DOI: 10.3901/JME.2020.22.014

基于复合非齐次泊松过程的不完美维修 设备剩余寿命预测*

王泽洲 陈云翔 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 西安 710051)

摘要: 针对现有不完美维修设备剩余寿命预测方法难以准确反映设备真实维修规律的问题, 提出一种基于复合非齐次泊松过程的不完美维修设备剩余寿命预测方法。基于非线性 Wiener 过程构建设备随机退化模型; 假设不完美维修次数存在上限值, 并据此建立基于复合非齐次泊松过程的不完美维修模型; 然后, 基于设备的随机退化模型与不完美维修模型构建综合退化模型, 并采用极大似然方法估计模型参数; 基于首次时间的概念, 推导出不完美维修设备剩余寿命的概率密度函数。实例分析表明, 所提方法能够有效提升不完美维修设备剩余寿命预测的准确性, 具备工程应用前景。

关键词: 剩余寿命预测; 不完美维修; Wiener 过程; 复合非齐次泊松过程

中图分类号: TB114

Remaining Useful Lifetime Prediction of the Equipment Subjected to Imperfect Maintenance Based on the Compound Nonhomogeneous Poisson Process

WANG Zezhou CHEN Yunxiang CAI Zhongyi XIANG Huachun WANG Lili
(Equipment Management & UAV Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051)

Abstract: The current remaining useful lifetime (RUL) prediction methods of the equipment subjected to imperfect maintenance aren't the real reflection of the maintenance law. A new remaining useful lifetime prediction method of the equipment subjected to imperfect maintenance based on the compound nonhomogeneous Poisson process is proposed. Firstly, the stochastic degradation model is constructed based on the nonlinear Wiener process. Secondly, the upper limit value of imperfect maintenance times is assumed, and an imperfect maintenance model based on compound nonhomogeneous Poisson process is established. Then, the comprehensive degradation model is established by combining the stochastic degradation model and the imperfect maintenance model, and the maximum likelihood method is used to estimate the model parameters. Finally, based on the concept of the first passage time, the probability density function of the RUL is derived. The example analysis shows that the proposed method can effectively improve the accuracy of the RUL prediction of the equipment subjected to imperfect maintenance, which has engineering application prospects.

Key words: remaining useful lifetime prediction; imperfect maintenance; Wiener process; compound nonhomogeneous Poisson process

0 前言

进入 21 世纪, 传统机械行业得到了飞速发展, 工程装备日趋大型化、复杂化、智能化, 同时也对关键设备长期可靠运行提出了更高要求。为了切实提升生产安全与经济效益、避免事故风险, 预测与健康管理

技术(Prognostics and health management, PHM)在机械行业逐步兴起, 并得到了众多研究者的广泛关注^[1]。

实现 PHM 技术的核心是对设备状态信息进行获取, 并据此建立设备的退化模型, 预测剩余寿命。目前, 剩余寿命预测的方法主要可分为基于失效机理模型的方法和基于数据驱动模型的方法两类^[2-4]。基于失效机理模型的方法是在深入分析设备构造, 准确掌握其失效模式与故障机理的基础上构造经验退化模型, 并据此进行剩余寿命预测^[5-7]。然而, 面临智能化、集成化的潮流, 要想准确掌握现代工程

* 国家自然科学基金(71901216)和中国博士后科学基金(2017M623415)资助项目。20191101 收到初稿, 20200409 收到修改稿

装备的退化机理几乎不可能实现, 导致基于失效机理模型的方法应用受限。针对直接获取设备内在退化规律存在困难的现实问题, LU 等^[8]提出利用设备状态监测数据拟合退化轨迹, 进而获取设备退化规律的思路, 这成为了基于数据驱动模型方法的开端。赵申坤等^[9]在 LU 等研究的基础上, 利用贝叶斯原理构建了退化模型参数更新机制, 并基于马尔科夫链蒙特卡洛方法实现了对复杂机械系统剩余寿命的估计。然而, 传统基于数据驱动的方法未能考虑到预测结果的不确定性问题, 仅能得到剩余寿命的点估计值, 这将会在一定程度上降低预测结果的可信性。为此, SINGPURWALLA^[10]考虑到寿命预测结果的不确定性, 提出采用随机过程进行退化建模, 并推导出设备剩余寿命的概率分布函数, 提升了预测结果的科学性。在此基础上, 诸多研究者对随机退化模型进行了扩展, 建立了基于 Gamma 过程、Inverse-Gaussian 过程、Wiener 过程等的随机退化模型^[11-13]。相较于 Gamma 过程和 Inverse-Gaussian 过程的严格单调约束条件, 具备非单调特性的 Wiener 过程更切合设备退化的一般规律, 因而成为当前研究的热点^[14-16]。

维修是工业生产中保持和恢复设备性能状态的重要手段, 按照修理程度, 一般可以分为完美维修、不完美维修和小修^[17]。然而, 现有基于 Wiener 过程的剩余寿命预测方法大多假设在寿命周期全过程中不经历维修或仅进行完美维修, 未能充分研究不完美维修对剩余寿命预测的影响, 导致上述方法难以适用于对不完美维修设备进行剩余寿命预测。不完美维修是指修复效果介于修复如新(完美维修)和修复如旧(小修)之间的一种维修方法, 其广泛应用于工业生产的各个环节, 代表了维修的一般属性, 体现了退化的不可逆性, 例如对钢厂风机进行除尘和润滑操作、对风力发电机转子进行动平衡调整、对陀螺仪进行零偏校准等。不完美维修活动能够有效延长设备的可靠运行时间, 提升企业经济效益。因此, 开展使用阶段不完美维护活动对设备健康状态的影响机理研究, 准确量化由此引入的预测结果不确定性是当前亟需解决的现实问题。郑建飞等^[18]认为不完美维修活动不影响设备的退化规律, 采用多阶段线性 Wiener 过程构建退化模型, 并对设备剩余寿命进行预测。然而, 这种方法并没有考虑到更具一般性的非线性退化特征, 而且对于各阶段退化过程之间的相互关系还需要进一步研究。裴洪等^[19]基于 Wiener 过程分阶段建立了不完美维修影响下的退化模型, 描述了不完美维修对设备退化量和退化速率的双重影响, 然而该研究也未考虑设备的非

