

加速冲击损伤退化系统剩余寿命预测及预测维修决策

曾建潮^{1,2,4}, 武鑫宇^{1,2}, 张晓红^{1,3†}, 石慧^{1,2}, 石冠男^{1,2}, 秦彦凯^{1,5}

(1. 太原科技大学 工业与系统工程研究所, 太原 030024; 2. 太原科技大学 电子信息工程学院, 太原 030024;
3. 太原科技大学 经济与管理学院, 太原 030024; 4. 中北大学 大数据与视觉计算研究所, 太原 030051;
5. 中国煤炭科工集团 太原研究院有限公司, 太原 030006)

摘要: 随着检测传感技术的发展,诸如风力发电机叶片等可对其状态进行检测,并依据检测结果进行剩余寿命预测.但此类系统在运行中受环境冲击影响较大,如雷击对叶片裂纹的影响.如何对冲击影响下的系统剩余寿命进行预测,并结合预测结果进行经济可靠的维修决策是一个值得研究的问题.本文针对状态可检测的连续退化系统,研究了考虑加速冲击损伤特性下的系统剩余寿命预测及基于预测的维修决策.首先,考虑了自然退化和与退化相关的冲击损伤,构建了加速冲击损伤退化模型和剩余寿命预测模型;其次,制定了基于周期检测的状态维修与预测维修相结合的混合维修策略,并推导了不同维修活动的发生概率;然后,构建了以长期平均费用率最小为目标,以检测间隔和故障率阈值为决策变量的决策模型,并给出了优化解法.最后,以风力发电机叶片为案例验证了模型的适用性和有效性,对系统的参数进行了灵敏度分析,并与未考虑加速冲击损伤和未考虑预测的维修决策结果进行了对比分析.

关键词: 自然退化; 加速冲击损伤; 冲击放大系数; 剩余寿命预测; 预测维修决策; 风力发电机叶片

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2021.0272

开放科学(资源服务)标识码(OSID): 

Remaining useful life prediction and predictive maintenance decision of accelerated shock damage deteriorating system

ZENG Jan-chao^{1,2,4}, WU Xin-yu^{1,2}, ZHANG Xiao-hong^{1,3†}, SHI Hui^{1,2}, SHI Guan-nan^{1,2}, QIN Yan-kai^{1,5}

(1. Division of Industrial and System Engineering, Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan 030024, China; 2. School of Electronic Information Engineering, Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan 030024, China; 3. School of Economics and Management, Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan 030024, China; 4. Division of Big Data and Visual Computing, North University of China, Taiyuan 030051, China; 5. Taiyuan Research Institute Co., Ltd, China Coal Technology Engineering Group, Taiyuan 030006, China)

Abstract: With the development of detection and sensing technology, status of systems such as wind turbine blades can be detected, and Remaining Useful Life (RUL) can be predicted according to the detection results. However, such systems are greatly impacted by environmental shock in operation, such as the shock of lightning on blade cracks. It is worth studying how to predict the RUL of systems under impact and how to make economic and reliable maintenance decisions link the prediction results. In this paper, the RUL prediction and the Predictive Maintenance (PdM) decision are studied for the continuous deteriorating system with condition detectability. Firstly, the accelerated shock damage degradation model and the RUL prediction model are modeled considering the degradation and the degradation-related shock damage. Secondly, the combined maintenance policy of Condition Based Maintenance (CBM) and PdM on periodic inspection is formulated, and the occurrence probability of different maintenance activities is derived. Then, the maintenance decision model is constructed with the objective of minimizing the long-term average cost rate and the decision variables of inspection period and failure rate threshold, and the optimized solution is given. Finally, the applicability and effectiveness of the model are verified by taking the fan turbine blade as an example, and the sensitivity analysis of the system parameters is carried out. The optimized solution is compared with the maintenance decision results without accelerated shock damage and without prediction.

Keywords: Natural degradation; Accelerated shock damage; Shock amplification factor; Remaining useful life prediction; Predictive maintenance decision; Wind turbine blades

收稿日期: 2021-02-10; 修回日期: 2021-06-23.

基金项目: 国家自然科学基金项目(72071183; 71701140; 61703297); 山西省高等学校科学研究优秀成果培育项目(2019SK028); 山西省重点研发计划项目(201703D111011).

†通讯作者. E-mail: zhangxh@tyust.edu.cn.

0 引言

随着检测与传感技术的发展,剩余寿命预测研究成为了设备可靠性领域一个新的热点.学者们提出了基于知识、基于物理模型、基于统计模型、人工智能和混合等多种预测方法.孙强^[1]、Lei^[2]和Zhang^[3]对剩余寿命预测方法进行了综述总结.

剩余寿命预测的目的之一是通过预测可能的故障时刻,作为维修的依据,做到在系统故障前进行及时的预防维修,即依据预测结果给出经济可靠的维修方案.已有学者对预测维修决策展开了研究,如Baptista^[4]使用自回归平均移动方法来预测故障事件,进而给出合适的维修时间.Nguyen^[5]提出了基于传感器数据的预测与维修框架,以求得系统不同时间范围内故障发生的概率,进而确定准备和执行维修的时间.Han^[6]提出了基于功能重要性的系统RUL预测及维护方法.Mosayebi^[7]提出了一种动态自适应预测维修策略,利用贝叶斯定理更新RUL分布,并以此作为检测间隔选取的依据.Hu^[8]推导了基于比例风险模型的剩余寿命分布,并以维修费用率最小为目标,求解最优维修计划.马慧^[9]建立了基于状态的寿命预测模型,构建了以最大可用度、最小费用及可靠度为约束的多目标视情维修决策模型.Shi^[10]提出了基于预测的多部件系统机会维修策略,利用剩余寿命给出最优的维护时间.然而,目前研究多侧重于如何利用数据信息进行状态或剩余寿命预测,而并未更多地关注如何利用预测结果进行最优维修决策.实际工业应用中,通常采用混合维修策略,不仅需要依据当前检测结果决策是否安排对应的视情维修活动,同时还需依据对未来状态/剩余寿命的预测结果进行预防维修或提前的维修准备.

此外,在多数的系统预测及预测维修决策研究中,通常只考虑自然退化过程,而未充分考虑环境因素对系统退化的影响.如风力发电机叶片等设备在其运行过程中,不仅存在正常负载下的自然退化,也会受到如大风、雷击、暴雨等恶劣环境下的冲击影响,而此类冲击会对系统的性能造成极大的损伤.

已有研究在退化建模中考虑了冲击影响,Wei^[11]将其分为五类:累积冲击^[11]、极大冲击^[12]、连续冲击^[13]、 δ 冲击^[14]、混合冲击^[15].此外,也有学者研究了退化和冲击间的相关性,Xu^[16]将其总结并分为两类:一类考虑冲击的到达影响退化,如冲击会造成退化量^[17]、软失效阈值^[18]或退化率^[19]突然变化;另一类考虑退化状态影响冲击的到达频率^[20]、硬失效阈值^[21]或损伤程度^[22].而在实际工业系统

中,退化和冲击相互影响,同时存在多种相关性.Hao先后建立了退化影响硬失效阈值和冲击影响退化速率^[12]、冲击影响退化速率和退化量^[23]两种情况下的系统可靠性模型.Cao^[24]建立退化影响硬失效阈值和冲击影响退化速率的系统可靠性模型.通常情况下,冲击不仅会对系统退化量造成影响,而且越是脆弱的系统承受冲击的能力越差,即系统退化状态越差,同等幅值的冲击对系统损伤也越大,即加速冲击损伤特性.

