

文章编号:1006-2467(2020)11-1157-08

DOI: 10.16183/j.cnki.jsjtu.2019.300

考虑退化交互的多部件系统动态机会维护建模

于文莉, 周晓军

(上海交通大学 工业工程与管理系, 上海 200240)

摘要: 基于退化状态影响退化速率的交互模式和分级交互思想,建立多部件动态退化交互模型;引入基于交互系统整体退化状态的变周期检测机制,并从维护延缓相关部件短期退化交互速率的视角出发,以单位时间总维护成本最低为目标,构建考虑变周期检测和修复非新的多部件退化交互系统机会维护动态决策模型.算例分析表明,该动态维护模型具备成本优势.

关键词: 机会维护;退化交互;多部件系统

中图分类号: TH 17 **文献标志码:** A

Dynamic Opportunistic Maintenance Model of Multi-Component System Considering Degradation Interaction

YU Wenli, ZHOU Xiaojun

(Department of Industrial Engineering and Management, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: Based on the idea of state-rate degradation interaction and state discretization, a multi-component dynamic degradation interaction model is established. Besides, a non-periodic inspection policy is introduced based on the overall degradation condition of the interaction system. Moreover, from the perspective of maintenance, which can decrease the short-term interacted degradation rate of the related components, a dynamic opportunistic maintenance model is established with the goal of minimum maintenance cost per unit time. Furthermore, the non-periodic inspection policy and imperfect preventive maintenance actions are designed as well. The case study shows that the proposed model has cost advantages.

Key words: opportunistic maintenance; degradation interaction; multi-component system

状态维护的有效实施取决于对设备合理的状态评估与维护决策.随着制造系统的日益复杂,设备内部各关键部件性能退化的随机相关性问题的日渐突出^[1-2],部件退化进程的相互影响变得不可忽略,这意味着传统维护理论中对部件退化的独立性假设将不再适用.为此,如何将部件退化的随机相关性引入

状态维护以更为准确地识别设备的性能状态和维护需求,是当前状态维护建模亟待解决的新问题.

目前,面向复杂系统部件随机相关性的研究大多围绕故障交互进行,已有学者分别针对部件故障率交互^[3-4]、故障冲击损害交互^[5]等问题提出相应的交互模型.但由于故障数据的收集对于系统的运行

收稿日期:2019-10-22

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51575356)

作者简介:于文莉(1996-),女,广东省清远市人,硕士生,主要研究方向为设备维护建模与维护决策.

通信作者:周晓军,男,副教授,博士生导师,电话(Tel.):13501842734;E-mail:zzhou745@sjtu.edu.cn.

时长要求较高,基于故障交互理论的应用存在较大的限制.为此,有学者基于动态监测下的部件退化过程数据,通过分析退化状态与退化速率的影响关系以解构多部件之间的退化交互作用. Wang 等^[6]通过分析随机冲击对部件退化增量与退化速率的影响,构建了多部件随机交互协同退化过程模型. Bian 等^[7]基于连续监测下的传感信号构建多部件退化交互模型,并实现动态交互下的部件剩余寿命预测. Shen 等^[8]通过引入交互矩阵以刻画部件状态恶化对相关部件退化量或退化速率的冲击作用.然而,上述退化交互模型多假设部件随状态连续退化交互.实际上,由于复杂系统中存在的结构相关性,当某一部件的累计退化量高于特定的阈值水平时,其他部件的退化加速程度常会产生突变,比如常见的连杆轴承机构中,若轴承发生严重程度的磨损或形变,将导致传动连杆配合不良,使得振动异常且加速老化.显然,现有交互模型尚未考虑部件的不同状态对退化交互效应的影响严重程度.此外,上述研究均未涉及上层的维护建模问题,尚无法解析维护动作对交互型部件退化过程所产生的作用.

