

融合非线性加速退化模型与失效率模型的产品寿命预测方法

周绍华, 胡昌华, 司小胜, 方世鹏, 裴 洪

(火箭军工程大学, 陕西西安, 710025)

摘 要: 针对高可靠性产品寿命数据少、获取成本高的问题, 基于充分利用产品在研制、加速试验等不同环境下的退化数据、失效数据等可靠性数据的思想, 提出了一种融合非线性加速退化模型和失效率模型的产品寿命预测方法. 首先, 根据退化数据对非线性退化过程进行分析, 估计退化过程的参数; 然后, 根据加速退化数据及相应的加速退化模型估计加速退化模型的参数, 从而得到退化参数与应力之间的关系. 进一步, 利用比例风险模型融合产品的寿命数据和未失效截尾数据, 并基于此计算产品的可靠度函数、预测产品的寿命. 实例应用验证了所提方法的有效性, 同时说明了所提方法的应用价值.

关键词: 寿命预测; 非线性模型; 加速退化; 失效率

中图分类号: TP273

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2017)06-1084-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.05.009

Life Prediction Approach by Integrating Nonlinear Accelerated Degradation Model and Hazard Rate Model

ZHOU Shao-hua, HU Chang-hua, SI Xiao-sheng, FANG Shi-peng, PEI Hong

(Rocket Force University of Engineering, Xi'an, Shaanxi 710025, China)

Abstract: It is difficult to predict the life of highly-reliable products when the failure data are rare and the testing is costly. As such, based on the degradation data and failure data in the developing or accelerate testing stages, a life prediction method is proposed by integrating nonlinear accelerate degradation model and hazard rate model. The degradation process is first modeled as a nonlinear degradation process and the parameter estimation is achieved by analyzing the degradation process. Then an accelerate model is adopted and its parameters are estimated based on the accelerated degradation data to build the relationship between the parameters of the degradation model and stress levels. Further, the Cox proportional hazard model is adopted to fuse the failure data and censored data. To do so, the reliability function can be computed and the life of the product can be predicted accordingly. Finally, the usefulness and practical value of the presented method is demonstrated through the case application.

Key words: life prediction; nonlinear model; accelerate degradation; hazard rate

1 引言

在对一些航空航天产品进行可靠性评估及寿命预测时, 由于寿命试验或加速寿命试验成本高昂, 难以获得充足的寿命数据支撑产品的可靠性评估. 然而, 在产品定寿过程中, 往往需要在不同环境对其性能进行测试, 可以获得不同环境下的寿命数据和退化数据, 这些寿命数据和退化数据包含着大量的可靠性信息. 因此

利用不同环境下的寿命数据和退化数据评估产品的可靠性、预测产品的寿命, 是一条经济有效的途径, 也逐渐得到学者和工程技术人员的重视^[1,2].

为了综合利用不同环境下不同类型的可靠性数据, 通常有以下两种方法. 一种方法是将不同环境下的数据通过特定的算法折合到一种环境下, 从而扩大样本容量, 提高参数估计、可靠性评估及寿命预测的准确度. 这类方法中, 环境因子通常用来描述不同环境数据

之间的等价折合关系. 文献[3,4]对常见寿命分布下环境因子的推导和应用进行了分析和研究. 冯静等针对失效数据比较少的情况,对退化失效数据的环境因子问题进行了研究^[5]. 洪东跑等利用比例风险模型来描述可靠性和环境因子的关系,提出了一种综合变环境试验数据的环境因子估计方法,并基于该模型给出了常用寿命分布下环境因子的统计推断方法^[6]. 刘佳俊等利用置信规则库将多种环境下的寿命数据折合到同一种环境中,然后利用证据推理方法将折合后的数据和实际工作环境数据进行了融合,并利用某航天器的数据对方法进行了验证^[7]. 另一种常用的方法是利用加速模型构建应力环境与寿命之间的环境关系,将不同环境应力下产品的退化与失效看作是产品的加速退化或失效的形式,从而得到环境应力与产品寿命分布之间的关系. 常用的加速模型包括 Arrhenius 加速模型、幂律模型、指数模型等^[8]. 这两类方法的前提假设都是设备的失效机理是不变的. 然而,已有的这两类方法存在以下问题:首先,利用环境因子进行折合的方法需要事先假定产品的寿命分布,并且需要大量的寿命数据,这对于航空航天产品来说是难以实现或经济上难以承受的. 其次,利用加速模型的方法能够构造环境应力与寿命分布之间的关系,但是大多没有同时考虑产品的个体差异性和数据测量误差的影响. 基于扩散过程的退化模型是一类典型的描述设备随机退化过程的随机模型,并且在融合多源信息的可靠性评估领域得到广泛应用^[9,10]. 然而,文献[9,10]研究的是线性退化产品的寿命预测问题,未考虑产品非线性退化特征存在的普遍性. 为此,本文基于非线性扩散过程建模产品的退化过程,在退化模型中同时考虑多层不确定性^[11],并融入相应的加速模型,充分利用现有数据,最终预测产品的寿命分布.

