

量化误差和测量误差影响下随机退化设备视情维护策略分析

胡昌华¹ 董青¹ 裴洪¹ 郑建飞¹ 赵孝礼² 张建勋¹

摘要 剩余寿命 (RUL) 预测作为开展设备视情维护 (CBM) 的前提条件, 已经引起学者和工程师的广泛研究. 现有基于预测信息的 CBM 策略侧重于设备退化过程非线性和时变不确定性的影响, 鲜有考虑带有量化误差和测量误差的寿命预测信息对维护策略的影响. 鉴于此, 提出一种考虑量化误差和测量误差影响的随机退化设备 CBM 策略. 首先, 构建一种带有量化误差和测量误差的非线性退化模型框架, 计算首次时间下退化设备的 RUL 预测信息. 其次, 以设备平均费用率为决策目标, 讨论不同误差参数对 CBM 策略的影响, 并求解获取设备的最优维护时机和动态检测间隔. 最后, 通过某型惯导系统的陀螺仪退化案例对所提方法的有效性进行实例验证.

关键词 剩余寿命; 视情维护; 量化; 测量误差; 非线性退化

引用格式 胡昌华, 董青, 裴洪, 郑建飞, 赵孝礼, 张建勋. 量化误差和测量误差影响下随机退化设备视情维护策略分析. 自动化学报, 2026, 52(4): 780–793

DOI 10.16383/j.aas.c250373 **CSTR** 32138.14.j.aas.c250373

Analysis of Condition-based Maintenance Strategy for Stochastic Degradation Devices Under the Influence of Quantization and Measurement Errors

HU Chang-Hua¹ DONG Qing¹ PEI Hong¹ ZHENG Jian-Fei¹ ZHAO Xiao-Li² ZHANG Jian-Xun¹

Abstract As a prerequisite for implementing devices' condition-based maintenance (CBM), remaining useful life (RUL) prediction has garnered significant attention from both scholars and engineers. Existing CBM strategies based on predictive information primarily address the effects of nonlinearity and time-varying uncertainty in the device degradation process, while rarely considering the influence of lifetime prediction information with quantization and measurement errors on maintenance strategies. To address this issue, this paper proposes a CBM strategy for stochastic degradation devices that incorporates the influence of quantization and measurement errors. Firstly, a nonlinear degradation model framework is developed that incorporates quantization and measurement errors, enabling the calculation of RUL prediction information for degraded devices at the first hitting time. Secondly, by adopting the average cost rate of devices as the decision objective, the influence of different error parameters on the CBM strategy is investigated, and the optimal maintenance timing and dynamic inspection intervals of devices are determined through solution. Finally, the effectiveness of the proposed method is validated through a case study of gyroscope degradation in a certain type of inertial navigation system.

Keywords remaining useful life; condition-based maintenance; quantization; measurement errors; nonlinear degradation

Citation Hu Chang-Hua, Dong Qing, Pei Hong, Zheng Jian-Fei, Zhao Xiao-Li, Zhang Jian-Xun. Analysis of condition-based maintenance strategy for stochastic degradation devices under the influence of quantization and measurement errors. *Acta Automatica Sinica*, 2026, 52(4): 780–793

收稿日期 2025-08-05 录用日期 2026-01-20
Manuscript received August 5, 2025; accepted January 20, 2026

国家自然科学基金 (62227814, 62203462, 62373368, 62373369, 52205062), 陕西省科协青年人才托举项目 (20230127), 中国博士后科学基金 (2023M734286) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (62227814, 62203462, 62373368, 62373369, 52205062), Shaanxi Provincial Association for Science and Technology Youth Talent Support Project (20230127), and China Postdoctoral Science Foundation (2023M734286)

本文责任编辑 孟凡利

Recommended by Associate Editor MENG Fan-Li

1. 火箭军工程大学导弹工程学院 西安 710025 2. 南京理工大学机械工程学院 南京 210094

1. College of Missile Engineering, Rocket Force University of

近年来, 随着信息自动化技术的迅速发展, 航空航天、机械设备以及导弹武器等大型装备趋于集成化、智能化以及复杂化, 其安全可靠的运维问题愈加突出^[1-3]. 针对这些正在服役的大型装备, 视情维护 (condition-based maintenance, CBM) 能够利用实时监测数据进行动态评估和故障预测, 进而基于获取的预测信息制定科学有效的健康管理策略^[4-5].

现有 CBM 策略主要分为基于随机过程的视情维护策略和基于机器学习的视情维护策略两大类^[6].

Engineering, Xi'an 710025 2. School of Mechanical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094

基于机器学习的视情维护策略通过挖掘设备健康状态相关的大量监测数据, 获取设备剩余寿命 (remaining useful life, RUL) 预测信息, 从而制定维护策略, 以减少设备停机时间, 改善生产流程^[7]. 例如, 针对海上风力涡轮机, Lu 等^[8] 提出一种基于人工神经网络的最优状态维护策略, 利用状态监测信息来预测寿命百分比和最优阈值, 从而最大限度地降低长期维护成本. Nguyen 等^[9] 则提出一种基于长短期记忆 (long short-term memory, LSTM) 网络的预测维护框架. 该框架利用 LSTM 网络来预测设备未来发生故障的概率, 并基于此预测信息计算设备维护成本和备件管理成本, 进而制定相应的维修替换活动或备件订购. 此类方法能够自动提取设备监测数据中的特征指标, 进而刻画出特征指标与 RUL 之间的映射关系, 但难以量化预测结果的不确定性, 对维护策略的制定与安排具有一定的挑战^[10].

相比于机器学习的视情维护策略, 基于随机过程的视情维护策略利用数理统计知识或随机过程模型, 构建描述设备性能退化轨迹的随机模型, 并通过计算的剩余寿命在线信息进行维护决策^[11]. 该方法能够准确刻画设备退化过程时变、测量等不确定性, 进而推导出剩余寿命的解析概率分布, 便于后续维护策略的制定. 例如, 在周期检测条件下, 文献 [12–15] 阐述一系列基于马尔科夫决策过程框架的 CBM 优化求解问题, 该方法将视情维护的最优替换问题转化为一个离散的无限时间马尔科夫决策过程. 蔡景等^[16] 通过构建的 Wiener 过程退化模型和备件订购概念, 建立维修与备件联合优化模型. 在此基础上, 裴洪等^[17] 和李京峰等^[18] 分别考虑不完备维护和随机冲击的影响, 构建基于 Wiener 过程退化模型及可靠度函数, 以平均费用率最低为目标制定视情维护与备件库存联合策略.

综上所述, 基于状态监测数据的 RUL 预测信息是开展视情维护策略的重要前提. 然而, 在实际过程中, 由于噪声扰动、非理想仪器以及人为等随机因素的影响, 通常难以直接获取描述设备健康状态的监测数据. 因此, 考虑测量不确定性信息的维护决策问题已经得到学者的广泛研究, 主要包括以下两种解决思路: 一是针对测量噪声干扰的不完美监测, 将维护问题纳入部分观测马尔科夫决策过程及其变体框架下实现设备最优维护决策^[19–20]; 二是将基于状态的维护策略与系统状态估计、退化模型参数更新相结合, 通过滤波算法实现设备的潜在退化状态估计与模型参数在线更新, 进而获取 RUL 预测信息并基于此制定合理的维护活动^[21–22].

值得注意的是, 对于卫星、无人机等航天飞行器, 在实际数据采集过程中, 通常采用数字化测量或模数转换 (analog-to-digital conversion, ADC)

等方式实现数字信号传输. 由于信道容量限制、成本受限以及数据大小等因素, 导致实际获取的遥测数据不可避免地存在量化误差^[23–24]. 现有研究较少关注量化误差对视情维护的影响, 如果直接利用这种带有量化误差和测量误差的观测数据进行预测维护, 可能导致安排的维护活动与设备真实情况存在较大出入.

鉴于此, 本文提出一种综合考虑量化误差和测量误差影响的设备视情维护策略. 首先, 通过均匀舍入量化器和高斯分布分别描述设备退化过程的量化误差和测量误差, 建立一种非线性退化的复合模型框架, 基于首达时间概念推导出设备 RUL 的概率分布; 其次, 以设备平均维护费用率为决策目标, 分别讨论分析量化误差和测量误差对维护策略的影响, 通过优化求解获取设备最优维护时机和动态维护间隔; 最后, 通过某型惯导系统的陀螺仪退化案例对所提方法的有效性进行实例验证.

1 考虑量化误差和测量误差影响的剩余寿命预测

1.1 量化误差和测量误差影响下设备退化建模

Wiener 过程, 是由 Brownian 运动驱动的一类连续时间连续状态的随机过程. 由于测量噪声和量化误差的影响, 设备真实退化过程是难以直接观测的. 因此, 本文采用扩散过程来描述非线性退化过程 $\{X(t), t \geq 0\}$ ^[25]:

$$X(t) = X(0) + \lambda \int_0^t \mu(\tau; \alpha) d\tau + \sigma_B B(t) \quad (1)$$

其中, $X(0)$ 为退化初始值; λ 和 σ_B 分别表示退化过程的漂移系数和扩散系数; $B(t)$ 为标准 Brownian 运动; 为了描述非线性退化过程, 令 $\mu(\tau; \alpha)$ 表示关于时间 t 的非线性函数, τ 表示积分中的连续自变量, α 为参数向量.

然而, 在监测数据采集过程中, 除了噪声扰动引起的测量误差外, 通常还存在 ADC 引起的量化误差. 因此, 真实退化过程 $\{X(t), t \geq 0\}$ 是隐含的且实际获取的观测数据不可避免地存在量化误差和测量误差, 进而观测退化过程 $\{Y(t), t \geq 0\}$ 可以描述为:

$$\begin{cases} \tilde{X}(t) = X(t) + \varepsilon(t) \\ Y(t) = qu[\tilde{X}(t)] \end{cases} \quad (2)$$

式中, $\varepsilon(t)$ 表示由环境、仪器或噪声扰动引起的测量误差; $qu[\cdot]$ 表示均匀舍入量化器的非线性映射函数, 用于描述 $Y(t)$ 与 $\tilde{X}(t)$ 之间的关系. 为了便于表示, 令 $e_t = Y(t) - \tilde{X}(t)$ 表示 t 时刻对应的量化误差.