针对多部件退化交互系统的状态维护建模问题, Rasmekomen 等^[9]以部件退化交互损失函数与维护成本为目标建立多部件系统的多维预防更换阈值决策模型. 杨志远等^[10]在区分主要部件和辅助部件的基础上,提出了针对分类部件的退化交互型预防更换策略,并以单位时间维修费用最小为目标构建维修决策优化模型. 现有的研究大多只考虑部件各自的维护阈值优化,而缺少对多部件系统维护活动的整体优化. 目前,针对多部件交互系统的整体维护策略研究相对较少. Mercier 等^[11]提出了动态交互下两部件成组更换的阈值型预防维护策略,并基于 Markov 更新过程理论构建维护决策模型. Li 等^[12]基于双部件并联系统退化的随机相关性与成组更换的经济相关性,提出了 Copula 交互下的概率阈值型维护合并规则. Do 等^[13]通过引入各相关部件的机会维护阈值以合并维护作业,同时基于 Monte Carlo 仿真优化双部件的更换阈值. 上述研究中仅考虑了双部件交互系统的成组更换,尚未能推广应用于两部件以上组成的系统维护,且更换阈值是基于长期规划得到的静态结果,忽略了各部件退化交互过程的动态特性以及由此导致的个性化维护需求. 显然,针对由更多部件组成的交互系统,阈值型成组更换策略尚有欠缺,结合各个部件的状态进行短期动态规划更为合理. 此外,以上研究仍基于连续交互型的退化机制,且假设部件修复如新,缺少

对退化交互型部件的修复非新机制的综合考量.

本文面向多部件可修复系统,以退化状态作为影响退化速率突变的关键因素,构建多部件分级退化交互模型;基于交互系统整体状态,引入变周期检测机制;通过分析修复非新对交互部件短期失效风险的改善程度,提出成本节约型的机会维护动态决策指标;建立结合变周期检测与修复非新的多部件退化交互系统机会维护动态决策模型,以有效降低多部件退化交互型系统的单位时间总维护成本.

1 部件退化交互建模

考虑一台由 m 个关键部件组成的设备, $X_i(t)$ 表示部件 i 在 t 时刻的退化状态特征变量(以下简称退化量), $i = 1, 2, \cdots, m$. 当 $t = 0$ 时, $X_i(0) = 0$, 表示部件的初始状态全新, $X_i(t) \geq 0$, 且随着时间逐渐增大. 假设部件 i 经过时长 u 后的总退化增量为 $\Delta X_i(u)$, 且该增量由两部分组成:一部分来自于自身的自然退化,另一部分来自于其他部件退化状态的交互影响,则部件 i 的退化模型可定义为

$$\left. \begin{aligned} X_i(t+u) &= X_i(t) + \Delta X_i(u) \\ \Delta X_i(u) &= \Delta X_{ii}(u) + \sum_{j=1, j \neq i}^m \Delta X_{ij}(u) \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: $\Delta X_{ii}(u)$ 为部件 i 自身的退化增量; $\sum_{j=1, j \neq i}^m \Delta X_{ij}(u)$ 为其他部件 j ($j = 1, 2, \cdots, m$) 的退化状态对部件 i 造成的累计退化交互增量.

1.1 部件的独立退化增量

由于部件性能自然退化过程(如疲劳、磨损等)一般具有随机性且单调变化,而伽马过程能较好地表征此类特性,故假设部件的独立退化增量 $\Delta X_{ii}(u)$ 服从伽马分布 $\text{Ga}(x \mid \alpha_{ii}u, \beta_i)$, 其概率密度函数为

$$f(x \mid \alpha_{ii}u, \beta_i) = \frac{\beta_i^{\alpha_{ii}u}}{\Gamma(\alpha_{ii}u)} x^{\alpha_{ii}u-1} e^{-\beta_i x} \quad (x > 0) \quad (2)$$

式中: $\Gamma(\alpha_{ii}u) = \int_0^\infty t^{\alpha_{ii}u-1} e^{-t} dt$ 为伽马函数; $\alpha_{ii}u$ 为与时间线性相关的形状参数; β_i 为逆尺度参数; $E(x) = \frac{\alpha_{ii}u}{\beta_i}$, $v_{ii} = \frac{E(x)}{u} = \frac{\alpha_{ii}}{\beta_i}$ 为部件 i 的独立退化速率.

1.2 部件退化交互增量

部件的退化交互影响程度与部件之间的相互影响关系以及相关部件的性能退化状态密切相关. 其中,部件之间的相互关系受到多方面因素的影响,如部件之间的结构连接关系(直接连接和间接连接等)、环境影响关系(受力关系和温度差别等). 为此,

引入退化交互因子 δ_{ij} 以表征由此类复杂原因形成的综合退化交互影响关系. 此外, 考虑到部件的退化交互加速程度随着相关部件的性能退化而发生突变, 且相关部件越接近失效阈值时产生的退化加速影响越大, 为此将部件退化过程进行非等间隔划分, 进而建立离散型退化交互模型.