也有部分研究在退化建模中考虑了加速冲击损伤影响,如Wei^[11]将系统分为工作和恶化两种退化状态,且认为系统处于恶化状态时,冲击对系统的损伤更严重,建模为两段加速冲击损伤模型.Zhao^[22]将系统退化分为不同阶段,系统所处退化阶段会影响冲击的损伤量,以此建立了分段累积损伤模型.王嘉^[25]在考虑冲击影响退化过程的基础上,认为退化过程也会对冲击损伤产生影响,并以此提出了一种基于互相依赖关系的退化与冲击模型.以上的研究认为退化对冲击损伤的影响是分阶段离散的,而实际中系统的退化往往是连续的,退化对冲击损伤的影响也并非简单的分阶段变化.

考虑冲击影响的退化系统预测及预测维修决策也有少数研究涉足.Zhang^[26]在考虑冲击会导致系统退化量突增的基础上建立了冲击影响下的系统RUL预测模型,并将RUL引入到维修策略中.黄亮^[27]考虑到外部冲击或突发因素会导致系统退化量的随机增大,并以此为基础提出了一种基于Lévy随机过程的预测新方法,建立了顺序和联合两种不同的维修决策模型.但上述关于冲击影响下的预测维修决策问题研究中,并未考虑加速冲击损伤特性.

本文以状态可检测的连续退化系统为对象,考虑其加速冲击损伤特性,研究其剩余寿命预测及预测维修决策问题.构建了考虑加速冲击损伤的退化模型及相应的剩余寿命预测模型;定义了基于周期检测的视情维修与预测维修相结合的混合维修策略;建立了考虑加速冲击损伤的退化系统预测维修决策模型;以风力发电机叶片为案例,通过数值实验验证了模型有效性,并分析了模型对参数的灵敏度,且与未考虑预测和未考虑加速冲击损伤的决策模型进行了对比分析.

1 系统描述

1.1 自然退化模型

设系统的自然退化是一个连续单调递增的随机过程,且系统状态可以通过检测获取.假设任意 τ ($\tau \geq 0$)时间段内的自然退化增量 $\Delta X(\tau)$ 为一随

机变量,其概率密度函数为 $f_{\Delta X}(\Delta x; \tau)$.前期的研究通常使用Gamma过程^[28]或Inverse Gaussian^[29]过程来表征单调的退化模型.

1.2 外部冲击模型

假设随机冲击的到达服从参数为 λ 的齐次泊松过程 $\{N(t), t \geq 0\}$.在泊松过程中,任意二次冲击的间隔时间为独立同分布的指数随机变量^[22],则系统遭受 n 次连续冲击所需时间 $\tau_n \sim \Gamma(n, \lambda)$ ($n = 1, 2, 3, \dots$),其概率密度函数为:

$$f_{\tau_n}(\tau_n) = \frac{\lambda^n}{\Gamma(n)} \tau_n^{n-1} e^{-\lambda \tau_n}, \tau_n \geq 0. \quad (1)$$

单次冲击的幅值为独立同分布的正态随机变量 A , 即 $A \sim N(\mu_A, \sigma_A^2)$.考虑到冲击幅值通常为大于零的值,采用截断正态分布对其进行建模变换^[30].截断正态分布的概率密度函数为:

$$f_A(a) = \begin{cases} 0, & a \leq 0; \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_a} e^{-\frac{(a-\mu_a)^2}{2\sigma_a^2}} & a > 0. \end{cases} \quad (2)$$

1.3 冲击损伤量模型

在考虑加速冲击损伤的退化系统中,系统任意 t 时刻的总退化量 Z_t , 即系统的实际退化状态,由自然退化量 X_t 和冲击对退化的累积损伤量 W_t 两部分构成. $t = 0$ 时,系统处于全新状态,即 $Z_0 = 0$;当 Z_t 超过失效阈值 L 时,认为系统失效.

随机冲击对系统的损伤量 W 不仅与冲击的幅值 A 有关还与遭受冲击时系统的退化状态 Z 有关.

1) 冲击幅值与冲击损伤量的关系:通常冲击损伤量随着冲击幅值增加线性增大^[11],随机冲击 A 对系统退化造成的初始损伤量 $\theta(A)$ 可定义为:

$$\theta(A) = \frac{(A - a_{\min}) \cdot (d_{\max} - d_{\min})}{a_{\max} - a_{\min}} + d_{\min}. \quad (3)$$

其中 $a_{\max}$ 和 $a_{\min}$ 分别为冲击幅值的最大值和最小值, $d_{\max}$ 和 $d_{\min}$ 分别为其对系统的初始损伤量.

2) 系统退化状态与冲击损伤量的关系:相较于健康状态,系统在脆弱状态下的冲击损伤量应该越大,本文将其建模为一个额外的退化增量^[11].定义冲击放大系数 $\delta(Z)$ 来表示系统的退化状态 Z 对冲击损伤量的影响.当系统处于全新状态时,承受冲击的能力最强,冲击放大系数 $\delta(0) = 0$,随着系统退化状态的增大,承受冲击的能力逐渐下降,相当于冲击对系统造成的损伤逐渐增大.因此, $\delta(\cdot)$ 连续且单调递增.

当系统的退化状态 $Z = z$ 时,随机冲击 A 对系统的冲击损伤量 W 为:

$$W = (1 + \delta(z)) \cdot \theta(A). \quad (4)$$

故在系统当前退化状态 $Z = z$ 的条件下,随机冲击对系统冲击损伤量 W 的条件概率密度函数为:

$$f_{W|Z}(w|z) = f_A\left(\theta^{-1}\left(\frac{w}{1 + \delta(z)}\right)\right) \cdot \left| \frac{1}{\theta'(a) \cdot (1 + \delta(z))} \right|. \quad (5)$$

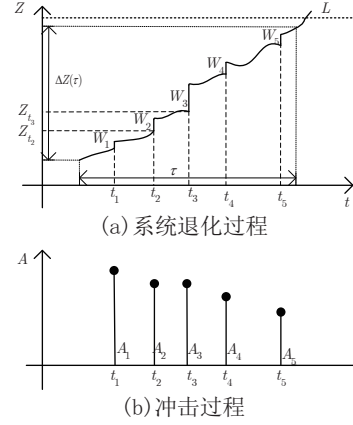


图1 加速冲击损伤作用下的系统退化示意图

图1描述了自然退化和外部冲击共同作用下的系统退化示意图.其中 τ ($\tau \geq 0$)时间段内系统总退化增量 $\Delta Z(\tau)$ 包括两个部分: τ 时间段内的自然退化增量 $\Delta X(\tau)$ 和 τ 时间段内遭受 k ($k = 0, 1, 2, 3, \dots$)次随机冲击导致的累积损伤量 $\sum_{i=0}^k W_i$,即

$$\Delta Z(\tau) = \Delta X(\tau) + \sum_{i=0}^k W_i. \quad (6)$$

W_i 表示第 i 次冲击对系统的损伤量; A_i 表示第 i 次冲击的幅值.任意冲击达到均会导致系统退化状态突增,其中, A_2 与 A_3 是相同幅值的冲击,由于冲击到达时系统退化状态 $Z_{t_2} < Z_{t_3}$,因此有冲击损伤量 $W_2 < W_3$.