根据中心极限定理可知,大量独立、随机的微小因素共同作用所导致的总误差,其分布会趋近于高斯分布,并且高斯分布具有良好的数学性质,能够极大地简化建模过程.此外,现有大量关于测量误差的RUL预测研究均采用高斯分布实现测量误差建模^[25-28].因此,本文假设测量误差 $\varepsilon(t)$ 服从高斯分布,即

$$\varepsilon(t) = \mu_\varepsilon \int_0^t \mu(\tau; \alpha) d\tau + v_t \quad (3)$$

其中, $\mu_\varepsilon \int_0^t \mu(\tau; \alpha) d\tau$ 表示与时间相关的系统性误差; $v_t \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$ 表示服从正态分布的随机误差, σ_ε^2 表示随机误差的方差.当设备受到冲击、瞬时干扰或者传感器偶尔失灵时,个别退化监测点可能存在大幅值误差.在这种情况下,使用高斯分布会严重低估大误差出现的概率,可能导致系统鲁棒性差,此时应考虑采用 t 分布或者混合高斯分布进行建模.

为了实现 ADC 引起的量化误差的准确建模,本文考虑采用均匀舍入量化器对研究问题进行简化.其中,量化器可以视为真实退化过程 $X(t)$ 与实际观测过程 $Y(t)$ 之间的非线性映射关系.根据现有研究^[23-24]关于均匀舍入量化器的描述,当量化器输入信号 $X(t)$ 服从高斯分布时,量化误差被当作一个随机变量,其概率密度函数(probability density function, PDF)可由输入高斯信号的方差 σ^2 和量化误差的量程 q 共同决定.此时,量化误差 e_t 对应的 PDF 能够被表达如下:

$$f_E(e_t) = \begin{cases} \frac{1}{q} \left\{ 1 + 2 \sum_{n=1}^{+\infty} \cos\left(\frac{2\pi n e_t}{q}\right) \times \exp\left(-\frac{2\pi^2 n^2 \sigma^2}{q^2}\right) \right\}, & -\frac{q}{2} < e_t < \frac{q}{2} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

从式(4)中发现,当 n 趋于 $+\infty$ 时,可以推导出

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} \exp(-2\pi^2 n^2 \sigma^2 / q^2) = \lim_{n \rightarrow +\infty} \exp[-2\pi^2 (n+1)^2 \sigma^2 / q^2]$$

等于 0,这意味着无穷级数 $\sum_{n=1}^{+\infty} \exp(-2\pi^2 n^2 \sigma^2 / q^2)$ 是收敛的.由于 $\cos(2\pi n e_t / q) \in [-1, 1]$,无穷级数 $\sum_{n=1}^{+\infty} \cos(2\pi n e_t / q) \times \exp(-2\pi^2 n^2 \sigma^2 / q^2)$ 同样是收敛的.此外,假设量化误差服从均匀分布和实际分布之间的差异会随着比值 σ/q 的增大而减小.在实际情况下,量化量程 q 通常比较小,而 Wiener 过程的方差 $\sigma^2 = \sigma_B^2 t$ 随着时间 t 不断增大.因此,本文将量化误差 e_t 假设为均匀分布开展后续研究是合理的,即 $e_t \sim U(a, b)$,且 $a = -0.5q, b = 0.5q$.

注 1. 对于设备退化监测这种极度依赖数据长

期趋势和微小变化的应用场景,均匀舍入量化器因其无偏性和对趋势的高保真度在描述量化误差时具有明显优势.它确保了量化后的数据能够最大限度地反映原始数据的演化规律,为后续的剩余寿命预测以及维护决策提供了数据基础.而截尾量化或四舍五入量化在长期数据采集过程中会产生严重的系统性偏差,可能影响设备健康状况的评估,因此实际应用中较少使用.

基于状态空间模型的框架,观测退化过程 $\{Y(t), t \geq 0\}$ 可通过非线性状态空间模型进行重构,具体如下所示:

$$\begin{cases} x_k = x_0 + \lambda_k \int_0^{t_k} \mu(\tau; \alpha) d\tau + \sigma_B \Delta B(t_k) \\ \tilde{x}_k = x_k + \varepsilon_k = x_k + \mu_k \int_0^{t_k} \mu(\tau; \alpha) d\tau + v_k \\ y_k = qu[\tilde{x}_k] = \tilde{x}_k + e_k \end{cases} \quad (5)$$

其中, x_k, \tilde{x}_k 以及 y_k 分别为 t_k 时刻的真实退化状态、测量状态以及实际观测状态; λ_k 为 t_k 时刻的漂移系数; ε_k 为 t_k 时刻的测量误差; μ_k 表示系统性误差的随机参数; $\sigma_B \Delta B(t_k) \sim N(0, \sigma_B^2 t_k)$.

1.2 模型参数估计

假设 $\mathbf{Y} = [\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_i]^T$ 表示 N 个退化设备的历史监测数据,其中 $\mathbf{Y}_{i, 1:M} = [y_{i, 1}, y_{i, 2}, \dots, y_{i, j}]^T$ 表示第 i 个设备在 $\mathbf{t}_{i, 1:M} = [t_{i, 1}, t_{i, 2}, \dots, t_{i, j}]^T$ 时刻的观测数据. $\mathbf{X} = [\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_i]^T$ 则表示设备潜在退化状态.根据构建的离散退化模型(5)和卷积公式,可以得到观测数据的概率分布:

$$f_{Y_{i, j}}(y_{i, j}) = \int_a^b \int_{-\infty}^{+\infty} f_{X_{i, j}}(y_{i, j} - \varepsilon_{i, j} - e_{i, j}) \times f_{\varepsilon_{i, j}}(\varepsilon_{i, j}) f_{E_{i, j}}(e_{i, j}) d\varepsilon_{i, j} de_{i, j} \quad (6)$$

其中, $f_{Y_{i, j}}(\cdot), f_{X_{i, j}}(\cdot), f_{\varepsilon_{i, j}}(\cdot)$ 和 $f_{E_{i, j}}(\cdot)$ 分别表示 $y_{i, j}, x_{i, j}, \varepsilon_{i, j}$ 和 $e_{i, j}$ 的 PDF.

由于 $x_{i, j}, \varepsilon_{i, j}$ 服从高斯分布,且 $e_{i, j}$ 服从均匀分布,利用卷积公式,式(6)能够进一步转化为:

$$f_{Y_{i, j}}(y_{i, j}) = \int_a^b \frac{1}{(b-a)\sqrt{2\pi(\sigma_B^2 t_{i, j} + \sigma_\varepsilon^2)}} \times \exp\left[-\frac{(y_{i, j} - e_{i, j} - \tilde{\lambda}h(t_{i, j}))^2}{2(\sigma_B^2 t_{i, j} + \sigma_\varepsilon^2)}\right] de_{i, j} = q^{-1} \left[\Phi\left(\frac{b - y_{i, j} + \tilde{\lambda}h(t_{i, j})}{\sqrt{\sigma_B^2 t_{i, j} + \sigma_\varepsilon^2}}\right) - \Phi\left(\frac{a - y_{i, j} + \tilde{\lambda}h(t_{i, j})}{\sqrt{\sigma_B^2 t_{i, j} + \sigma_\varepsilon^2}}\right) \right] \quad (7)$$

其中, $\bar{\lambda} = \lambda + \mu_\varepsilon$; $h(t_{i,j}) = \int_0^{t_{i,j}} \mu(\tau; \alpha) d\tau$; $\Phi(\cdot)$ 表示标准正态分布的累积分布函数 (cumulative distribution function, CDF).

由于均匀舍入量化器的设计通常是已知的, 因此需要估计的模型未知参数为 $\Theta = \{\lambda, \sigma_B^2, \alpha, \mu_\varepsilon, \sigma_\varepsilon^2\}$. 通过极大似然估计方法, 关于观测数据 $y_{i,j}$ 的对数似然函数 $\ell(\Theta | \mathbf{Y})$ 能够被构建为:

$$\ell(\Theta | \mathbf{Y}) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{M_i} \ln f_{Y_{i,j}}(y_{i,j}) \quad (8)$$

其中, M_i 表示第 i 个退化设备的监测点数量.

基于多维搜索的方法, 通过极大化式 (8) 能够得到模型未知参数的估计值. 为了避免极大似然估计在处理高维非线性模型时可能面临初始值敏感、收敛困难等问题, 本文将极大似然估计结果作为模型初始值, 然后利用实时获取的观测数据和粒子期望最大化 (expectation maximization, EM) 算法来实现模型参数的在线更新, 以降低参数估计的不确定性. 根据期望最大化原理, 本文将真实退化状态 x_k 当作隐含状态, 进而利用实际观测数据 $\mathbf{Y}_{1:k}$ 来获取模型参数向量估计值 $\hat{\Theta}$, 具体实现过程如下:

1) 初始化. 令初始时刻为 t_k ($k=1$), 选择参数向量初始值 $\Theta_k^{(0)}$.

2) 计算 E 步. 在当前参数 $\Theta_k^{(q)}$ 和观测数据 $\mathbf{Y}_{1:k}$ 下, 使用粒子平滑器从 $p(x_k, \mathbf{Y}_{1:k} | \Theta)$ 中生成 M 条样本路径 $\{x_k^{(1)}, x_k^{(2)}, \dots, x_k^{(M)}\}$. 此时, 对数联合似然函数关于隐含状态 x_k 的条件期望可以近似为:

$$\ell(\Theta | \hat{\Theta}_k^{(q)}) = E_{x_k | \hat{\Theta}_k^{(q)}, \mathbf{Y}_{1:k}} \{ \ln p(x_k, \mathbf{Y}_{1:k} | \Theta) \} \approx E_{x_k | \hat{\Theta}_k^{(q)}, \mathbf{Y}_{1:k}} \left\{ \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \left[\ln p(\mathbf{Y}_{1:k} | x_k^{(m)}, \Theta) + \right] \right\} \quad (9)$$

3) 计算 M 步. 通过最大化 $\ell(\Theta | \hat{\Theta}_k^{(q)})$ 函数寻找参数值, 即

$$\hat{\Theta}_k^{(q+1)} = \arg \max_{\Theta} \ell(\Theta | \hat{\Theta}_k^{(q)}) \quad (10)$$

由于非线性因素的影响, 无法给出 $\hat{\Theta}_k^{(q+1)}$ 的解析解, 可以使用数值优化方法来求解.

4) 迭代. 如果 EM 算法已经收敛, 则终止此步骤, 输出参数估计结果; 否则, 令 $q = q + 1$, 并返回 2) 重新计算.