定义部件 j 对部件 i 造成的退化交互增量 $\Delta X_{ij}(u)$ 服从伽马分布 $\text{Ga}(x | \alpha'_{ij}u, \beta_i)$, 其中:

$$\alpha'_{ij} = \delta_{ij} S_j(t) \quad (3)$$

式中: δ_{ij} 可构成退化交互矩阵 $\boldsymbol{\delta} =$

$$\begin{bmatrix} \delta_{11} & \cdots & \delta_{1m} \\ \vdots & & \vdots \\ \delta_{m1} & \cdots & \delta_{mm} \end{bmatrix}, \delta_{ii} = 0; S_j(t) \text{ 为部件 } j \text{ 在 } t \text{ 时刻的}$$

状态等级, 定义为

$$S_j(t) = S(X_j(t)) = \begin{cases} 0, & 0 \leq X_j(t) \leq \xi_j^1 \\ 1, & \xi_j^1 < X_j(t) \leq \xi_j^2 \\ \vdots & \vdots \\ N_j - 1, & \xi_j^{N_j-1} < X_j(t) \leq \xi_j^{N_j} \\ N_j, & \xi_j^{N_j} < X_j(t) < L_j \end{cases} \quad (4)$$

$\xi_j^n = \rho_j^{N_j-n+1} L_j$, $n = 1, 2, \dots, N_j$ 为不同退化量下的区间阈值, ρ_j ($0 < \rho_j < 1$) 为区间划分因子; N_j 为状态分级数; L_j 为部件 j 的失效阈值.

假设两两部件之间的退化交互影响相互独立, 即系统中其他各部件对某一部件的退化交互增量相互独立. 基于此, 结合伽马分布的独立可加性, 其他部件对部件 i 的累计退化交互增量 $\sum_{j=1, j \neq i}^m \Delta X_{ij}(u)$ 服

从伽马分布 $\text{Ga}(x | \sum_{j=1}^m \alpha'_{ij}u, \beta_i)$, 退化交互速率为

$$\tilde{v}_i = \frac{\alpha'_{ij}}{\beta_i} = \frac{\sum_{j=1}^m \delta_{ij} S_j(t)}{\beta_i}. \text{ 由此, 当部件退化量高于特定的阈值水平时, 相关部件的退化速率发生突变, 突变程度取决于部件之间相互影响的强弱关系 (即 } \delta_{ij} \text{ 的不同取值) 以及部件的退化状态等级. 当部件越接近失效阈值且相互影响关系越强时, 对相关部件退化加速的影响越大.}$$

综上, 可得部件 i 的总退化速率 $v_i = v_{ii} + \tilde{v}_i$, 其总退化增量 $\Delta X_i(u)$ 服从伽马分布 $\text{Ga}(x | \alpha'_i u, \beta_i)$, 其中:

$$\alpha'_i = \alpha_{ii} + \sum_{j=1}^m \delta_{ij} S_j(t) \quad (5)$$

由以上定义可知, 考虑交互的多部件退化模型将有别于传统的独立退化过程, 部件状态退化所导

致的退化速率跃变不可忽略. 以两部件的退化交互系统为例, 比较部件独立与交互时的退化曲线, 如图 1 所示. 其中: T_k 为第 k 次检测时间; τ_{k+1} 为这一次与下一次的检测间隔时间. 由图 1 可知, 由于受到部件 1 状态退化的影响, 部件 2 的退化速率相对于独立时明显加速, 达到失效维护阈值的时间也更短. 因此, 退化交互状态下的部件需要更为及时的预防维护.

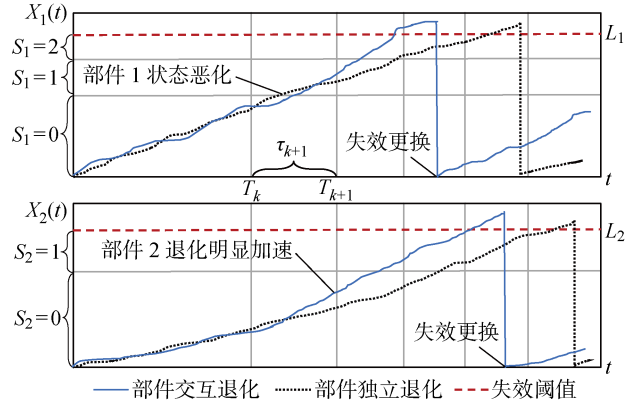


图 1 两部件的退化交互过程示意图

Fig. 1 Illustration of deterioration evolution of two dependent components

2 维护建模

2.1 基本假设与设定

假设到达既定检测时间时, 对 m 个部件同时进行检测, 检测值为部件状态真实值, 检测用时忽略不计, 检测后立即进行维护动作. 仅考虑部件的退化失效, 且失效需通过检测判定.

