

# 一种双时间尺度函数 Wiener 过程性能退化模型

张雄健<sup>1</sup>, 王治华<sup>1</sup>, 肖强<sup>2</sup>, 张勇波<sup>1</sup>, 傅惠民<sup>1</sup>

(1. 北京航空航天大学 航空科学与工程学院, 北京 100191;

2. 中国航天科技集团有限公司 中国运载火箭技术研究院  
北京航天发射技术研究所, 北京 100076)

**摘 要:** 为通过性能退化数据评估产品的可靠性, 基于广义 Wiener 过程提出了一种双时间尺度函数模型以描述产品退化过程。采用极大似然估计(MLE)法求解模型参数, 推导了其寿命分布(FTD), 进而进行可靠度分析和寿命评估。对模型进行了 Monte Carlo 模拟验证和实例应用, 并将目前常用的混合效应 Wiener 过程模型作为参考方法进行了对比分析。结果表明: 根据 90%可靠度曲线的定义, 该方法较参考方法的结果更为合理、准确。进一步的寿命评估结果表明, 该方法与参考方法的平均寿命相差 232.9 h, 90%可靠寿命结果相差 109.4 h, 且参考方法计算结果偏于危险。

**关 键 词:** 性能退化; 可靠性评估; 双时间尺度; Wiener 过程; 极大似然估计(MLE)

**中图分类号:** V488; O231

**文献标志码:** A

## An Wiener process performance degradation model with two transformed time scales function

ZHANG Xiongjian<sup>1</sup>, WANG Zhihua<sup>1</sup>, XIAO Qiang<sup>2</sup>,  
ZHANG Yongbo<sup>1</sup>, FU Huimin<sup>1</sup>

(1. School of Aeronautic Science and Engineering,

Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China;

2. Beijing Institute of Space Launch Technology,

China Academy of Launch Vehicle Technology,

China Aerospace Science and Technology Corporation, Beijing 100076, China)

**Abstract:** A Wiener process degradation model with two transformed time scales is proposed for reliability assessment based on product's deterioration information. The maximum likelihood estimation (MLE) for model parameters is constructed. Then the failure time distribution (FTD) is derived, the reliability and life can be inferred accordingly. A comprehensive Monte Carlo simulation study and a real application have been conducted, and the widely adopted Wiener process model with mixed effects is adopted as a reference for a better under-

**收稿日期:** 2017-03-28

**基金项目:** 国家重点研发计划(2016YFF0202605); 国家自然科学基金(11501022)

**作者简介:** 张雄健(1993—), 男, 硕士生, 主要从事可靠性评估、寿命预测、性能退化方面的研究。

**通讯作者:** 王治华(1981—), 女, 副教授, 博士, 主要从事单机健康监测、小样本性能退化试验设计和可靠性分析、故障诊断与预报等方面的研究工作。E-mail: wangzhihua@buaa.edu.cn

**引用格式:** 张雄健, 王治华, 肖强, 等. 一种双时间尺度函数 Wiener 过程性能退化模型[J]. 航空动力学报, 2018, 33(9): 2235-2241.  
ZHANG Xiongjian, WANG Zhihua, XIAO Qiang, et al. An Wiener process performance degradation model with two transformed time scales function[J]. Journal of Aerospace Power, 2018, 33(9): 2235-2241.

standing. According to the definition of the 10th degradation percentile curve, comparative results illustrated that the proposed method can effectively improve the reliability assessment precision. Regarding further lifetime assessment, the median life derived from the proposed method was 232.9 h smaller than that derived from the referenced method, and the 10th failure time distribution percentile was 109.4 h. This showed that the results from the reference method were more dangerous in practical engineering.

**Key words:** performance degradation; reliability evaluation;  
two transformed time scales; Wiener process;  
maximum likelihood estimate(MLE)

在高可靠性长寿命产品的寿命试验和加速寿命试验中,往往无法获得足够的失效数据<sup>[1]</sup>。因此,需要采用更为高效的方法来对此类产品的可靠性进行分析和评估。由于产品的物理失效大多能够追溯到其潜在的性能退化过程,故性能退化数据中往往包含丰富的失效信息,可以作为其可靠性分析的重要寿命信息来源<sup>[2]</sup>。Lu 等对基于失效数据以及基于性能退化数据的可靠性分析方法进行了对比,发现在绝大多数情况下,基于性能退化数据的可靠性分析方法比基于失效数据的可靠性分析方法更为精确<sup>[3]</sup>。可见,性能退化过程建模分析对高可靠长寿命产品的可靠性评估具有重要意义。