线性退化特征。此外, 上述研究均依据经验预先给定预防性维护阈值, 从而导致此类方法无法适用于预防性维修阈值未知条件下的剩余寿命预测问题。为此, WANG 等^[20]将设备不完美维修操作视为满足齐次泊松过程的随机变量, 进而实现了不依赖预防性维修阈值即可确定维修时机, 克服了传统方法的局限性。但采用齐次泊松过程描述不完美维修活动存在一个潜在条件, 即不完美维修的次数随时间呈线性增长, 随着运行时间趋于无穷, 不完美维修的次数也趋向于无穷大。然而, 出于退化不可逆的现实制约与生产经济性的综合考虑, 设备寿命周期过程中不完美维修的次数不可能无限增大, 而应具有一个上限值。因此, 该模型难以客观反映工业生产过程中设备的真实维修规律, 可能降低剩余寿命预测的准确性。

针对现有不完美维修设备剩余寿命预测研究存在的问题, 本文提出一种基于复合非齐次泊松过程的不完美维修设备剩余寿命预测方法。首先, 利用非线性 Wiener 过程与复合非齐次泊松过程联合构建设备的综合退化模型; 然后, 基于极大似然法求解退化模型参数估计值; 最后, 基于首达时间推导出设备剩余寿命的概率密度函数。结合某型风力发电机实测退化数据, 验证了本文方法的准确性与优越性。

1 基于不完美维修的设备退化模型

1.1 随机退化模型

本文采用 Wiener 过程描述设备退化过程的随机性, 具体可表示为

$$D(t) = D(0) + \alpha\psi(t, \beta) + \sigma_B B(t) \quad (1)$$

式中, $D(t)$ 为设备在 t 时刻的性能退化量, $D(0)$ 为初始退化量, 且一般认为 $D(0) = 0$; α 为漂移系数, 且满足 $\alpha \sim N(\mu_\alpha, \sigma_\alpha^2)$; $\psi(t, \beta)$ 为 t 的连续函数, 通常 $\psi(t, \beta) = t^\beta$, 其中 β 为非线性参数, 若 $\beta = 1$ 则表示设备具有线性退化特征, 若 $\beta \neq 1$ 则体现出设备退化过程的非线性; σ_B 为扩散系数; $B(t)$ 为标准布朗运动, 且具备以下性质: $B(t + \Delta t) - B(t) = B(\Delta t)$, $B(\Delta t) \sim N(0, \Delta t)$ 。

1.2 不完美维修模型

本文采用非齐次泊松过程与特定随机变量构建复合非齐次泊松过程, 以实现在不完美维修设备退化规律的真实反映, 体现不完美维修的随机特性。其具体表现为, 采用非齐次泊松过程描述设备进行不完美维修的时机, 采用独立同分布的随机变量衡量不完美维修的维修效果, 可给出如下假设。

(1) 维修活动仅对设备退化状态起到恢复作

用,不改变设备的退化机理,即在维修活动后设备的退化量减小,但退化速率、不确定性等特性与未发生维修时相同。

(2) 设备经历的维修为不完美维修,当经过不完美维修后,设备的性能状态将处于修复如新与修复如旧状态之间,即性能指标恢复量 E_k 满足 $0 < E_k < D(T_k)$, $D(T_k)$ 表示不完美维修前设备的性能退化量,对应的 T_k 表示进行不完美维修的时刻。

(3) 设备每次进行维修的时间远小于寿命周期时间,因此可以忽略不计。

(4) 每次不完美维修活动造成的设备性能指标的恢复量 E_i 均相互独立,且满足同一随机分布 $f_E(E|\Phi)$, 其中 Φ 表示分布参数。

(5) 设备在寿命周期 $(0, T]$ 任意时间段 $(t_{k-1}, t_k]$ 内经历的不完美维修次数 $N(t_k - t_{k-1})$ 满足非齐次泊松分布,其强度函数为 $\lambda(t|\eta)$, 其中 η 表示未知参数,由此可得

$$P = (N(t_k - t_{k-1}) = n_k) = \frac{(m(t_k) - m(t_{k-1}))^{n_k}}{n_k!} \exp(m(t_{k-1}) - m(t_k)) \quad (2)$$

式中, $m(t)$ 表示维修强度,且 $m(t) = \int_0^t \lambda(\delta|\eta) d\delta$;

n_k 为 $(t_{k-1}, t_k]$ 内不完美维修的次数, $t_0 = 0$, $t_{k-1} < t_k$ 。

综上,设备的不完美维修活动可表示为

$$M(t) = \sum_{i=0}^{N(t)} E_i \quad (3)$$

式中, $N(t) = N(t - t_0)$, $E_0 = 0$ 。

1.3 设备综合退化模型

在设备随机退化过程的基础上考虑不完美维修对设备性能退化的影响,可建立设备的综合退化模型

$$X(t) = D(t) - M(t) \quad (4)$$

式中, $M(t)$ 前的负号体现了不完美维修对设备退化状态的改善特性,表明维修活动能够降低设备的退化程度。

2 参数估计

假设现有 N 个同类设备的性能退化数据,其中第 $i(i=1, 2, \dots, N)$ 个设备在第 $j(j=1, 2, \dots, m_i)$ 时刻对应的性能退化量为 $X(t_{i,j})$, 则 $\mathbf{X}_i = [X(t_{i,1}), X(t_{i,2}), \dots, X(t_{i,m_i})]$ 表示第 i 设备对应的全部性能退化数据。记第 i 个设备进行第 $k(k=1, 2, \dots, d_i)$ 次不完美维修的时间为 $T_{i,k}$, 对应的设备性能指标恢复量为 $E_{i,k}$, 则 d_i 表示第 i 个设备经历的不完美维修的总次数。