2 问题描述

为研究本文考虑的问题,给出以下假设^[4]:

(1) 不同环境应力下,产品的失效均表现为主要性能参数的退化失效;

(2) 不同环境应力下,主要性能参数的退化过程服从同族随机过程,即环境改变,随机过程类型不变,仅改变随机过程族的某些参数;

(3) 不同环境应力下,产品的失效机理不变.

在以上三点假设下,已知产品 i ($i = 1, \dots, N$) 在应力 S_p ($p = 1, 2, \dots, Q$) 下所记录的退化时间为 $t_{ij}^p = (t_{i1}^p, t_{i2}^p, \dots, t_{i n_i}^p)^T$, 测得对应的退化量为 $r_{ij}^p = (r_{i1}^p, r_{i2}^p, \dots, r_{i n_i}^p)^T$, 其中 n_i 为测试数据的数量. C_k^p 为同批次产品在应力 S_p 下的失效时间,其中 k ($k = 1, \dots, m$) 为 m 个同批次产品中的第 k 个产品, V_r^p 为同批次产品在应力 S_p 下未

失效的截尾时间,且 $r = 1, \dots, l$. 需要解决的问题是充分利用失效数据、退化数据和未失效的截尾数据,预测产品在给定应力水平下的寿命分布函数,即 $F(t, S)$.

3 模型的建立

3.1 退化过程建模

考虑产品的个体差异性时,对于退化过程服从一个非线性的退化过程的产品 i ,其退化过程可以建模如下^[12]:

$$X_i(t) = X_i(0) + \lambda_i f(t, b) + \sigma_B B(t) \quad (1)$$

其中 $X(t)$ 为产品在 t 时刻的退化量, $X(0)$ 为产品的初始退化量, λ_i 为漂移系数,服从 $\lambda_i \sim N(\mu(S), \sigma_\lambda^2(S))$, 用以表示同批次产品之间个体的差异性,且 $\mu(S)$ 、 $\sigma_\lambda(S)$ 都为应力 S 的函数;类似文献[13],本文中 $\sigma_B = \sigma_B(S)$ 也为应力的函数,表示退化过程的扩散系数. $B(t)$ 为标准布朗运动,满足 $B(t) \sim N(0, t)$, $f(t, b)$ 为时间 t 和固定参数 b 的非线性函数. 当 $f(t, b) = t$ 时,上述退化过程即为 Wiener 过程.

在产品测试数据的获取过程中,不可避免的存在测试误差. 因此,考虑测量误差时,有如下关系:

$$Y_i(t) = X_i(t) + \varepsilon_i \quad (2)$$

其中 Y_i 为实际观测数据,一般认为测试误差是高斯的,即 ε_i 满足 $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$.

3.2 加速模型建立

常用的加速模型有 Arrhenius 模型、幂律模型以及指数模型,相应的关系式如下:

$$\text{Arrhenius 模型: } \mu(S) = \alpha \cdot e^{-\frac{\beta}{S}} \quad (3)$$

$$\text{幂律模型: } \mu(S) = \alpha \cdot S^\beta \quad (4)$$

$$\text{指数模型: } \mu(S) = \alpha \cdot e^{\beta S} \quad (5)$$

根据不同的加速关系,可以将不同应力进行归一化转换^[8]:

$$\text{Arrhenius 模型: } x_i = \frac{1/S_0 - 1/S_i}{1/S_0 - 1/S_H} \quad (6)$$

$$\text{幂律模型: } x_i = \frac{\ln S_i - \ln S_0}{\ln S_H - \ln S_0} \quad (7)$$

$$\text{指数模型: } x_i = \frac{S_i - S_0}{S_H - S_0} \quad (8)$$

上式中, S_0 为产品在正常使用时的应力水平, S_H 为产品所允许的最大应力水平. 由上面的关系式可以得到 $x_0 = 0, x_H = 1$, 且有 $x_i < 1, i = 1, \dots, N$. 对应地, $\mu_i(S)$ 可以变化为:

$$\mu(x) = \exp(\alpha_0 + \alpha_1 x) \quad (9)$$

其中,对于 Arrhenius 模型, $\alpha_0 = \ln \alpha + \beta \ln S_0$, $\alpha_1 = \beta (\ln S_H - \ln S_0)$, 对其他加速模型有类似表达.