1.3 剩余寿命预测

根据观测数据 $y_{1:k} = [y_1, y_2, \dots, y_k]^T$ 和真实退化数据 $x_{1:k} = [x_1, x_2, \dots, x_k]^T$ 之间的关系, 在首达时间意义下设备剩余寿命预测结果能够被获取. 具体地, 由于 $y_k = x_k + \varepsilon_k + e_k$, 可以得到真实退

化值 $x_k = y_k - \varepsilon_k - e_k$. 其中, 测量误差 ε_k 服从高斯分布 $N(\mu_\varepsilon \int_0^{t_k} \mu(\tau; \alpha) d\tau, \sigma_\varepsilon^2)$, 量化误差 e_k 则服从均匀分布 $U(a, b)$. 因此, 通过全概率公式能够得到量化误差和测量误差共同影响下设备剩余寿命的 PDF:

$$\begin{cases} f_{L_k}(l_k) = \int_a^b \int_{-\infty}^{+\infty} H(l_k) f_{\xi_k}(\varepsilon_k) f_{E_k}(e_k) d\varepsilon_k de_k \\ H(l_k) = \frac{W - \lambda \left(\int_{t_k}^{t_k+l_k} \mu(\tau; \alpha) d\tau - l_k \mu(t_k+l_k; \alpha) \right)}{\sqrt{2\pi\sigma_B^2 l_k^3}} \times \\ \exp \left[-\frac{\left(W - \lambda \int_{t_k}^{t_k+l_k} \mu(\tau; \alpha) d\tau \right)^2}{2\sigma_B^2 l_k} \right] \end{cases} \quad (11)$$

其中, $W = \omega - y_k + \varepsilon_k + e_k$, ω 则表示设备预先设定的失效阈值; l_k 为设备在 t_k 时刻对应的 RUL.

根据截断正态分布的性质, 可知 $TN(\mu, \sigma^2, a, b)$ 对应的期望为 $\mu - \sigma(\phi((b-\mu)/\sigma) - \phi((a-\mu)/\sigma)) / (\Phi((b-\mu)/\sigma) - \Phi((a-\mu)/\sigma))$. 此时, 式 (11) 的剩余寿命 PDF 能够变换如下:

$$\begin{cases} f_{L_k}(l_k) = \int_a^b \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{W - \lambda(\eta(l_k) - l_k \mu(t_k+l_k; \alpha))}{\sqrt{2\pi\sigma_B^2 l_k^3}} \times \\ \exp \left[-\frac{(W - \lambda\eta(l_k))^2}{2\sigma_B^2 l_k} \right] f_{\xi_k}(\varepsilon_k) f_{E_k}(e_k) d\varepsilon_k de_k = \\ \frac{G_k(\tilde{\lambda}\eta(l_k)\sigma_\varepsilon^2 + \sigma_B^2 l_k)}{q l_k (\sigma_B^2 l_k + \sigma_\varepsilon^2)} \left\{ \tilde{\lambda}\eta(l_k) - \sqrt{\sigma_B^2 l_k + \sigma_\varepsilon^2} \frac{G_k}{D_k} \right\} \\ G_k = \Phi \left(\frac{\omega + b - y_k - \tilde{\lambda}\eta(l_k)}{\sqrt{\sigma_B^2 l_k + \sigma_\varepsilon^2}} \right) - \Phi \left(\frac{\omega + a - y_k - \tilde{\lambda}\eta(l_k)}{\sqrt{\sigma_B^2 l_k + \sigma_\varepsilon^2}} \right) \\ D_k = \phi \left(\frac{\omega + b - y_k - \tilde{\lambda}\eta(l_k)}{\sqrt{\sigma_B^2 l_k + \sigma_\varepsilon^2}} \right) - \phi \left(\frac{\omega + a - y_k - \tilde{\lambda}\eta(l_k)}{\sqrt{\sigma_B^2 l_k + \sigma_\varepsilon^2}} \right) \end{cases} \quad (12)$$

其中, $\eta(l_k) = \int_{t_k}^{t_k+l_k} \mu(\tau; \alpha) d\tau$; ϕ 表示标准正态分布的 PDF. 式 (12) 的详细证明过程见附录 A.

由于上式的 PDF 形式复杂, 解析解可能不存在, 其 RUL 对应的期望和方差可近似表达如下:

$$\begin{cases} E(L_k) = \int_0^{+\infty} l_k f_{L_k}(l_k) dl_k = E \left(\frac{2\omega - 2y_k + a + b}{2\tilde{\lambda}\mu(t_k; \alpha)} \right) \\ \text{Var}(L_k) = E(L_k^2) - E^2(L_k) = \\ E \left(\frac{(b-a)^2}{12(\tilde{\lambda}\mu(t_k; \alpha))^2} + \frac{\sigma_\varepsilon^2 + \left(\frac{2\omega - 2y_k + a + b}{2} \right)^2}{(\tilde{\lambda}\mu(t_k; \alpha))^2} + \right. \\ \left. \frac{(2\omega - 2y_k + a + b)\sigma_B^2}{2(\tilde{\lambda}\mu(t_k; \alpha))^3} \right) - E^2 \left(\frac{2\omega - 2y_k + a + b}{2\tilde{\lambda}\mu(t_k; \alpha)} \right) \end{cases} \quad (13)$$

式 (13) 的详细证明过程见附录 B.

2 量化误差和测量误差对于维护策略影响分析

2.1 视情维护模型

视情维护主要分为失效性替换和预防性替换, 具体如下:

1) 若在 t_k 时刻的监测数据 y_k 超过预先设定的失效阈值 ω , 认为部件失效, 即在 t_k 时刻进行失效性替换, 替换成本为 C_f .

2) 若在 t_k 时刻的监测数据 y_k 未超过预先设定的失效阈值 ω , 计算得到 t_k 时刻的剩余寿命为 $E(l_k)$. 设预防性替换的剩余寿命阈值为 ω_p , 若 $E(l_k) \geq \omega_p$, 为了防止部件在下一检测间隔内失效, 对部件进行预防性替换, 替换成本为 C_p , 且 $C_p < C_f$.

根据更新-报酬理论, 在不考虑测量误差和量化误差条件下, 设备在零时刻长期平均费用模型可以构造为:

$$C(t_p) = \frac{EU}{EV} = \frac{C_p R(t_p) + C_f F(t_p)}{\int_0^{t_p} R(\tau) d\tau} = \frac{C_p R(t_p) + C_f F(t_p)}{t_p R(t_p) + \int_0^{t_p} \tau f(\tau) d\tau} \quad (14)$$

其中, EU 表示替换周期的期望费用; EV 表示期望周期长度; t_p 为需要优化的设备替换时间; $F(t_p)$ 为设备预测寿命的 CDF; $R(t_p) = 1 - F(t_p)$; $f(\cdot)$ 表示设备寿命预测的 PDF.

2.2 不同误差对维护策略的影响

同理, 在考虑量化误差和测量误差时, 设备长期平均费用模型为:

$$C_{\varepsilon, e}(t_p) = \frac{EU_{\varepsilon, e}}{EV_{\varepsilon, e}} = \frac{C_p R_{\varepsilon, e}(t_p) + C_f F_{\varepsilon, e}(t_p)}{\int_0^{t_p} R_{\varepsilon, e}(\tau) d\tau} = \frac{C_p R_{\varepsilon, e}(t_p) + C_f F_{\varepsilon, e}(t_p)}{t_p R_{\varepsilon, e}(t_p) + \int_0^{t_p} \tau f_{\varepsilon, e}(\tau) d\tau} \quad (15)$$

其中, $EU_{\varepsilon, e}$ 表示考虑量化误差和测量误差影响下替换周期的期望费用; $EV_{\varepsilon, e}$ 表示考虑量化误差和测量误差影响下期望周期长度; $R_{\varepsilon, e}(t_p)$ 表示考虑量化误差和测量误差影响下设备的可靠度函数; $F_{\varepsilon, e}(t_p)$ 表示考虑量化误差和测量误差影响下设备寿命预测的 CDF; $f_{\varepsilon, e}(\cdot)$ 表示考虑量化误差和测量误差影响下设备寿命预测的 PDF.

为了说明量化误差和测量误差对维护策略的影响, 本文通过引入文献 [29] 随机序的定义用于比较两个随机变量之间的大小, 具体结论如下:

引理 1^[29]. 给定任意两个随机变量 δ 和 β , 若 $\forall \varsigma \in \mathbf{R}$ 且 $\Pr(\delta > \varsigma) \geq \Pr(\beta > \varsigma)$ 时, 则认为变量 δ 随机大于 β , 反之亦然.

定理 1. 假定潜在退化过程 $\{X(t), t \geq 0\}$ 、量化误差和测量误差共同影响下实际观测过程 $\{Y(t), t \geq 0\}$ 分别由式 (1) 和式 (2) 描述. 在不考虑或考虑测量误差和量化误差两种情况下, 分别采用式 (14) 和式 (15) 进行视情维护策略, 那么有:

1) 若测量误差参数 $\mu_\varepsilon = \sigma_\varepsilon = 0$, 设备寿命分布 $f_{T_\varepsilon}(t)$ 随着 q 的增大而递减, 期望周期长度 $EV \geq EV_\varepsilon$ (量化误差影响下期望周期长度) 以及期望费用率 $C_\varepsilon(t_p) \geq C(t_p)$.

2) 若量化量程 $q = 0$ 且 $\sigma_\varepsilon = 0$, 认为预测寿命 T_ε 随着 μ_ε 的增大而减小. 特别地, 当 $\mu_\varepsilon \geq 0$ 时, 真实寿命 $T \geq T_\varepsilon$; 当 $-\lambda \leq \mu_\varepsilon < 0$ 时, $T < T_\varepsilon$.

3) 若量化量程 $q = 0$, $\sigma_\varepsilon = 0$ 且 $\mu_\varepsilon \geq 0$, 则期望周期长度 $EV \geq EV_\varepsilon$ (测量误差影响下期望周期长度) 以及长期平均费用率 $C_\varepsilon(t_p) \geq C(t_p)$.

证明. 1) 当测量误差参数 $\mu_\varepsilon = \sigma_\varepsilon = 0$ 时, 观测数据仅考虑量化误差的影响, $f_{T_\varepsilon}(t)$ 的表达式如下:

$$f_{T_\varepsilon}(t) = \frac{\Phi\left(\frac{\omega+b-\lambda\eta(t)}{\sqrt{\sigma_B^2 t}}\right) - \Phi\left(\frac{\omega+a-\lambda\eta(t)}{\sqrt{\sigma_B^2 t}}\right)}{qt} \times \left\{ \lambda\eta(t) - \sqrt{\sigma_B^2 t} \frac{\phi\left(\frac{\omega+b-\lambda\eta(t)}{\sqrt{\sigma_B^2 t}}\right) - \phi\left(\frac{\omega+a-\lambda\eta(t)}{\sqrt{\sigma_B^2 t}}\right)}{\Phi\left(\frac{\omega+b-\lambda\eta(t)}{\sqrt{\sigma_B^2 t}}\right) - \Phi\left(\frac{\omega+a-\lambda\eta(t)}{\sqrt{\sigma_B^2 t}}\right)} \right\} \quad (16)$$

其中, $\eta(t) = \int_0^t \mu(\tau; \alpha) d\tau$. 由于量化量程 $q = b - a$ 以及 $b = -a = 0.5q$, 进而对上式进行简化处理, 变换后的 $f_{T_\varepsilon}(t)$ 为:

$$f_{T_\varepsilon}(t) = \frac{\Phi\left(\frac{U+0.5q}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{U-0.5q}{\sigma}\right)}{qt} \times \left\{ \lambda\eta(t) - \sigma \frac{\phi\left(\frac{U+0.5q}{\sigma}\right) - \phi\left(\frac{U-0.5q}{\sigma}\right)}{\Phi\left(\frac{U+0.5q}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{U-0.5q}{\sigma}\right)} \right\} \quad (17)$$

$U = \omega - \lambda\eta(t), \sigma = \sqrt{\sigma_B^2 t}$

由于量化量程 q 同时出现在分母和分子上, 难以直接求导得到 $f_{T_\varepsilon}(t)$ 随量化量程 q 的变化趋势. 对此, 本文采用以下方法进行分析.