基于 Wiener 过程的退化模型因其充分考虑了产品性能退化过程的随机特性和动态特性,得到了广泛的关注<sup>[4-5]</sup>。由于具有明确的物理含义和良好的数学性质,单时间尺度函数 Wiener 过程模型应用最为普遍<sup>[6-7]</sup>。对于漂移系数和扩散系数均为常数的情况,单时间尺度函数 Wiener 过程模型仅能描述均值与方差具有相同时变规律的退化过程,这限制了其在工程实际中的应用,因为工程实际中退化过程均值和方差的变化规律往往不同。为此,Whitmore 提出了双时间尺度函数 Wiener 过程模型<sup>[8]</sup>,但由于双时间尺度函数条件下,无法得到寿命分布的解析形式,该模型仅停留在理论层面,研究热点仍集中在单一时间尺度的情况。为进一步解决这一问题,通过考虑产品个体差异性的影响,提出了混合效应 Wiener 过程模型<sup>[9-11]</sup>,通常将漂移系数看做服从正态分布的随机变量进行分析和处理<sup>[12]</sup>。

本文针对双时间尺度函数 Wiener 过程模型开展了深入研究,提出了一种更具一般性的性能退化模型,给出了模型参数的极大似然估计。在首达时概念的基础上,推导了寿命分布,建立了工程关注的可靠性指标的估计方法。采用国际公认

的 Monte Carlo 方法开展了大量的模拟分析,并进行了实例应用,以混合效应 Wiener 过程模型为参考,对本文方法的适用性和有效性进行了对比分析和验证。

1 退化过程模型

双时间尺度函数 Wiener 过程模型可以表示为<sup>[13]</sup>

$$X(t) = \beta \Lambda^{(1)}(t) + \sigma B(\Lambda^{(2)}(t)) \tag{1}$$

式中  $X(t)$  为  $t$  时刻的性能参数退化值,  $\Lambda^{(1)}(t)$  和  $\Lambda^{(2)}(t)$  为两个时间尺度函数,  $B(\cdot)$  表示标准布朗运动过程,  $\beta$  和  $\sigma$  分别为漂移系数和扩散系数, 当不考虑试样间的个体差异时, 可假设  $\beta$  和  $\sigma$  为常数。当需要考虑试样间的个体差异时, 通常假设  $\beta$  为正态随机变量。

由于考虑试样间的个体差异时, 很难得到随机过程概率密度函数的解析形式。因此本文中不考虑试样间的个体差异, 假设漂移系数  $\beta$  与扩散系数  $\sigma$  为常数, 并将两系数分别并入  $\Lambda^{(1)}(t)$  与  $\Lambda^{(2)}(t)$  中, 式(1)模型可写成如下形式:

$$X(t) = \Lambda^{(1)}(t) + B(\Lambda^{(2)}(t)) \tag{2}$$

假设在  $n$  个时刻  $t' = (t'_1, t'_2, \dots, t'_n)$  对产品性能参数进行测试, 得到退化值  $X(t'_j)$ , 其中  $j = 1, 2, \dots, n$ 。为表述方便, 作如下定义:

$$\begin{cases} \Delta X_1 = X(t'_1) \\ \Delta X_j = X(t'_j) - X(t'_{j-1}) \end{cases} \quad (j > 1) \tag{3}$$

$$\begin{cases} \lambda_1^{(1)} = \Lambda^{(1)}(t'_1) \\ \lambda_j^{(1)} = \Lambda^{(1)}(t'_j) - \Lambda^{(1)}(t'_{j-1}) \end{cases} \quad (j > 1) \tag{4}$$

$$\begin{cases} \lambda_1^{(2)} = \Lambda^{(2)}(t'_1) \\ \lambda_j^{(2)} = \Lambda^{(2)}(t'_j) - \Lambda^{(2)}(t'_{j-1}) \end{cases} \quad (j > 1) \tag{5}$$

令  $\Delta \mathbf{X} = (\Delta X_1, \Delta X_2, \dots, \Delta X_n)'$ ,  $\boldsymbol{\lambda}^{(1)} = (\lambda_1^{(1)}, \lambda_2^{(1)}, \dots, \lambda_n^{(1)})'$ , 则根据 Wiener 过程的性质可知,