2.1 估计参数 η

为确保设备全寿命周期运行的安全性与经济

性,工程实践中设备经历的不完美维修次数并不是无限的,而是存在一个上限(不妨设为 a)。再此基础上,本文假设设备在 $(t, t+s]$ 内不完美维修发生的强度与剩余不完美维修次数成正比(不妨设比值为 b)。易知, $\eta=(a,b)$ 。则基于上述分析,可得

$$\begin{cases} \lim_{t \rightarrow +\infty} m(t) = a & t > 0 \\ \lim_{t \rightarrow 0^+} m(t) = 0 & t > 0 \\ \frac{m(t+s) - m(t)}{(t+s) - t} = b(a - m(t)) & t > 0 \quad s > 0 \end{cases} \quad (5)$$

令 $s \rightarrow 0^+$, 则可得

$$\begin{cases} m'(t) = b(a - m(t)) \\ m(0) = 0 & t > 0 \\ m(+\infty) = a \end{cases} \quad (6)$$

求解微分方程(6)可得

$$\begin{cases} m(t) = a(1 - \exp(-bt)) \\ \lambda(t) = ab \exp(-bt) \end{cases} \quad (7)$$

本文采用极大似然法对非齐次泊松分布强度函数的参数 $\eta=(a,b)$ 进行估计。

基于式(2)可得强度参数 a, b 的似然函数为

$$L(a,b) = \prod_{i=1}^N \prod_{k=1}^{d_i} \frac{(a(\exp(-bT_{i,k-1}) - \exp(-bT_{i,k})))^{n_k}}{n_k!} \exp(-a(\exp(-bT_{i,k-1}) - \exp(-bT_{i,k}))) \quad (8)$$

易知,任意 $(T_{i,k-1} - T_{i,k}]$ 区间内不完美维修次数恒为 1, 即 $n_k = 1$, 因此式(8)等价于

$$L(a,b) = \prod_{i=1}^N \prod_{k=1}^{d_i} a(\exp(-bT_{i,k-1}) - \exp(-bT_{i,k})) \exp(-a(\exp(-bT_{i,k-1}) - \exp(-bT_{i,k}))) \quad (9)$$

对式(9)取对数,则可得

$$\ln(L(a,b)) = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^{d_i} \ln(a(\exp(-bT_{i,k-1}) - \exp(-bT_{i,k}))) - a \sum_{i=1}^N (1 - \exp(bT_{i,d_i})) \quad (10)$$

对式(10)分别求 a 与 b 的偏导数,可得

$$\frac{\partial \ln(L(a,b))}{\partial a} = \sum_{i=1}^N \frac{d_i}{a} - \sum_{i=1}^N (1 - \exp(bT_{i,d_i})) \quad (11)$$

$$\frac{\partial \ln(L(a,b))}{\partial b} = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^{d_i} \frac{T_{i,k} \exp(-bT_{i,k}) - T_{i,k-1} \exp(-bT_{i,k-1})}{\exp(-bT_{i,k-1}) - \exp(-bT_{i,k})} - a \sum_{i=1}^N T_{i,d_i} \exp(-bT_{i,d_i}) \quad (12)$$

令式(11)和(12)分别等于零可得

$$\hat{a} = \sum_{i=1}^N d_i / \sum_{i=1}^N (1 - \exp(\hat{b}T_{i,d_i})) \quad (13)$$

$$\sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^{d_i} \frac{T_{i,k} \exp(-\hat{b}T_{i,k}) - T_{i,k-1} \exp(-\hat{b}T_{i,k-1})}{\exp(-\hat{b}T_{i,k-1}) - \exp(-\hat{b}T_{i,k})} = \hat{a} \sum_{i=1}^N T_{i,d_i} \exp(-\hat{b}T_{i,d_i}) \quad (14)$$

联立式(13)与(14)即可得到参数 a 、 b 的估计值 $\hat{a}$ 、 $\hat{b}$ 。

2.2 估计参数 Φ

采用极大似然法估计参数 Φ 。

易知，参数 Φ 对应的似然函数

$$L(\Phi|E) = \prod_{i=1}^N \prod_{k=1}^{d_i} f_E(E_{i,k}|\Phi) \quad (15)$$

最大化式(15)即可得到参数 Φ 的估计值 $\hat{\Phi}$ 。

2.3 估计参数 $\mu_\alpha, \sigma_\alpha, \beta, \sigma_B$

易知参数 $\mu_\alpha, \sigma_\alpha, \beta, \sigma_B$ 是设备随机退化模型的组成部分，本文采用极大似然法对其进行估计。

由式(4)可得

$$D(0) + \alpha t^\beta + \sigma_B B(t) = X(t) + \sum_{i=0}^{N(t)} E_i \quad (16)$$