步骤 1. 定义辅助函数. 给定函数 $g(q)$ 和 $h(q)$, 有

$$\begin{cases} g(q) = \Phi\left(\frac{U+0.5q}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{U-0.5q}{\sigma}\right) \\ h(q) = \phi\left(\frac{U+0.5q}{\sigma}\right) - \phi\left(\frac{U-0.5q}{\sigma}\right) \end{cases} \quad (18)$$

此时, 量化误差影响下设备寿命分布 $f_{T_\varepsilon}(t)$ 为:

$$f_{T_\varepsilon}(t) = \frac{g(q)}{qt} \times \left\{ \lambda\eta(t) - \sigma \frac{h(q)}{g(q)} \right\} \quad (19)$$

步骤 2. 分析 $g(q)$ 和 $h(q)$ 的单调性. 由于 $\Phi(\cdot)$ 和 $\phi(\cdot)$ 分别表示标准正态分布的 CDF, 当量化量程 q 增加时, $(U+0.5q)/\sigma$ 和 $(U-0.5q)/\sigma$ 分别对应增加和减小, 因此 $g(q)$ 随着量程 q 单调递增.

根据标准正态分布的性质, 函数 $h(q)$ 的变化趋势取决于 U 的符号. 根据工程实际需求, 通常认为 $U = \omega - \lambda\eta(t) > 0$, 当 q 从 0 增加到 $+\infty$ 时, 函数 $h(q)$ 单调递减.

步骤 3. 变化趋势分析. 由于函数 $h(q)$ 单调递减而 $g(q)$ 单调递增, $\lambda\eta(t) - \sigma h(q)/g(q)$ 单调递增. $g(q)$ 和 qt 均随着量程 q 增加, 但 $g(q)$ 的增长速度明显慢于 qt 的增长速度, $g(q)/(qt)$ 随着 q 增大而减小.

综上所述, 第一部分递减, 第二部分递增, 但第一部分的影响更强, 因此 $f_{T_\varepsilon}(t)$ 递减, 且 $T \geq T_\varepsilon$. 基于引理 1 关于随机序的定义, 可得 $R(t) \geq R_\varepsilon(t)$. 考虑到 $EV_\varepsilon = \int_0^{t_p} R_\varepsilon(\tau) d\tau$ 以及 $EV = \int_0^{t_p} R(\tau) d\tau$, 推导可得替换时间周期 $EV \geq EV_\varepsilon$. 此外, 通过比较期望周期费用可知, 考虑量化误差的期望周期费用 $C_p R_\varepsilon(t_p) + C_f F_\varepsilon(t_p) = C_p + (C_f - C_p) F_\varepsilon(t_p)$ 大于不考虑量化误差的期望周期费用 $C_p R(t_p) + C_f F(t_p) = C_p + (C_f - C_p) F(t_p)$, 进而可得 $C_\varepsilon(t_p) \geq C(t_p)$. 其中 T_ε 表示考虑量化误差影响的预测寿命, $R_\varepsilon(\cdot)$ 表示量化误差影响下设备可靠度函数, $F_\varepsilon(\cdot)$ 表示量化误差影响下设备寿命预测的 CDF.

2) 当量化量程 $q = 0$ 时, 观测数据仅考虑测量误差的影响, 设备寿命预测 PDF $f_{T_\varepsilon}(t)$ 的表达式如下:

$$f_{T_\varepsilon}(t) = \frac{\tilde{\lambda}\eta(t)\sigma_\varepsilon^2 + \sigma_B^2 t \omega}{t\sqrt{2\pi(\sigma_B^2 t + \sigma_\varepsilon^2)^3}} \exp\left\{-\frac{(\omega - \tilde{\lambda}\eta(t))^2}{2(\sigma_B^2 t + \sigma_\varepsilon^2)}\right\} \quad (20)$$

本文考虑的测量误差主要由系统性误差和随机误差两部分组成, 其误差大小受 μ_ε 和 σ_ε 两个参数的影响. 若 $\sigma_\varepsilon = 0$, 则 $f_{T_\varepsilon}(t)$ 可以变化为:

$$f_{T_\varepsilon}(t) = \frac{\omega}{\sqrt{2\pi\sigma_B^2 t^3}} \exp\left\{-\frac{[\omega - (\lambda + \mu_\varepsilon)\eta(t)]^2}{2\sigma_B^2 t}\right\} \quad (21)$$

在工程实际中, 通常认为 $\omega - (\lambda + \mu_\varepsilon)\eta(t) \geq 0$,

设备寿命分布 $f_{T_\varepsilon}(t)$ 的随机变量对参数 μ_ε 是随机减的, 因此预测寿命 T_ε 随着 μ_ε 的增大而减小, 具体如下所示.

$$\begin{cases} T \geq T_\varepsilon, & \text{如果 } \sigma_\varepsilon = 0 \text{ 和 } \mu_\varepsilon \geq 0 \\ T < T_\varepsilon, & \text{如果 } \sigma_\varepsilon = 0 \text{ 和 } -\lambda \leq \mu_\varepsilon < 0 \end{cases} \quad (22)$$

3) 由于 $\sigma_\varepsilon = 0$, $\mu_\varepsilon \geq 0$, 基于上述推导, 可知 $T \geq T_\varepsilon$. 同样, 基于引理 1 关于随机序的定义, 可得 $R(t) \geq R_\varepsilon(t)$. 考虑到 $EV_\varepsilon = \int_0^{t_p} R_\varepsilon(\tau) d\tau$ 以及 $EV = \int_0^{t_p} R(\tau) d\tau$, 推导可得替换时间周期 $EV \geq EV_\varepsilon$. 此外, 通过比较期望周期费用可知, 考虑测量误差的费用 $C_p R_\varepsilon(t_p) + C_f F_\varepsilon(t_p) = C_p + (C_f - C_p) F_\varepsilon(t_p)$ 大于不考虑测量误差的费用 $C_p R(t_p) + C_f F(t_p) = C_p + (C_f - C_p) F(t_p)$, 进而可得 $C_\varepsilon(t_p) \geq C(t_p)$. 其中 $R_\varepsilon(\cdot)$ 表示量化误差影响下设备可靠度函数, $F_\varepsilon(\cdot)$ 表示量化误差影响下设备寿命预测的 CDF. 当 $\sigma_\varepsilon = 0$ 和 $-\lambda \leq \mu_\varepsilon < 0$ 时, 情况与之相反. \square

定理 1 揭示了测量误差和量化误差对寿命估计的影响, 以及在基于年龄的替换策略下对替换决策的影响, 包括期望周期长度、期望费用率和最优替换时间. 一是当不考虑测量误差影响时, $f_{T_\varepsilon}(t)$ 随 q 的增大呈现递减特性, 需要根据工程实际设计的量化器加以确定. 考虑量化误差的存在会使期望周期长度缩短, 由此增加了期望费用率. 这意味着, 考虑量化误差作用时得到的最优替换决策是保守的, 也不是经济最优的. 二是当量化量程 $q = 0$ 和 $\sigma_\varepsilon = 0$ 时, 预测寿命 T_ε 随着 μ_ε 的增大而减小. 特别地, 当 $\mu_\varepsilon \geq 0$ 时, $T \geq T_\varepsilon$, 能够发现期望周期长度缩短, 进而增加了期望费用率; 当 $-\lambda \leq \mu_\varepsilon < 0$ 时, $T < T_\varepsilon$, 期望周期长度增加且期望费用率降低, 这可能导致维护活动安排过晚, 造成更为严重的损失.

2.3 自适应维护策略优化求解

由于本文考虑开展自适应的视情策略研究, 需要在每一个监测点融入观测到的退化数据 $\mathbf{Y}_{1:k}$. 因此, 在考虑测量误差和量化误差条件下, 设备在 t_k 时刻对应的长期平均费用模型可以表示为:

$$C_{k|\varepsilon, e}(t_p) = \frac{EU_{k|\varepsilon, e}}{EV_{k|\varepsilon, e}} = \frac{C_p R_{k|\varepsilon, e}(t_p - t_k | \mathbf{Y}_{1:k}) + C_f F_{k|\varepsilon, e}(t_p - t_k | \mathbf{Y}_{1:k})}{t_k + \int_0^{t_p - t_k} R_{k|\varepsilon, e}(\tau | \mathbf{Y}_{1:k}) d\tau} \quad (23)$$

其中, 分子表示替换周期的期望费用; 分母表示期望周期长度; $F_{k|\varepsilon, e}(t_p - t_k | \mathbf{Y}_{1:k})$ 为 t_k 时刻预测剩余寿命的 CDF, 且 $R_{k|\varepsilon, e}(t_p - t_k | \mathbf{Y}_{1:k}) = 1 -$

$F_{k|\varepsilon, e}(t_p - t_k | \mathbf{Y}_{1:k})$.

