

# 基于 EM-EKF 与隐含比例退化模型的 机载电子设备剩余寿命自适应预测

陈云翔,王泽洲,蔡忠义,项华春,王莉莉  
(空军工程大学装备管理与无人机工程学院,陕西西安 710051)

**摘要:** 针对现有机载电子设备剩余寿命自适应预测方法在新研小样本条件下,未能综合考虑设备隐含退化建模与漂移系数在线更新的问题,本文提出一种基于期望最大-扩展卡尔曼滤波(Expectation Maximization-Extended Kalman Filter, EM-EKF)与隐含比例退化模型的机载电子设备剩余寿命自适应预测方法. 首先,基于非线性 Wiener 过程构建带比例关系的设备隐含退化模型;其次,在引入漂移系数更新机制的基础上建立设备退化状态方程,并采用 EKF 算法同步更新设备退化状态与漂移系数;然后,采用 EM-EKF 算法实现对退化模型参数的自适应估计;最后,基于全概率公式,推导出设备剩余寿命的概率密度函数. 通过对单台微机械陀螺仪实测数据进行分析,验证了本文所提方法具有更好的模型拟合性与预测准确性.

**关键词:** 剩余寿命预测; Wiener 过程; 隐含退化模型; 比例关系; EM-EKF 算法

**中图分类号:** TB114.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2021)03-0500-10

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.12263/DZXB.20200050

## Adaptive Prediction of Remaining Useful Lifetime for the Airborne Electronic Equipment Based on the EM-EKF Algorithm and Hidden Degradation Model with the Proportion Relationship

CHENG Yun-xiang, WANG Ze-zhou, CAI Zhong-yi\*, XIANG Hua-chun, WANAG Li-li  
(Equipment Management & UAV Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710051, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that the existing adaptive prediction methods of remaining useful lifetime (RUL) for the airborne electronic equipment fail to comprehensively consider the hidden degradation modeling and online drift coefficients updating in the condition of newly researched and small sample, an adaptive prediction method for the airborne electronic equipment's RUL based on the EM-EKF algorithm and hidden degradation model with proportion relationship is proposed. Firstly, based on the nonlinear Wiener process, a hidden degradation model with the proportion relationship is constructed. Next, the degradation state equation of the equipment is established based on the drift coefficient update mechanism, and the EKF algorithm is used to update the degradation status and drift coefficient. And then, the EM-EKF algorithm is used to adaptively estimate the parameters of the degradation model. Finally, based on the full probability formula, the probability density function (PDF) of RUL is derived. By analyzing the measured data of a single micromechanical gyroscope, it is verified that the proposed method has better model fitting and prediction accuracy.

**Key words:** remaining useful lifetime prediction; Wiener process; hidden degradation model; proportion relationship; EM-EKF algorithm

## 1 引言

机载电子设备是指飞机上由各类电子元器件所组成的,应用电子技术和软件来执行多样化军事任务的

重要设备<sup>[1]</sup>. 为了应对现代战争网络化、信息化程度的不断提升,机载电子设备的构成日益复杂、功能愈发多样、性能更加完善,有力推动了航空装备战斗力的形成与提升. 据统计,机载电子设备占现代飞机采购成本的

比重已经高达 30% ~ 50%, 其中, F-22 机载电子设备费用占其总成本的 30% 以上, 而最新型的 F-35 飞机机载电子设备费用更是超过其总成本的一半以上(具体如表 1 所示). 随着机载电子设备在现代飞机中的全面应用, 其故障数量日趋庞大, 新型战机机载电子设备的故障数占比已超过全机总故障的 40%<sup>[2-4]</sup>. 因此, 准确分析机载电子设备性能状态监测数据, 科学预测其剩余寿命, 对于合理安排维修计划, 确保任务完成与飞行安全都具有重要意义.

表 1 现代飞机机载电子设备成本占比

机型	比例	机型	比例
F-22	≥30%	E-3A	≥44%
EF2000	≥40%	F-35	≥50%

目前, 利用传感器获取机载电子设备的退化信息, 构建基于 Wiener 过程的退化模型, 进而预测其剩余寿命的方法已成为主流, 并在激光器、LED、航空锂电池、陀螺仪等机载电子产品中得到了应用<sup>[5-8]</sup>. 在上述研究中, 都需要大量同类设备的历史退化数据作为支撑才能在一定程度上确保剩余寿命预测的准确性. 然而, 大量退化数据的获取在针对新研、小批量、高可靠产品时是难以实现的. 针对日益复杂多样的任务需求和航空装备高价值、长寿命的现实制约, 机载电子产品的研制和生产也变得更加灵活多样, 呈现出多批次、小批量的特点, 导致无法满足传统机载电子设备剩余寿命预测方法大样本量的要求, 致使剩余寿命预测的准确性无法得到有效保证. 为实现小样本甚至单台设备条件下剩余寿命的准确预测, 研究人员利用随机滤波技术, 开发了利用当前监测数据实时更新退化模型参数与状态的剩余寿命自适应预测方法, 但总体研究成果较少. 孙国玺等<sup>[9]</sup>研究了随机系数回归模型参数自适应估计问题, 并基于 Bayesian 原理和期望最大化 (Expectation Maximization, EM) 算法在线估计和更新模型参数. 然而该方法采用指数过程拟合设备的退化路径, 导致其无法满足机载电子设备普遍存在的非单调退化规律, 因而降低了该方法的适用性. Feng 等<sup>[10]</sup>和司小胜等<sup>[11]</sup>则基于非线性 Wiener 过程构建了考虑隐含特性的退化状态方程, 采用扩展卡尔曼滤波 (Extended Kalman Filter, EKF) 和 EM 算法来估计和更新退化状态与模型参数, 并对锂电池和陀螺仪的剩余寿命自适应预测问题进行了研究. 基于上述研究, 文献[12]首次将比例关系引入退化建模, 提出了一种基于非线性 Wiener 过程的改进剩余寿命自适应预测方法, 实现对漂移系数和扩散系数的同步在线更新, 有效提升了预测效果. 但该方法的算法鲁棒性较差, 需采用极大似然估计法 (Maximum likelihood estimation, MLE) 估算模型参数初值, 导致该

方法无法在单台设备条件下使用. 此外, 文献[10~12]的方法均存在一个潜在假设, 即当前时刻漂移系数的估计值与上一时刻漂移系数的后验估计相等, 这将导致漂移系数无法更新, 从而降低了剩余寿命预测的准确性. 为此, 王玺<sup>[13]</sup>等构建了漂移系数的随机更新机制, 建立了包含漂移系数状态更新的设备退化状态空间方程, 并利用卡尔曼滤波 (Kalman Filter, KF) 与 EM 联合算法实现了退化状态与模型参数的在线更新, 进而基于单台新研设备的实时性能监测数据实现了对剩余寿命的自适应预测. 然而, 该方法仅考虑了线性 Wiener 过程, 且也未能将隐含特性引入退化建模.

进一步分析可以发现, 上述研究均未考虑机载电子设备实际运行环境中电磁干扰、震动、传感器误差等对退化状态监测过程造成的不确定性影响, 导致所构建的退化模型难以准确反映设备的真实退化规律, 从而降低了方法的科学性. 为了进一步提升退化建模的准确性, 司小胜等<sup>[14]</sup>在线性 Wiener 退化模型中引入一个随机参数来描述测量的不确定性, 并将其定义为测量误差, 从而有效提升了剩余寿命预测的准确性, 但该研究无法适用于非线性退化设备. 针对上述问题, Zhai 等<sup>[15]</sup>和郑建飞等<sup>[16]</sup>建立了综合考虑非线性 Wiener 过程和测量误差的退化模型, 并分别对锂电池和陀螺仪的剩余寿命进行了预测, 取得了良好效果. 然而, 上述方法在退化模型参数估计过程中均采用 MLE 和 EM 方法, 导致必须要大量同类设备的历史退化数据作支撑才能确保估计的准确性, 因而无法实现对小样本或单台机载电子设备剩余寿命的可靠预测.