2 总退化增量模型及剩余寿命预测模型

系统在加速冲击作用下的总退化增量是由一个连续的自然退化增量和多个离散冲击造成的损伤量叠加而成的.因此,冲击对系统的损伤量与冲击次数 k 相关的,且 k 次冲击造成的累积损伤量是前 $k-1$ 次冲击对系统造成的累积损伤量与第 k 次冲击造成的冲击损伤量的叠加.

2.1 考虑加速冲击损伤的总退化增量模型

设在任意的 s ($s \geq 0$)时刻系统的退化状态 Z 为 z ($0 \leq z < L$),则在 s 到 $s + \tau$ 的 τ ($\tau \geq 0$)时间段内,系统总退化增量 ΔZ 与系统运行时间间隔 τ 和该时间段初始退化状态 z 有关,可以表示为 $\Delta Z(\tau, z)$.用 $\Delta Z^k(\tau, z)$ 表示初始退化状态为 z ,且在 τ 时间段内遭受 k ($k = 0, 1, 2, 3, \dots$)次随机冲击下的总退化增量, $f_{\Delta Z^k(\tau, z)}(\Delta z; \tau, z)$ 为相应的概率密度函

数.则 $\Delta Z(\tau, z)$ 的概率密度函数可表示为:

$$\begin{aligned} f_{\Delta Z(\tau, z)}(\Delta z; \tau, z) \\ = \sum_{k=0}^{\infty} f_{\Delta Z^k(\tau, z)}(\Delta z; \tau, z) \cdot P(N(\tau) = k) \\ = \sum_{k=0}^{\infty} f_{\Delta Z^k(\tau, z)}(\Delta z; \tau, z) \cdot \frac{e^{-\lambda\tau}(\lambda\tau)^k}{k!}. \end{aligned} \quad (7)$$

1) $k = 0$ 时,系统在 s 到 $s + \tau$ 的 τ 时间段内未遭受任何外部冲击,则在 τ 时间段内只有自然退化.如图2(a)所示,在 s 时刻系统退化状态为 z , τ 时间段内的总退化增量 $\Delta Z^0(\tau, z)$ 的概率密度函数为:

$$f_{\Delta Z^0(\tau, z)}(\Delta z^0; \tau, z) = f_{\Delta X}(\Delta z^0; \tau). \quad (8)$$

2) $k = 1$ 时,系统在 τ 时间段内经历了1次随机冲击.如图2(b)所示,在 s 时刻系统的退化状态为 z ,冲击在 $s + \tau_1$ ($0 < \tau_1 \leq \tau$)时刻到达.则在 τ 时间段内,系统总退化增量 $\Delta Z^1(\tau, z)$ 由 τ_1 时间段内的总退化增量 $\Delta Z^0(\tau_1, z)$,第一次随机冲击的冲击损伤量 W_1 和 $\tau - \tau_1$ 时间段内的自然退化增量 $\Delta X(\tau - \tau_1)$ 三部分构成,因此有:

$$\Delta Z^1(\tau, z) = \Delta Z^0(\tau_1, z) + W_1 + \Delta X(\tau - \tau_1). \quad (9)$$

令 $\Delta Z_*^1 = \Delta Z^0(\tau_1, z) + W_1$, 则:

$$\begin{aligned} f_{\Delta Z_*^1}(\Delta z_*^1) \\ = \int_0^{\Delta z_*^1} f_{\Delta Z^0(\tau_1, z), W_1}(\Delta z^0, \Delta z_*^1 - \Delta z^0) d\Delta z^0. \end{aligned} \quad (10)$$

其中 $f_{\Delta Z^0(\tau_1, z), W_1}(\Delta z^0, \Delta z_*^1 - \Delta z^0)$ 为 $\Delta Z^0(\tau_1, z)$ 和 W_1 的联合概率密度函数,且

$$\begin{aligned} f_{\Delta Z^0(\tau_1, z), W_1}(\Delta z^0, w_1) \\ = f_{W|Z}(w_1|z + \Delta z^0) \cdot f_{\Delta Z^0(\tau_1, z)}(\Delta z^0; \tau_1, z). \end{aligned} \quad (11)$$

则 $\Delta Z^1(\tau, z)$ 的概率密度函数为:

$$\begin{aligned} f_{\Delta Z^1(\tau, z)}(\Delta z^1; \tau, z) \\ = \int_0^{\Delta z^1} \int_0^{\tau} f_{\tau_1}(\tau_1) \cdot f_{\Delta Z_*^1}(\Delta z_*^1) \\ \cdot f_{\Delta X}(\Delta z^1 - \Delta z_*^1; \tau - \tau_1) d\tau_1 d\Delta z_*^1 \\ = \int_0^{\Delta z^1} \int_0^{\Delta z_*^1} \int_0^{\tau} f_{W|Z}(\Delta z_*^1 - \Delta z^0|z + \Delta z^0) \\ \cdot f_{\tau_1}(\tau_1) \cdot f_{\Delta Z^0(\tau_1, z)}(\Delta z^0; \tau_1, z) \\ \cdot f_{\Delta X}(\Delta z^1 - \Delta z_*^1; \tau - \tau_1) d\tau_1 d\Delta z^0 d\Delta z_*^1. \end{aligned} \quad (12)$$

3) $k = n$ 时,系统在 τ 时间段内经历了 n 次随机冲击.如图2(c)所示,在 s 时刻系统的退化状态为 z ,第 n 次冲击在 $s + \tau_n$ ($0 < \tau_n \leq \tau$)时刻到达.则在 τ 时间段内,系统总退化增量 $\Delta Z^n(\tau, z)$ 由 τ_n 时间段内

的总退化增量 $\Delta Z^{n-1}(\tau_n, z)$,第 n 次随机冲击损伤量 W_n 和 $\tau - \tau_n$ 时间段内的自然退化增量 $\Delta X(\tau - \tau_n)$ 三部分构成,因此有:

$$\begin{aligned} \Delta Z^n(\tau, z) &= \Delta Z^{n-1}(\tau_n, z) + W_n + \Delta X(\tau - \tau_n) \\ &= \Delta Z_*^{n-1} + \Delta X(\tau - \tau_n). \end{aligned} \quad (13)$$