为了实现设备的最优维护策略, 本文考虑在最小长期平均费用条件下, 确定最优的预防性替换时间 t_p^* , 具体优化模型如下:

$$\min C_{k|\varepsilon, e}(t_p) = \frac{C_p R_{k|\varepsilon, e}(t_p - t_k | \mathbf{Y}_{1:k}) + C_f F_{k|\varepsilon, e}(t_p - t_k | \mathbf{Y}_{1:k})}{t_k + \int_0^{t_p - t_k} R_{k|\varepsilon, e}(\tau | \mathbf{Y}_{1:k}) d\tau} \quad (24)$$

随后, 通过梯度下降优化求解目标函数 (24), 可以得到最优的预防性替换时间 t_p^* . 在工程实际中, 预防性维护策略实施的重要前提条件是能够获取反映设备健康状态的退化数据. 现有研究通常采用周期性检测, 但设备在退化初期处于较高的可靠性水平, 频繁的状态检测可能加速设备退化并增加检测费用, 在设备退化末期可靠性严重下降, 需要采用更加频繁的状态检测以获取设备健康情况. 因此, 本文采用一种自适应 CBM 策略对退化设备的状态检测间隔进行优化. 具体地, 在长期平均费用模型 (23) 的基础上, 额外考虑每次状态检测的维护费用, 进而构建出一种自适应决策准则^[30]:

$$KC_{k|\varepsilon, e}(t_k) = \frac{\left(t_k + \int_{t_k}^{t_{k+1}} R_{k|\varepsilon, e}(\tau | \mathbf{Y}_{1:k}) d\tau \right) \times \frac{C_p + (k-1) \times C_m}{t_k}}{C_p R_{k|\varepsilon, e}(t_p^* | \mathbf{Y}_{1:k}) + C_f F_{k|\varepsilon, e}(t_p^* | \mathbf{Y}_{1:k}) + k \times C_m} \quad (25)$$

其中, C_m 表示单次状态检测的平均费用, 可以通过与单次状态检测避免的潜在损失 $F_{k|\varepsilon, e}(t_p - t_k | \mathbf{Y}_{1:k}) \times (C_f - C_p)$ 比较进行设定. 若 $F_{k|\varepsilon, e}(t_p - t_k | \mathbf{Y}_{1:k}) \times (C_f - C_p) \geq C_m$, 表明单次状态检测的平均费用是经济合理的; 若 $F_{k|\varepsilon, e}(t_p - t_k | \mathbf{Y}_{1:k}) \times (C_f - C_p) < C_m$, 则进行这次检测从经济上是不划算的. t_p^* 为当前时刻 t_k 对应的最优预防性替换时间. t_{k+1} 表示在 t_k 时刻预测的下一监测时间点, 即 $t_{k+1} = t_p^*$. 该决策准则表示在当前时刻 t_k 进行备件替换费用与推迟到下一监测时间点 $t_{k+1} = t_p^*$ 进行备件替换费用之间的比值. 若 $KC_{k|\varepsilon, e}(t_k) > 1$, 表明在当前监测时刻 t_k 进行备件替换所需花费的维护费用比较高, 应当将预防性替换活动推迟到下一个监测时间点 $t_{k+1} = t_p^*$; 若 $KC_{k|\varepsilon, e}(t_k) \leq 1$, 说明应当在当前监测时刻 t_k 对设备进行预防性替换活动, 进而实现了检测间隔的动态优化调整.

3 实例验证

陀螺仪是惯性导航系统的核心部件, 在导弹武

器、卫星等领域有着重要的作用. 在状态监测过程中, 实际观测数据除了受噪声扰动、非理想监测等引起的测量误差外, 还可能受到数模转换引起的量化误差影响. 因此, 基于获取的实际观测数据, 构建带有测量误差和量化误差的非线性复合退化模型并进行剩余寿命预测. 在此预测信息的基础上, 确定科学合理的视情维修策略, 对保证设备可靠运行和降低维修成本具有重要意义.

本文采用某型惯导系统的陀螺仪实例数据进行验证, 一般认为首次达到或超过预先设定阈值时设备故障失效. 在实验中该型陀螺仪根据技术指标, 设定陀螺仪漂移系数失效阈值为 $w = 0.35^\circ/\text{h}$, 监测间隔为 2.5 h, 直到 180 h 为止, 共监测了 72 次. 此外, 设计的均匀舍入量化器的量化量程 $q = 0.025$. 因此, 获取的真实数据和实际观测数据如图 1 所示.

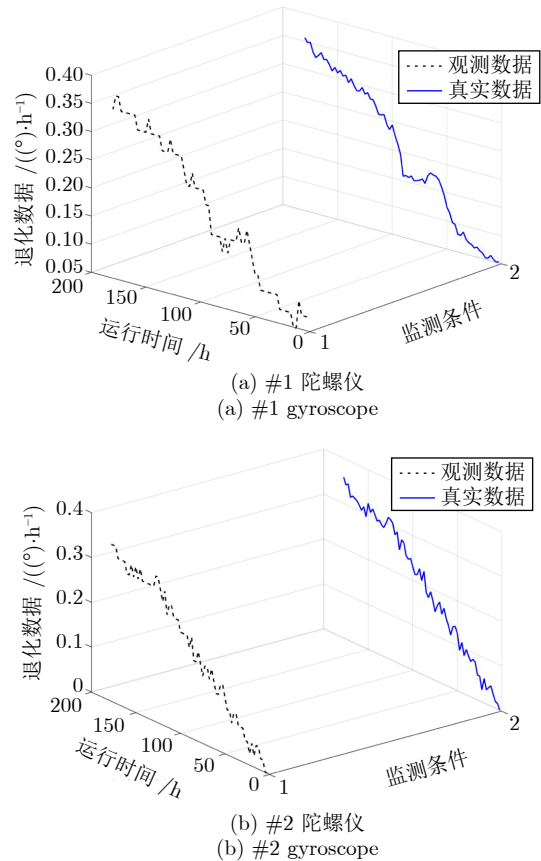


图 1 陀螺仪观测数据

Fig. 1 The observation data of gyroscope

首先, 设定视情维护优化模型中的参数分别为 $C_p = 5\ 000$, $C_f = 15\ 000$, 且非线性退化模型服从幂次函数 $\mu(\tau; \alpha) = \alpha\tau^{\alpha-1}$. 根据获取的 #1 陀螺仪实际观测数据, 利用所提参数估计算法能够得到非线性

性退化模型参数 $\Theta = \{\lambda, \sigma_B^2, \alpha, \mu_\varepsilon, \sigma_\varepsilon^2\}$ 的估计值. 由于测量误差的系统性误差参数 μ_ε 通常难以利用退化数据进行辨识, 在此考虑一种简单的情况 $\mu_\varepsilon = 0$. 图 2 给出了参数 λ 和 σ_B^2 的更新过程, 表明所提估计方法能够利用每个监测点的退化数据进行估计, 且随着退化数据的累积, 模型参数趋于收敛状态. 因此, 模型参数估计结果分别为 $\lambda = 0.0013$ 、 $\alpha = 1.052$ 、 $\sigma_B^2 = 3.74 \times 10^{-5}$ 和 $\sigma_\varepsilon^2 = 2.52 \times 10^{-5}$, 并将其代入推导的寿命 PDF 和视情维护模型中.

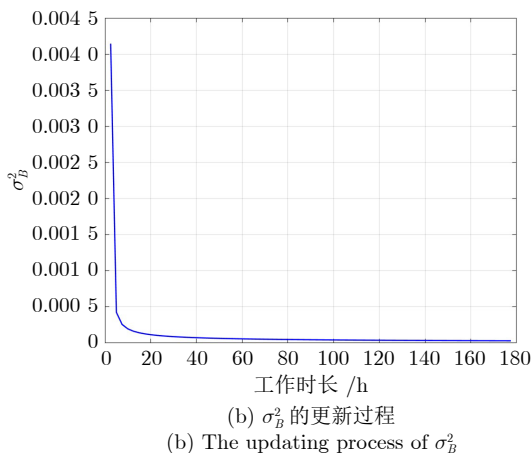
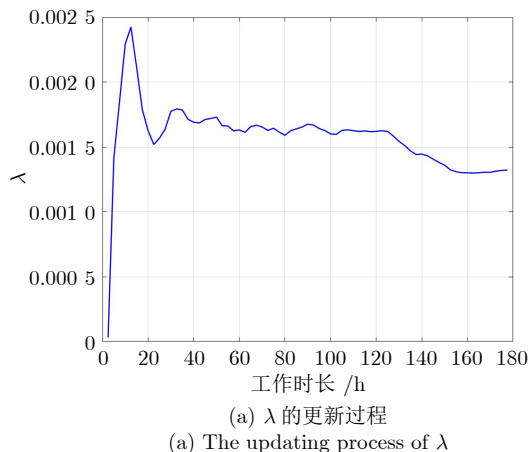


图 2 模型参数估计

Fig.2 The estimation of model parameters

首先, 为了分析量化误差对维护决策的影响, 保持测量误差参数不变而不断调整量化量程 q , 图 3 和图 4 分别给出了不同量化误差参数下的寿命 PDF 和期望费用率随维护时间的变化情况.

从图 3 中展示的量化量程变化对设备寿命预测 PDF 的影响可以看出, 随着量化量程 q 的增大, 设备寿命预测 PDF 的期望值基本保持不变, 但其方差则呈现逐渐增大的趋势. 这一结果表明, 虽然寿命预测的中心位置未发生显著偏移, 但预测结果

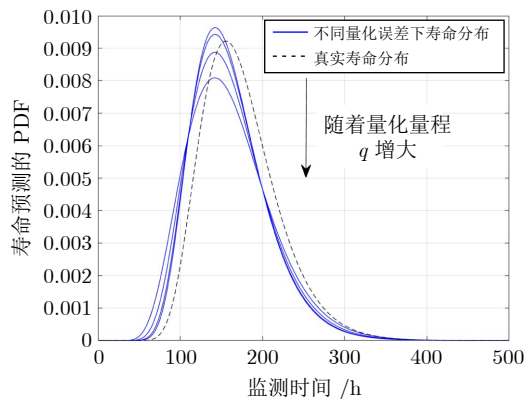


图 3 不同量化误差参数下的寿命 PDF

Fig.3 The PDF of lifetime under different quantization error parameters

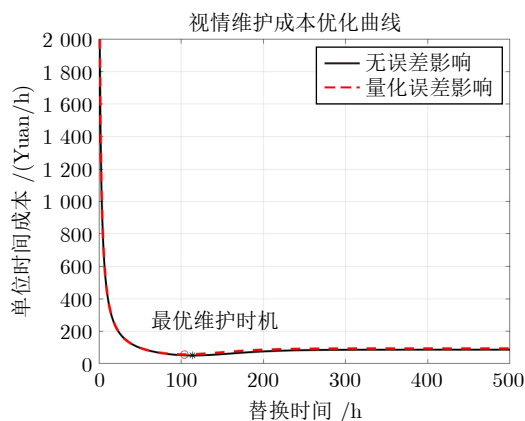


图 4 量化误差影响下维护费用

Fig.4 Maintenance costs under the influence of quantization error

的分散程度明显加剧, 反映出预测不确定性随量化量程 q 扩大而不断上升. 这种不确定性的增加意味着在较大量化误差条件下, 设备寿命预测的可靠性下降, 决策风险相应提高. 而图 4 进一步揭示了考虑量化误差影响的 CBM 策略所需维护费用的变化. 结果显示, 由于量化误差的引入, 导致设备期望周期长度明显缩短, 最低维护费用率显著上升, 同时最优替换时间也相对提前. 这表明, 量化误差的存在使得维护策略趋于保守, 维护活动被更频繁地提前安排, 以应对预测不确定性增加所带来的潜在风险. 此外, 维护费用率的上升也反映出, 为补偿量化误差所引入的不确定性, 设备需承担更高的经济成本. 综上所述, 量化误差不仅会增大寿命预测的不确定性, 还会对维护决策产生实质性影响, 促使维护策略向更保守、成本更高的方向调整.