所考虑的部件维护措施主要有失效阈值更换、阈值型预防维护修复非新以及机会维护修复非新. 在第 k 次检测时 ($t = T_k$), 若 $X_i(t) > L_i$, 则部件 i 将被更换, 并更新维护后的状态为 $X_i(t^+) = 0$; 若 $X_i(t) < L_i$, 但超过预防维护阈值 ξ_i^{PM} , 则对部件 i 进行修复非新, 定义 ξ_i^{PM} 为

$$\xi_i^{\text{PM}} = qL_i \quad (6)$$

式中: q ($0 < q \leq 1$) 为预防维护阈值比例因子. 部件的维护动作旨在降低部件退化量, 维护后部件的状态更新为 $X_i(t^+) = (1 - w_i)X_i(t^-)$, 其中: $X_i(t^-)$ 为维护前的部件状态; w_i ($0 < w_i < 1$) 为状态恢复比例因子, 表征部件 i 的修复程度. 当存在部件进行失效更换或预防维护时, 其他部件可利用设备停机机会进行提前修复, 即机会维护. 假设维护用时忽略不计, 且维护结束后设备可立即正常运行.

以上维护措施中, 假设设备的单次检测成本为

固定值 C_i^{IN} , 部件 i 单次的失效更换成本为 C_i^{CM} , 预防维护成本为 C_i^{PM} , 机会维护成本为 C_i^{OP} , 且 $C_i^{\text{IN}} < C_i^{\text{OP}} \leq C_i^{\text{PM}} < C_i^{\text{CM}}$.

基于上述假设, 在给定的检测策略与预防维护阈值下, 将每次停机维护看作一个机会维护决策阶段, 通过比较不同部件组合下的机会维护方案带来的短期效益, 动态获取该阶段机会维护的部件集合, 进而对各阶段维护成本进行累加以获得规划时间区间内的总维护成本. 在此基础上, 通过最小化单位时间总维护成本获取优化的检测策略与预防维护阈值. 在以上决策过程中, 还需完成 3 方面的建模工作: 变周期检测建模、机会维护动态决策建模以及规划区间优化目标建模, 即总维护成本率的建模.

2.2 变周期检测建模

在业已构建的退化交互模型下, 相关部件的状态等级越高, 其退化交互速率越大. 为此, 在部件越接近失效阈值时安排更为频繁的检测可有效地规避失效风险. 基于这一考虑, 结合 Barker 等^[14]提出的检测间隔时间函数, 本文将在交互系统整体退化状态等级划分的基础上建立变周期检测模型. 第 $k+1$ 次检测时间定义为

$$\left. \begin{aligned} T_{k+1} &= T_k + \tau_{k+1} \\ \tau_{k+1} &= \max\{1, [T_0 r \sum_{i=1}^m S(X_i(T_k^+))]\} \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

式中: $T_0 (T_0 \geq 1)$ 为设备良好时的基准检测间隔时间; $r (0 < r \leq 1)$ 为检测间隔调整因子, 当 $r = 1$ 时表示等周期检测策略; $\tau_{k+1} \geq 1$ 表示进行第 $k+1$ 次检测前所需的最短准备时间为 1 个时间单位, 且为便于实际应用, τ_{k+1} 只能取整数.

由此, 基于系统整体性能退化状态的变周期检测模型能合理安排检测时间, 当系统状态良好 ($\sum_{i=1}^m S(X_i(T_k^+)) = 0$) 时, 系统以 T_0 为间隔进行等周期检测; 当系统性能退化时, 将结合检测间隔调整因子 r 与整体状态合理缩短下一次检测的时间间隔, r 取值越小且系统状态越差时, 检测间隔的缩减程度越大, 即需要越快进行下一次检测, 从而避免发生失效.

2.3 机会维护动态决策建模

考虑到退化交互, 部件的维护将产生两方面的影响: 一是直接降低部件的退化量水平; 二是通过降低部件退化状态等级从而间接降低对相关部件的退化加速影响. 因此, 设备停机维护时, 部件的机会维护能延缓退化交互的加速效应, 进一步提高系统可靠性, 但同时增加了机会维护成本.