若令

$$Y(t) = X(t) + \sum_{i=0}^{N(t)} E_i, E_0 = 0 \quad (17)$$

则可得

$$Y(0) = 0 \quad (18)$$

进一步可将式(16)转化为

$$Y(t) = Y(0) + \alpha t^\beta + \sigma_B B(t) \quad (19)$$

本文称 $Y(t)$ 为设备的等效性能退化量。对比式(19)与式(1)可以发现，等效性能退化量 $Y(t)$ 服从非线性 Wiener 过程，则基于非线性 Wiener 过程的基本性质^[21]，可得 $\mu_\alpha, \sigma_\alpha, \beta, \sigma_B$ 关于性能退化量 Y 的对数似然函数，具体如式(20)所示

$$\ln L(Y) = -\frac{\ln(2\pi)}{2} \sum_{i=1}^N m_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \ln(|\Sigma_i|) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (\Delta Y_i - \mu_\alpha \Delta \psi_i)' \Sigma_i^{-1} (\Delta Y_i - \mu_\alpha \Delta \psi_i) \quad (20)$$

式中， $Y = [\Delta Y_1, \Delta Y_2, \dots, \Delta Y_N]$ ， $\Delta Y_i = [\Delta Y_{i,1}, \Delta Y_{i,2}, \dots, \Delta Y_{i,m_i}]'$ ， $\Delta Y_{i,j} = Y(t_{i,j}) - Y(t_{i,j-1})$ ， $t_{i,0} = 0$ ； $\Sigma_i = \sigma_\alpha^2 \Delta \psi_i \Delta \psi_i' + \sigma_B^2 \Omega_i$ ， $\Omega_i = \text{diag}(\Delta t_{1,i}, \Delta t_{2,i}, \dots, \Delta t_{j,i})$ ， $\Delta \psi_i =$

$$[\Delta \psi_{i,1}, \Delta \psi_{i,2}, \dots, \Delta \psi_{i,m_i}]'$$
， $\Delta \psi_{i,j} = \psi(t_{i,j}, \beta) - \psi(t_{i,j-1}, \beta)$ ， $\Delta t_{i,j} = t_{i,j} - t_{i,j-1}$ 。

为便于描述，本文令

$$\bar{\sigma}_B^2 = \sigma_B^2 / \sigma_\alpha^2 \quad (21)$$

$$\bar{\Sigma}_i = \Sigma_i / \sigma_\alpha^2 \quad (22)$$

则式(20)等价于

$$\begin{aligned} \ln L(Y) = & -\frac{\ln(2\pi)}{2} \sum_{i=1}^N m_i - \frac{1}{2} \ln \sigma_\alpha^2 \sum_{i=1}^N m_i - \\ & \frac{1}{2\sigma_\alpha^2} \sum_{i=1}^N (\Delta Y_i - \mu_\alpha \Delta \psi_i)' \bar{\Sigma}_i^{-1} (\Delta Y_i - \mu_\alpha \Delta \psi_i) - \\ & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \ln(|\bar{\Sigma}_i|) \end{aligned} \quad (23)$$

对似然函数 $\ln L(Y)$ 求关于 μ_α 和 σ_α^2 的偏导数可得

$$\frac{\partial \ln L(Y)}{\partial \mu_\alpha} = \frac{1}{\sigma_\alpha^2} \left(\sum_{i=1}^N \Delta \psi_i' \bar{\Sigma}_i^{-1} \Delta Y_i - \mu_\alpha \sum_{i=1}^N \Delta \psi_i' \bar{\Sigma}_i^{-1} \Delta \psi_i \right) \quad (24)$$

$$\frac{\partial \ln L(Y)}{\partial \sigma_\alpha^2} = -\frac{1}{2\sigma_\alpha^2} \sum_{i=1}^N m_i +$$

$$\frac{1}{2(\sigma_\alpha^2)^2} \sum_{i=1}^N (\Delta Y_i - \mu_\alpha \Delta \psi_i)' \bar{\Sigma}_i^{-1} (\Delta Y_i - \mu_\alpha \Delta \psi_i) \quad (25)$$

令偏导数等于零可得 μ_α 和 σ_α^2 的估计值

$$\hat{\mu}_\alpha = \frac{\sum_{i=1}^N \Delta \psi_i' \bar{\Sigma}_i^{-1} \Delta Y_i}{\sum_{i=1}^N \Delta \psi_i' \bar{\Sigma}_i^{-1} \Delta \psi_i} \quad (26)$$

$$\hat{\sigma}_\alpha^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (\Delta Y_i - \hat{\mu}_\alpha \Delta \psi_i)' \bar{\Sigma}_i^{-1} (\Delta Y_i - \hat{\mu}_\alpha \Delta \psi_i)}{\sum_{i=1}^N m_i} \quad (27)$$

由于 $\bar{\Sigma}_i$ 中具有隐含参数 $\bar{\sigma}_B^2$ 与 β ，无法直接得到 $\hat{\mu}_\alpha$ 与 $\hat{\sigma}_\alpha$ 。为得到参数估计值，可将式(26)和(27)代入式(23)，则可得到 Y 关于 $\bar{\sigma}_B^2$ 与 β 的对数似然函数

$$\ln L(Y) = -\frac{1 + \ln(2\pi) + \ln \hat{\sigma}_\alpha^2}{2} \sum_{i=1}^N m_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \ln(|\bar{\Sigma}_i|) \quad (28)$$

最大化式(28)即可得到 $\bar{\sigma}_B^2$ 和 β 的估计值，然后将 $\bar{\sigma}_B^2$ 和 β 的估计值分别代入式(21)、(24)和(25)即可得到 $\hat{\sigma}_B$ 、 $\hat{\mu}_\alpha$ 、 $\hat{\sigma}_\alpha$ 。