增量向量  $\Delta \mathbf{X} = (\Delta X_1, \Delta X_2, \dots, \Delta X_n)'$  服从多维正态分布  $N(\boldsymbol{\lambda}^{(1)}, \boldsymbol{\Sigma})$ , 其中  $\boldsymbol{\Sigma} = (\Sigma_{ij})_{n \times n}$  为增量向量的协方差矩阵, 其元素表达式如下:

$$\Sigma_{ij} = \text{cov}(\Delta X_i, \Delta X_j) = \begin{cases} \lambda_i^{(2)} & i = j \\ 0 & i \neq j \end{cases} \quad (6)$$

增量向量  $\Delta \mathbf{X}$  的概率密度函数可写作

$$f(\Delta \mathbf{X}; \boldsymbol{\Theta}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\boldsymbol{\Sigma}|^{\frac{1}{2}}} \times \exp\left[-\frac{1}{2} (\Delta \mathbf{X} - \boldsymbol{\lambda}^{(1)})' \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\Delta \mathbf{X} - \boldsymbol{\lambda}^{(1)})\right] \quad (7)$$

其中  $\boldsymbol{\Theta}$  表示模型未知参数向量。

## 2 模型参数估计

首先, 可以根据工程经验确定退化模型中尺度函数  $\Lambda^{(1)}(t)$  和  $\Lambda^{(2)}(t)$  的函数形式, 例如, 裂纹扩展分析方面, Paris 公式描述了裂纹长度与应力循环次数间的关系; 复合材料蠕变分析方面, Findley 公式表征了蠕变应变与时间间的关系; 发光二极管电性能退化分析方面, 发光强度与时间间的幂函数关系得到了普遍认可。对于没有工程经验的情况, 可基于退化过程的测试结果, 采用数据驱动的方法确定尺度函数  $\Lambda^{(1)}(t)$  和  $\Lambda^{(2)}(t)$  的函数形式。

设有  $m$  个试样, 均在相同的  $n$  个时刻  $t' = (t'_1, t'_2, \dots, t'_n)$  进行了退化量的测试。设  $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})'$  为第  $i$  个试样的测试结果, 则增量为  $\Delta \mathbf{x}_i = (\Delta x_{i1}, \Delta x_{i2}, \dots, \Delta x_{in})'$ , 其中  $\Delta x_{i1} = x_{i1}$ ;  $\Delta x_{ij} = x_{ij} - \Delta x_{i(j-1)}$ ;  $i = 1, 2, \dots, m$ ;  $j = 2, 3, \dots, n$ 。

基于测试结果, 可以通过极大似然估计方法对模型参数进行估计。由于各个试件之间相互独立, 所以根据式(7), 可得到对于  $m$  个试件, 其联合概率密度函数为

$$f(\Delta \mathbf{x}_1, \Delta \mathbf{x}_2, \dots, \Delta \mathbf{x}_m; \boldsymbol{\Theta}) = \prod_{i=1}^m f(\Delta \mathbf{x}_i; \boldsymbol{\Theta}) \quad (8)$$

通过对联合密度函数取自然对数并将各试件的测试值代入可以得到  $\boldsymbol{\Theta}$  的对数似然函数

$$\ln L(\boldsymbol{\Theta}) = -\frac{nm}{2} \ln(2\pi) - \frac{m}{2} \ln |\boldsymbol{\Sigma}| - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m (\Delta \mathbf{x}_i - \boldsymbol{\lambda}^{(1)})' \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\Delta \mathbf{x}_i - \boldsymbol{\lambda}^{(1)}) \quad (9)$$

通过求式(9)对数似然函数的极大值, 即可得到未知参数的估计值。在实际应用中, 退化模型通常包含多个未知参数, 可采用优化算法进行数值求解。需要指出, 在多参数优化的数值计算中, 参数初值的设置对计算精度和收敛速度都有较大

影响。模型参数初值的确定方法如下:

1) 根据最小二乘法原理, 通过求式(10)方均误差(MES, 量符号记为  $E_{\text{ms}}$ )的最小值, 可以得到尺度函数  $\Lambda^{(1)}(t)$  中的未知参数  $\boldsymbol{\Theta}^{(1)}$  的初值

$$E_{\text{ms}} = \sum_{i=1}^m (\Delta \mathbf{x}_i - \boldsymbol{\lambda}^{(1)})' (\Delta \mathbf{x}_i - \boldsymbol{\lambda}^{(1)}) \quad (10)$$