则 $\Delta Z^n(\tau, z)$ 的概率密度函数为:

$$\begin{aligned} f_{\Delta Z^n(\tau, z)}(\Delta z^n; \tau, z) \\ = \int_0^{\Delta z^n} \int_0^{\tau} f_{\tau_n}(\tau_n) \cdot f_{\Delta Z_*^n}(\Delta z_*^n) \\ \cdot f_{\Delta X}(\Delta z^n - \Delta z_*^n; \tau - \tau_n) d\tau_n d\Delta z_*^n \\ = \int_0^{\Delta z^n} \int_0^{\Delta z_*^n} \int_0^{\tau} f_{\tau_n}(\tau_n) \\ \cdot f_{W|Z}(\Delta z_*^n - \Delta z^{n-1}|z + \Delta z^{n-1}) \\ \cdot f_{\Delta Z^{n-1}(\tau_n, z)}(\Delta z^{n-1}; \tau_n, z) \\ \cdot f_{\Delta X}(\Delta z^n - \Delta z_*^n; \tau - \tau_n) d\tau_n d\Delta z^{n-1} d\Delta z_*^n. \end{aligned} \quad (14)$$

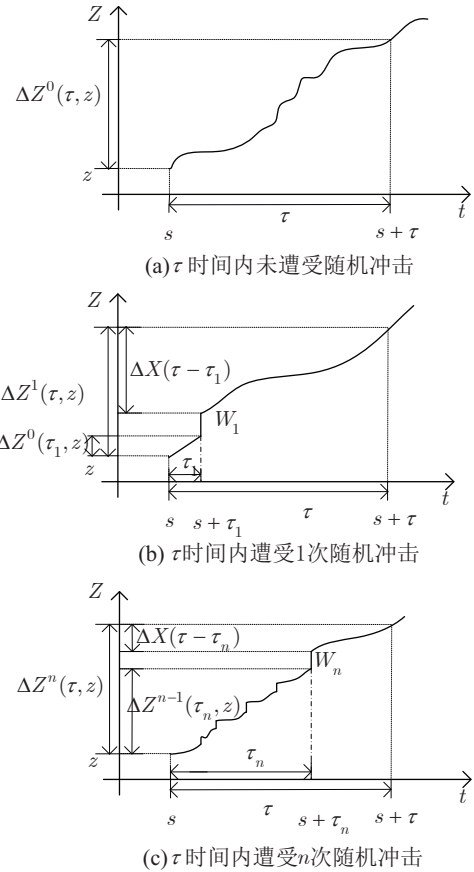


图2 遭受不同次随机冲击时系统的总退化增量

2.2 剩余寿命预测模型

剩余寿命是一个预测性的状态指标,其目的在于通过当前的退化状态预测系统未来的条件可靠性^[26].基于检测状态判别可靠性的方法称为性能可靠度^[31],该可靠度定义为系统的退化状态未超过故障阈值即认为系统可靠.而预测状态本身是不确定

的,该状态是否超过故障阈值是一个概率值.根据文献^[26],定义故障率阈值 H ,认为在未来某时刻系统的退化状态大于等于 L 的概率超过 H 时,系统发生故障.

设第 i 次检测时刻 t_i 检测到系统的退化状态为 z_i ,此时系统未发生故障,即 $z_i < L$,则在 t_i 时刻系统的剩余寿命 t_i^u 可定义为:

$$\begin{aligned} t_i^u &= \min\{t | (P(Z_{t_i+t} \geq L | Z_{t_i} = z_i) \geq H)\} \\ &= \min\{t | P(\Delta Z(t, z_i) \geq L - z_i) \geq H\} \\ &= \{t | P(\Delta Z(t, z_i) \geq L - z_i) = H\}. \end{aligned} \quad (15)$$

其中:

$$\begin{aligned} P(\Delta Z(t, z_i) \geq L - z_i) &= 1 - P(\Delta Z(t, z_i) < L - z_i) \\ &= 1 - \int_0^{L-z} f_{\Delta Z(t, z_i)}(\Delta z; t, z_i) d\Delta z. \end{aligned} \quad (16)$$

3 维修策略及决策建模

3.1 维修策略

由于在任意的检测时刻均可以获取系统当前的实际运行状态,同时可以根据历史的运行规律和冲击的影响特性预测系统的剩余寿命,因此,为系统制订了基于周期检测的视情维修和预测维修相结合的混合维修策略.系统的维修方式包括故障后更换以及预防性维修两类.在固定的检测时刻 $t_i = iT (i = 1, 2, 3, \dots)$ 检测并获取系统的退化状态 z_i ,根据系统的退化状态安排如下的维修活动:

1) 若 $z_i \geq L$,系统故障,进行故障后更换,更换后系统恢复至全新,单次故障后更换成本为 C_c .

2) 若 $z_i < L$,预测系统当前时刻的剩余寿命 t_i^u .

2.1) 若 $t_i^u < T$,认为系统可靠运行至下一个检测点的概率很低,进行预防性维修,经维修后系统退化状态恢复至当前状态和初始状态之间的某一状态.设经预防性维修后的状态为 z_i^* ,则 $z_i^* = (1 - \xi)z_i$,其中 $\xi \in [0, 1]$ 表示维修程度,为常数. $\xi = 0$ 时表示修复如旧, $\xi = 1$ 时表示修复如新.单次预防性维修成本为 C_p .考虑到预防性维修条件下的系统退化程度较低,易于维修,因此,认为 $C_p \leq C_c$.

2.2) 若 $t_i^u \geq T$,认为系统大概率可靠运行至下一个检测点,不采取任何维修活动,亦不产生维修成本.

系统单次检测的成本为 C_{ins} ,相较于较长的运行时间,系统检测和维修时间均忽略不计.

3.2 维修决策建模

本文以有限时间范围内的系统平均费用率为目标,检测间隔 T 和故障率阈值 H 为决策变量,建立的维

修决策模型如下:

$$\begin{aligned} \min ECR(T, H) &= \frac{E(C)}{NT}. \\ \text{s.t. } 0 &< T; \\ 0 &\leq H \leq 1. \end{aligned} \quad (17)$$

其中, N 为检测周期数, $E(C)$ 为 NT 时间内的期望总成本,根据维修策略可知 $E(C)$ 的表达式为:

$$E(C) = \sum_{i=1}^N (C_c \cdot P_{cor}(i) + C_p \cdot P_{pre}(i)) + NC_{ins}. \quad (18)$$

其中, $P_{cor}(i)$ 和 $P_{pre}(i)$ 分别表示在检测点 $i (i = 1, 2, 3, \dots, N)$ 进行故障后更换和预防性维修的概率.