为了进一步衡量不同部件组合机会维护所带来的短期效益, 引入失效风险节余成本. 由已构建的退化交互模型和变周期检测模型可知, 不同部件组合机会维护前后的状态变化将影响系统的下一次检测间隔时间以及各退化交互部件在下一次检测前发生失效的风险水平. 为此, 计算所有部件阶段机会维护的短期收益应包括机会维护前后各部件产生的所有失效风险节余成本. 在此基础上, 将所增加的机会维护成本作为该阶段额外增加的短期成本, 进而以短期收益与短期成本之差构建动态机会维护指标, 获取部件机会维护组合. 具体建模过程如下.

(1) 确定维护后各部件的退化状态. 不同的维护决策与维护动作决定了部件的退化状态, 考虑维护决策部件 i 的退化量为

$$X_i(t^+, \theta_i) = (1 - \tilde{w}_i \theta_i) X_i(t^-) \quad (8)$$

式中: \tilde{w}_i 为部件 i 的修复程度状态变量, 定义为

$$\tilde{w}_i = \begin{cases} 1, & i \in G_k^1 \\ w_i, & i \in G_k^2 \cup G_k^3 \end{cases} \quad (9)$$

G_k^1 为第 k 次检测后进行失效更换的部件集; G_k^2 为进行预防维护的部件集; G_k^3 为进行机会维护的部件集. θ_i 为维护与否的状态变量, 定义为

$$\theta_i = \begin{cases} 0, & i \in G_k^4 \\ 1, & i \in G_k^1 \cup G_k^2 \cup G_k^3 \end{cases} \quad (10)$$

G_k^4 为不进行任何维护的部件集.

结合式 (9) 和 (10), 当 $\theta_i = 0$ 时, $X_i(t^+, 0) = X_i(t^-)$, 表示部件 i 不作任何维护. 当 $\theta_i = 1$ 时, $X_i(t^+, 1) = (1 - \tilde{w}_i) X_i(t^-)$, 进一步判断进行何种维护措施: 若进行失效更换, $\tilde{w}_i = 1$, 则 $X_i(t^+, 1) = 0$; 若进行修复非新, $\tilde{w}_i = w_i$, 此时 $X_i(t^+, 1) = (1 - w_i) X_i(t^-)$.

(2) 规划下一次检测间隔时间. 根据维护后的部件退化量取值, 更新部件状态等级, 并以 $\theta = [\theta_1 \ \theta_2 \ \cdots \ \theta_m]$ 表示系统各部件维护状态向量, 则下一次检测间隔时间为

$$\tau_{k+1}(\theta) = \tau_{k+1}([\theta_1 \ \theta_2 \ \cdots \ \theta_m]) = \max\{1, [T_0 r \sum_{i=1}^m S(X_i(t^+, \theta_i))]\} \quad (11)$$

(3) 计算在下一次检测前部件到达失效阈值的风险概率. 结合部件退化交互模型, 部件退化增量所服从的分布 $\text{Ga}(x | \alpha'_i u, \beta_i)$ 中的参数 α'_i 将受到相关部件的退化状态影响, 则式 (5) 可以表示为

$$\begin{aligned} \alpha'_i(\theta) &= \alpha'_i([\theta_1 \ \theta_2 \ \cdots \ \theta_m]) = \\ &\alpha_{ii} + \sum_{j=1}^m \delta_{ij} S(X_j(t^+, \theta_j)) \end{aligned} \quad (12)$$

在此基础上, 部件 i 在下一次检测时 ($t = T_{k+1}$) 达到

失效阈值的风险概率可表示为

$$P_i^L(\boldsymbol{\theta}) = P\{X_i(T_{k+1}) \geq L_i \mid X_i(T_k^+, \theta_i)\} =$$
$$1 - \int_0^{L_i - X_i(T_k^+, \theta_i)} f(x \mid \alpha_i^L(\boldsymbol{\theta})\tau_{k+1}(\boldsymbol{\theta}), \beta_i) dx \quad (13)$$

(4) 建立动态机会维护指标并确定最优机会维护方案. 在第 k 个机会维护决策阶段中, 将不进行机会维护的方案作为零方案, 此时所有部件的失效风险成本之和作为该阶段的原始失效风险总成本 $C_k^{\text{ris}}(\boldsymbol{\theta}_0)$, 并与该阶段不同机会维护方案下的失效风险总成本 $C_k^{\text{ris}}(\boldsymbol{\theta})$ 进行对比, 由此定义失效风险节余总成本 $C_{s,k}^{\text{ris}}(\boldsymbol{\theta})$ 为

$$C_{s,k}^{\text{ris}}(\boldsymbol{\theta}) = C_k^{\text{ris}}(\boldsymbol{\theta}_0) - C_k^{\text{ris}}(\boldsymbol{\theta}) =$$
$$\sum_{i=1}^m P_i^L(\boldsymbol{\theta}_0) C_i^{\text{CM}} - \sum_{i=1}^m P_i^L(\boldsymbol{\theta}) C_i^{\text{CM}} \quad (14)$$