同理, $\sigma_\lambda^2, \sigma_B^2$ 与应力 S 之间的关系可以转换为如下关系式:

$$\sigma_{\lambda}^2(x) = \exp(\alpha_2 + \alpha_3 x) \quad (10)$$

$$\sigma_B^2(x) = \exp(\alpha_4 + \alpha_5 x) \quad (11)$$

3.3 失效率建模

采用最常用的失效率模型,即 Cox 比例风险模型^[14],将退化量作为比例风险模型的协变量,即可将非线性加速退化模型与失效率模型相结合.那么,根据文献[15]可以得到产品的失效率函数:

$$h_i(t) = h_0(t) \exp(\beta_0 X(0) + \beta_1 \lambda_i f(t, b) + \beta_2 \sigma_B B(t)) \quad (12)$$

其中, $h_0(t)$ 为基准失效率函数,取为 $h_0(t) = \theta t^{[13]}$. $\beta = (\beta_0, \beta_1, \beta_2)$ 为比例风险模型的比例参数.当 $\beta_0 = \beta_1 = \beta_2$ 时,上式就变为一般比例风险模型.与退化模型中的 λ_i 不同,比例风险模型中的参数 $h_0(t)$ 、 β_0 、 β_1 、 β_2 和 σ_B 反映的是产品整体的信息,是一个固定值,而模型(12)中退化量作为协变量的引入,使得式(12)融合了随机过程模型用于描述时变不确定性和个体差异性的优势,因而便于融合多种类型的数据,如退化数据、失效数据、截尾数据等.

基于式(12),可以得到产品的可靠度函数 $R(t)$:

$$\begin{aligned} R(t) &= \exp \left\{ - \int_0^T h_i(t) dt \right\} \\ &= \exp \left\{ - \int_0^T \theta u \exp(\beta_0 X(0) + \beta_1 \lambda_i f(u, b) + \beta_2 \sigma_B B(u)) du \right\} \end{aligned} \quad (13)$$

以及产品的寿命分布 $F(t)$:

$$F(t) = 1 - R(t) \quad (14)$$

若要求产品在未失效时刻 t^* 的剩余可靠度,则可按照下式进行求解:

$$\begin{aligned} R(t+t^* | t^*) &= \frac{R(t+t^*)}{R(t^*)} = \frac{\exp \left[- \int_0^{t+t^*} h(t) dt \right]}{\exp \left[- \int_0^{t^*} h(t) dt \right]} \\ &= \exp \left[- \int_{t^*}^{t+t^*} h(t) dt \right] \end{aligned} \quad (15)$$

由以上的分析可知,当产品在不同环境,即不同应力下的退化数据获取后,可以通过上述模型进行分析.首先得到产品的失效率函数,然后根据式(13)和(14)得到产品的可靠度函数和寿命分布,进而可以求解产品的剩余寿命.

3.4 模型参数估计

由上述建模过程可知,需估计的参数有退化模型参数 μ_{λ} 、 σ_{λ}^2 、 σ_B^2 、 σ_{ε}^2 和加速模型参数 α_0 、 α_1 、 α_2 、 α_3 、 α_4 、 α_5 ,及比例风险模型参数 β_0 、 β_1 、 β_2 .为了说明本文方法的实现过程,令 $f(t, b) = t^b$,退化模型参数为 $\theta = (\mu_{\lambda}, \sigma_{\lambda}^2, \sigma_B^2, \sigma_{\varepsilon}^2, b)$,则可以得到在每一种应力下的似然函数为:

$$\begin{aligned} L(V_i, C_i, r_i; \theta) &= \int L(V_i, C_i | \lambda_i; \theta) \\ &\quad \times L(r_i | \lambda_i; \theta) p(\lambda_i; \theta) d\lambda_i \end{aligned} \quad (16)$$