2) 在确定了  $\boldsymbol{\Theta}^{(1)}$  的情况下, 进一步通过求式(11)似然函数的最大值, 可以得到尺度函数  $\Lambda^{(2)}(t)$  中的未知参数  $\boldsymbol{\Theta}^{(2)}$  的初值

$$\ln L(\boldsymbol{\Theta}^{(2)}, \boldsymbol{\Theta}^{(1)}) = -\frac{mm}{2} \ln(2\pi) - \frac{m}{2} \ln |\boldsymbol{\Sigma}| - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m (\Delta \mathbf{x}_i - \boldsymbol{\lambda}^{(1)})' \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\Delta \mathbf{x}_i - \boldsymbol{\lambda}^{(1)}) \quad (11)$$

由此可以确定遗传算法中未知参数  $\boldsymbol{\Theta}$  的初值。

## 3 可靠性分析

根据退化可靠性理论, 当产品退化值达到预定失效阈值  $D_f$  时, 产品视为失效<sup>[14]</sup>。若忽略性能退化过程的随机性, 即假定性能退化过程是不可逆的, 且具有单调性, 则对于给定的失效阈值  $D_f$ , 可通过下式计算可靠度为  $R$  的可靠性寿命

$$\frac{D - \Lambda^{(1)}(T_R)}{\sqrt{\Lambda^{(2)}(T_R)}} = z_{1-R} \quad (12)$$

其中  $T_R$  为可靠度寿命,  $z_{1-R}$  为标准正态分布的  $1-R$  上分位点。

在工程实际中, 产品的性能退化过程往往具有随机性, 这也是采用 Wiener 过程理论对其进行建模分析的初衷。因此, 需要根据首达时(first hitting time)定义<sup>[15]</sup>, 将性能参数退化量首次到达失效阈值  $D_f$  的时间作为产品的寿命, 进而对可靠性指标进行分析和估计。

众所周知, 一般 Wiener 过程的首达时服从逆高斯分布。对于式(2)的双时间尺度函数 Wiener 过程模型, 非线性项的存在使得首达时分布律往往难以精确求解, 但可以在一定的近似条件下推导首达时的近似概率密度函数<sup>[16-17]</sup>。在给定失效阈值  $D_f$  时, 近似概率密度函数可以表示为

$$g(t) \cong \frac{1}{\sqrt{2\pi\Lambda^{(2)}(t)}} \left( \frac{D - \Lambda^{(1)}(t)}{\Lambda^{(2)}(t)} + \frac{d\Lambda^{(1)}(t)}{d\Lambda^{(2)}(t)} \right) \exp\left[-\frac{(D - \Lambda^{(1)}(t))^2}{2\Lambda^{(2)}(t)}\right] \frac{d\Lambda^{(2)}(t)}{dt} \quad (13)$$

则进一步求解下式即可得到可靠度  $R$  对应的可靠度寿命  $T_R$

$$\int_0^{T_R} g(t) dt = 1 - R \quad (14)$$

4 模拟验证

本部分采用国际认可的 Monte Carlo 方法进行模拟验证研究。不失一般性,假定式(2)退化模型中的时间尺度分别为线性函数  $\Lambda^{(1)}(t)=a+bt$  和二次函数  $\Lambda^{(2)}(t)=d_0+d_1t+d_2t^2$ ,其中  $a=7$ ,  $b=15$ ,  $d_0=0.1$ ,  $d_1=10$ ,  $d_2=0.3$ ,在相同的时刻  $t'_1=0.1$ 、 $t'_2=0.2$ 、 $\cdots$ 、 $t'_{10}=1$  对各试样的性能参数进行测试,单位千小时(kh)。假定失效阈值  $D_f=25$ 。为对比分析不同样本量对可靠性评估精度的影响,分别在样本量  $m=3,5,10,30$  的情况下进行了模拟计算与对比分析。基于 5 000 次 Monte Carlo 循环模拟计算,表 1 给出了本文方法 M0 模型参数的估计结果。