3 剩余寿命预测

设备的寿命是指设备的性能退化量首次达到失效阈值的时间(首达时间)。若仅考虑设备的性能退

化而忽略不完美维修, 则寿命 T 可表示为

$$T = \inf\{t : D(t) \geq \omega | D(0) < \omega\} \quad (29)$$

式中, ω 为失效阈值。

文献[22]证明了非线性 Wiener 过程对应的寿命 T 近似服从逆高斯分布, 并给出了固定失效阈值条件下 T 的概率密度函数

$$f_{T|\omega}(t|\omega) \approx \frac{1}{\sqrt{2\pi t^2(\psi(t, \beta)^2 \sigma_\alpha^2 + \sigma_B^2 t)}} \cdot \exp\left(-\frac{(\omega - \psi(t, \beta)\mu_\alpha)^2}{2(\psi(t, \beta)^2 \sigma_\alpha^2 + \sigma_B^2 t)}\right) \cdot \left(\omega - \xi(t)\mu_\alpha - \frac{\omega - \psi(t, \beta)\mu_\alpha}{\psi(t, \beta)^2 \sigma_\alpha^2 + \sigma_B^2 t} \psi(t, \beta)\sigma_\alpha^2\right) \quad (30)$$

式中, $\xi(t)$ 为非线性函数 $\psi(t, \beta)$ 的函数, 且可表示为 $\xi(t) = \psi(t, \beta) - t(d\psi(t, \beta)/dt)$ 。

进一步分析可得, t_k 时刻设备的剩余寿命 l_k 满足 $T = t_k + l_k$, 由此可以给出 t_k 时刻设备的剩余寿命的定义为

$$L = \inf\{l_k : D(t_k + l_k) \geq \omega | D(0) < \omega\} \quad (31)$$

若令 $U(l_k) = D(t_k + l_k) - D(t_k)$, 则可得

$$U(l_k) = \alpha v(l_k) + \sigma_B B(l_k) \quad (32)$$

式中, $v(l_k)$ 为非线性函数 $\psi(t, \beta)$ 的函数, 且可表示为 $v(l_k) = \psi(t_k + l_k, \beta) - \psi(t_k, \beta)$; 不失一般性, 可令 $U(0) = 0$ 。

易知, $U(l_k)$ 与式(1)所示非线性 Wiener 过程等价。因此可得

$$L = \inf\{l_k : U(l_k) \geq \omega - d_k | U(0) < \omega - d_k\} \quad (33)$$

进而可得固定失效阈值条件下设备剩余寿命的条件概率密度函数

$$f_{L_k}(l_k) = E_{\omega^*}(f_{L_k|\omega^*}(l_k | \omega^*)) = \sum_{i=0}^{\infty} f_{\Omega} \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi l_k^2 (v(l_k)^2 \sigma_\alpha^2 + \sigma_B^2 l_k)}} \cdot \left(\omega + R^i - x_k - \Lambda(l_k)\mu_\alpha - \frac{\omega + R^i - x_k - v(l_k)\mu_\alpha}{v(l_k)^2 \sigma_\alpha^2 + \sigma_B^2 l_k} v(l_k)\sigma_\alpha^2 \right) \cdot \exp\left(-\frac{(\omega + R^i - x_k - v(l_k)\mu_\alpha)^2}{2(v(l_k)^2 \sigma_\alpha^2 + \sigma_B^2 l_k)}\right) \right) \cdot f_{R^i}(R^i | \tau) dR^i \frac{(a(\exp(b(l_k + t_k)) - \exp(bt_k)))^i}{i!} \cdot \exp(-a(a(\exp(b(l_k + t_k)) - \exp(bt_k)))) \quad (38)$$

式中, R^i 为不完美维修的累积效应, 且 $R^i = \sum_{j=0}^i E_j$; $f_{R^i}(R^i | \tau)$ 为 R^i 的概率密度函数, 且 τ 为分布参数; Ω 为 R^i 的取值范围。

工程应用中, 一般采用剩余寿命预测均值作为

$$f_{T|\omega}(t|\omega) \approx \frac{1}{\sqrt{2\pi l_k^2 (v(l_k)^2 \sigma_\alpha^2 + \sigma_B^2 l_k)}} \cdot \exp\left(-\frac{(\omega - d_k - v(l_k)\mu_\alpha)^2}{2(v(l_k)^2 \sigma_\alpha^2 + \sigma_B^2 l_k)}\right) \cdot \left(\omega - d_k - \Lambda(l_k)\mu_\alpha - \frac{\omega - d_k - v(l_k)\mu_\alpha}{v(l_k)^2 \sigma_\alpha^2 + \sigma_B^2 l_k} v(l_k)\sigma_\alpha^2\right) \quad (34)$$

式中, $\Lambda(l_k)$ 为函数 $v(l_k)$ 的函数, 且可表示为 $\Lambda(l_k) = v(l_k) - l_k(dv(l_k)/dl_k)$ 。

若考虑不完美维修对设备退化状态的影响, 且假设 $W(l_k) = X(t_k + l_k) - X(t_k)$, 则可得

$$W(l_k) = D(t_k + l_k) - D(t_k) - (M(t_k + l_k) - M(t_k)) = \alpha v(l_k) + \sigma_B B(l_k) - \left(\sum_{i=0}^{N(t_k + l_k)} E_i - \sum_{i=0}^{N(t_k)} E_i \right) = U(l_k) - \left(\sum_{i=0}^{N(t_k + l_k)} E_i - \sum_{i=0}^{N(t_k)} E_i \right) \quad (35)$$

即

$$U(l_k) = W(l_k) + \sum_{i=0}^{N(l_k)} E_i \quad (36)$$

式中, $\sum_{i=0}^{N(l_k)} E_i = \sum_{i=0}^{N(t_k + l_k)} E_i - \sum_{i=0}^{N(t_k)} E_i$ 。