其中 $L(V_i, C_i | \lambda_i; \theta)$ 反映的是失效数据和截尾数据之间的关系, $L(r_i | \lambda_i; \theta)$ 与退化过程有关,其对应的表达式分别如下:

$$\begin{aligned} L(V_i, C_i | \lambda_i; \theta) &= \prod_{k=1}^m f(C_k) \prod_{r=1}^l R(V_r) \\ &= \prod_{k=1}^m h(C_k) R(C_k) \prod_{r=1}^l R(V_r) \end{aligned} \quad (17)$$

$$\begin{aligned} L(r_i | \lambda_i; \theta) &= \prod_{j=1}^{n_i} \frac{1}{\sqrt{2\pi(\sigma_B^2 t_{ij}^2 + \sigma_{\varepsilon}^2)}} \exp \left\{ - \frac{[r_{ij} - X(0) - \lambda_i t^b]^2}{2(\sigma_B^2 t_{ij}^2 + \sigma_{\varepsilon}^2)} \right\} \end{aligned} \quad (18)$$

$$p(\lambda_i; \theta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{\lambda}^2}} \exp \left[- \frac{(\lambda_i - \mu_{\lambda})^2}{2\sigma_{\lambda}^2} \right] \quad (19)$$

对上述式子进行参数估计时,可以直接最大化对数似然函数,求得参数的估计值.另一种方法是将 λ_i 看作隐含变量,采用期望最大化算法进行求解.由于上式比较复杂,采用这两种方法的计算都十分繁杂.文献[16]提出参数估计可以分为两步.首先在退化过程模型中对参数 μ_{λ} 、 σ_{λ}^2 、 σ_B^2 、 σ_{ε}^2 和 b 进行估计,将此时估计得到的参数视为已知,然后在比例风险模型中对其他参数,即 β_0 、 β_1 、 β_2 和 θ 进行估计.文献[17]指出这种方法会带来偏差,但是与用期望最大化算法得到的结果进行比较后,认为这部分偏差是可以忽略的.因此本文采用两步估计的方法进行参数估计.

根据式(1)和(2)可知 Y_i 服从多元正态分布,其期望和协方差矩阵的表达式如下:

$$\mu_i = \mu_{\lambda} T_i, \Sigma_i = \Omega_i + \sigma_{\lambda}^2 T_i T_i^T$$

其中 $\Omega_i = \sigma^2 Q_i + \sigma_{\varepsilon}^2 I_{n_i}$, $T_i = (f(t_{i1}, b), \dots, f(t_{in_i}, b))^T$,

$$Q_i = \begin{pmatrix} t_{i1} & \cdots & t_{i1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ t_{in_i} & \cdots & t_{in_i} \end{pmatrix}.$$

由文献[18]可得,其似然函数为:

$$\begin{aligned} \ln L(\theta | Y_i) &= - \frac{1}{2} \ln(2\pi) \sum_{i=1}^N n_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \ln |\Sigma_i| \\ &\quad - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (Y_i - \mu_{\lambda} T_i)^T \Sigma_i^{-1} (Y_i - \mu_{\lambda} T_i) \end{aligned} \quad (20)$$

其中 $|\Sigma_i| = |\Omega_i| (1 + \sigma_{\lambda}^2 T_i^T \Omega_i^{-1} T_i)$,

$$\Sigma_i^{-1} = \Omega_i^{-1} - \frac{\sigma_{\lambda}^2}{1 + \sigma_{\lambda}^2 T_i^T \Omega_i^{-1} T_i} \Omega_i^{-1} T_i T_i^T \Omega_i^{-1}.$$

对式(11)分别求关于 μ_{λ} 和 σ_{λ} 的一阶偏导,可以得到如下式子:

$$\frac{\partial L(\theta | Y_i)}{\partial \mu_{\lambda}} = \sum_{i=1}^N T_i^T \Sigma_i^{-1} Y_i - \mu_{\lambda} \sum_{i=1}^N T_i^T \Sigma_i^{-1} T_i \quad (21)$$

$$\frac{\partial L(\boldsymbol{\Theta}|Y_i)}{\partial \sigma_\lambda} = - \sum_{i=1}^N \frac{\sigma_\lambda \mathbf{T}_i^\top \boldsymbol{\Omega}_i^{-1} \mathbf{T}_i}{1 + \sigma_\lambda^2 \mathbf{T}_i^\top \boldsymbol{\Omega}_i^{-1} \mathbf{T}_i} + \sum_{i=1}^N (\mathbf{Y}_i - \mu_\lambda \mathbf{T}_i)^\top \boldsymbol{\Sigma}_i^{-1} (\mathbf{Y}_i - \mu_\lambda \mathbf{T}_i) \quad (22)$$

