样本条件下基于线性回归方法的结果相近，在实际应用中可以节约很多实验费用；因此，该方法在对电子产品的寿命与可靠性进行预测时具有一定的优势，并能够对电子产品维修保障决策提供数据支撑和重要参考。

6 结论

笔者提出一种基于故障机理与随机线性退化模型的电子产品寿命预测算法，并结合铝电解电容器的性能退化数据对该方法的可行性进行了检验，求得该产品的平均寿命为 4 003 h，在可靠度不低于 90% 条件下的寿命约为 2 830 h。与线性回归方法相比，新方法考虑到了产品之间存在的差异性，模型更加合理；同时，在保持相近精度的前提下，该方法具备对小样本产品的寿命与可靠性进行分析预测的能力。由此可见，该方法具有较好的预测精度与更好的适应性，能够对装备的维修保障决策提供数据支撑和重要参考。

参考文献：

[1] 余琼. 航天继电器可靠性评价及寿命试验方法的研[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2011: 3-4.

表 2 改进算法与常规算法的计算结果比较

实例 I				实例 II			
改进算法方案		常规算法方案		改进算法方案		常规算法方案	
选择区域	部署单元	选择区域	部署单元	选择区域	部署单元	选择区域	部署单元
2	4	2	5	9	3	9	4
17	3	18	2	10	4	10	3
19	5	22	4	12	2	15	1
40	2	41	3	29	1	33	2
50	1	47	1	41	5	34	5

表 3 改进算法与常规算法的其它性能比较(实例 I)

比较项	改进算法	常规算法
全局自适应性	完全	部分
学习时间	9'41"	12'14"
学习周期数	876	1 102
学习误差	0.082 324 1	0.097 135 6

从表 2 中可以看出：常规 T-S FNN 也基本可以完成部署方案计算，但其偏差较改进方法大，经分析发现出现了局部极值的情况。

表 3 中比较了改进方法和常规方法在实例 I 的实现过程中的其他方面性能。可以看出：改进算法与原型算法相比，具有很好的全局自适应搜索能力，学习效率大大提高(时间节省了 20.16%，周期数减少了 20.51%)，且前者的学习能力更好，学习误差更低。

需要说明的是，在实际操作过程中，对一些难以量化的指标，输入数据时采用了专家评价方法，并进行了群决策数据融合处理。当初始数据确定后，计算方法就显示巨大的优势：实例 I 前期的数据处理和计算出方案耗时仅约 2 min(依托现有模拟系统并加载自编程序)，而 7 位专家经过了近 40 min 的

讨论才最终得出了结论，这对于高时效性要求军事决策有重要意义。改进方法可以在短时间内以较好的效果得到决策结果，从而快速为决策人员提供参考依据。

3 结束语

笔者用 GA 结合常规 TS 模糊神经网络对其进行改进，相对容易实现，能在保证基本需求的前提下，同时具有较高的效率和自适应程度，具有实用价值。以后的主要研究方向：研究分布式专家评价方法，以及定性因素评价的融合处理丰富；更加广泛的样本收集和系统化、标准化处理，拓宽和丰富知识来源，特别是处理非常规态势的能力。

参考文献：

- [1] 陈薇, 程航, 郑涛. 基于 T-S 模糊神经网络的 AGV 轨迹跟踪研究[J]. 化工自动化及仪表, 2016, 43(4): 367-369.
- [2] 成枢, 荆晓宇, 李圳. 基于 T-S 模糊神经网络的变形预报研究[J]. 测绘工程, 2018, 27(1): 37-41.
- [3] 董超, 胡艳珍, 李晨光. 基于改进的 T-S 模糊神经网络循环冷却水腐蚀预测[J]. 化工自动化及仪表, 2018, 45(1): 51-55.
- [4] 韩奎奎, 谢在鹏, 吕鑫. 一种基于改进遗传算法的雾计算任务调度策略[J]. 计算机科学, 2018, 45(4): 137-142.
- [5] 伍世度, 徐军. 动态模糊神经网络: 设计与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2008: 39-40.
- [6] 郭忠伟, 李赵建伟, 周兆才, 等. 基于 BP 神经网络和实验数据的火力打击效能预测[J]. 兵工自动化, 2018, 37(8): 48-50.
- [7] 李智舜. 军事装备保障学教程[M]. 北京: 军事科学出版社, 2012: 79-80.

(上接第 55 页)

- [2] 王云, 邵将, 曾晨晖, 等. 航空电子产品基于故障物理的可靠性工程技术[C]//探索创新交流, 北京: 中国航空学会, 2010.
- [3] 赵宇. 可靠性数据分析[M]. 北京: 国防工业出版社, 2011: 190-195.
- [4] 张佳, 张伟, 梅冰. 系统性能退化与可靠性评估[J]. 战术导弹技术, 2011(6): 55-59.
- [5] LU H, KOLARIK W J, LU S. Real time performance reliability prediction[J]. IEEE Transaction on Reliability 2001, 50(4): 353-357.
- [6] ZHAO J Y, LIU F. Reliability assessment of the metallized film capacitors from degradation data[J]. Microelectronics Reliability, 2007, 47(2): 434-436.
- [7] 张辉, 王陶, 李明, 等. 基于功能仿真的电子产品性能退化分析方法[J]. 装备环境工程, 2014(5): 43-48.
- [8] CHEN Z H, ZHENG S R. Lifetime distribution based degradation analysis[J]. IEEE Transactions on Reliability,

2005, 54(1): 3-10.

- [9] 尤琦, 赵宇, 胡广平. 基于时序模型的加速退化数据可靠性评估[J]. 系统工程理论与实践, 2011, 3(2): 328-332.
- [10] 庄奕琪. 电子设计可靠性工程[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2014: 567.
- [11] 郭琦. 基于性能退化数据的可靠性评估方法研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2015: 10-11.
- [12] 恩云飞, 来萍, 李少平. 电子元器件失效分析技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2015: 190-200.
- [13] TANG S J, YU C Q, FENG Y B, et al. Remaining useful life estimation based on Wiener degradation processes with random failure threshold[J]. Journal of Central South University, 2016, 23(9): 2230-2241.
- [14] 任焯. 环境试验下铝电解电容器参数实时采集系统的设计[D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2013: 10-22.
- [15] 杨立峰, 吕卫民, 肖阳. 基于故障机理和伪失效寿命的电子产品剩余寿命预测[J]. 海军航空工程学院学报, 2017, 32(2): 246-250.