设在维修干预后检测点 i 系统退化状态的概率密度函数为 $\pi_i(x)$,则故障后更换发生的概率 $P_{cor}(i)$ 为:

$$P_{cor}(i) = \int_L^\infty \pi_i(x) dx. \quad (19)$$

随着系统退化状态增加,系统的剩余寿命减小,故以 T 为剩余寿命阈值推得相应的退化状态阈值 $L_p = \{z | P(\Delta Z(T, z) \geq L - z) = H\}$,由此预防性维修发生的概率 $P_{pre}(i)$ 为:

$$P_{pre}(i) = \int_{L_p}^L \pi_i(x) dx. \quad (20)$$

则系统维修决策模型的具体表达式为:

$$\begin{aligned} \min ECR(T, H) &= \frac{\sum_{i=1}^N (C_c \cdot \int_L^\infty \pi_i(x) dx + C_p \cdot \int_{L_p}^L \pi_i(x) dx) + NC_{ins}}{NT} \\ \text{s.t. } 0 &< T; \\ 0 &\leq H \leq 1. \end{aligned} \quad (21)$$

3.3 概率密度函数

系统在检测点 i 的退化状态概率密度函数 $\pi_i(x)$,可通过分析检测点 $i-1$ 的退化状态概率密度函数 $\pi_{i-1}(y)$ 和第 i 个检测周期内系统所有可能的维修及其状态转移情况得到,如图3所示,设周期开始时系统退化状态为 y ,经检测后有被故障后更换(退化状态变为0)、被预防性维修(退化状态变为 y^*)和不采取维修活动(退化状态仍为 y)3种情况,然后经过一个检测周期 T 后系统的退化状态为 x .对上述3种情况的具体分析如下:

1) 若系统在周期开始时被故障后更换过,其被更换过的概率由更换前的状态 y 确定,表示为 $1 - \int_0^L \pi_{i-1}(y) dy$,更换后退化状态变为0, T 时

间后系统的退化状态转移至 x 的概率密度函数为 $f_{\Delta Z(T,0)}(x;T,0)$.

2) 若系统在周期开始时被预防性维修过,其被维修过的概率由维修前的状态 y 确定,表示为 $\int_{L_p}^L \pi_{i-1}(y)dy$,更换后退化状态变为 $y^* = (1 - \xi)y$, T 时间后系统的退化状态转移至 x 的概率密度函数为 $f_{\Delta Z(T,y^*)}(x - y^*;T,y^*)$.

3) 若系统在周期开始时没有被维修,退化状态仍为 y . (1).当 $x < L_p$ 时,由于其退化过程是非减的,有 $0 \leq y \leq x$ 成立,在周期开始时系统不被维修的概率为 $\int_0^x \pi_{i-1}(y)dy$. (2).当 $x \geq L_p$ 时,由于在周期开始时没有被维修,有 $0 \leq y \leq L_p$ 成立,在周期开始时系统不被维修的概率为 $\int_0^{L_p} \pi_{i-1}(y)dy$.总之,系统在检测周期开始时没有被维修的概率可以表示 $\int_0^{\min(x,L_p)} \pi_{i-1}(y)dy$, T 时间后系统的退化状态由 y 转移至 x 的概率密度函数为 $f_{\Delta Z(T,y)}(x - y;T,y)$.

综合考虑以上所以情况, $\pi_i(x)$ 可表示为:

$$\begin{aligned} \pi_i(x) = & [1 - \int_0^L \pi_{i-1}(y)dy] \cdot f_{\Delta Z(T,0)}(x;T,0) \\ & + \int_{L_p}^L \pi_{i-1}(y) \cdot f_{\Delta Z(T,y^*)}(x - y^*;T,y^*)dy \\ & + \int_0^{\min(x,L_p)} \pi_{i-1}(y) \cdot f_{\Delta Z(T,y)}(x - y;T,y)dy. \end{aligned} \quad (22)$$

由此我们可以通过初始退化状态的概率密度函数推得任意检测点 i 的退化状态概率密度函数.

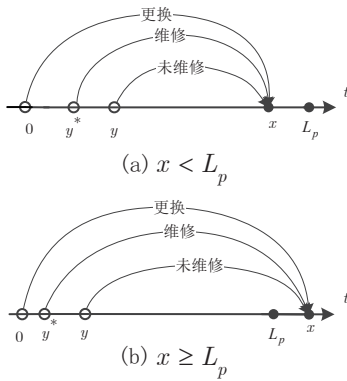


图3 一个检测周期内退化状态转移图

4 数值实验

风力发电机叶片在其运行过程中不仅遭受由载荷和机械应力导致的疲劳、磨损和裂纹等多种自然退化,同时也遭受雷电和大风等外部环境下的冲击损伤^[32].自然退化通常随运行时间不断增大,当退化达到临界水平时导致系统故障.外部冲击的到达不仅会瞬间增大系统退化状态,而且退化状态越严重,冲击对退化过程的影响会越大.

4.1 概率密度函数的数值求解

根据Wang^[33]对风力发电机组桨叶和电机等主要部件的真实诊断数据可得叶片的自然退化是一个形状参数 α 为0.542,尺度参数 β 为1.147的Gamma过程,失效阈值为20cm.故假设 $\tau(\tau \geq 0)$ 时间段内的自然退化增量 $\Delta X(\tau) \sim \Gamma(\alpha \cdot \tau, \beta)$,其概率密度函数为:

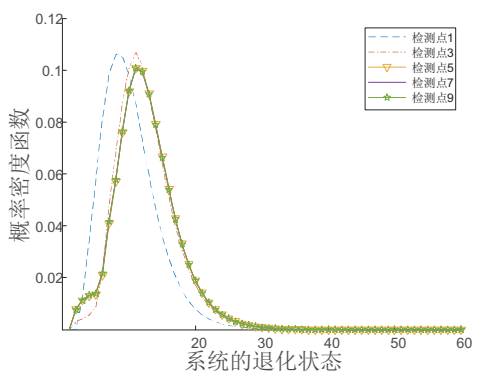
$$\begin{aligned} f_{\Delta X}(\Delta x; \tau) &= g(\Delta x; \alpha \cdot \tau, \beta) \\ &= \frac{\beta^{\alpha \cdot \tau}}{\Gamma(\alpha \cdot \tau)} \Delta x^{\alpha \cdot \tau - 1} e^{-\beta \cdot \Delta x}. \end{aligned} \quad (23)$$

Shafiee^[32]指出风力发电机外部冲击到达的时间间隔遵循尺度参数为0.9,形状参数为2的双参数威布尔分布.使用蒙特卡罗方法可得出本文假设的冲击到达参数 $\lambda=0.7977$.由此令 $\alpha = 0.542, \beta = 1.147, \lambda=0.7977, \mu_A=0.5, \sigma_A=1, \delta(Z) = 0.1Z, \theta(A) = A, \xi=0.4, T = 5, H = 0.15, L = 20\text{cm}$,时间单位为月,用3L对积分上限 ∞ 作截尾处理,通过迭代的方法可得任意检测点退化状态的概率密度函数近似数值解.该数值解受系统的退化、冲击、检测周期等多组参数的影响.

图4(a)显示了不同检测点退化状态概率密度函数近似数值解.不难发现,在检测点1之前未对系统进行维修干预,系统退化状态主要受冲击与自然退化影响,处于良好退化状态概率较大.而在检测点3,由于系统处于不健康状态的概率变大,维修活动对函数曲线变化的影响增加,函数曲线整体向右偏移.到检测点5时,函数曲线仅有些许的向右偏移且趋于平滑.到检测点7时维修活动、冲击与自然退化对系统状态的影响趋于稳定,以至于到检测点9时曲线并无明显的变化,函数曲线保持稳定.故以检测点9为例分析其余参数对数值解的影响.

图4(b)显示冲击放大系数 $\delta(Z)$ 对退化状态概率密度函数的影响.随着 $\delta(Z)$ 的增大,相同幅值的冲击对系统的冲击损伤量增大,因而系统的退化速率随之增大.但是由于检测周期 T 和故障率阈值 H 的约束,且冲击放大系数与退化状态相关,当退化状态较小时,冲击放大系数 $\delta(Z)$ 的变化对退化速率的影响不是非常明显.因而经维修干预后,曲线出现了失效率增大,但是峰值前移的变化情况.