令式(21)等于零,可解得

$$\hat{\mu}_\lambda = \sum_{i=1}^N \mathbf{T}_i^\top \boldsymbol{\Sigma}_i^{-1} \mathbf{Y}_i / \sum_{i=1}^N \mathbf{T}_i^\top \boldsymbol{\Sigma}_i^{-1} \mathbf{T}_i \quad (23)$$

将上式代入到式(20)可得:

$$\begin{aligned} L(\boldsymbol{\Theta}|\mathbf{Y}_i, \mu_\lambda) = & -\frac{1}{2} \ln(2\pi) \sum_{i=1}^N n_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \mathbf{Y}_i^\top \boldsymbol{\Omega}_i^{-1} \mathbf{Y}_i \\ & - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \ln|\boldsymbol{\Sigma}_i| + \frac{\sum_{i=1}^N \mathbf{T}_i^\top \boldsymbol{\Sigma}_i^{-1} \mathbf{Y}_i}{\sum_{i=1}^N \mathbf{T}_i^\top \boldsymbol{\Sigma}_i^{-1} \mathbf{T}_i} \sum_{i=1}^N \mathbf{T}_i^\top \boldsymbol{\Sigma}_i^{-1} \mathbf{Y}_i \\ & - \frac{1}{2} \left(\frac{\sum_{i=1}^N \mathbf{T}_i^\top \boldsymbol{\Sigma}_i^{-1} \mathbf{Y}_i}{\sum_{i=1}^N \mathbf{T}_i^\top \boldsymbol{\Sigma}_i^{-1} \mathbf{T}_i} \right)^2 \sum_{i=1}^N \mathbf{Y}_i^\top \boldsymbol{\Omega}_i^{-1} \mathbf{Y}_i \quad (24) \end{aligned}$$

因此,极大化式(24)即可求得参数 σ_λ 、 σ_B 、 σ_ε 和 b 的极大似然估计,然后带入式(23)即可得到对应的 μ_λ 的极大似然估计。

由上述参数估计可以得到不同应力下的 $\mu(x)$ 、 $\sigma_\lambda(x)$ 和 $\sigma_B(x)$,根据加速模型式(9),利用最小二乘法可以得到 α_0 、 α_1 、 α_2 、 α_3 、 α_4 和 α_5 的估计值。

3.5 产品的剩余寿命预测与可靠性分析

得到参数的估计值以后,由式(12)可得产品的失效率函数为:

$$\hat{h}_i(t) = \int h_i(t) p(\lambda_i) d\lambda_i \quad (25)$$

这里可以采用数值计算的方法对上式进行求解,然而当被积函数的表达式很复杂时,采用数值计算的方法将会十分麻烦。本文下面的方法近似式(25)的结果:

$$\hat{h}_i(t) = E[h_0(t) \exp(\beta_0 X(0) + \beta_1 \lambda_i t^b + \beta_2 \sigma_B B(t))] \quad (26)$$

由对数正态分布的性质可将上式化简为

$$\begin{aligned} \hat{h}_i(t) = & h_0(t) \exp \left\{ \beta_0 X(0) + \beta_1 \mu_\lambda t^b \right. \\ & \left. + \frac{1}{2} (\beta_1^2 \sigma_\lambda^2 t^{2b} + \beta_2^2 \sigma_B^2 t) \right\} \quad (27) \end{aligned}$$

根据式(13)和(14)可得产品的可靠度函数 $R(t)$ 和寿命分布函数 $F(t)$,即

$$\begin{aligned} R(t) = & \exp \left\{ - \int_0^t h_0(u) \exp[\beta_0 X(0) + \beta_1 \mu_\lambda u^b \right. \\ & \left. + \frac{1}{2} (\beta_1^2 \sigma_\lambda^2 u^{2b} + \beta_2^2 \sigma_B^2 u)] du \right\} \quad (28) \end{aligned}$$

$$F(t) = 1 - R(t) \quad (29)$$

产品的平均寿命(MTTF)可以根据下式进行计算:

$$\text{MTTF} = \int_0^\infty R(t) dt \quad (30)$$

4 实例验证

根据文献[13]中提供的某型宝石轴承支撑摆式加速度计的一次项标度因数 K_1 漂移量在 65℃、75℃ 和 85℃ 下的退化数据,对本文提出的方法进行验证。 K_1 的失效阈值 $w = 0.006$ 。由这些数据可以看出,在这三种加速条件下,都没有发生失效。因此产生的都是未发生失效的截尾数据。