进而可得考虑不完美维修影响下设备剩余寿命的定义式为

$$L = \inf\left\{l_k : U(l_k) \geq \omega + \sum_{i=0}^{N(l_k)} E_i - x_k | U(0) < \omega + \sum_{i=0}^{N(l_k)} E_i - x_k\right\} \quad (37)$$

对比式(37)与(33)可以发现, 不完美维修对设备剩余寿命的影响等价于将原有的固定失效阈值 ω 变为可变失效阈值 $\omega^* = \omega + \sum_{i=0}^{N(l_k)} E_i$ 。由前文分析可知, 不完美维修 $M(t)$ 为复合非齐次泊松过程, 则基于全概率式可得

剩余寿命的预测值, 具体可表示为

$$l_k^p = E(l_k) = \int_0^{+\infty} f_{L_k}(l_k) l_k dl_k \quad (39)$$

4 实例分析

双馈感应发电机(Doubly-fed induction generator,

DFIG)是风力发电机组中应用最为广泛的机型。受环境腐蚀与机械磨损等因素的影响,DFIG 性能逐渐下降,从而影响到设备的正常运行,甚至造成灾难性事故。目前,风电企业多通过监测 DFIG 发电机转子轴承振动值的方法来对其性能状态进行实时监控,并通过设定某一特定阈值,来判断 DFIG 的健康状态,进而决定是否对其进行更换。在实际运行过程中,为了能够进一步压缩成本,在对 DFIG 进行更换前,通常会不定时进行动平衡调整(包括除尘、润滑等)操作,以改善其性能状态,延长使用寿命。然而,上述操作仅能够在一定程度上改善 DFIG 的退化状态,并不能使其恢复至全新状态,因此对 DFIG 的动平衡调整属于不完美维修。本文以某型 DFIG 为对象进行分析,具体性能退化数据如图 1 所示。

实际过程中,一般认为 DFIG 的振动值超过 16 mm/s 发生失效,则其失效阈值为 16 mm/s。由图 1 可知,3 号 DFIG 发生了失效,而 1 号和 2 号 DFIG 未发生失效。因此,本文选取 3 号 DFIG 作为目标设备进行分析,以验证本文所提方法的准确性。

图 1 DFIG 性能退化数据

本文基于 1 号与 2 号 DFIG 的性能退化数据对退化模型参数进行估计,具体结果如表 1 所示。为便于分析,本文将文献[22]中忽略不完美维修影响的剩余寿命预测方法记为 M1;将文献[20]提出的采用齐次泊松过程描述不完美维修的剩余寿命预测方法记为 M2;将本文提出的采用非齐次复合泊松过程描述不完美维修的剩余寿命预测方法记为 M3。

表 1 参数估计结果

M1	漂移系数均值	漂移系数方差	非线性参数	扩散系数		
	$\mu_a/(mm/s)$	$\sigma_a/(mm/s)$	β	$\sigma_B/(mm/s)$	—	—
	0.023 9	0.160 2	0.427 2	0.399 3	—	—
M2	漂移系数均值	漂移系数方差	非线性参数	扩散系数	维修强度	
	$\mu_a/(mm/s)$	$\sigma_a/(mm/s)$	β	$\sigma_B/(mm/s)$	$\lambda/(次/d)$	—
	0.005 2	0.089 2	0.982 5	0.221 2	0.010 9	—
M3	漂移系数均值	漂移系数方差	非线性参数	扩散系数	维修上限	参数
	$\mu_a/(mm/s)$	$\sigma_a/(mm/s)$	β	$\sigma_B/(mm/s)$	$a/次$	b
	0.005 2	0.089 2	0.982 5	0.221 2	6.385 3	0.001 7

基于式(5)可得

$$\Gamma(t) = \frac{m(t+s) - m(t)}{((t+s) - t)(a - m(t))} \quad (40)$$

将表 1 中的参数估计值与目标设备的性能退化数据代入式(40),即可得到 $\Gamma(t)$ 函数,具体如图 2 所示。由图 2 可知,在不同运行时刻 t ,目标设备 $\Gamma(t)$ 的值在 0.001 7 附近上下浮动,表明设备在 $(t, t+s]$ 内不完美维修发生的强度 $(m(t+s) - m(t)) / ((t+s) - t)$ 与剩余不完美维修次数 $a - m(t)$ 近似满足比例关系,且比值 $b \approx 0.001 7$ 。从而验证了本文第 1.2 节提出的比例关系假设。

为估计 DFIG 经历不完美维修后性能指标的恢复量 E 的分布参数 Φ ,首先需要明确其分布类型。本文采用 K-S 检验法(显著水平 5%)对 1 号与 2 号 DFIG 不完美维修后性能指标的恢复量进行假设检验,具体结果如表 2 所示。

图 2 $\Gamma(t)$ 函数

由表 2 可知,采用伽马分布描述不完美维修对 DFIG 性能退化的改善情况更为合理。因此本文假设性能指标恢复量 $E_{i,k}$ 满足伽马分布,则基于极大似

然法可得其分布参数 Φ 估计值为(3.021 8, 0.434 0)。

表2 K-S 假设检验结果

分布类型	假设检验置信值	结果
伽马分布	0.960 0	不拒绝
正态分布	0.881 7	不拒绝
威布尔分布	0.749 0	不拒绝
瑞利分布	0.026 2	拒绝
指数分布	0.009 2	拒绝

由于 $E_{i,k}$ 独立同分布, 则基于伽马分布的可加性可得 R^i 满足以 $\tau=(3.021\ 8i, 0.434\ 0)$ 为参数的伽马分布, 且其对应的概率密度函数可表示为

$$f_r^i(r|\tau) = \frac{1}{0.776\ 6^{3.021\ 8i} \Gamma(3.021\ 8i)} r^{3.021\ 8i-1} \times \exp\left(-\frac{r}{0.434\ 0}\right) \quad r > 0 \quad (41)$$