模拟对比分析和验证工作主要从两个方面开展。首先,验证基于首达时概念进行退化寿命分布分析和可靠性评估的合理性,将本文方法 M0

表 1 本文方法 M0 模型参数估计结果  
Table 1 Model parameter estimate result for the proposed method M0

| 样本量 $m$ | 参数    | $B_{\text{ias}}$ | $E_{\text{ms}}$ |
|---------|-------|------------------|-----------------|
| 3       | $a$   | -0.03            | 3.98            |
|         | $b$   | 0                | 0.52            |
|         | $d_0$ | 1.93             | 15.14           |
|         | $d_1$ | -4.16            | 41.07           |
|         | $d_2$ | 0.33             | 0.41            |
| 5       | $a$   | 0.01             | 2.31            |
|         | $b$   | -0.02            | 0.31            |
|         | $d_0$ | 2.04             | 15.43           |
|         | $d_1$ | -2.79            | 25.51           |
|         | $d_2$ | 0.22             | 0.24            |
| 10      | $a$   | 0.02             | 1.19            |
|         | $b$   | 0                | 0.15            |
|         | $d_0$ | 1.79             | 11.86           |
|         | $d_1$ | -1.71            | 13.12           |
|         | $d_2$ | 0.13             | 0.12            |
| 30      | $a$   | -0.01            | 0.39            |
|         | $b$   | 0                | 0.05            |
|         | $d_0$ | 1.17             | 5.36            |
|         | $d_1$ | -0.82            | 4.71            |
|         | $d_2$ | 0.06             | 0.04            |

与式(12)未引入首达时概念的方法 M1 进行对比,分析两种方法 M0 与 M1 对应 50%可靠度(中位寿命  $t_{0.5}$ )、99%可靠度的可靠寿命  $t_{0.99}$  的估计精度,对比结果汇总于表 2。

其次,验证本文方法描述退化过程随机特征的准确性,将国内外普遍采用的混合效应 Wiener 过程模型 M2 作为参考进行对比分析,该模型可表达为<sup>[18]</sup>

$$X(t)=\beta\Lambda(t)+\sigma B(\Lambda(t))$$

(15)

式中漂移系数为正态随机变量  $\beta\sim N(\mu_\beta,\sigma_\beta^2)$ ,扩散系数  $\sigma$  为常数。两种方法 50%可靠度(中位寿

表 2 本文方法 M0 与参考方法 M1 和 M2 寿命评估对比结果  
Table 2 Comparison result of life assessment for the proposed method M0, the reference methods M1 and M2

| 样本量 $m$ | 参数            | $B_{\text{ias}}/10^{-3}$ | $E_{\text{ms}}/10^{-3}$ |
|---------|---------------|--------------------------|-------------------------|
| 3       | 方法 $t_{0.5}$  | 9.28                     | 15.98                   |
|         | M0 $t_{0.99}$ | 52.22                    | 29.52                   |
|         | 方法 $t_{0.5}$  | 2.51                     | 15.97                   |
|         | M1 $t_{0.99}$ | 49.94                    | 28.00                   |
|         | 方法 $t_{0.5}$  | 15.38                    | 15.98                   |
|         | M2 $t_{0.99}$ | -102.69                  | 30.03                   |
| 5       | 方法 $t_{0.5}$  | 5.99                     | 9.17                    |
|         | M0 $t_{0.99}$ | 15.12                    | 15.70                   |
|         | 方法 $t_{0.5}$  | 1.38                     | 9.17                    |
|         | M1 $t_{0.99}$ | 13.12                    | 15.27                   |
|         | 方法 $t_{0.5}$  | 12.02                    | 9.17                    |
|         | M2 $t_{0.99}$ | -113.47                  | 24.12                   |
| 10      | 方法 $t_{0.5}$  | 1.62                     | 4.68                    |
|         | M0 $t_{0.99}$ | -6.29                    | 7.77                    |
|         | 方法 $t_{0.5}$  | -1.31                    | 4.67                    |
|         | M1 $t_{0.99}$ | -7.37                    | 7.60                    |
|         | 方法 $t_{0.5}$  | 7.99                     | 4.64                    |
|         | M2 $t_{0.99}$ | -122.07                  | 20.63                   |
| 30      | 方法 $t_{0.5}$  | 2.08                     | 1.53                    |
|         | M0 $t_{0.99}$ | -9.46                    | 2.86                    |
|         | 方法 $t_{0.5}$  | 0.70                     | 1.52                    |
|         | M1 $t_{0.99}$ | -9.82                    | 2.80                    |
|         | 方法 $t_{0.5}$  | 8.98                     | 1.58                    |
|         | M2 $t_{0.99}$ | -125.75                  | 17.72                   |