图4(c)和图4(d)分别显示了随机冲击幅值参数 μ_A 和 σ_A 对退化状态概率密度函数的影响.随着 μ_A 的增大,系统单位时间内退化增量的均值不断增大,因而经维修干预后系统失效率增大,函数曲线峰值右移.随着 σ_A 的增大,系统单位时间内特定的冲击损伤量产生的概率减小,因而经维修干预后系统失效



(a) 不同检测点退化状态概率密度函数近似解

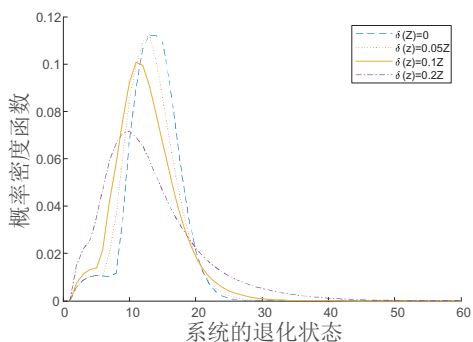
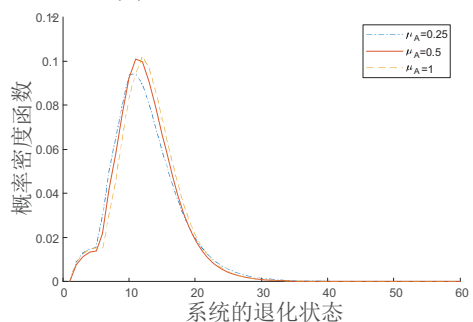
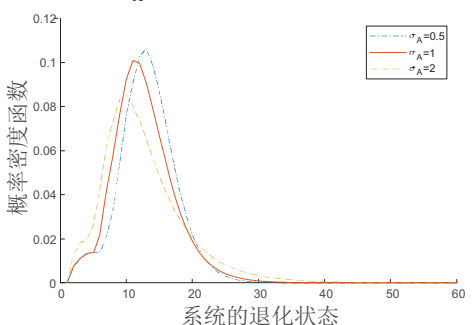
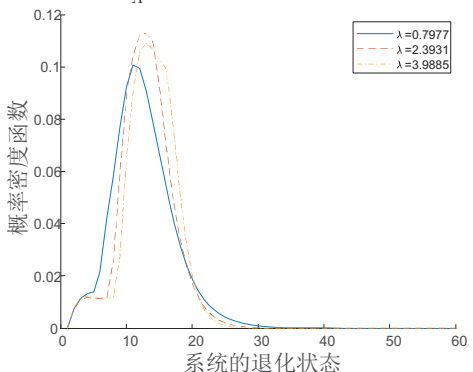
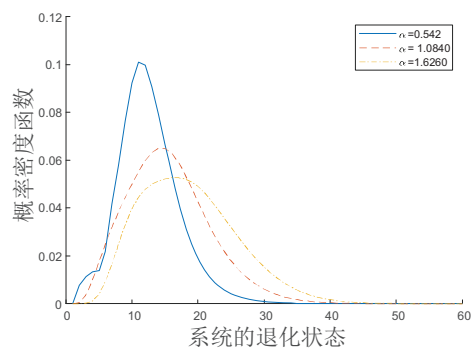
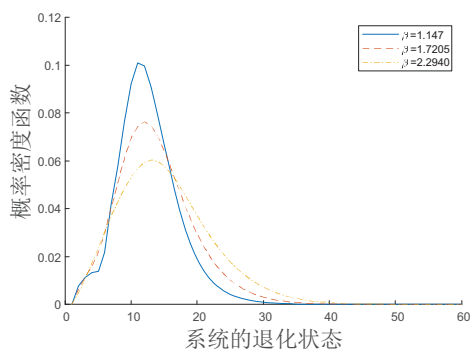
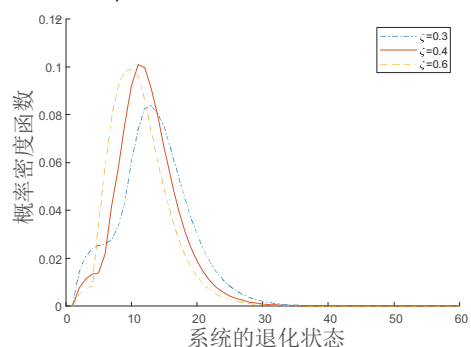
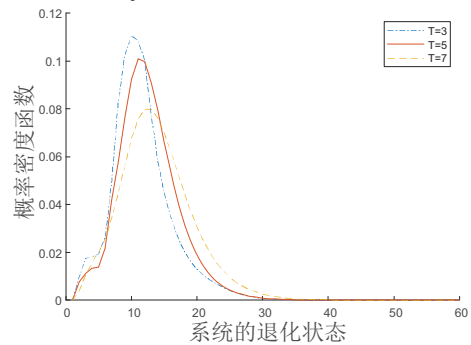
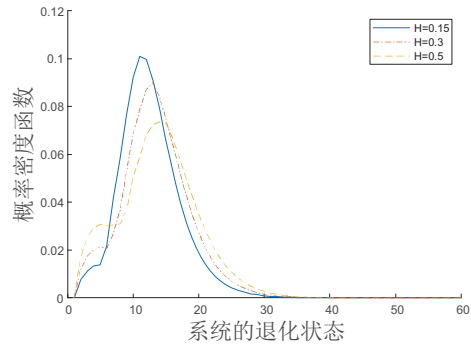
(b) $\delta(Z)$ 对退化状态概率密度函数的影响(c) μ_A 对退化状态概率密度函数的影响(d) σ_A 对退化状态概率密度函数的影响(e) λ 对退化状态概率密度函数的影响(a) α 对退化状态概率密度函数的影响(b) β 对退化状态概率密度函数的影响(c) ζ 对退化状态概率密度函数的影响(d) T 对退化状态概率密度函数的影响(e) H 对退化状态概率密度函数的影响

图4 检测点与冲击参数对状态概率密度函数的影响

图5 退化参数与维修参数对状态概率密度函数的影响

率减小,函数曲线峰值左移.

图4(e)显示了冲击到达参数 λ 对退化状态概率密度函数的影响.随着 λ 的增大,冲击到达的频率更高,系统单位时间内退化增量的均值不断增大,因而经维修干预后系统退化状态均值也随之增大.

图5(a)和图5(b)分别显示了自然退化参数 α 和 β 对退化状态概率密度函数的影响.随着 α 和 β 的增大,系统单位时间内退化增量均值不断增大,因而经维修干预后系统退化状态均值也随之增大,进而使得系统失效率增大,函数曲线峰值右移.

图5(c)显示了非完美维修参数 ζ 对退化状态概率密度函数的影响.随着 ζ 增大,非完美维修效果变好,因而经维修干预后系统退化状态均值也随之减小.由此可看出模型对系统维修效果的敏感性.