将表1参数估计结果与式(41)代入式(38)、(39)即可得到DFIG剩余寿命的概率密度函数与预测值, 具体如图3所示。由图3可知, 在不同运行时刻, M3对应的剩余寿命概率密度函数均可以完全包括目标设备的真实剩余寿命, 且对应剩余寿命预测值也更贴近于真实剩余寿命, 表明M3的剩余寿命预测的准确性较M1与M2更高。

图3 剩余寿命预测结果

进一步分析可以发现, M1会造成对剩余寿命的悲观估计, 其直观表现是剩余寿命预测值明显小于真实值, 可能导致设备提前进行维修和更换, 增加不必要的维修资源消耗。究其原因, 主要是由于忽略不完美维修的影响将会降低对设备寿命的估计, 进而导致剩余寿命预测值小于真实剩余寿命(图4a)。与之相反, M2由于采用齐次泊松过程描述设备所经历的不完美维修过程, 导致其对不完美维修强度 $\lambda(t)$ 的估计值较M3偏大(图4b), 等同于M2较M3经历的不完美维修次数更多, 进而造成了

图4 剩余寿命预测示意图

对设备剩余寿命的乐观估计，可能导致延期更换，降低设备运行的安全性。

为了进一步验证本文所提方法在不完美维修条件下较传统方法更具优势。本文引入绝对误差准则^[23]、均方误差准则^[23]、相对准确性准则^[24]以及 $\alpha - \lambda$ 指标准则^[24]作为剩余寿命预测准确性的判别标准。上述四类判别标准定义如下。

(1) 绝对误差(Absolute error, AE)准则

$$AE = |l_k^p - l_k^T|$$

式中， l_k^T 表示 t_k 时刻设备的真实剩余寿命；且绝对误差越小，方法的准确性越高。

(2) 均方误差(Mean squared error, MSE)准则

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

式中，均方误差越小，方法的准确性越高。

(3) 相对准确度(Relative accuracy, RA)准则

$$RA = 1 - \left| \frac{l_k^p - l_k^T}{l_k^T} \right|$$

式中，相对准确度越大，方法的准确性越高。

(4) $\alpha - \lambda$ 指标准则。 $\alpha - \lambda$ 准则主要用于度量剩余寿命预测值与实际剩余寿命间的接近程度。该准则给定了真实剩余寿命附近 $\pm(\alpha)(100)\%$ 的置信区域(本文根据文献[24], 选择 $\alpha = 0.2$)，若设备剩余寿命预测值落入该区域，即认定剩余寿命预测结果的准确性满足要求，反之则不满足要求。 λ 则用于描述归一化的时间序列，其定义为 $\lambda = t_k / T$ 。

由此，本文给出 M1、M2、M3 对应的绝对误差、均方误差、相对准确性以及 $\alpha - \lambda$ 指标，具体如图 5 所示。

由图 5a~5c 可知，M3 的绝对误差与均方误差均小于 M1 与 M2，且 M3 的相对准确度大于 M1 与 M2，表明本文所提 M3 方法较 M1 与 M2 准确性更高，从而证明了复合非齐次泊松过程更贴近于不完美维修设备的真实退化过程。而由图 5d 可知，M3 对应剩余寿命预测值有大部分落入真实剩余寿命 $\pm 20\%$ 置信区间，而 M1 与 M2 预测的剩余寿命几乎全部处于置信区间之外，从而进一步证明了 M3 在剩余寿命预测准确性上更具优势，由此验证了采用非齐次泊松过程描述不完美维修活动的科学性。此外，在图 5c 中出现了 M2 的相对准确度小于零的情况，其主要原因是采用齐次泊松过程描述不完美维修会造成对剩余寿命的过高估计，而当 $l_k^p / l_k^T > 2$ 时， $RA < 0$ 。该结果也与前文分析相吻合。

图 5 剩余寿命预测情况

5 结论

本文首先基于非线性 Wiener 过程与复合非齐次泊松过程构建了不完美维修设备的综合退化模型, 然后推导其剩余寿命的概率密度函数, 最终利用 DFIG 的实测性能退化数据, 验证了方法的合理性, 具体结论如下。

(1) 忽略不完美维修将导致对 DFIG 寿命估计值偏小, 从而引发对剩余寿命的悲观估计, 有概率造成提前更换, 导致维修资源的浪费。

(2) 采用齐次泊松过程构建不完美维修模型会导致不完美维修次数增加, 进而造成对剩余寿命的乐观估计, 可能导致对 DFIG 的延迟更换, 从而引发安全风险。

(3) 本文所提综合退化模型能够客观描述 DFIG 在寿命周期过程中所经历的不完美维修活动, 能够更加直观刻画 DFIG 的真实退化规律, 从而有效提升了剩余寿命预测的准确性。