命  $t_{0.5}$  )、99%可靠度的可靠寿命  $t_{0.99}$  的对比结果列于表 2。其中,对比指标包括偏差(bias,量符号记为  $B_{\text{ias}}$ )以及方均误差,例如对于参数  $a$ ,对比指标定义如下:

$$B_{\text{ias}} = a - \hat{a} \tag{16}$$
$$E_{\text{ms}} = (a - \hat{a})^2 \tag{17}$$

其中  $a$  为参数的真值, $\hat{a}$  为参数的估计值,其余参数的对比指标以此类推。

首先,通过本文方法 M0 计算得到的可靠度寿命  $t_{0.5}=1.18\text{ kh}$ 、 $t_{0.99}=0.74\text{ kh}$  比参考方法 M1 的结果  $t_{0.5}=1.20\text{ kh}$ 、 $t_{0.99}=0.76\text{ kh}$  要小,验证了首达时方法是一种更为严格的评估方法。

其次,比较本文方法 M0 与参考方法 M2 两种方法计算得到的可靠度寿命,本文方法 M0 计算得到的偏移率以及均方误差普遍比参考方法 M2 要小。这意味着在大多数情况下,M0 的评估精度要比 M2 为高。同时,通过比较不同试件数下的偏移率和均方误差,可以看出随试件数量的增多,估计精度有明显的提高。

5 实例分析

激光器是航空航天产品的常见部组件,工程经验表明,工作电流的变化能够表征其性能状况。图 1 给出了 15 台 GaAs 激光器(对应图中 15 个退化测试数据序列)工作电流增长比率随时间的退化情况<sup>[19]</sup>。

对各测试时刻 GaAs 激光器性能退化量样本值进行处理,可知其退化过程具有线性均值和二次方差的时变统计特性<sup>[20]</sup>。由此,可假定式(2)所示本文方法 M0 的时间尺度函数分别为 $\Delta^{(1)}(t)=a+bt$  和二次函数  $\Delta^{(2)}(t)=d_0+d_1t+d_2t^2$ 。

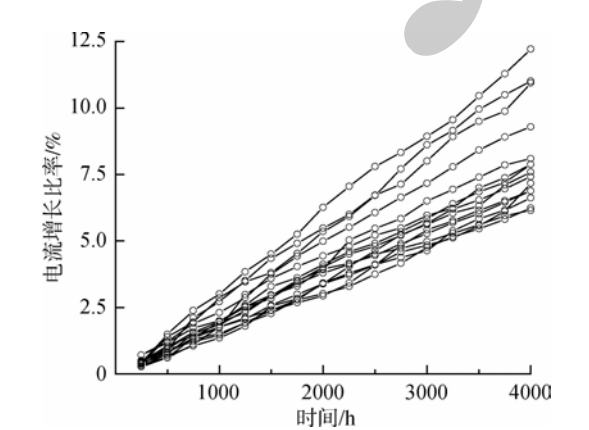


图 1 80 °C 下的 GaAs 激光器工作增长比率  
Fig. 1 Percent increase in operating current for GaAs lasers tested at 80 °C

采用优化算法可得到模型参数的估计结果如下:

$$\begin{cases} a = -0.06773 \\ b = 2.05757 \\ d_0 = -0.00047 \\ d_1 = 0.14668 \\ d_2 = 0.00329 \end{cases} \tag{18}$$

为验证建模合理性,图 2 给出了本文方法的残差图。可见,本文方法能够准确把握和描述 GaAs 激光器性能退化过程的时变特性和规律。

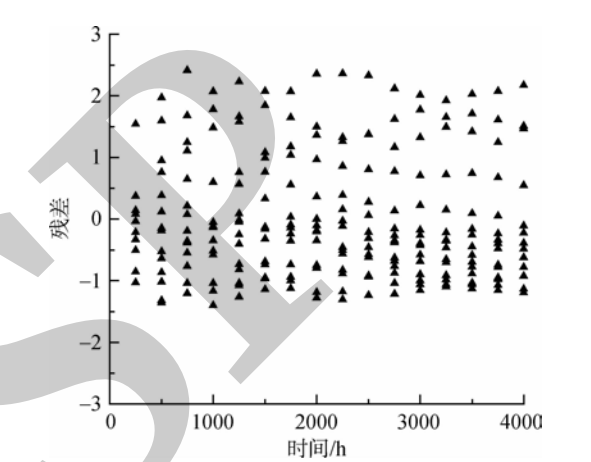


图 2 GaAs 激光器性能退化数据的残差图  
Fig 2 Residual plot for GaAs laser performance degradation data