图5(d)和图5(e)分别显示了系统检测周期 T 和故障概率阈值 H 对退化状态概率密度函数的影响.随着 T 增大, T 时间内累积退化增量增加,故系统故障概率增大,退化状态概率密度函数右移.同理,随着 H 增大,系统预防性维修概率降低,故障概率增大,函数曲线右移.由此可看出模型对系统维修策略的敏感性.

通过上述的实验发现,模型中的退化状态概率密度函数会随着模型中各参数的改变而产生相应变化,且均与定性分析的结果一致.

4.2 维修决策模型求解

利用上述参数进行维修决策模型的验证.并根据文献^[32]设定风力发电机的叶片预防性维修成本 $C_p = 30$,故障后更换成本 $C_c = 600$,检测成本 $C_{ins} = 2$,成本单位为千欧.

由于所建立的模型是一个混合变量模型,采用鲁棒性较强的遗传算法对模型进行优化求解.设置遗传算法的优化参数为种群大小50,最大遗传代数100,代沟0.8,交叉概率0.8,变异概率0.2,并取20次优化的最好值,优化得出的费用率为6.588282,相应的维修策略参数为 $T = 4, H = 0.17412$.

4.3 灵敏度分析

分析退化模型中定义的冲击放大系数 $\delta(Z)$ 对优化结果的影响,表1为调整了 $\delta(Z)$ 后所得的优化结果.

表1 $\delta(Z)$ 对优化结果的影响

冲击放大系数 $\delta(Z)$	费用率	决策变量值
0.05Z	4.854859	$T=4, H = 0.18091$
0.1Z	6.588282	$T=4, H = 0.17412$
0.2Z	9.668058	$T=2, H = 0.07486$

由表1可知,随冲击放大系数 $\delta(Z)$ 的增大,系统退化速率随之增大,系统的故障概率随之增加,系统需

要更早进行预防性维修,因此为了降低维修成本,优化结果中的检测周期和故障概率阈值均有所减小.

表2、3和4分别显示了调整系统维修成本参数 C_{ins} 、 C_p 和 C_c 的值,所得的优化结果.

表2 检测成本对优化结果的影响

检测成本 C_{ins}	费用率	决策变量值
0.2	6.061071	$T=3, H = 0.19365$
2	6.588282	$T=4, H = 0.17412$
20	10.400593	$T=5, H = 0.08325$

1) 检测成本 C_{ins} :由表2可知,随着系统检测成本 C_{ins} 的增加,检测周期 T 随之增大,以减少系统的检测次数,降低检测费用及总费用率.而随着系统检测周期 T 的增大,系统故障概率也会随之增大,因此权衡后得到系统的故障概率阈值有所下降,以增加系统预防性维修概率.

表3 预防性维修成本对优化结果的影响

预防性维修成本 C_p	费用率	决策变量值
3	1.457579	$T = 4, H = 0.00522$
30	6.588282	$T=4, H = 0.17412$
90	15.058879	$T=4, H = 0.58043$

2) 预防性维修成本 C_p :由表3可知,随着预防性维修成本 C_p 的增大,为了降低预防性维修频率和维修成本,系统的故障概率阈值有所增加,从而降低了对系统故障的认定概率,系统退化状态达到一个更为严重的程度时才进行预防性维修,即间接增大了系统的维修阈值.

表4 故障后更换成本对优化结果的影响

故障后更换成本 C_c	费用率	决策变量值
300	5.815874	$T = 4, H = 0.36965$
600	6.588282	$T = 4, H = 0.17412$
6000	8.907811	$T = 3, H = 0.00701$

3) 故障后更换成本 C_c :由表4可知,随着 C_c 的增大,为了减少系统故障后维修的频率,进而降低系统的费用率,其优化结果中通过更频繁的预防维修和更短的检测周期保证较低的故障概率,因此检测周期和故障概率阈值均有所减少.

以上实验结果均可看出本文的模型可以对参数的变化产生正确的响应.

4.4 对比分析

为进一步说明本文模型的正确性与有效性,将其与未考虑加速冲击损伤和未考虑预测维修的维修决策进行对比分析.以模型1表示本文建立的维修决策模型,模型2表示未考虑预测维修(令参数 $H = 1, C_p = 600$)的决策模型,模型3表示未考虑加速冲击损伤影响(令参数 $\delta(Z) = 0$)的决策模型.表5显

示了不同模型下所得的优化结果.

表 5 不同模型对优化结果的影响

模型	费用率	决策变量值
1	6.588282	$T = 4, H = 0.17412$
2	17.670721	$T=2$ (未考虑预测, $H=1$)
3	3.697022	$T = 4, H = 0.18562$

由表5可知,未考虑预测维修(模型2)的决策结果中,由于没有预测维修的介入,费用率有明显的增大.同时为了保证系统的可靠运行,减小检测周期内的故障概率,检测周期明显变小,以增加检测的频率.

未考虑加速冲击损伤影响(模型3)的决策结果中,虽然检测周期和故障概率阈值未见明显变化,但费用率有大幅减小,这是由于在同样的时间周期内,没有加速冲击损伤影响,系统的退化和故障概率均有所下降.

为了进一步说明模型的有效性.将模型3中的决策结果带入模型1,计算可得相应的费用率为8.8375.该结果也表明了若忽略加速冲击损伤退化系统中的加速冲击损伤影响,往往会由于优化策略的不够准确而导致较高的费用率.

5 总结与展望

本文针对考虑加速冲击损伤的连续退化系统,研究了预测维修决策问题.首先,推导了加速冲击损伤退化系统的总退化增量模型,以及基于该模型的剩余寿命预测模型.其次,结合所定义的混合维修策略,分析了维修干预下的系统状态转移情况,给出了各周期检测点系统退化状态概率分布模型和维修需求概率计算模型.然后,构建了以最小期望成本率为目标,以检测间隔和故障率阈值为决策变量的维修模型,并用遗传算法进行了近似求解.最后,以风力发电机叶片为例的数值实验验证了所建模型的适用性和有效性.

实验结果表明,加速冲击损伤对最优决策变量的选取以及最小期望成本率有较大的影响,且基于剩余寿命的视情预测混合维修策略可以根据系统的退化速率调整预防性维修的需求,获得更加经济可靠的维修方案.

本文研究中假设冲击到达时仅会对系统的退化量造成一定的影响,而不会导致致命性的故障,也不会增大系统的退化速率.但在实际的工业应用中,外部冲击对系统的影响更为复杂,后续的研究中需要进一步考虑致命性冲击、多阶段冲击等不同条件.

参考文献(References)

[1] 孙强, 岳继光. 基于不确定性的故障预测方法综述[J]. 控制与决策, 2014(5): 769-778.

(Sun Q, Yue J G. Review on fault prognostic methods based on uncertainty [J]. Control and Decision, 2014(5): 769-778.)

[2] Lei Y, Li N, Guo L, et al. Machinery health prognostics: A systematic review from data acquisition to RUL prediction[J]. Mechanical systems and signal processing, 2018, 104: 799-834.

[3] Zhang Z X, Si X S, Hu C H, et al. Degradation data analysis and remaining useful life estimation: A review on Wiener-process-based methods[J]. European Journal of Operational Research, 2018, 271(3): 775-796.