综上所述, 针对现有新研、小样本条件下机载电子设备剩余寿命预测方法未能综合考虑非线性、测量误差、隐含退化特性以及漂移/扩散系数同步更新的问题, 本文提出一种新型机载电子设备剩余寿命自适应预测方法. 首先, 基于 Wiener 过程建立带测量误差的非线性隐含退化模型, 引入漂移系数更新机制, 并采用 EKF-EM 算法更新设备的退化状态与模型参数, 提升了算法的鲁棒性, 实现了方法在小样本或单台设备条件下的可靠计算; 然后, 将比例关系引入退化建模, 以克服传统方法无法同步更新漂移系数与扩散系数的弊端, 进一步提升了剩余寿命预测的准确性; 最后, 基于单台新研微机械陀螺仪的状态监测数据, 验证了本文方法的有效性与优越性. 本文研究的具体思路如图 1 所示.

## 2 隐含比例退化模型

基本线性 Wiener 退化模型可以表示为:

$$X(t) = X(0) + \alpha t + \beta B(t) \quad (1)$$

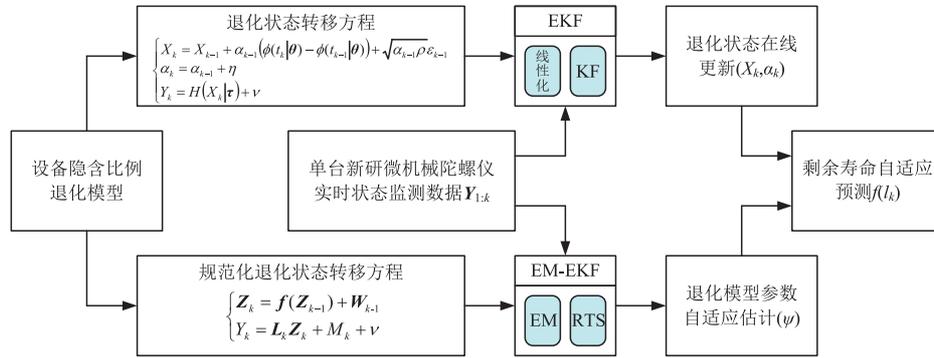


图1 基于EM-EKF与隐含比例退化模型的设备剩余寿命自适应预测流程

其中,  $X(0)$  表示设备在初始时刻的性能退化量, 且常令  $X(0) = 0$ ;  $\alpha$  用以描述设备的退化速率, 称之为漂移系数;  $\beta$  用以描述设备退化过程随时间不确定性的程度, 称为扩散系数; 而  $B(t)$  为标准布朗运动, 且  $B(t) \sim N(0, t)$ ; 一般情况下,  $B(t)$  与  $\alpha$  相互独立。

进一步, 考虑到外界环境对设备退化过程的影响, 非线性退化模型适用性更强, 因此在线性退化模型的基础上, 通过对退化过程进行非线性化处理, 即可得到更具一般意义的非线性退化模型:

$$X(t) = X(0) + \alpha\phi(t|\theta) + \beta B(t) \quad (2)$$

其中,  $\phi(t|\theta)$  表示时间  $t$  的非线性函数,  $\theta$  表示未知参量。

进一步分析可知, 设备的退化过程随时间变化呈现出不确定性. 其既表现在退化速率  $\alpha$  的不确定性, 也体现在退化程度  $\beta$  的不确定性. 因此, 为了同步描述  $\alpha$  与  $\beta$  随时间的不确定性, 本文给出引理 1:

**引理 1** 若设备退化过程满足 Wiener 过程, 且退化机理不发生变化, 则漂移系数  $\alpha$  与扩散系数  $\beta$  具有比例关系, 具体可表示为:

$$\rho = \beta^2 / \alpha \quad (3)$$

引理 1 的具体证明过程详见参考文献 [12], 在此不再给出详细证明过程. 基于上述分析, 可得带比例关系的设备退化模型为:

$$X(t) = X(0) + \alpha\phi(t|\theta) + \sqrt{\alpha\rho}B(t) \quad (4)$$

目前, 机载电子设备的性能退化数据多基于传感器进行获取, 受其运行环境的限制与传感器生产工艺的制约, 直接获取设备的真实性能退化数据  $X(t)$  几乎是不可能的, 仅能得到带有测量误差的隐含退化数据  $Y(t)$ . 由此, 可建立带测量误差的隐含比例退化模型:

$$Y(t) = H(X(t)|\tau) + \nu \quad (5)$$

其中,  $Y(t)$  表示通过传感器获取的设备性能退化状态量;  $H(X(t)|\tau)$  用以表征设备的隐含退化特性, 是设备真实退化量  $X(t)$  的线性/非线性函数, 而  $\tau$  则表示未知参量;  $\nu$  为测量误差, 且满足  $\nu \sim N(0, \sigma_\nu^2)$ ; 此外, 一般认

为  $\nu$  独立于  $B(t)$  与  $\alpha$ .

### 3 基于 EKF 的退化状态在线更新

由于传统卡尔曼滤波具有线性高斯性, 因此难以处理非线性退化过程. 为此, 本文采用扩展卡尔曼滤波方法, 以实现隐含比例退化模型状态的在线更新. 首先, 给出扩展卡尔曼滤波的相关定义, 具体如表 2 所示.

表 2 扩展卡尔曼滤波参数定义

参数	$\hat{Z}_{k k} = E(Z_k   Y_{1:k}) = \begin{bmatrix} E(X_k   Y_{1:k}) \\ E(\alpha_k   Y_{1:k}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{X}_{k k} \\ \hat{\alpha}_{k k} \end{bmatrix}$
定义	真实退化状态滤波均值
参数	$P_{k k} = \text{Var}(Z_k   Y_{1:k}) = \begin{bmatrix} \text{Var}(X_k   Y_{1:k}) & \text{Cov}(X_k, \alpha_k   Y_{1:k}) \\ \text{Cov}(X_k, \alpha_k   Y_{1:k}) & \text{Var}(\alpha_k   Y_{1:k}) \end{bmatrix}$
定义	真实退化状态滤波方差
参数	$\hat{Z}_{k k-1} = E(\hat{Z}_k   Y_{1:k-1}) = \begin{bmatrix} E(X_k   Y_{1:k-1}) \\ E(\alpha_k   Y_{1:k-1}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{X}_{k k-1} \\ \hat{\alpha}_{k k-1} \end{bmatrix}$
定义	真实退化状态一步预测均值
参数	$P_{k k-1} = \text{Var}(Z_k   Y_{1:k-1}) = \begin{bmatrix} \text{Var}(X_k   Y_{1:k-1}) & \text{Cov}(X_k, \alpha_k   Y_{1:k-1}) \\ \text{Cov}(X_k, \alpha_k   Y_{1:k-1}) & \text{Var}(\alpha_k   Y_{1:k-1}) \end{bmatrix}$
定义	真实退化状态一步预测方差

进一步, 基于前文构建的隐含比例退化模型, 可得设备退化过程的状态转移方程为:

$$\begin{cases} X_k = X_{k-1} + \alpha_{k-1}(\phi(t_k|\theta) - \phi(t_{k-1}|\theta)) + \sqrt{\alpha_{k-1}\rho}\varepsilon_{k-1} \\ \alpha_k = \alpha_{k-1} + \eta \\ Y_k = H(X_k|\tau) + \nu \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $t_k, k = 1, 2, \dots, M$  为第  $k$  个状态监测时刻 (且  $t_0 = 0$ ),  $X_k = X(t_k)$ ,  $Y_k = Y(t_k)$ ,  $Y_{1:k} = [Y_1, Y_2, \dots, Y_k]^T$ ,  $\varepsilon_{k-1} \sim N(0, t_k - t_{k-1})$ , 噪声信号  $\eta \sim N(0, \sigma_\eta^2)$  且独立于  $\varepsilon_{k-1}$ .