为进一步研究模型的有效性,图 3 给出了本文方法 M0 与参考方法 M1 和 M2 对平均退化曲线和 90%可靠度退化曲线的对比结果。对于该激光器,当电流增长比率达到 10%时认为其失

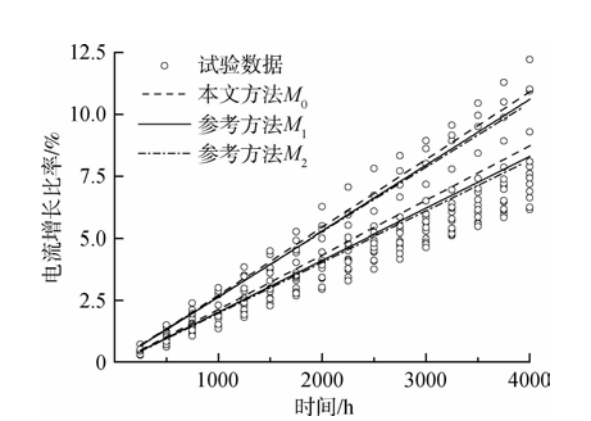


图 3 本文方法 M0 与参考方法 M1 和 M2 平均退化曲线与 90%可靠度退化曲线  
Fig. 3 Mean degradation curve and 10th degradation percentile curve estimation for the proposed method M0, the reference methods M1 and M2

效,即失效阈值  $D_f=10\%$ 。由此,采用 3 种方法 M0、M1 和 M2 对激光器进行寿命评估,结果列于表 3。

表 3 本文方法 M0 与参考方法 M1 和 M2 的寿命评估结果

Table 3 Life estimation result for the proposed method M0, reference methods M1 and M2

| 寿命                 | M0      | M1      | M2      |
|--------------------|---------|---------|---------|
| $t_{0.5}/\text{h}$ | 4 582.6 | 4 905.2 | 4 815.5 |
| $t_{0.9}/\text{h}$ | 3 668.1 | 3 802.7 | 3 773.0 |

与参考方法 M1 与 M2 相比,图 3 退化曲线分析结果表明,本文方法 M0 得到的曲线偏于安全。根据 90%可靠度退化曲线的定义,应有约 90%的退化数据位于该曲线下方。GaAs 激光器性能退化数据总数为 240,M0 得到的 90%可靠度退化曲线下方有 206 个点,占总数的 85.8%,而 M1 得到的曲线下方有 199 个点,占总数的 82.9%,M2 得到的曲线下方有 198 个点,占总数的 82.5%,可见本文方法 M0 得到的曲线更为合理。

表 3 中本文方法 M0 平均寿命和可靠寿命的评估结果较参考方法 M1 与 M2 同样偏于安全。M0 与 M1 的平均寿命相差 322.6 h,90%可靠度寿命相差 134.6 h;M0 与 M2 的平均寿命相差 232.9 h,90%可靠度寿命  $t_{0.9}$  相差 104.9 h。其中 M0 较参考方法 M1 偏于保守是因为本文方法在寿命分布的分析中引入了首达时的概念,这与本文模拟验证部分的结论相同。

由表 3 可见,本文方法中位寿命( $t_{0.5}$ )和 90%可靠度寿命( $t_{0.9}$ )之间间隔相对较小,表明本文方法 M0 的退化过程分散性估计结果较参考方法 M1 和 M2 为小。分散性的估计精度直接影响 90%可靠度退化曲线及可靠寿命的估计精度。值得注意的是,随着时间的推移,该影响会逐渐积累。因此,在长寿命预测和可靠性评估中,退化分散性估计的准确性对确保可靠性分析的准确性至关重要。

6 结 论

本论文提出了一种基于维纳过程的双时间尺度函数退化过程模型,引入首达时概念推导退化寿命分布,进而分析可靠性和寿命指标。通过大量的 Monte Carlo 模拟仿真和工程实例应用,结

合与参考方法的对比,分析了本文方法的适用性和有效性。

1) 双时间尺度函数模型可以准确描述工程实际中广泛存在的性能退化过程的时变规律。

2) 由于其能够准确描述退化规律,在本文模型基础上推导得到的可靠度寿命更为合理,而在此基础上引入首达时概念,可以使得到的可靠性评估结果更符合工程实际的需要。

参考文献:

[1] 赵建印,孙权,彭宝华,等.基于加速退化试验数据的可靠性分析[J].电子质量,2005(7):30-33.  
ZHAO Jianyin,SUN Quan,PENG Baohua,et al. Reliability analysis from accelerated degradation tests[J]. Electronics Quality,2005(7):30-33. (in Chinese)

[2] KALBFLEISCH J D,LAWLESS J F. Estimation of reliability in field performance studies [J]. Technometrics, 1988,30(4):379-383.

[3] LU C J,MEEKER W Q,ESCOBAR L A. A comparison of degradation and failure-time analysis methods for estimating a time-failure distribution[J]. Statistica Sinica,1996,6(3):531-546.

[4] 姜同敏.可靠性试验技术[M].北京:北京航空航天大学出版社,2012.

[5] JOSEPH V R,YU I T. Reliability improvement experiments with degradation data[J]. IEEE Transactions on Reliability,2006,55(1):149-157

[6] 厉海涛,金光,周经伦,等.动量轮维纳过程退化建模与寿命预测[J].航空动力学报,2011,26(3):622-627.  
LI Haitao,JIN Guang,ZHOU Jinglun,et al. Momentum wheel Wiener process degradation modeling and life prediction[J]. Journal of Aerospace Power,2011,26(3):622-627. (in Chinese)

[7] 朱磊,左洪福,蔡景.基于 Wiener 过程的民用航空发动机性能可靠性预测[J].航空动力学报,2013,28(5):1006-1012.  
ZHU Lei,ZUO Hongfu,CAI Jing. Performance reliability prediction for civil aviation aircraft engine based on wiener process[J]. Journal of Aerospace Power,2013,28(5):1006-1012. (in Chinese)

[8] WHITMORE G A. Modeling accelerated degradation data using Wiener diffusion with a time scale transformation [J]. Lifetime Data Analysis,1997,16(1):27-45.

[9] PARK J I,BAE S J. Direct prediction methods on lifetime distribution of organic light-emitting diodes from accelerated degradation tests[J]. IEEE Transactions on Reliability,2010,59(1):74-90.

[10] LEE M,WHITMORE G. Proportional hazards and threshold regression: their theoretical and practical connections [J]. Lifetime Data Analysis,1997,16(2):196-214.

[11] YE Zhisheng,XIE Min,SHEN Yan,et al. Degradation-

based burn-in planning under competing risks[J]. Technometrics, 2012, 54(2): 159-168.

[12] TANG Shengjin, YU Chuanqiang, WANG Xue, et al. Remaining useful life prediction of lithiumion batteries based on the Wiener process with measurement error[J]. Energies, 2014, 7(2): 520-547.

[13] TSENG S T, TANG J, KU I. Determination of burn-in parameters and residual life for highly reliable products [J]. Naval Research Logistics, 2003, 50(1): 1-14.

[14] 邓爱民, 陈循, 张春华, 等. 基于性能退化数据的可靠性评估[J]. 宇航学报, 2006, 27(3): 547-552.

DENG Aimin, CHEN Xun, ZHANG Chunhua, et al. Reliability assessment based on performance degradation data [J]. Journal of Astronautics, 2006, 27(3): 547-552. (in Chinese)

[15] LEE M L T, WHITMORE G A. Threshold regression for survival analysis: modeling event times by a stochastic process reaching a boundary[J]. Statistical Science, 2006, 21(4): 501-513.

[16] SI Xiaosheng, WANG Wenbin, HU Changhua, et al. Remaining useful life estimation based on a nonlinear diffusion degradation process[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2012, 61(1): 50-67.

[17] WANG Xiaolin, Balakrishnan N, GUO Bo. Residual life estimation based on a generalized Wiener degradation process[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2014, 124: 13-23.

[18] CHALUVADI V N H. Accelerated life testing of electronic revenue meters [D]. Clemson: Clemson University, 2008.

[19] YE Zhisheng, CHEN Nan, SHEN Yan. A new class of Wiener process models for degradation analysis[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2015, 139: 58-67.

[20] MEEKER W Q, ESCOBAR L A. Statistical methods for reliability data [M]. New York: John Wiley and Sons, 1998.

(编辑:王碧珺)