[4] Baptista M, Sankararaman S, De Medeiros I P, et al. Forecasting fault events for predictive maintenance using data-driven techniques and ARMA modeling[J]. Computers and Industrial Engineering, 2018, 115: 41-53.

[5] Nguyen K T P, Medjaher K. A new dynamic predictive maintenance framework using deep learning for failure prognostics[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2019, 188: 251-262.

[6] Han X, Wang Z L, Xie M, et al. Remaining useful life prediction and predictive maintenance strategies for multi-state manufacturing systems considering functional dependence[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2021, 210: 107560.

[7] Mosayebi Omshi E, Grall A, Shemehsavar S. A dynamic auto-adaptive predictive maintenance policy for degradation with unknown parameters[J]. European Journal of Operational Research, 2020, 282(1): 81-92.

[8] Hu J W, Chen P. Predictive maintenance of systems subject to hard failure based on proportional hazards model[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2020, 196: 106707.

[9] 马慧. 基于状态的滚动轴承寿命预测与维修计划优化研究[D]. 北京交通大学, 2017.
(Ma H. Research of the residual useful life prediction and maintenance optimization based on service status for rolling bearings[D]. Beijing Jiaotong University, 2017.)

[10] Shi H, Zeng J C. Real-time prediction of remaining useful life and preventive opportunistic maintenance strategy for multi-component systems considering stochastic dependence[J]. Computers and Industrial Engineering, 2016, 93: 192-204.

[11] Wei G Z, Zhao X J, He S G, et al. Reliability modeling with condition-based maintenance for binary-state deteriorating systems considering zoned shock effects[J]. Computers and Industrial Engineering, 2019, 130: 282-297.

[12] Hao S H, Yang J, Ma X B, et al. Reliability modeling for mutually dependent competing failure processes due to degradation and random shocks[J]. Applied Mathematical Modelling, 2017, 51: 232-249.

[13] Zhao X, Cai K, Wang X Y, et al. Optimal replacement policies for a shock model with a change point[J]. Computers and Industrial Engineering, 2018, 118:

- 383-393.
- [14] Eryilmaz, Serkan. delta-shock model based on Polya process and its optimal replacement policy[J]. *European Journal of Operational Research*, 2017, 263(2): 690-697.
- [15] Rafiee K, Feng Q, Coit D W. Reliability assessment of competing risks with generalized mixed shock models[J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2017, 159: 1-11.
- [16] Xu D, Xiao X, Yu H B. Reliability Evaluation of Smart Meters Under Degradation-Shock Loads Based on Phase-Type Distributions[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 39734-39746.
- [17] Yan T, Lei Y G, Li N P, et al. Degradation Modeling and Remaining Useful Life Prediction for Dependent Competing Failure Processes[J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2021: 107638.
- [18] Wang X G, Li L, Chang M X, et al. Reliability modeling for competing failure processes with shifting failure thresholds under severe product working conditions[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2021, 89(89): 1747-1763.
- [19] Liu Y, Wang Y, Fan Z W, et al. Reliability modeling and a statistical inference method of accelerated degradation testing with multiple stresses and dependent competing failure processes[J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2021: 107648.
- [20] Fan M, Zeng Z, Zio E, et al. Modeling dependent competing failure processes with degradation-shock dependence[J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2017, 165: 422-430.
- [21] Bian L N, Wang G J, Liu P. Reliability analysis for multi-component systems with interdependent competing failure processes[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2021, 94: 446-459.
- [22] Zhao X, Lv Z Y, He Z D, et al. Reliability and opportunistic maintenance for a series system with multi-stage accelerated damage in shock environments[J]. *Computers and Industrial Engineering*, 2019, 137: 106029.
- [23] Hao S H, Yang J. Reliability analysis for dependent competing failure processes with changing degradation rate and hard failure threshold levels[J]. *Computers and Industrial Engineering*, 2018, 118: 340-351.
- [24] Cao Y S, Liu S F, Fang Z G, et al. Modeling Ageing Effects in the context of Continuous Degradation and Random Shock[J]. *Computers and Industrial Engineering*, 2020, 145: 106539.
- [25] 王嘉, 张云安, 韩旭. 基于互依关系的退化与随机冲击建模研究[J]. *机械工程学报*, 2021, 57(02): 230-238.
(Wang J, Zhang Y A, Han X. Research on the degradation process and random shocks modeling based on their interdependency [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2021, 57(02): 230-238.)
- [26] Zhang B K, Xu L Y, Chen Y P, et al. Remaining Useful Life Based Maintenance Policy for Deteriorating Systems Subject to Continuous Degradation and Shock[J]. *Procedia CIRP*, 2018, 72: 1311-1315.
- [27] 黄亮. 基于随机过程的航空发动机剩余寿命预测及维修决策研究[D]. 南京航空航天大学, 2019.
(Huang H. Research on aeroengine remaining life prediction and maintenance decision based on stochastic process[D]. *Nanjing University of Aeronautics and Astronautics*, 2019.)
- [28] 张晓红, 曾建潮, 石冠男, 等. 基于退化状态空间划分的风电机组视情维修决策[J]. *控制与决策*, 2019, 34(09): 1909-1916.
(Zhang X H, Zeng J C, Shi G N, et al. Optimal decision of condition-based maintenance of wind turbines based on deterioration state-space partition[J]. *Control and Decision*, 2019, 34(09): 1909-1916.)
- [29] Peng C-Y. Inverse Gaussian processes with random effects and explanatory variables for degradation data[J]. *Technometrics*, 2015, 57(1): 100-111.
- [30] Yousefi N, Coit D W, Song S L, et al. Optimization of on-condition thresholds for a system of degrading components with competing dependent failure processes[J]. *Reliability engineering and system safety*, 2019, 192: 106547.
- [31] Narasimha R. Performance reliability of high-maintenance systems[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 1977, 303(1): 15-28.
- [32] Shafiee M. An optimal group maintenance policy for multi-unit offshore wind turbines located in remote areas[C]. 2014 International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems (PMAPS), 2014: 1-6.
- [33] Wang J J, Makis V, Zhao X. Optimal condition-based and age-based opportunistic maintenance policy for a two-unit series system[J]. *Computers and Industrial Engineering*, 2019, 134: 1-10.

作者简介

曾建潮(1963—), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂系统预测与健康管理和智能计算等研究, E-mail: zjc@nuc.edu.cn;

武鑫宇(1997—), 男, 研究生, 从事复杂系统预测与健康管理研究, E-mail: 1547282197@qq.com;

张晓红(1980—), 女, 副教授, 博士, 从事复杂系统预测与健康管理及其应用等研究, E-mail: zhangxh@tyust.edu.cn;

石慧(1979—), 女, 副教授, 博士, 从复杂系统故障预测与健康管理和智能信息处理等研究, E-mail: huishi@tyust.edu.cn;

石冠男(1991—), 男, 博士研究生, 从事复杂系统预测与健康管理研究, E-mail: b20190032@stu.tyust.edu.cn;

秦彦凯(1986—), 男, 助理研究员, 博士研究生, 从事掘装装备故障诊断、健康管理与维修决策研究, E-mail: B20180007@stu.tyust.edu.cn.