运用扩展卡尔曼滤波方法,首先需对非线性函数进行线性化处理.基于幂级数的基本性质,将  $t_k$  时刻设备性能退化观测量  $Y_k = H(X_k | \tau) + \nu$  在  $\hat{X}_{k|k-1}$  处进行泰勒展开,可得:

$$Y_k = H(\hat{X}_{k|k-1} | \tau) + H'(\hat{X}_{k|k-1} | \tau)(X_k - \hat{X}_{k|k-1}) + \nu + o \quad (7)$$

其中,  $H'(\cdot)$  为非线性函数的一阶导数,  $o$  为高阶无穷小.忽略高阶无穷小项,将式(7)带入式(6)可得线性化处理后退化设备的状态方程为:

$$\begin{cases} X_k = X_{k-1} + \alpha_{k-1}(\phi(t_k | \theta) - \phi(t_{k-1} | \theta)) + \sqrt{\alpha_{k-1}\rho}\varepsilon_{k-1} \\ \alpha_k = \alpha_{k-1} + \eta \\ Y_k \approx H(\hat{X}_{k|k-1} | \tau) + H'(\hat{X}_{k|k-1} | \tau)(X_k - \hat{X}_{k|k-1}) + \nu \end{cases} \quad (8)$$

令  $Z_k = [X_k, \alpha_k]^T$ ,  $M_k = H(\hat{X}_{k|k-1} | \tau) - \hat{X}_{k|k-1}H'(\hat{X}_{k|k-1} | \tau)$ ,  $J_k = H'(\hat{X}_{k|k-1} | \tau)$ , 则可将式(8)转化为:

$$\begin{cases} Z_k = \begin{bmatrix} 1 & \phi(t_k | \theta) - \phi(t_{k-1} | \theta) \\ 0 & 1 \end{bmatrix} Z_{k-1} + W_{k-1} \\ Y_k \approx J_k X_k + M_k + \nu \end{cases} \quad (9)$$

进一步可得:

$$\begin{cases} Z_k = f(Z_{k-1}) + W_{k-1} \\ Y_k = L_k Z_k + M_k + \nu \end{cases} \quad (10)$$

其中,  $W_{k-1} = [\sqrt{\alpha_{k-1}\rho}\varepsilon_{k-1}, \eta]^T$ ,  $L_k = [J_k, 0]$ ,  $W_{k-1}$  的协方差为  $Q_{k-1} = \begin{bmatrix} \alpha_{k-1}\rho(t_k - t_{k-1}) & 0 \\ 0 & \sigma_\eta^2 \end{bmatrix}$ .

易知,式(10)即为扩展卡尔曼滤波的标准状态空间方程.基于扩展卡尔曼滤波的基本性质,可得设备状态转移矩阵为:

$$A_{k|k-1} = \frac{\partial f}{\partial Z} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial X_{k-1}} & \frac{\partial f_1}{\partial \alpha_{k-1}} \\ \frac{\partial f_2}{\partial X_{k-1}} & \frac{\partial f_2}{\partial \alpha_{k-1}} \end{bmatrix} \quad (11)$$

易知:

$$f_1 = X_{k-1} + \alpha_{k-1}(\phi(t_k | \theta) - \phi(t_{k-1} | \theta)) \quad (12)$$

$$f_2 = \alpha_{k-1} \quad (13)$$

将式(12)与(13)带入(11)可得

$$A_{k|k-1} = \begin{bmatrix} 1 & \phi(t_k | \theta) - \phi(t_{k-1} | \theta) \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (14)$$

由此,可实现对设备真实退化状态  $X_k$  和漂移系数  $\alpha_k$  的在线更新,具体过程如下:

(1) 状态预测

$$\begin{cases} \hat{Z}_{k|k-1} = f(\hat{Z}_{k-1|k-1}) \\ Y_{k|k-1} = L_k \hat{Z}_{k|k-1} \end{cases} \quad (15)$$

(2) 协方差预测

$$P_{k|k-1} = A_{k|k-1} P_{k-1|k-1} A_{k|k-1}^T + \begin{bmatrix} \hat{\alpha}_{k-1|k-1}\rho(t_k - t_{k-1}) & 0 \\ 0 & \sigma_\eta^2 \end{bmatrix} \quad (16)$$

(3) 滤波增益

$$K_k = P_{k|k-1} L_k^T (L_k P_{k|k-1} L_k^T + \sigma_\nu^2)^{-1} \quad (17)$$

(4) 状态更新

$$\hat{Z}_{k|k} = \hat{Z}_{k|k-1} + K_k (Y_k - M_k - L_k \hat{Z}_{k|k-1}) \quad (18)$$

(5) 协方差更新

$$P_{k|k} = P_{k|k-1} - K_k L_k P_{k|k-1} \quad (19)$$

给定退化状态均值与方差的初始值  $\hat{Z}_{0|0}$  与  $P_{0|0}$ , 利用扩展卡尔曼滤波更新式(8)~(19),即可同步更新设备的退化状态.

## 4 基于 EM-EKF 的参数自适应估计

针对退化模型中的未知参数,本文基于前文退化状态在线更新过程,采用 EM-EKF 算法对其进行自适应估计.本文采用  $\psi$  表示退化模型中的未知参数,则易知  $\psi = \{\hat{Z}_{0|0}, P_{0|0}, \rho, \theta, \tau, \sigma_\nu^2, \sigma_\eta^2\}$ .

若已知设备退化状态的观测数据  $Y_{1:k}$ ,基于式(10)即可得到设备性能退化状态  $Z_{0:k}$  与观测数据  $Y_{1:k}$  的联合对数似然函数:

$$\begin{aligned} L(\psi | Z_{0:k}, Y_{1:k}) &= \ln P(Z_{0:k}, Y_{1:k} | \psi) \\ &= \ln P(Z_0 | \psi) + \ln \prod_{i=1}^k P(Z_i | Z_{i-1}, \psi) + \ln \prod_{i=1}^k P(Y_i | Z_i, \psi) \\ &= \ln P(Z_0 | \psi) + \sum_{i=1}^k \ln P(Z_i | Z_{i-1}, \psi) + \sum_{i=1}^k \ln P(Y_i | Z_i, \psi) \end{aligned} \quad (20)$$

基于上述分析可得:

$$Z_0 | \psi \sim N(\hat{Z}_{0|0}, P_{0|0}) \quad (21)$$

$$Z_i | Z_{i-1}, \psi \sim N(f(Z_{i-1}), Q) \quad (22)$$

$$Y_i | Z_i \sim N(J_i X_i + M_i, \sigma_\nu^2) \quad (23)$$

将式(22)~(23)带入式(20),并除去常数项可得:

$$\begin{aligned} L(\psi | Z_{0:k}, Y_{1:k}) &= \ln P(Z_{0:k}, Y_{1:k} | \psi) \\ &\propto -\frac{1}{2} \ln |P_{0|0}| - \frac{1}{2} [Z_0 - \hat{Z}_{0|0}]^T P_{0|0}^{-1} [Z_0 - \hat{Z}_{0|0}] \\ &\quad - \frac{k}{2} \ln |Q| - \frac{k}{2} \ln \sigma_\nu^2 - \frac{1}{2\sigma_\nu^2} \sum_{i=1}^k (Y_i - M_i - L_i Z_i)^2 \\ &\quad - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k [Z_i - f(Z_{i-1})]^T Q^{-1} [Z_i - f(Z_{i-1})] \end{aligned} \quad (24)$$

假设第  $j$  次迭代后退化模型参数的估计值为  $\hat{\psi}^{(j)} = \{\hat{Z}_{0|0}^{(j)}, P_{0|0}^{(j)}, \hat{\rho}^{(j)}, \hat{\theta}^{(j)}, \hat{\tau}^{(j)}, \hat{\sigma}_\nu^{2(j)}, \hat{\sigma}_\eta^{2(j)}\}$ , 基于 EM 算法,可知第  $j+1$  次迭代的计算过程分为 E 步和 M 步.