加速度计在 65℃、75℃ 和 85℃ 下的退化数据如图 1、图 2 和图 3 所示。

由图 1~3 可以看出,该型加速度计的性能退化轨迹具有非线性特征,因此用式(1)的非线性模型对其进行分析是可行的。根据退化数据可以对参数 μ_λ 、 σ_λ^2 、 σ_B^2 、 σ_ε^2 和 b 进行参数估计,其结果见表 1。

计算得到不同温度下的 $\hat{\mu}_\lambda$ 、 $\hat{\sigma}_\lambda$ 和 $\hat{\sigma}_B$ 后,利用最小二乘法即可得到加速模型中的参数的估计值。本例中加速模型为 Arrhenius 模型, x 的形式按照式(6)进行取值。按照加速度计的使用情况,取 $S_0 = 25^\circ\text{C}$, $S_H = 100^\circ\text{C}$ 。相应的结果如表 2 所示。

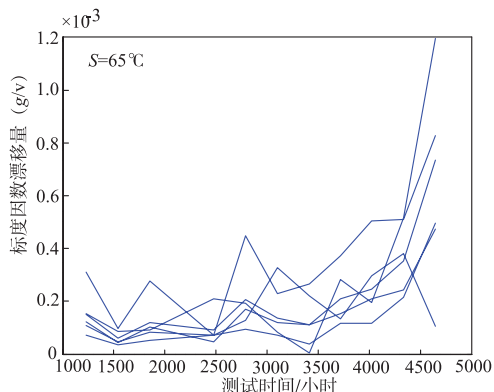


图1 S=65℃时标度因数 K_1 漂移量

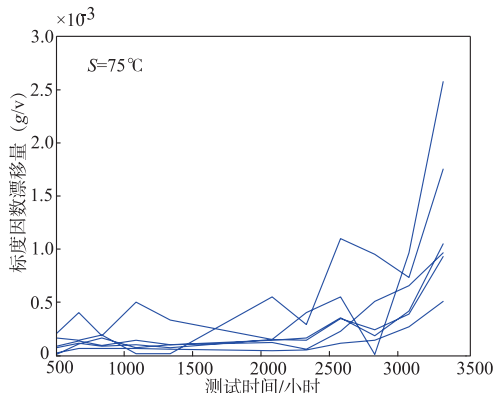


图2 S=75℃时标度因数 K_1 漂移量

由加速模型可以得到:

$$\mu_\lambda(x) = \exp(-250.9544 + 118.4551x) \quad (31)$$

表 1 不同应力水平下的退化模型参数

S	$\hat{\mu}_\lambda$	$\hat{\sigma}_\lambda$	$\hat{\sigma}_B$	$\hat{\sigma}_e$	\hat{b}
65℃	1.870E-67	6.486E-68	3.336E-6	4.751E-8	17.294
75℃	4.235E-64	1.543E-64	2.577E-5	3.451E-8	17.205
85℃	3.122E-61	7.365E-62	3.024E-5	4.391E-8	17.021

表 2 加速模型参数

α_0	α_1	α_2	α_3	α_4	α_5
-250.9544	118.4551	-246.4513	113.7705	-27.8501	18.8513

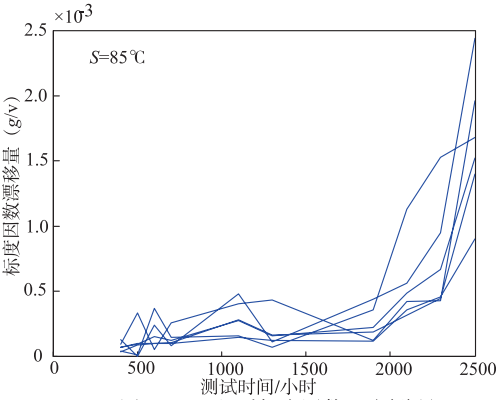


图3 S=85℃时标度因数 K_1 漂移量

$$\sigma_\lambda(x) = \exp(-246.4513 + 113.7705x) \quad (32)$$

$$\sigma_B(x) = \exp(-27.8501 + 18.8513x) \quad (33)$$

得到上述参数后,对于产品的失效数据和截尾数据,利用比例风险模型,根据似然函数(17)对参数 θ 、 β_1 、 β_2 进行估计的结果为: $\beta_1 = 1.253$, $\beta_2 = 1.425$, $\theta = 6.9 \times 10^{-7}$. 加速度计的初始退化量 $X(0) = 0$,因此,对 β_0 不需要进行估计.