参 考 文 献

- [1] 裴洪, 胡昌华, 司小胜, 等. 基于机器学习的设备剩余寿命预测方法综述[J]. 机械工程学报, 2019, 55(8): 1-13.
PEI Hong, HU Changhua, SI Xiaosheng, et al. Review of machine learning based remaining useful life prediction methods for equipment[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(8): 1-13.
- [2] PECHT M. Prognostics and health management of electronics[M]. New Jersey: Wiley Online Library, 2008.
- [3] 胡昌华, 施权, 司小胜, 等. 数据驱动的使用寿命预测和健康管理技术研究进展[J]. 信息与控制, 2017, 46(1): 72-82.
HU Changhua, SHI Quan, SI Xiaosheng, et al. Data-driven life prediction and health management: State of the art[J]. Information and Control, 2017, 46(1): 72-82.
- [4] LEI Yaguo, LI Naipeng, GUO Liang, et al. Machinery health prognostics: A systematic review from data acquisition to RUL prediction[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 104: 799-834.
- [5] TSENG K, LIANG J, CHANG W. Regression models using fully discharged voltage and internal resistance for state of health estimation of lithium-ion batteries[J]. Energies, 2015, 8(4): 2889-2907.
- [6] DJEZIRI M, BENMOUSSA S, SANCHEZ R. Hybrid method for remaining useful life prediction in wind turbine systems[J]. Renewable Energy, 2018, 116(2): 173-187.
- [7] LEI Yaguo, LI Naipeng, GONTARZ S, et al. A model-based method for remaining useful life prediction of machinery[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2016, 65(3): 1314-1326.
- [8] LU C J, MEEKER W O. Using degradation measures to estimate a time-to-failure distribution[J]. Technometrics, 1993, 35(2): 161-174.
- [9] 赵申坤, 姜潮, 龙湘云. 一种基于数据驱动和贝叶斯理论的机械系统剩余寿命预测方法[J]. 机械工程学报, 2018, 54(12): 115-124.
ZHAO Shenkun, JIANG Chao, LONG Xiangyun. Remaining useful life estimation of mechanical systems based on the data-driven method and bayesian theory[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(12): 115-124.
- [10] SINGPURWALLA N D. Survival in dynamic environments[J]. Statistical Science, 1995, 10(1): 86-103.
- [11] PENG C, TSENG S. Mis-specification analysis of linear degradation models[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2009, 58(3): 444-455.
- [12] TANG Shengjin, GUO Xiaosong, YU Chuanqiang, et al. Accelerated degradation tests modeling based on the nonlinear Wiener process with random effects[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2014, 2014: 1-11.
- [13] YE Zhisheng, CHEN Nan, TSUI K L. A bayesian approach to condition monitoring with imperfect inspections[J]. Quality and Reliability Engineering International, 2015, 31(3): 513-522.
- [14] TANG Shengjin, YU Chuangqiang, WANG Xue, et al. Remaining useful life prediction of lithium-ion batteries based on the Wiener process with measurement error[J]. Energies, 2014, 7(2): 520-547.
- [15] ZHAI Qingqing, YE Zhisheng. RUL Prediction of deteriorating products using an adaptive Wiener process model[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017, 13(6): 2911-2921.
- [16] WANG Xiaoling, BALAKRISHNAN N, GUO Bo. Residual life estimation based on a generalized Wiener process with skew-normal random effects[J]. Communications in Statistics-Simulation and Computation, 2014, 45(6): 2158-2181.
- [17] PHAM H. Imperfect maintenance[J]. European Journal of Operational Research, 1996, 94(3): 425-438.
- [18] 郑建飞, 胡昌华, 司小胜, 等. 考虑不完全维护影响的随机退化设备剩余寿命预测[J]. 电子学报, 2017, 45(7): 1740-1749.

- ZHENG Jianfei, HU Changhua, SI Xiaosheng, et al. Remaining useful life prognostic for the stochastic degradation device subject to imperfect maintenance[J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(7): 1740-1749.
- [19] 裴洪, 胡昌华, 司小胜, 等. 不完美维护下基于剩余寿命预测信息的设备维护决策模型[J]. 自动化学报, 2018, 44(4): 719-729.
- PEI Hong, HU Changhua, SI Xiaosheng, et al. Remaining life prediction information-based maintenance decision model for equipment under imperfect maintenance[J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(4): 719-729.
- [20] WANG Zhaoqiang, HU Changhua, SI Xiaosheng, et al. Remaining useful life prediction of degrading systems subjected to imperfect maintenance: Application to draught fans[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 100: 802-813.
- [21] SI Xiaosheng, WANG Wenbin, CHEN Maoyin, et al. A degradation path-dependent approach for remaining useful life estimation with an exact and closed-form solution[J]. European Journal of Operational Research, 2013, 226: 53-66.
- [22] 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.
- [23] LALL P, WEI J, GOEBEL K. Comparison of Kalman-filter and extended Kalman-filter for prognostics health management of electronics[C]// Thermal and Thermo mechanical Phenomena in Electronic Systems (ITherm), 2012 13th IEEE Intersociety Conference, IEEE, 2012.
- [24] SAXENA A, CELAYA J, SAHA B, et al. Evaluating algorithm performance metrics tailored for prognostics [C]// Aerospace Conference, IEEE, 2009.
-
- 作者简介: 王泽洲, 男, 1992 年出生, 博士研究生。主要研究方向为可靠性、剩余寿命预测。
E-mail: 350276267@qq.com
蔡忠义(通信作者), 男, 1988 年出生, 博士, 副教授。主要研究方向为可靠性、剩余寿命预测。
E-mail: afeuczy@163.com
-
- *****
- (上接第 13 页)
- calibration[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(10): 1-7.
- [19] 孙旭, 金士杰, 张东辉, 等. 基于自回归谱外推方法的 TOFD 检测盲区抑制[J]. 机械工程学报, 2018, 54(22): 15-20.
- SUN Xu, JIN Shijie, ZHANG Donghui, et al. Suppression of dead zone in TOFD with autoregressive spectral extrapolation[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(22): 15-20.
-
- 作者简介: 林莉, 女, 1970 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为材料无损检测与评价。
E-mail: linli@dlut.edu.cn
金士杰(通信作者), 男, 1984 年出生, 博士, 讲师, 硕士研究生导师。主要研究方向为材料无损检测与评价。
E-mail: jinshijie@dlut.edu.cn