为了定量说明量化误差对维护决策的影响, 表 1

给出了不同量化误差参数下视情维护的最优维护时机 $t_{\varepsilon, e|p}^*$ 及其对应的长期平均维护费用率 $C_{\varepsilon, e}^*(t_p^*)$, 其中 C^* 表示无误差影响下长期平均维护费用率. 通过表 1 可以发现, 随着量化量程 q 的增加, 真实最优维护费用与考虑量化误差的最优维护费用之间的偏差越来越大.

表 1 不同量化参数对于维护决策的影响
Table 1 The influence of different quantization parameters on maintenance decisions

量化量程 q	最优维护时机 $t_{\varepsilon, e p}^*$ (h)	长期平均维护费用率 $C_{\varepsilon, e}^*$ (Yuan/h)	$C_{\varepsilon, e}^* - C^*$ (Yuan/h)
0.05	104	55.563 6	5.705 4
0.10	103	57.335 0	7.476 8
0.15	102	60.161 0	10.302 8
0.20	102	63.877 1	14.018 9

同样, 为了分析测量误差对维护策略的影响, 保持量化量程 q 和测量误差的方差 σ_ε^2 不变, 不断调整 μ_ε 的大小, 图 5 和图 6 分别给出了不同测量误差参数下的寿命 PDF 以及期望费用率随维护时间的变化情况.

通过图 5 和图 6 可以观察到, 随着测量误差参数 μ_ε 的增大, 会导致寿命预测的期望与方差同时减小. 这一变化意味着测量误差参数 μ_ε 的增大, 导致退化模型得到的寿命预测不仅整体上趋于缩短, 且预测结果的不确定性范围也随之变窄. 但这种预测不确定性的降低是以牺牲预测期望准确性为代价的, 本质上反映出预测结果可靠性的降低. 此时, 在这种带有显著偏差的预测信息条件下, 得到的 CBM 策略最优替换时间点会被迫提前, 导致备件替换活动可能更为频繁. 如图 6 所示, 这种由测量误差引

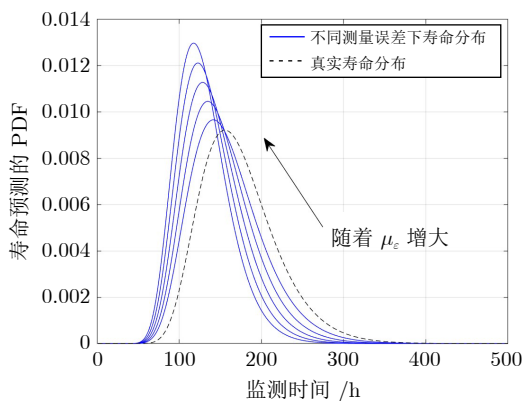


图 5 不同测量误差参数下的寿命 PDF
Fig. 5 The PDF of lifetime under different measurement error parameters

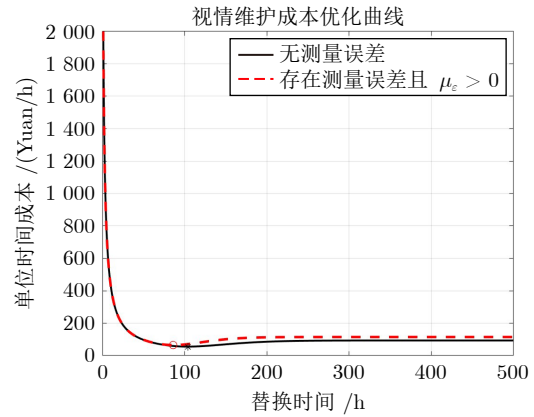


图 6 测量误差影响下维护费用
Fig. 6 Maintenance cost under the influence of measurement error

起的维护决策偏差导致平均维护费用率显著高于无测量误差影响下的维护策略, 进而说明了忽视测量误差的影响会直接引发维护策略的优化失准, 从而造成不必要的经济损失.

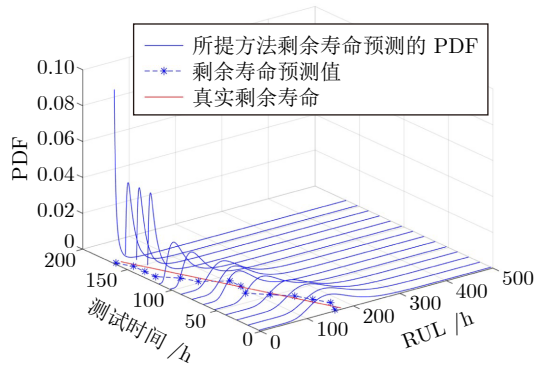
为了获取陀螺仪在量化误差和测量误差影响下的最优替换时间以及最优的动态检测间隔, 根据图 1 中实际获取的 #1 陀螺仪观测数据, 本文利用所提自适应维护策略进行验证. 图 7 给出了 #1 陀螺仪在不同监测点对应 RUL 预测的 PDF 和期望.

本文采用文献 [31] 描述的仅考虑测量误差影响的方法与所提方法进行对比分析. 从图 7(a) 中可以发现, 所提方法将测量误差和量化误差同时融入设备退化模型中, 其 PDF 曲线窄而尖锐, 预测结果接近于实际剩余寿命. 图 7(b) 使用的方法仅考虑测量误差影响, RUL 预测结果明显偏离设备真实剩余寿命. 此外, 为了进一步评估预测结果的性能, 本文引入评分函数 (score)、均方根误差 (root mean squared error, RMSE) 和决定系数 (R^2) 作为性能评价指标.

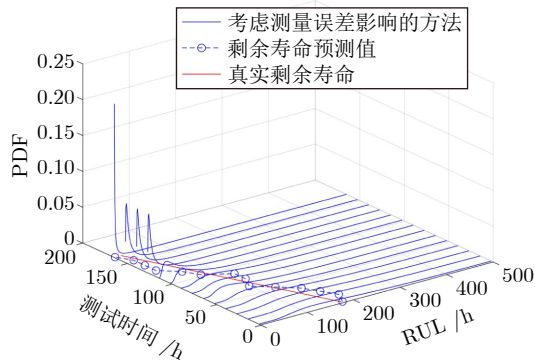
通过表 2 中给出的本文方法与文献 [31] 仅考虑测量误差影响的方法在评分函数、均方根误差、决定系数 3 个性能评价指标上的对比结果可以发现, 本文所提方法能够同时考虑量化误差和测量误差这两种不确定因素的影响, 其预测结果准确度明显优于仅考虑测量误差影响的方法.

在获取预测信息的基础上, 设定首次进入自适应维护阶段的监测时间点为 $t_1 = 40$ h, 根据初始时刻到 t_1 时刻的观测数据和提出的动态维护策略, 可以计算出判别准则 $KC(t_1) > 1$, 因此将 t_1 时刻对应的最优维护时间 $t_{1,p}^*$ 设为下一次监测时间点 t_2 , 重复上述流程, 直到 $KC(t_1) < 1$. 从表 3 中可以发

现, 自适应维护阶段共进行了 3 次监测, 并在第 3 次监测时间点执行预防性替换活动, 进而得到设备在全寿命周期内的最优预防性替换时间以及最优的动态检测间隔。



(a) 所提方法 RUL 预测
(a) The RUL prediction of the proposed method



(b) 考虑测量误差影响的 RUL 预测方法
(b) The RUL prediction method considering the influence of measurement errors

图 7 #1 陀螺仪剩余寿命预测

Fig.7 The RUL prediction of #1 gyroscope

表 2 #1 陀螺仪预测性能比较

Table 2 Comparison of predictive performance of #1 gyroscope

方法	score	RMSE	R^2
本文所提方法	274.630 1	14.861 2	0.934 1
文献 [31] 仅考虑测量误差影响的方法	310.034 5	17.786 1	0.924 0

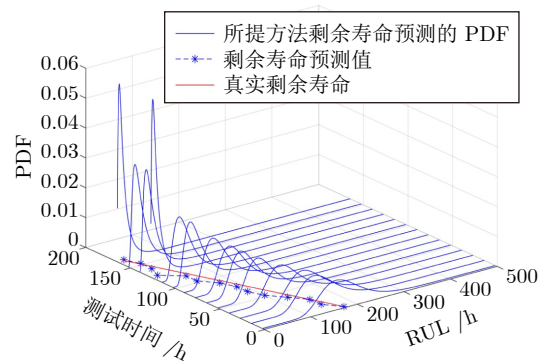
表 3 #1 陀螺仪维护决策结果

Table 3 The maintenance decision results of #1 gyroscope

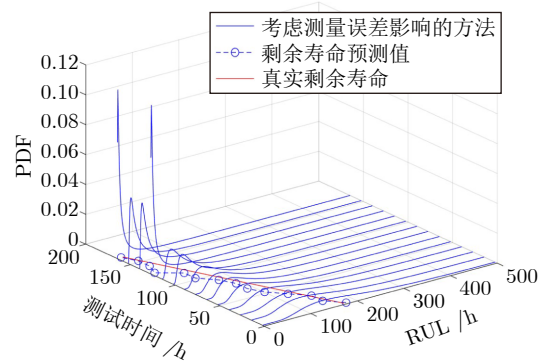
监测时间 (h)	最优维护时机 $t_{\epsilon, e p}^*$ (h)	长期平均维护费用率 $C_{\epsilon, e}^*$ (Yuan/h)	判别准则 KC
40	128	42.852 7	1.391 2
128	134	37.323 5	1.013 4
134	139	35.990 4	0.850 5

为了验证所提方法在预测维护应用中的普适性, 本文同样给出了图 1(b) 中 #2 陀螺仪对应的 RUL 预测结果, 具体如图 8 和表 4 所示. 通过与仅考虑测量误差的方法对比, 可以发现所提方法的 RUL 预测结果与真实 RUL 趋于一致, 能够有效降低量化误差对预测结果的影响. 然而, 由于退化过程固有的非线性动态特性以及模型参数的估计误差, 导致预测结果与实际值之间存在偏差。

在获取预测信息的基础上, 表 5 给出 #2 陀螺仪自适应维护策略的结果. 从表中可以得到在自适应维护阶段共开展了 3 次监测, 并在第 3 次监测时实施了预防性替换. 基于此, 可确定设备在整个寿命周期内的最优预防性替换时间, 以及最优的动态



(a) 所提方法 RUL 预测
(a) The RUL prediction of the proposed method



(b) 考虑测量误差影响的 RUL 预测方法
(b) The RUL prediction method considering the influence of measurement errors

图 8 #2 陀螺仪剩余寿命预测

Fig.8 The RUL prediction of #2 gyroscope

表 4 #2 陀螺仪预测性能比较

Table 4 Comparison of predictive performance of #2 gyroscope

方法	score	RMSE	R^2
本文所提方法	309.150 7	15.062 8	0.916 2
文献 [31] 仅考虑测量误差影响的方法	474.061 4	17.266 7	0.903 3

表 5 #2 陀螺仪维护决策结果
Table 5 The maintenance decision results of #2 gyroscope

监测时间 (h)	最优维护时机 $t_{\varepsilon, e p}^*$ (h)	长期平均维护费用率 $C_{\varepsilon, e}^*$ (Yuan/h)	判别准则 KC
40	110	48.917 4	1.586 4
110	120	44.553 6	1.181 8
120	128	39.254 6	0.491 3

检测间隔方案.