需要说明的是,算法验证中需要利用失效数据得到比例风险模型的基准失效率,同时需要性能退化数据求取失效率,但是实例数据中没有失效数据,因此需要用到未失效截尾数据来估计基准失效率,这是由于对于论文针对的产品,实验室现有实验条件难以承受获取失效数据的高额成本,而采用的一种折中方法. 根据以上模型参数,可得该加速度计在三种不同应力下的可靠度函数,如图 4 所示. 加速度计的平均寿命可根据式(30)进行计算.

对于其他应力水平下加速度计的寿命预测,则可以根据加速模型(31)~(33)得到退化模型参数 μ_λ 、 σ_λ^2 和 σ_B^2 ,然后根据比例风险模型得到参数的可靠度函数,并计算加速度计在不同温度下的平均寿命.

当加速度计在 25℃ 的应力水平下时,得到相应的参数 $\hat{\mu}_\lambda$ 、 $\hat{\sigma}_\lambda^2$ 、 $\hat{\sigma}_B^2$,其余参数在前文中已经得到其估计值. 因此可以得到加速度计在 25℃ 下的平均寿命为:

$$MTTF = \int_0^\infty \exp \left\{ - \int_0^t \theta u \exp \left[\beta_1 \hat{\mu}_\lambda u^b \right. \right.$$

$$\left. + \frac{1}{2} (\beta_1^2 \hat{\sigma}_\lambda^2 u^{2b} + \beta_2^2 \hat{\sigma}_B^2 u) \right] du \Big\} dt = 5.86 \times 10^4 h \quad (34)$$

由于本文是在 25℃ 的应力环境下预测的寿命,而文献[13]是在 20℃ 的应力环境下预测的寿命,因此本文预测的寿命要比文献[13]给出的寿命小,与文献[13]中的结果相比是比较合理的. 此外,本文考虑了测试误差的影响,因此得到的结果相对来说更加符合实际情况,且本文模型的结构使得所提方法可以融合多种不同类型的测试数据,更具一般性.

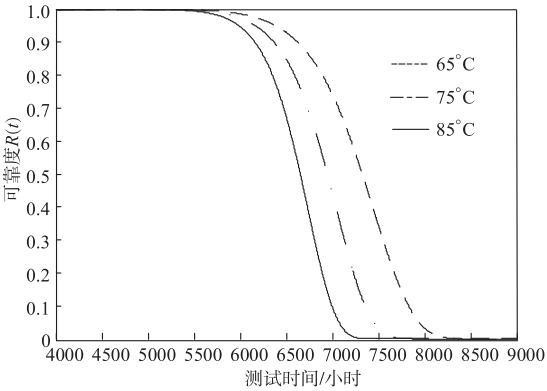


图4 不同应力下的可靠度曲线

5 结论

本文针对高可靠性产品寿命数据少、获取成本高的问题,提出了一种融合非线性加速退化过程和失效率建模的产品寿命预测方法,该方法可以融合退化数据、失效数据及截尾数据. 具体地,本文方法首先根据退化数据对非线性退化过程进行分析,估计退化过程的参数,同时考虑了退化的时变不确定性、产品个体差异性及测量不确定性;然后,根据加速退化数据及相应加速退化模型估计加速退化模型的参数,从而得到退化参数与应力之间的关系. 最后,利用比例风险模型融合产品寿命数据和未失效截尾数据,并基于此计算产品的可靠度函数、预测产品的寿命. 实例验证结果表明所提方法能够得到有效的评估结果.

参考文献

[1] Hu Changhua, Zhou Zhijie, Zhang Jianxun, Si Xiaosheng. A survey on life prediction of equipment [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2015, 28(1): 25-33.

[2] 王浩伟,徐延学,赵建忠. 融合加速退化和现场实测退化数据的剩余寿命预测方法[J]. 航空学报, 2014, 35(12): 3350-3357.