E 步:在第  $j$  次估计结果  $\hat{\psi}^{(j)}$  的基础上,对似然函数

$L(\psi | \mathbf{Z}_{0:k}, \mathbf{Y}_{1:k})$  求解关于隐含状态  $\mathbf{Z}$  的期望, 可得:

$$\begin{aligned} & E(L(\psi | \mathbf{Z}_{0:k}, \mathbf{Y}_{1:k})) \\ & \propto -\frac{1}{2} \ln |\mathbf{P}_{0|0}^{(j)}| - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k \ln |\mathbf{Q}^{(j)}| - \frac{k}{2} \ln \sigma_\nu^{2(j)} \\ & - \frac{1}{2} \text{tr} \{ (\mathbf{P}_{0|0}^{(j)})^{-1} \mathbf{E} \{ \mathbf{Z}_0 \mathbf{Z}_0^T - \mathbf{Z}_0 \hat{\mathbf{Z}}_{0|0}^T - \hat{\mathbf{Z}}_{0|0} \mathbf{Z}_0^T + \hat{\mathbf{Z}}_{0|0} \hat{\mathbf{Z}}_{0|0}^T \} \} \\ & - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k \{ \text{tr} (\mathbf{Q}^{(j)})^{-1} \mathbf{E} \{ [\mathbf{Z}_i - \mathbf{f}(\mathbf{Z}_{i-1})] [\mathbf{Z}_i - \mathbf{f}(\mathbf{Z}_{i-1})]^T \} \} \\ & - \frac{1}{2\sigma_\nu^{2(j)}} \sum_{i=1}^k \mathbf{E} \{ (Y_i - M_i^{(j)} - \mathbf{L}_i \mathbf{Z}_i)^2 \} \end{aligned} \quad (25)$$

M 步: 对式(25)求极大值. 由于式(25)隐含变量较多, 无法直接对其进行最大化, 为此, 本文采用 RTS 平滑器<sup>[17]</sup>对式(25)进行处理. 若令:

$$\mathbf{C}_{1,0}^{(j)} = \mathbf{E} \{ \mathbf{Z}_0 \mathbf{Z}_0^T - \mathbf{Z}_0 \hat{\mathbf{Z}}_{0|0}^T - \hat{\mathbf{Z}}_{0|0} \mathbf{Z}_0^T + \hat{\mathbf{Z}}_{0|0} \hat{\mathbf{Z}}_{0|0}^T \} \quad (26)$$

$$\mathbf{C}_{2,i}^{(j)} = \mathbf{E} \{ [\mathbf{Z}_i - \mathbf{f}(\mathbf{Z}_{i-1})] [\mathbf{Z}_i - \mathbf{f}(\mathbf{Z}_{i-1})]^T \} \quad (27)$$

$$\mathbf{C}_{3,i}^{(j)} = \mathbf{E} \{ (Y_i - M_i^{(j)} - \mathbf{L}_i \mathbf{Z}_i)^2 \} \quad (28)$$

$$i = k, k-1, \dots, 0 \quad (29)$$

其中,  $i$  表示 RTS 后向平滑的迭代次数. 假设 RTS 平滑器的均值、方差以及协方差矩阵分别为  $\bar{\mathbf{Z}}_{i|k}$ ,  $\bar{\mathbf{P}}_{i|k}$ ,  $\bar{\mathbf{P}}_{i,i-1|k}$ . 则基于 RTS 平滑器与扩展卡尔曼滤波的基本原理, 可得:

$$\mathbf{D}_i = \mathbf{P}_{i|i} \boldsymbol{\Phi}_{i|i+1}^T (\mathbf{P}_{i+1|i})^{-1} \quad (30)$$

$$\bar{\mathbf{Z}}_{i|k} = \hat{\mathbf{Z}}_{i|i} + \mathbf{D}_i (\bar{\mathbf{Z}}_{i+1|k} - \hat{\mathbf{Z}}_{i+1|i}) \quad (31)$$

$$\bar{\mathbf{P}}_{i|k} = \mathbf{P}_{i|i} + \mathbf{D}_i (\bar{\mathbf{P}}_{i+1|k} - \mathbf{P}_{i+1|i}) \mathbf{D}_i^T \quad (32)$$

$$\bar{\mathbf{P}}_{i,i-1|k} = \mathbf{P}_{i|i} \mathbf{D}_{i-1}^T + \mathbf{D}_i (\bar{\mathbf{P}}_{i+1,i|k} - \boldsymbol{\Phi}_{i|i+1} \mathbf{P}_{i|i}) \mathbf{D}_{i-1}^T \quad (33)$$

其中,  $\mathbf{D}_i$  为 RTS 平滑器的滤波增益. 一般情况下, 可令  $\bar{\mathbf{Z}}_{i|k}$ ,  $\bar{\mathbf{P}}_{i|k}$ ,  $\bar{\mathbf{P}}_{i,i-1|k}$  的初始值等于扩展卡尔曼滤波中的状态量, 即:

$$\bar{\mathbf{Z}}_{k|k} = \hat{\mathbf{Z}}_{k|k} \quad (34)$$

$$\bar{\mathbf{P}}_{k|k} = \mathbf{P}_{k|k} \quad (35)$$

$$\bar{\mathbf{P}}_{k,k-1|k} = \boldsymbol{\Phi}_{k-1|k} \mathbf{P}_{k-1|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{L}_k \boldsymbol{\Phi}_{k-1|k} \mathbf{P}_{k-1|k-1} \quad (36)$$

其中,  $\boldsymbol{\Phi}_{i-1|k} = \partial \mathbf{f} / \partial \bar{\mathbf{Z}}$ . 进一步, 对非线性函数  $\mathbf{f}(\mathbf{Z}_{i-1})$  进行线性化处理可得:

$$\mathbf{f}(\mathbf{Z}_{i-1}) = \mathbf{f}(\bar{\mathbf{Z}}_{i-1|k}) + \boldsymbol{\Phi}_{i-1|k} (\mathbf{Z}_{i-1} - \bar{\mathbf{Z}}_{i-1|k}) \quad (37)$$

将式(37)带入(27)可得:

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_{2,i}^{(j)} &= \mathbf{E} \{ [\mathbf{Z}_i - \mathbf{f}(\mathbf{Z}_{i-1})] [\mathbf{Z}_i - \mathbf{f}(\mathbf{Z}_{i-1})]^T \} \\ &= \mathbf{E} \{ [\mathbf{Z}_i - \mathbf{f}(\bar{\mathbf{Z}}_{i-1|k}) - \boldsymbol{\Phi}_{i-1|k} (\mathbf{Z}_{i-1} - \bar{\mathbf{Z}}_{i-1|k})] \\ &\quad \cdot [\mathbf{Z}_i - \mathbf{f}(\bar{\mathbf{Z}}_{i-1|k}) - \boldsymbol{\Phi}_{i-1|k} (\mathbf{Z}_{i-1} - \bar{\mathbf{Z}}_{i-1|k})]^T \} \end{aligned} \quad (38)$$

易知:

$$\begin{cases} \mathbf{E} \{ \mathbf{Z}_i \cdot \mathbf{Z}_i^T \} = \bar{\mathbf{Z}}_{i|k} \bar{\mathbf{Z}}_{i|k}^T + \bar{\mathbf{P}}_{i|k} \\ \mathbf{E} \{ \mathbf{Z}_i \cdot \mathbf{Z}_{i-1}^T \} = \bar{\mathbf{Z}}_{i|k} \bar{\mathbf{Z}}_{i-1|k}^T + \bar{\mathbf{P}}_{i,i-1|k} \end{cases} \quad (39)$$

由此可将式(38)转化为:

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_{2,i}^{(j)} &= \bar{\mathbf{P}}_{i|k} + [\bar{\mathbf{Z}}_{i|k} - \mathbf{f}(\bar{\mathbf{Z}}_{i+1|k})] [\bar{\mathbf{Z}}_{i|k} - \mathbf{f}(\bar{\mathbf{Z}}_{i+1|k})]^T \\ &\quad + \boldsymbol{\Phi}_{i-1|k} \bar{\mathbf{P}}_{i-1|k} \boldsymbol{\Phi}_{i-1|k}^T - \bar{\mathbf{P}}_{i,i-1|k} \boldsymbol{\Phi}_{i-1|k}^T \\ &\quad - \boldsymbol{\Phi}_{i-1|k} \bar{\mathbf{P}}_{i,i-1|k}^T \end{aligned} \quad (40)$$

进一步可得:

$$\mathbf{C}_{1,0}^{(j)} = \bar{\mathbf{Z}}_{0|k} \bar{\mathbf{Z}}_{0|k}^T - \bar{\mathbf{Z}}_{0|k} \hat{\mathbf{Z}}_{0|0}^T - \hat{\mathbf{Z}}_{0|0} \bar{\mathbf{Z}}_{0|k}^T + \hat{\mathbf{Z}}_{0|0} \hat{\mathbf{Z}}_{0|0}^T + \bar{\mathbf{P}}_{0|k} \quad (41)$$

$$\mathbf{C}_{3,i}^{(j)} = (Y_i - M_i^{(j)} - \mathbf{L}_i \bar{\mathbf{Z}}_{i|k})^2 + \mathbf{L}_i \bar{\mathbf{P}}_{i|k} \mathbf{L}_i^T \quad (42)$$