4 结束语

本文在视情维护的背景下,研究了量化误差和测量误差影响下设备剩余寿命预测与维护策略问题.针对非线性随机退化设备,本文提出了一种综合考虑两种误差影响的复合退化建模及视情维护方法,通过某型惯导系统的陀螺仪实际案例验证了本文所提方法的合理性和有效性,主要结论如下:

1) 通过均匀舍入量化器和高斯分布分别描述设备退化过程的量化误差和测量误差,构建了综合考虑两种误差的非线性复合退化模型,并推导出首达时间意义下 RUL 概率分布;

2) 利用获取的剩余寿命预测信息,构建以设备平均维护费用率为决策目标的视情维护模型,分别分析了量化误差和测量误差对维护策略的影响,通过优化求解计算出设备的最优维护时机和动态检测间隔;

3) 通过陀螺仪实际案例说明了量化误差和测量误差对视情维护策略的影响,与现有方法相比,所提方法能够将量化误差融入退化建模中,有助于后续维修替换活动的合理安排.

本文主要适用于量化误差和测量误差共同影响下的随机退化设备,但本文方法仍有一些问题值得进一步研究.一是本文在建模过程中假设测量误差和量化误差之间相互独立,并未考虑实际中量化误差与测量误差可能存在相关性,如何针对量化误差和测量误差的耦合关系开展剩余寿命预测有待进一步研究;二是模型参数辨识困难、退化机理不明确、环境时变性等问题作为剩余寿命预测领域的突出挑战,是另一个值得深入研究的问题.

附录 A 式 (12) 的证明过程

证明. 引理 A1^[31]. 若 $p \sim N(\mu, \sigma^2)$, 且 $A, B, D \in \mathbf{R}, C \in \mathbf{R}^+$, 则

$$\left\{ \begin{aligned} & E\{\exp(Ap)\Phi(C + Dp)\} = \\ & \exp\left(A\mu + \frac{A^2}{2}\sigma^2\right) \times \Phi\left(\frac{C + D\mu + AD\sigma^2}{\sqrt{1 + D^2\sigma^2}}\right) \\ & E\left[(A - p) \exp\left(-\frac{(B - p)^2}{2C}\right)\right] = \\ & \sqrt{\frac{C}{\sigma^2 + C}} \times \left(A - \frac{\sigma^2 B + \mu C}{\sigma^2 + C}\right) \times \exp\left(-\frac{(B - \mu)^2}{2(\sigma^2 + C)}\right) \end{aligned} \right. \quad (\text{A1})$$

考虑测量误差 ε_k 为独立同分布的高斯随机变量,而量化误差 e_k 服从均匀分布,通过全概率公式能够推导出量化误差和测量误差共同影响下设备 RUL 对应的 PDF.

$$\left\{ \begin{aligned} & f_{L_k}(l_k) = \int_a^b \int_{-\infty}^{+\infty} H(l_k) f_{\xi_k}(\varepsilon_k) f_{E_k}(e_k) d\varepsilon_k de_k \\ & H(l_k) = \frac{W - \lambda \left(\int_{t_k}^{t_k+l_k} \mu(\tau; \alpha) d\tau - l_k \mu(t_k + l_k; \alpha) \right)}{\sqrt{2\pi\sigma_B^2 l_k^3}} \times \\ & \exp\left[-\frac{\left(W - \lambda \int_{t_k}^{t_k+l_k} \mu(\tau; \alpha) d\tau\right)^2}{2\sigma_B^2 l_k}\right] \end{aligned} \right. \quad (\text{A2})$$

由于 $H(l_k)$ 在其积分范围内是连续可微的且 $\tilde{x}_k = x_k + \mu_k \int_0^{t_k} \mu(\tau; \alpha) d\tau + v_k$, 本文利用引理 A1 可以计算出以下积分.

$$\left\{ \begin{aligned} & \int_{-\infty}^{+\infty} H(l_k) f_{\xi_k}(\varepsilon_k) d\varepsilon_k \approx \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{\omega - y_k + e_k}{\sqrt{2\pi\sigma_B^2 l_k^3}} \times \\ & \exp\left[-\frac{\left(\omega - y_k + e_k - \tilde{\lambda}_k \int_{t_k}^{t_k+l_k} \mu(\tau; \alpha) d\tau\right)^2}{2\sigma_B^2 l_k}\right] \\ & f_{v_k}(v_k) dv_k = \frac{(\omega - y_k + e_k) \sigma_B^2}{\sqrt{2\pi(\sigma_B^2 l_k + \sigma_\varepsilon^2)^3}} \times \\ & \exp\left[-\frac{\left(\omega - y_k + e_k - \tilde{\lambda}_k \int_{t_k}^{t_k+l_k} \mu(\tau; \alpha) d\tau\right)^2}{2(\sigma_B^2 l_k + \sigma_\varepsilon^2)}\right] \end{aligned} \right. \quad (\text{A3})$$

式 (A3) 通常被认为是高斯变量的 PDF, 进而可以得到式 (A2) 截断正态分布的期望. 根据截断正态分布的性质, 可知 $TN(\mu, \sigma^2, a, b)$ 对应的期望为 $\mu - \sigma(\phi((b - \mu)/\sigma) - \phi((a - \mu)/\sigma))/(\Phi((b - \mu)/\sigma) - \Phi((a - \mu)/\sigma))$. 此时, 式 (A2) 对应的剩余寿命 PDF 能够被进一步表示为:

$$\left\{ \begin{aligned}
f_{L_k}(l_k) &= \int_a^b \frac{(\omega - y_k + e_k) \sigma_B^2}{\sqrt{2\pi(\sigma_B^2 l_k + \sigma_\varepsilon^2)}^3} \times \\
&\exp \left[-\frac{(\omega - y_k + e_k - \tilde{\lambda} \int_{t_k}^{t_k+l_k} \mu(\tau; \alpha) d\tau)^2}{2(\sigma_B^2 l_k + \sigma_\varepsilon^2)} \right] \\
f_{E_k}(e_k) de_k &= \\
G_k(\tilde{\lambda} \eta(l_k) \sigma_\varepsilon^2 + \sigma_B^2 l_k) &\left\{ \tilde{\lambda} \eta(l_k) - \sqrt{\sigma_B^2 l_k + \sigma_\varepsilon^2} \frac{G_k}{D_k} \right\} \\
G_k &= \Phi \left(\frac{\omega + b - y_k - \tilde{\lambda} \eta(l_k)}{\sqrt{\sigma_B^2 l_k + \sigma_\varepsilon^2}} \right) - \\
&\Phi \left(\frac{\omega + a - y_k - \tilde{\lambda} \eta(l_k)}{\sqrt{\sigma_B^2 l_k + \sigma_\varepsilon^2}} \right) \\
D_k &= \phi \left(\frac{\omega + b - y_k - \tilde{\lambda} \eta(l_k)}{\sqrt{\sigma_B^2 l_k + \sigma_\varepsilon^2}} \right) - \\
&\phi \left(\frac{\omega + a - y_k - \tilde{\lambda} \eta(l_k)}{\sqrt{\sigma_B^2 l_k + \sigma_\varepsilon^2}} \right)
\end{aligned} \right. \quad (A4)$$

□

附录 B 式 (13) 的证明过程

证明. 由于式 (A4) 得到 RUL 的 PDF 形式复杂, 其解析解可能不存在. 因此, 量化误差和测量误差共同影响下设备 RUL 对应的期望和方差可近似表达如下:

$$\begin{aligned}
E(L_k) &= \int_0^{+\infty} l_k f_{L_k}(l_k) dl_k = \\
&\int_0^{+\infty} \int_a^b \int_{-\infty}^{+\infty} l_k H(l_k) f_{\xi_k}(\varepsilon_k) f_{E_k}(e_k) d\varepsilon_k de_k dl_k
\end{aligned} \quad (B1)$$

$$\begin{aligned}
\text{Var}(L_k) &= E(L_k^2) - E^2(L_k) = \\
&\int_0^{+\infty} \int_a^b \int_{-\infty}^{+\infty} l_k^2 H(l_k) f_{\xi_k}(\varepsilon_k) f_{E_k}(e_k) d\varepsilon_k de_k dl_k - \\
&E^2(L_k)
\end{aligned} \quad (B2)$$

由于式 (B1) 和 (B2) 中的积分函数在其积分范围内是连续和可微的, 因此, 在求解期望和方差时积分的顺序能够互换.

$$\begin{aligned}
E(L_k) &= \int_0^{+\infty} l_k f_{L_k}(l_k) dl_k = \\
&\int_0^{+\infty} \int_a^b \int_{-\infty}^{+\infty} l_k H(l_k) f_{\xi_k}(\varepsilon_k) f_{E_k}(e_k) d\varepsilon_k de_k dl_k = \\
&\int_a^b \int_{-\infty}^{+\infty} \int_0^{+\infty} l_k H(l_k) f_{\xi_k}(\varepsilon_k) f_{E_k}(e_k) dl_k d\varepsilon_k de_k = \\
&E \left(\frac{2\omega - 2y_k + a + b}{2\tilde{\lambda}\mu(t_k; \alpha)} \right)
\end{aligned} \quad (B3)$$

$$\begin{aligned}
\text{Var}(L_k) &= E(L_k^2) - E^2(L_k) = \\
&\int_0^{+\infty} \int_a^b \int_{-\infty}^{+\infty} l_k^2 H(l_k) f_{\xi_k}(\varepsilon_k) f_{E_k}(e_k) d\varepsilon_k de_k dl_k - \\
&E^2(L_k) = \int_a^b \int_{-\infty}^{+\infty} \int_0^{+\infty} l_k^2 H(l_k) f_{\xi_k}(\varepsilon_k) \times \\
&f_{E_k}(e_k) dl_k d\varepsilon_k de_k - E^2(L_k) = \\
&E \left(\frac{(b-a)^2}{12(\tilde{\lambda}\mu(t_k; \alpha))^2} + \frac{\sigma_\varepsilon^2 + \left(\frac{2\omega - 2y_k + a + b}{2}\right)^2}{(\tilde{\lambda}\mu(t_k; \alpha))^2} + \right. \\
&\left. \frac{(2\omega - 2y_k + a + b) \sigma_B^2}{2(\tilde{\lambda}\mu(t_k; \alpha))^3} \right) - E^2 \left(\frac{2\omega - 2y_k + a + b}{2\tilde{\lambda}\mu(t_k; \alpha)} \right)
\end{aligned} \quad (B4)$$