Wang Haowei, Xu Tingxue, Zhao Jianzhong. Residual life prediction method fusing accelerated degradation and field degradation data [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sin-

- ica. 2014, 35(12):3350-3357. (in Chinese)
- [3] 王善, 李丽萍, 黄美英. 环境因子的分析及应用[J]. 宇航学报, 2001, 22(3):74-80.
Wang Shan, Li Liping, Huang Meiyong. Analysis and application of environmental factor [J]. Journal of Astronautics, 2001, 22(3):74-80. (in Chinese)
- [4] 张春华, 陈循, 杨拥民. 常见寿命分布下环境因子的研究[J]. 强度与环境, 2001(4):7-12.
Zhang Chunhua, Chen Xun, Yang yongmin. Research on environmental factors under common life distributions [J]. Structure and Environment Engineering, 2001(4):7-12. (in Chinese)
- [5] 冯静, 周经伦. 基于退化失效数据的环境因子问题研究[J]. 航空动力学报, 2010, 25(7):1622-1627.
Feng Jing, Zhou Jinglun. Research on environmental factor based on degradation data [J]. Journal of Aerospace Power, 2010, 25(7):1622-1627. (in Chinese)
- [6] 洪东跑, 马小兵, 赵宇等. 基于比例风险模型的环境折合系数确定方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2010, 36(4):443-446.
Hong Dongpao, Ma Xiaobing, Zhao Yu. Environmental referring factor based on proportional hazard model [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2010, 36(4):443-446. (in Chinese)
- [7] 刘佳俊, 胡昌华, 周志杰等. 基于证据推理和置信规则库的装备寿命评估[J]. 控制理论与应用, 2015, 32(2):231-238.
Liu Jiajun, Hu Changhua, Zhou Zhijie. Life assessment approach of equipment based on belief-rule-base and evidential reasoning [J]. Control Theory & Applications, 2015, 32(2):231-238. (in Chinese)
- [8] G A Whitmore, Fred Schenkelberg. Modelling accelerated degradation data using wiener diffusion with a time scale transformation [J]. Lifetime Data Analysis, 1997, 3:27-45.
- [9] 彭宝华, 周经伦, 冯静, 刘学敏. 金属化膜脉冲电容器剩余寿命预测方法研究[J]. 电子学报, 2011, 39(11):2674-2679.
Peng Baohua, Zhou Jinglun, Feng Jing, Liu Xuemin. Residual lifetime prediction of metallized film pulse capacitors [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(11):2674-2679. (in Chinese)
- [10] 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 Xiaolin, Guo Bo, Cheng Zhijun. Reliability assessment of products with Wiener process degradation by fusing multiple information [J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(5):977-982. (in Chinese)
- [11] 司小胜, 胡昌华, 张琪等. 不确定测量数据下的剩余寿命估计[J]. 电子学报, 2015, 43(5):30-35.
Si Xiaosheng, Hu Changhua, Zhang Qi, He Huafeng, Zhou Tao. Estimating remaining useful life under uncertain degradation measurements [J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(5):30-35. (in Chinese)
- [12] 司小胜, 胡昌华, 周东华. 带测量误差的非线性退化过程建模与剩余寿命估计[J]. 自动化学报, 2013, 39(5):530-541.
Si Xiaosheng, Hu Changhua, Zhou Donghua. Nonlinear degradation process modeling and remaining useful life estimation subject to measurement error [J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(5):530-541. (in Chinese)
- [13] 李瑞, 汪立新, 刘刚. 基于加速退化模型的加速度计非线性特征分析及贮存寿命预测[J]. 中国惯性技术学报, 2014, 22(1):125-130.
Li Rui, Wang Li-xin, Liu Gang. Nonlinear characteristic analysis and storage life forecast for accelerometer based on accelerate degradation model [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2014, 22(1):125-130. (in Chinese)
- [14] Cox D. R. Regression models and life-tables (with discussion) [J]. Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Methodological), 1972, 34(2):187-220.
- [15] Scarf PA. On the application of mathematical models in maintenance [J]. European Journal of Operational Research, 1997, 99(3):493-506.
- [16] Qiang Zhou, Junbo Son, Shiyu Zhou. Remaining useful life prediction of individual units subject to hard failure [J]. IIE Transactions, 2014, 46:1017-1030.
- [17] Bycott, P, Taylor J. A comparison of smoothing techniques for CD4 data measured with error in a time-dependent Cox proportional hazards model [J]. Statistics in Medicine, 1998, 17(18):2061-207.
- [18] H Lim, B J Yum. Optimal design of accelerated degradation tests based on Wiener process models [J]. Appl Statist, 2011, 38(2):309-325.

作者简介



周绍华 男, 1991年6月生于湖北利川. 硕士研究生, 研究方向为寿命预测与健康管理.
E-mail: 1229102037@qq.com

胡昌华 男, 1966年6月生于湖北罗田. 火箭军工程大学“导航、制导与控制”国家重点学科带头人, 教授、博士生导师. 主要研究方向为导弹控制系统的潜通路分析、故障诊断、寿命预测和最优维护等.