将式(40)~(42)带入(25)可得:

$$\begin{aligned} & E(L(\psi | \mathbf{Z}_{0:k}, \mathbf{Y}_{1:k})) \\ & \propto -\frac{1}{2} \ln |\mathbf{P}_{0|0}^{(j)}| - \frac{k}{2} \ln |\mathbf{Q}^{(j)}| - \frac{k}{2} \ln \sigma_\nu^{2(j)} \\ & - \frac{1}{2} \text{tr} \{ (\mathbf{P}_{0|0}^{(j)})^{-1} (\bar{\mathbf{Z}}_{0|k} \bar{\mathbf{Z}}_{0|k}^T - \bar{\mathbf{Z}}_{0|k} \hat{\mathbf{Z}}_{0|0}^T - \hat{\mathbf{Z}}_{0|0} \bar{\mathbf{Z}}_{0|k}^T + \hat{\mathbf{Z}}_{0|0} \hat{\mathbf{Z}}_{0|0}^T + \bar{\mathbf{P}}_{0|k}) \} \\ & - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k \text{tr} \{ (\mathbf{Q}^{(j)})^{-1} \cdot (\bar{\mathbf{P}}_{i|k} + [\bar{\mathbf{Z}}_{i|k} - \mathbf{f}(\bar{\mathbf{Z}}_{i+1|k})] [\bar{\mathbf{Z}}_{i|k} - \mathbf{f}(\bar{\mathbf{Z}}_{i+1|k})]^T \\ & + \boldsymbol{\Phi}_{i-1|k} \bar{\mathbf{P}}_{i-1|k} \boldsymbol{\Phi}_{i-1|k}^T - \bar{\mathbf{P}}_{i,i-1|k} \boldsymbol{\Phi}_{i-1|k}^T - \boldsymbol{\Phi}_{i-1|k} \bar{\mathbf{P}}_{i,i-1|k}^T) \} \\ & - \frac{1}{2\sigma_\nu^{2(j)}} \sum_{i=1}^k \{ (Y_i - M_i^{(j)} - \mathbf{L}_i \bar{\mathbf{Z}}_{i|k})^2 + \mathbf{L}_i \bar{\mathbf{P}}_{i|k} \mathbf{L}_i^T \} \end{aligned} \quad (43)$$

为求  $E(L(\psi | \mathbf{Z}_{0:k}, \mathbf{Y}_{1:k}))$  最大时对应的  $\hat{\mathbf{Z}}_{0|0}^{(j)}$ ,  $\mathbf{P}_{0|0}^{(j)}$ ,  $\mathbf{Q}^{(j)}$ ,  $\hat{\sigma}_\nu^{2(j)}$ , 可令  $E(L(\psi | \mathbf{Z}_{0:k}, \mathbf{Y}_{1:k}))$  关于  $\hat{\mathbf{Z}}_{0|0}^{(j)}$ ,  $\mathbf{P}_{0|0}^{(j)}$ ,  $\mathbf{Q}^{(j)}$ ,  $\hat{\sigma}_\nu^{2(j)}$  的偏导数等于零, 由此可得:

$$\hat{\mathbf{Z}}_{0|0}^{(j+1)} = \bar{\mathbf{Z}}_{0|k} \quad (44)$$

$$\mathbf{P}_{0|0}^{(j+1)} = \bar{\mathbf{P}}_{0|k} \quad (45)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{Q}^{(j+1)} &= \\ & \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (\bar{\mathbf{P}}_{i|k} + [\bar{\mathbf{Z}}_{i|k} - \mathbf{f}(\bar{\mathbf{Z}}_{i+1|k})] [\bar{\mathbf{Z}}_{i|k} - \mathbf{f}(\bar{\mathbf{Z}}_{i+1|k})]^T \\ & + \boldsymbol{\Phi}_{i-1|k} \bar{\mathbf{P}}_{i-1|k} \boldsymbol{\Phi}_{i-1|k}^T - \bar{\mathbf{P}}_{i,i-1|k} \boldsymbol{\Phi}_{i-1|k}^T - \boldsymbol{\Phi}_{i-1|k} \bar{\mathbf{P}}_{i,i-1|k}^T) \end{aligned} \quad (46)$$

$$\hat{\sigma}_\nu^{2(j+1)} = \frac{\sum_{i=1}^k \{ (Y_i - M_i^{(j)} - \mathbf{L}_i \bar{\mathbf{Z}}_{i|k})^2 + \mathbf{L}_i \bar{\mathbf{P}}_{i|k} \mathbf{L}_i^T \}}{k} \quad (47)$$

将  $\hat{\mathbf{Z}}_{0|0}^{(j+1)}$ ,  $\mathbf{P}_{0|0}^{(j+1)}$ ,  $\hat{\sigma}_\nu^{2(j+1)}$ ,  $\hat{\rho}^{(j+1)}$ ,  $\hat{\sigma}_\eta^{2(j+1)}$  带入式(43), 并采用 MATLAB 软件中基于单纯形法的 `fminsearch` 函数求解其最大值, 即可得到参数估计值  $\hat{\boldsymbol{\theta}}^{(j+1)}$  与  $\hat{\boldsymbol{\tau}}^{(j+1)}$ .

不断对 E 步和 M 步进行迭代, 直至  $|\psi^{(j+1)} - \psi^{(j)}|$  小于给定阈值停止迭代, 即可实现对退化模型参数的自适应估计.

## 5 设备剩余寿命自适应预测

设备的寿命也称首次时间<sup>[18]</sup>, 是指设备从初始状

态开始直至首次达到失效阈值所用的时长. 具体可表示为:

$$T = \inf \{ t : X(t) \geq \omega \mid \omega > 0 \} \quad (48)$$

其中,  $\omega$  表示设备的失效阈值.

同理可得,  $t_k$  时刻设备剩余寿命  $l_k$  的定义为:

$$L = \inf \{ l_k : X(t_k + l_k) \geq \omega \mid \omega > 0 \} \quad (49)$$

针对式(4)所示退化模型, 文献[12]给出了其剩余寿命概率密度函数:

$$\begin{aligned} f_{L_k | a_i, X_i}(l_k | \alpha_k, X_k) \approx & \\ & \frac{1}{\sqrt{2\pi\alpha_k\rho l_k^3}} \left( \omega - X_k - \alpha_k(\phi(t_k + l_k | \theta) - \phi(t_k | \theta)) \right. \\ & + \alpha_k l_k \frac{d}{dt}(\phi(t_k + l_k | \theta) - \phi(t_k | \theta)) \\ & \left. \cdot \exp\left( -\frac{(\omega - X_k - \alpha_k(\phi(t_k + l_k | \theta) - \phi(t_k | \theta)))^2}{2\alpha_k\rho l_k} \right) \right) \quad (50) \end{aligned}$$

由式(5)可知, 设备的退化状态  $Z_k$  为包含真实退化量  $X$  与漂移系数  $\alpha$  的二维正态分布. 则基于二维正态分布条件分布的基本性质, 可得:

$$\alpha_k | Y_{1:k} \sim N(\hat{\alpha}_k | k, \text{Var}(\alpha_k | Y_{1:k})) \quad (51)$$

$$\begin{aligned} X_k | \alpha_k, Y_{1:k} \sim N\left( \hat{X}_k | k + \frac{\text{Cov}(X_k, \alpha_k | Y_{1:k})}{\text{Var}(\alpha_k | Y_{1:k})}(\alpha_k - \hat{\alpha}_k | k), \right. \\ \left. \text{Var}(X_k | Y_{1:k}) - \frac{\text{Cov}(X_k, \alpha_k | Y_{1:k})^2}{\text{Var}(\alpha_k | Y_{1:k})} \right) \quad (52) \end{aligned}$$

则利用全概率公式, 可得满足隐含比例退化特性设备剩余寿命的概率密度函数为:

$$\begin{aligned} f_{L_k}(l_k) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f_{L_k | a_i, X_i}(l_k | \alpha_k, X_k) \\ \cdot p(X_k | \alpha_k, Y_{1:k}) p(\alpha_k | Y_{1:k}) dX_k d\alpha_k \quad (53) \end{aligned}$$

## 6 实例分析

微机械陀螺仪是基于纳米工艺制造出的新型电子设备, 由于其抛弃了传统陀螺仪的旋转部件, 因此避免了机械磨损对陀螺仪性能的影响, 从而极大延长了使用寿命, 降低了功耗与尺寸, 因此被广泛应用于航空、航天、制导弹药等领域<sup>[19-22]</sup>. 本文基于单台某型新研微机械陀螺仪的退化试验数据进行分析, 具体如图 2 所示, 其中检测时间间隔为 1 天(24h), 试验截止时间为第 416 天(9984h). 由图 2 易知, 微机械陀螺仪的退化路径既显示出明显的非单调属性, 又呈现出强烈的非线性特征, 因而适于采用非线性 Wiener 过程对其进行建模分析.