□

参考文献

- 1 Wang S, Yan L, Du S C, Li S S, Chen X M. Bearing prognostics and health management based on hybrid physical mechanism and data models: A systematic review. *Measurement Science and Technology*, 2025, **36**: Article No. 052002
- 2 Li C J, Li S B, Feng Y X, Gryllias K, Gu F C, Pecht M. Small data challenges for intelligent prognostics and health management: A review. *Artificial Intelligence Review*, 2024, **57**(8): Article No. 214
- 3 Oh S Y, Joung C W, Lee S, Shim Y B, Lee D H, Cho G E, et al. Condition-based maintenance of wind turbine structures: A state-of-the-art review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2024, **204**: Article No. 114799
- 4 Lu Ning-Yun, Chen Chuang, Jiang Bin, Xing Yin. Latest progress on maintenance strategy of complex system: From condition-based maintenance to predictive maintenance. *Acta Automatica Sinica*, 2021, **47**(1): 1-17
(陆宁云, 陈闯, 姜斌, 邢尹. 复杂系统维护策略最新研究进展: 从视情维护到预测性维护. *自动化学报*, 2021, **47**(1): 1-17)
- 5 Yuan Ye, Zhang Yong, Ding Han. Research on key technology of industrial artificial intelligence and its application in predictive maintenance. *Acta Automatica Sinica*, 2020, **46**(10): 2013-2030
(袁烨, 张永, 丁汉. 工业人工智能的关键技术及其在预测性维护中的应用现状. *自动化学报*, 2020, **46**(10): 2013-2030)
- 6 Nunes P, Santos J, Rocha E. Challenges in predictive mainten-

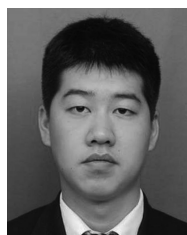
- ance—A review. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, 2023, **40**: 53–67
- 7 Carvalho T P, Soares F A A M N, Vita R, Francisco R D P, Basto J P, Alcalá S G S. A systematic literature review of machine learning methods applied to predictive maintenance. *Computers & Industrial Engineering*, 2019, **137**: Article No. 106024
 - 8 Lu Y, Sun L P, Zhang X Y, Feng F, Kang J H, Fu G Q. Condition based maintenance optimization for offshore wind turbine considering opportunities based on neural network approach. *Applied Ocean Research*, 2018, **74**: 69–79
 - 9 Nguyen K T P, Medjaher K. A new dynamic predictive maintenance framework using deep learning for failure prognostics. *Reliability Engineering & System Safety*, 2019, **188**: 251–262
 - 10 Sharma J, Mittal M L, Soni G. Condition-based maintenance using machine learning and role of interpretability: A review. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, 2024, **15**(4): 1345–1360
 - 11 Alaswad S, Xiang Y. A review on condition-based maintenance optimization models for stochastically deteriorating system. *Reliability Engineering & System Safety*, 2017, **157**: 54–63
 - 12 Zhang N, Deng Y J, Liu B, Zhang J. Condition-based maintenance for a multi-component system in a dynamic operating environment. *Reliability Engineering & System Safety*, 2023, **231**: Article No. 108988
 - 13 Si X S, Li T M, Zhang Q, Hu X X. An optimal condition-based replacement method for systems with observed degradation signals. *IEEE Transactions on Reliability*, 2018, **67**(3): 1281–1293
 - 14 Zhang Z X, Li H Q, Li T M, Zhang J X, Si X S. An optimal condition-based maintenance policy for nonlinear stochastic degrading systems. *Reliability Engineering & System Safety*, 2024, **251**: Article No. 110349
 - 15 Luo Y, Zhao X J, Liu B, He S G. Condition-based maintenance policy for systems under dynamic environment. *Reliability Engineering & System Safety*, 2024, **246**: Article No. 110072
 - 16 Cai Jing, Xiao Luo-Chun, Li Xin. Joint optimization of maintenance decision and spare parts inventory based on Wiener process. *Systems Engineering and Electronics*, 2016, **38**(8): 1854–1859
(蔡景, 肖罗椿, 李鑫. 基于维纳过程的维修决策和备件库存联合优化. 系统工程与电子技术, 2016, **38**(8): 1854–1859)
 - 17 Pei Hong, Hu Chang-Hua, Si Xiao-Sheng, Zhang Zheng-Xin, Du Dang-Bo. Remaining life prediction information-based maintenance decision model for equipment under imperfect maintenance. *Acta Automatica Sinica*, 2018, **44**(4): 719–729
(裴洪, 胡昌华, 司小胜, 张正新, 杜党波. 不完备维护下基于剩余寿命预测信息的设备维护决策模型. 自动化学报, 2018, **44**(4): 719–729)
 - 18 Li Jing-Feng, Chen Yun-Xiang, Xiang Hua-Chun, Wang Jian. Joint optimization of condition-based maintenance and spare part inventory for multi-component system considering random shock effect. *Systems Engineering and Electronics*, 2022, **44**(3): 875–883
(李京峰, 陈云翔, 项华春, 王健. 考虑随机冲击影响的多部件系统视情维修与备件库存联合优化. 系统工程与电子技术, 2022, **44**(3): 875–883)
 - 19 Flory J A, Kharoufeh J P, Abdul-Malak D T. Optimal replacement of continuously degrading systems in partially observed environments. *Naval Research Logistics*, 2015, **62**(5): 395–415
 - 20 Zhang M, Revie M. Continuous-observation partially observable semi-Markov decision processes for machine maintenance. *IEEE Transactions on Reliability*, 2016, **66**(1): 202–218
 - 21 Huynh K T, Barros A, Bérenguer C. Maintenance decision-making for systems operating under indirect condition monitoring: Value of online information and impact of measurement uncertainty. *IEEE Transactions on Reliability*, 2012, **61**(2): 410–425
 - 22 Liu B, Do P, Iung B, Xie M. Stochastic filtering approach for condition-based maintenance considering sensor degradation. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2019, **17**(1): 177–190
 - 23 Dong Q, Zhang J X, Hu C H, Zhang Z X, Du D B, Pei H. Specifying quantization characteristics for required lifetime prognostic performance. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2025, **74**(3513113): 1–13
 - 24 Zhang J X, Zhang J L, Zhang Z X, Li T M, Si X S. Remaining useful life prediction for stochastic degrading devices incorporating quantization. *Reliability Engineering & System Safety*, 2024, **250**: Article No. 110223
 - 25 Si Xiao-Sheng, Hu Chang-Hua, Zhou Dong-Hua. Nonlinear degradation process modeling and remaining useful life estimation subject to measurement error. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(5): 530–541
(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. 自动化学报, 2013, **39**(5): 530–541)
 - 26 Whitmore G A. Estimating degradation by a Wiener diffusion process subject to measurement error. *Lifetime Data Analysis*, 1995, **1**(3): 307–319
 - 27 Si Xiao-Sheng, Hu Chang-Hua, Li Juan, Sun Guo-Xi, Zhang Qi. Remaining useful life prediction of nonlinear stochastic degrading systems subject to uncertain measurements. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2015, **49**(6): 855–860
(司小胜, 胡昌华, 李娟, 孙国玺, 张琪. 具有不确定测量的非线性随机退化系统剩余寿命预测. 上海交通大学学报, 2015, **49**(6): 855–860)
 - 28 Ye Z S, Wang Y, Tsui K L, Pecht M. Degradation data analysis using Wiener processes with measurement errors. *IEEE Transactions on Reliability*, 2013, **62**(4): 772–780
 - 29 Ross S. *Introduction to Probability Models*. London: Academic Press, 2006.
 - 30 Zheng J F, Mu H X, Wang X J, Li T M, Zhang Q, Wang X. An adaptive maintenance policy with nonlinear degradation modeling based on prognostic information. *IEEE Access*, 2020, **8**: 160040–160049
 - 31 Zhang J X, Si X S, Du D B, Hu C H. Specification analysis of the deteriorating sensor for required lifetime prognostic performance. *Microelectronics Reliability*, 2018, **85**: 71–83



胡昌华 火箭军工程大学教授。主要研究方向为故障诊断和预测, 寿命预测和容错控制。

E-mail: hch66603@163.com

(**HU Chang-Hua** Professor at Rocket Force University of Engineering. His research interests include fault diagnostics and prediction, life prognostics, and fault tolerant control.)



董青 火箭军工程大学博士研究生。主要研究方向为故障诊断和预测, 寿命预测和健康管理。本文通信作者。

E-mail: 18756528162@163.com

(**DONG Qing** Ph.D. candidate at Rocket Force University of Engineering. His research interests in-

clude fault diagnostics and prediction, life prognostics, and health management. Corresponding author of this paper.)

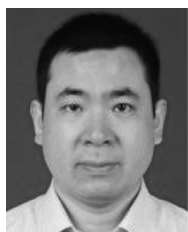


裴洪 火箭军工程大学副教授。主要研究方向为深度学习, 寿命预测和健康管理。

E-mail: ph2010hph@sina.com

(PEI Hong Associate professor at Rocket Force University of Engineering. His research interests include

deep learning, life prognostics, and health management.)



郑建飞 火箭军工程大学教授。主要研究方向为预测与健康管理, 可靠性和预测维护。

E-mail: zjf302@126.com

(ZHENG Jian-Fei Professor at Rocket Force University of Engineering. His research interests include

prognostics and health management, reliability, and predictive maintenance.)



赵孝礼 南京理工大学副教授。主要研究方向为机电液系统智能诊断、预测与健康管理, 人工智能与数字孪生, 智能机器人。

E-mail: xlzhao@njust.edu.cn

(ZHAO Xiao-Li Associate professor at Nanjing University of Science

and Technology. His research interests include intelligent diagnostics, prognostics and health management for electromechanical and hydraulic systems, artificial intelligence and digital twins, and intelligent robots.)



张建勋 火箭军工程大学副教授。主要研究方向为预测与健康管理, 可靠性和预测维护。

E-mail: jx-zhang14@tsinghua.org.cn

(ZHANG Jian-Xun Associate professor at Rocket Force University of Engineering. His research interests

include prognostics and health management, reliability, and predictive maintenance.)