衡量微机械陀螺仪退化状态的核心性能指标为陀螺仪的零偏, 零偏值越大表明微机械陀螺仪性能越差. 一般情况下, 当零偏超过  $0.6^\circ/\text{h}$  时, 可认为微机械陀螺

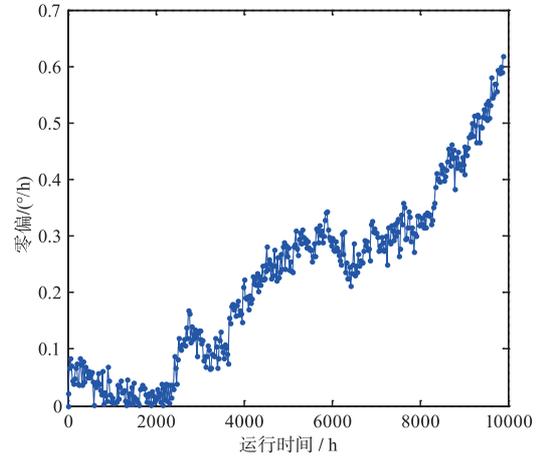


图2 微机械陀螺仪退化路径

仪性能不能满足精度要求, 即发生失效. 由图 2 可知, 该微机械陀螺仪在第 412 天(9888h)时的性能退化量首次超过失效阈值  $0.6^\circ/\text{h}$ , 表明该设备在 9888h 时失效, 即该设备的真实寿命为  $T = 9888\text{h}$ .

### 6.1 算法性能分析

为便于分析, 记本文所提剩余寿命自适应预测方法为 M0, 文献[12]提出的仅考虑比例退化模型的剩余寿命预测方法为 M1, 而将考虑隐含退化建模但不考虑漂移系数与扩散系数比例关系的剩余寿命预测方法记为 M2. 其中, 本文所提算法在进行参数自适应估计时, 可以随机生成参数初值, 具有较强的鲁棒性. 而文献[12]的参数初值则采用的是 MLE 估计值, 从而导致该算法需要复数以上的设备历史退化数据才能运行, 且估计准确性与退化数据量成正比, 造成其鲁棒性较差. 为了更为直观验证本文所提算法的优势, 随机生成 1000 组退化参数初值, 并将其分别代入本文算法和文献[12]算法, 仿真得到 2 组各 1000 条退化数据. 进一步, 通过考察不同方法对设备真实退化过程的拟合性, 实现对算法性能的验证.

本文采用均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 作为模型拟合性的判别标准, 其计算公式为:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (\xi_k - \xi'_k)^2} \quad (54)$$

其中,  $N$  表示数据总量;  $\xi_k$  表示第  $k$  个仿真性能退化数据;  $\xi'_k$  则表示第  $k$  个真实性能退化数据.

图 3 给出了 M0 与 M1 的 RMSE 情况. 由图 3 可知, 本文算法的 RMSE 值明显小于文献[12]的 RMSE 值, 从而验证了本文方法鲁棒性更好, 表明本文所提方法可以实现对小样本甚至单一样本数据的准确估计与预测.

图 4 给出了不同算法针对 1000 组仿真数据的运行时间(运行环境为 CPU: Intel i7-8700, 内存: 8GB, 操作

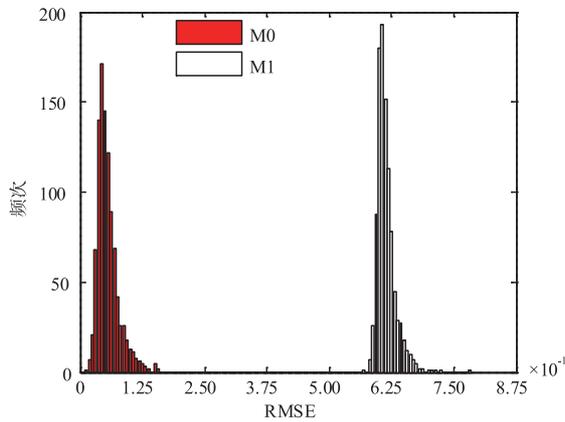


图3 算法RMSE

系统:Windows 7 旗舰版). 进一步分析可以发现, M0 较 M1 算法的运行时间更低, 表明本文所提算法在提升算法鲁棒性的前提下仍保持了较低的时间复杂度, 具备更为优越的性能.

### 6.2 参数自适应估计

工程经验表明, 电子类产品退化过程近似满足幂函数, 且隐含退化过程近似满足指数函数<sup>[10,12,23]</sup>. 为此,

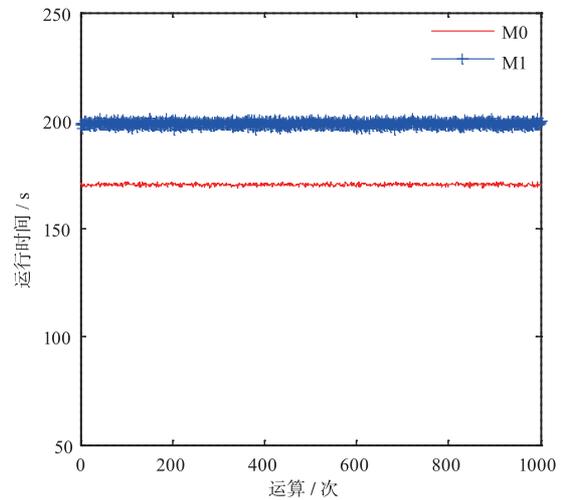


图4 算法运行时间对比

本文假设非线性函数  $\phi(t|\theta) = t^\theta$ , 隐含退化函数  $H(X(t)|\tau) = \tau_0 + \tau_1 \exp(X(t))$ . 基于本文提出的参数自适应估计方法, 通过随机设置参数初值, 即可对退化模型参数进行自适应估计, 具体结果如图 5 所示.

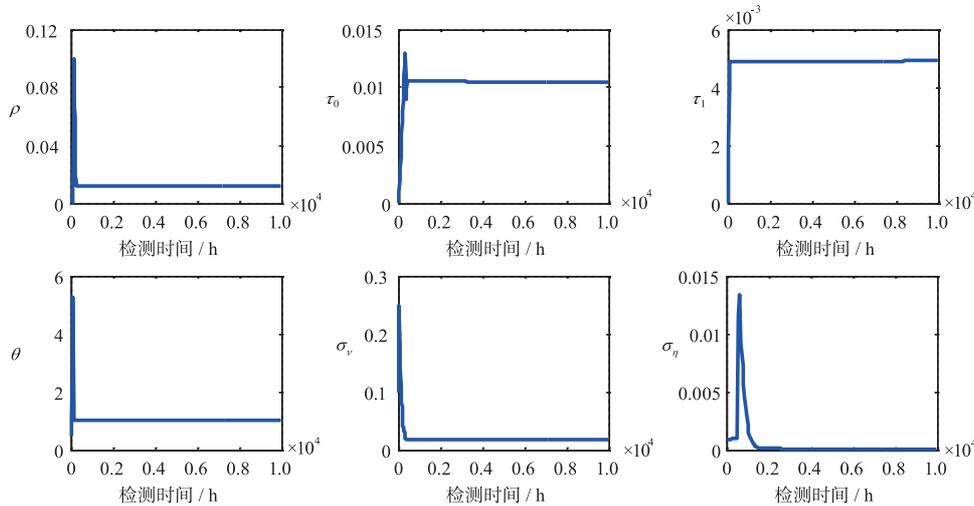


图5 参数自适应估计

### 6.3 剩余寿命预测

在参数自适应估计结果的基础上, 结合微机械陀螺仪性能退化实测数据即可同步更新其退化状态, 从而实现对设备剩余寿命的自适应预测, 剩余寿命预测情况详见图 6.

由图 6(a) 可知, M0 与 M1 对应剩余寿命概率密度函数曲线均可以包含设备的真实剩余寿命, 但 M0 对应曲线较 M1 明显更窄, 说明在保证剩余寿命预测准确性的基础上, M0 较 M1 预测的不确定性更低, 性能更优. 究其原因, 主要是由于 M1 忽略了设备真实退化状态的隐含属性, 导致对应的退化模型难以准确反映设备的

真实退化规律, 从而增大了预测的不确定性, 导致了更宽的置信区间, 降低了预测的精度. 而由图 6(b) 可知, 整体上 M0 与 M2 均可以较为准确的预测设备的剩余寿命, 且 M0 与 M2 在设备初始运行阶段的预测效果差别不大, 但随着运行时间的增长, M0 方法的优越性逐步显现, 其对应的剩余寿命概率分布更加集中, 表明 M0 的预测精度逐步高于 M2. 而造成上述情况的主要原因是, M2 将退化过程的扩散系数  $\beta$  视为固定值, 而 M0 则认为扩散系数等价于比例系数  $\rho$  与漂移系数  $\alpha$  的乘积. 由图 7 可知, 在设备运行初期, 设备状态监测数据较少, 估计退化模型参数的不确定性较大, 此时

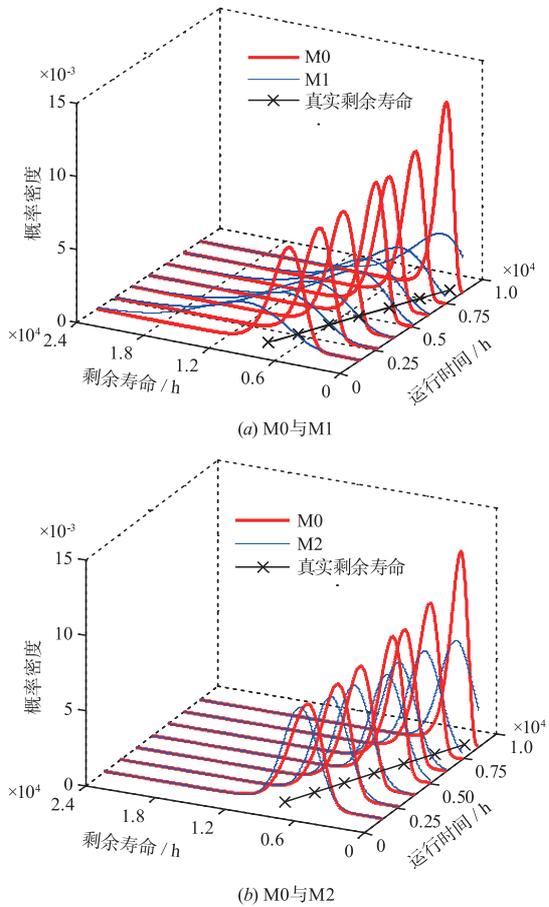


图6 剩余寿命预测结果

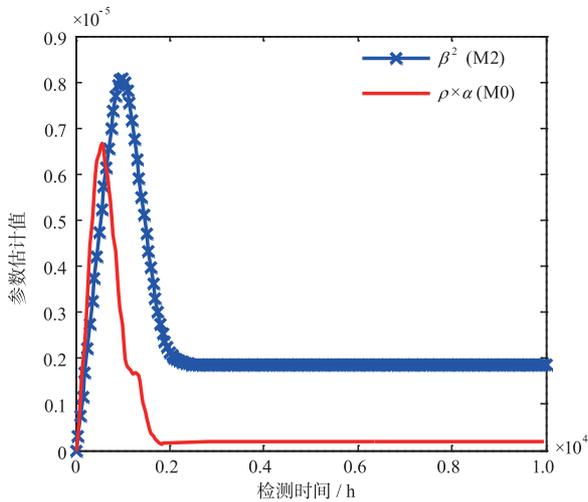


图7 参数估计情况对比

M2 中  $\beta^2$  的估计值与 M0 中  $\rho \times \alpha$  差别不大,从而导致 M0 与 M2 的剩余寿命概率密度函数区别不大;而随着状态监测数据的逐渐增多,参数估计值的不确定性逐步降低, $\beta^2$  的估计值将逐步大于  $\rho \times \alpha$  值,从而导致在设备运行的中后期 M0 的预测精度高于 M2.

进一步,本文采用期望原则  $E(l_k)$  来拟合不同方法的剩余寿命预测轨迹,具体如图 8 所示. 其中,深色区域代表剩余寿命预测的 20% 置信区间,而横坐标  $\lambda$  表示经归一化处理后的设备运行时间,即  $\lambda = t_k/T$ . 工程实践中认为,剩余寿命预测轨迹落入置信区间的部分越多,表明预测结果越准确. 由图 8 可知, M0 与 M2 对应剩余寿命预测轨迹在置信区间内的部分要远多于 M1, 因此表明 M1 剩余寿命预测的准确性要低于 M0 与 M2. 进一步分析可以发现, M0 与 M2 剩余寿命预测轨迹重合度较高,表明 M0 与 M2 差别不大,但由于 M0 偏离真实剩余寿命的程度更低,从而表明 M0 的预测性能优于 M2.

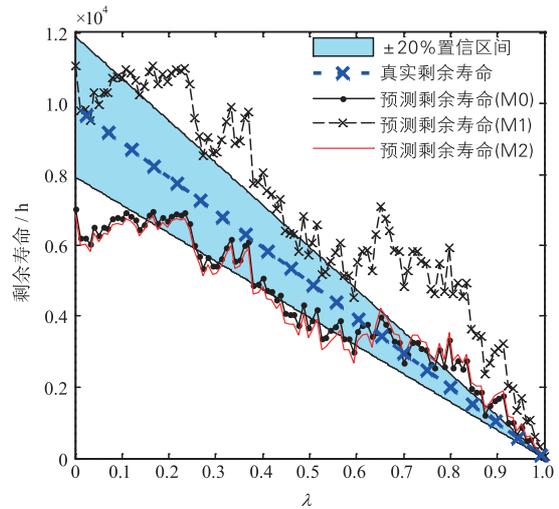


图8 剩余寿命预测轨迹

为了更为直观的说明本文所提方法的优势,引入均方误差 (Mean Square Error, MSE) 作为衡量标准. 若 MSE 值越小,则表明预测越准确,性能越优良. MSE 的具体计算公式为:

$$MSE = \int_0^{\infty} (l_k - T + t_k)^2 f_{L_k}(l_k) dl_k \quad (55)$$

将 M0、M1 与 M2 预测结果带入上式,即可得到不同方法对应 MSE 曲线,详见图 9.

由图 9 易知, M1 对应 MSE 值最大,而 M0 对应的 MSE 值最小,从而再次证明了本文所提方法具有更加良好的剩余寿命预测性能. 进一步分析还可发现,在设备运行初期, M0 与 M2 的 MSE 曲线差异极小,而随着时间的增长, M0 与 M2 都整体呈现下降趋势,但 M0 的下降程度逐步高于 M2,这表明随着监测数据的增多,本文所提方法预测的准确性逐步提升,且优于 M2,该结论也与前文分析结果相一致.

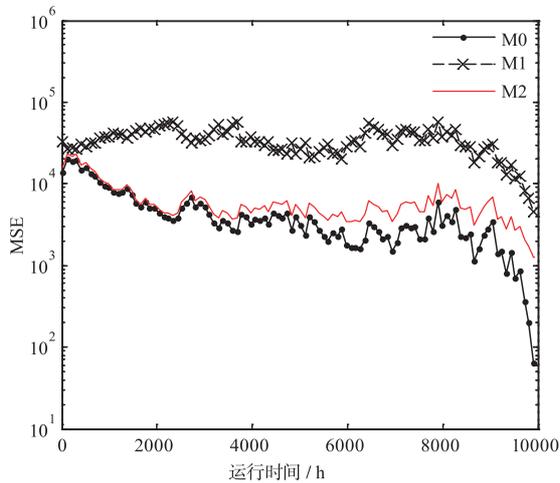


图9 MSE曲线

## 7 结语

本文针对机载电子设备,建立了具备隐含特性的比例退化模型,并采用 EM-EKF 实时更新退化模型状态与参数,从而实现了剩余寿命的自适应预测. 本文具体结论如下:

(1) 隐含比例退化模型相较单一比例退化模型和隐含退化模型的模型拟合性更好,能够更加准确反映机载电子设备的真实退化规律;

(2) 采用 EM-EKF 算法能够有效解决非线性隐含比例退化模型的状态更新与参数估计问题,从而实现了设备剩余寿命的自适应预测;

(3) 基于某型新研微机械陀螺仪实测退化数据,验证了在单台或小样本条件下,本文方法较传统方法具有更低的时间复杂度与更强的算法鲁棒性,且能够有效提升剩余寿命预测的准确性与精度,具备工程应用前景.

### 参考文献

- [1] 蒲小勃. 现代航空电子系统与综合[M]. 北京:航空工业出版社,2013.  
PU X B. Modern Avionics System and Integration[M]. Beijing:Aviation Industry Press,2013. (in Chinese)
- [2] Groat J, Sawamura B, Spiers B, et al. JSF affordable avionics study[A]. IEEE Digital Avionics Systems Conference[C]. Irvine, CA, USA: IEEE, 1997, 0. 3-1 - 0. 3-4.
- [3] 马银才, 张兴媛. 航空机载电子设备[M]. 北京:清华大学出版社,2012.  
MA Y C, ZHANG X Y. Aviation Airborne Electronics[M]. Beijing:Tsinghua University Press,2012. (in Chinese)
- [4] 景博, 黄以锋, 张建业. 航空电子系统故障预测与健康管理技术现状与发展[J]. 空军工程大学学报(自然科学

版),2010,(06):5-10.

- JING B, HUANG Y F, ZHANG J Y. Status and perspectives of prognostics and health management technology of avionics system[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2010, (06): 5-10. (in Chinese)
- [5] HUANG J, Golubović D, KOH S, et al. Lumen degradation modeling of white-light LEDs in step stress accelerated degradation test[J]. Reliability Engineering and System Safe, 2016, 154 (10): 152-159.
- [6] WANG D, ZHAO Y, YANG F, et al. Nonlinear-drifted Brownian motion with multiple hidden states for remaining useful life prediction of rechargeable batteries[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 93 (9): 531-544.
- [7] WANG D, TSUI K. Brownian motion with adaptive drift for remaining useful life prediction: Revisited[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 99 (1): 691-701.
- [8] WANG D, TSUI K L. Statistical modeling of bearing degradation signals[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2017, 66(4): 1331-1344.
- [9] 孙国玺, 张清华, 文成林, 等. 基于随机退化数据建模的设备剩余寿命自适应预测方法[J]. 电子学报, 2015, 43(6): 1119-1126.  
SUN G X, ZHANG Q H, WEN C L, et al. A stochastic degradation modeling based adaptive prognostic approach for equipment[J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43 (6): 1119-1126. (in Chinese)
- [10] FENG L, WANG H, SI X S, et al. A state-space-based prognostic model for hidden and age-dependent nonlinear degradation process[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2013, 10(4): 1072-1086.
- [11] 司小胜, 胡昌华. 数据驱动的设备剩余寿命预测理论及应用[M]. 北京:国防工业出版社,2016.  
SI X S, HU C H. Data-Driven Remaining Useful Life Prediction Theory and Application for Equipment[M]. Beijing:National Defense Industry Press,2016. (in Chinese)
- [12] WANG H, MA X B, ZHAO Y. An improved Wiener process model with adaptive drift and diffusion for online remaining useful life prediction[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 127: 370-387.
- [13] 王玺, 胡昌华, 裴洪, 等. 新研发光电产品的剩余寿命自适应预测方法[J]. 光学学报, 2019, 39(12): 1223003-1-1223003-9.  
WANG X, HU C H, PEI H, et al. Adaptive remaining useful life prediction method for newly developed photoelectric products[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39 (12): 1223003-1-1223003-9. (in Chinese)
- [14] 司小胜, 胡昌华, 张琪, 等. 不确定退化测量数据下的剩

- 余寿命估计[J]. 电子学报, 2015, 43(1): 30-35.
- SI X S, HU C H, ZHANG Q, et al. Estimating remaining useful life under uncertain degradation measurements [J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(1): 30-35. (in Chinese)
- [15] ZHAI Q, YE Z. Robust degradation analysis with non-Gaussian measurement error [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2017, 66(11): 2803-2812.
- [16] 郑建飞, 胡昌华, 司小胜, 等. 考虑不确定测量和个体差异的非线性随机退化系统剩余寿命估计[J]. 自动化学报, 2017, 43(2): 259-270.
- ZHENG J F, HU C H, SI X S, et al. Remaining useful life estimation for nonlinear stochastic degrading systems with uncertain measurement and unit-to-unit variability [J]. Acta Automatica Sinica, 2017, 43(2): 259-270. (in Chinese)
- [17] JAZWINSKI A H. Stochastic Processes and Filtering Theory [M]. New York: Academic Press, 1970.
- [18] LU C, MEEKER W. Using degradation measures to estimate a time-to-failure distribution [J]. Technometrics, 1993, 35(2): 161-174.
- [19] 郝淑英, 孟思, 张琪昌, 等. 基于响应面法多自由度微机电陀螺的优化设计[J]. 中国惯性技术学报, 2019, 27(1): 113-120.
- HAO S Y, MENG S, ZHANG Q C, et al. Optimization of multi-DOF micro-gyroscopes based on response surface methodology [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2019, 27(1): 113-120. (in Chinese)
- [20] 于丽霞, 秦丽. 基于退化数据的微陀螺仪可靠性评估[J]. 探测与控制学报, 2014(3): 56-59.
- YU L X, QIN L. Micro gyroscope reliability evaluation based on degradation data [J]. Journal of Detection & Control, 2014(3): 56-59. (in Chinese)
- [21] 于丽霞, 秦丽, 王淑英, 等. 温度应力下微陀螺仪的加速寿命评估[J]. 探测与控制学报, 2015(03): 80-83.
- YU L X, QIN L, WANG S Y, et al. Accelerated life evaluation of micro-gyro under temperature stress [J]. Journal of Detection & Control, 2015(03): 80-83. (in Chinese)
- [22] PADDY J F, PASQUALINA M S. MEMS: A Practical Guide to Design, Analysis, and Applications [M]. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2006.
- [23] WANG W, CHRISTER A H. Towards a general condition based maintenance model for a stochastic dynamic system [J]. The Journal of the Operational Research Society, 2000, 51(2): 145-155.

### 作者简介



**陈云翔** 男, 1962 年 10 月出生, 江苏句容人, 现为空军工程大学装备管理与无人机工程学院教授、博导, 主要研究方向为装备可靠性评估、装备维修保障。

E-mail: jing326952@163.com



**王泽渊** 男, 1992 年 4 月出生, 山西长治人, 现为空军工程大学装备管理与无人机工程学院博士研究生, 主要研究方向为装备可靠性评估、剩余寿命预测。

E-mail: 350276267@qq.com



**蔡忠义(通信作者)** 男, 1988 年 10 月出生, 湖北武汉人, 现为空军工程大学装备管理与无人机工程学院副教授, 主要研究方向为装备可靠性评估、剩余寿命预测。

E-mail: afeuczy@163.com



**项华春** 男, 1980 年 3 月出生, 浙江龙游人, 现为空军工程大学装备管理与无人机工程学院副教授、硕导, 主要研究方向为装备可靠性评估、装备维修保障。

E-mail: xhc09260926@163.com



**王莉莉** 女, 1983 年 6 月出生, 江苏南京人, 现为空军工程大学装备管理与无人机工程学院副教授、硕导, 主要研究方向为装备维修保障、作战效能评估研究。

E-mail: 8574886@qq.com