式中: $\boldsymbol{\theta}_0$ 为不进行机会维护时的维护状态向量, 此时 $G_k^3 = \emptyset$. 当 $C_{s,k}^{\text{ris}}(\boldsymbol{\theta}) > 0$ 时, 表示机会维护后的失效风险总成本相比于维护前更低, 发生了失效风险成本节余. 在此基础上, 比较失效风险节余总成本与机会维护总成本, 构建基于退化交互的动态机会维护指标为

$$I_k(\boldsymbol{\theta}) = I_k(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_m) =$$
$$C_{s,k}^{\text{ris}}(\boldsymbol{\theta}) - \sum_{i=1}^m \theta_i C_i^{\text{OP}} I_{\{i \in G_k^3\}} \quad (15)$$

式中: $I_{\{i \in G_k^3\}}$ 为示性函数. 当 $i \in G_k^3$ 且 $G_k^3 \neq \emptyset$ 时, $I_{\{i \in G_k^3\}} = 1$; 当 $i \notin G_k^3$ 或 $G_k^3 = \emptyset$ 时, $I_{\{i \in G_k^3\}} = 0$.

动态机会维护的关键在于降低失效风险的同时有效控制维护成本. 为此, 需列举所有可能的机会维护方案并计算其 $I_k(\boldsymbol{\theta})$ 值. 当 $I_k(\boldsymbol{\theta})$ 取得最大正值时的机会维护部件集合 G_k^{3*} , 即为本阶段机会维护决策的最优方案. 若 $I_k(\boldsymbol{\theta})$ 无法取得正值, 此时不进行机会维护.

2.4 维护优化目标建模

维护模型的总体优化目标是单位时间总维护成本(即总成本率)最低. 影响总维护成本的主要决策因素有系统预防维护阈值比例因子 q 以及变周期检测模型参数 (T_0, r) , 因此, 将 (q, T_0, r) 作为决策变量, 在给定的维护规划时间区间 $(0, t]$ 内, 通过计算发生的总成本 $C(q, T_0, r)$, 求得使总成本率最低的最优维护参数 (q^*, T_0^*, r^*) . 总成本率表示为

$$c(q, T_0, r) = \frac{C(q, T_0, r)}{t} \quad (16)$$

结合检测总次数 K 可以求得维护规划区间内的总成本为

$$C(q, T_0, r) = \sum_{k=1}^K (C^{\text{IN}} + \sum_{i \in G_k^1} C_i^{\text{CM}} +$$

$$\sum_{i \in G_k^2} C_i^{\text{PM}} + \sum_{i \in G_k^3} C_i^{\text{OP}}) \quad (17)$$

3 算例分析

3.1 算例描述与结果分析

考虑一台由 3 个关键部件组成的设备, 部件的退化速率水平分别为低、中、高, 退化交互矩阵为

$$\boldsymbol{\delta}_1 = \begin{bmatrix} 0 & 0.04 & 0.15 \\ 0.02 & 0 & 0.17 \\ 0.03 & 0.02 & 0 \end{bmatrix}$$

单次检测成本 $C^{\text{IN}} = 63$ 元, 且 $C_i^{\text{OP}} = C_i^{\text{PM}}, i = 1, 2, 3$. 其他参数设置如表 1 所示.

表 1 各部件参数设置

Tab. 1 Parameter settings of various components

i	α_{ii}	β_i	L_i	ρ_i	N_i	w_i	$C_i^{\text{CM}}/\text{元}$	$C_i^{\text{PM}}/\text{元}$
1	2.001	1.10	112	0.8	2	0.7	2 400	302
2	3.015	1.01	87	0.8	3	0.6	3 201	410
3	4.217	1.00	74	0.9	3	0.7	4 024	569

部件退化量具有随机性, 且维护模型决策变量较多, 优化模型的解析求解困难. 为此, 本算例的 3 部件系统退化交互过程采用 Monte Carlo 仿真方法进行模拟, 并运用迭代法求解最优决策参数. 针对各阶段的动态机会维护决策过程, 在给定的一组维护决策参数 (q, T_0, r) 下, 枚举各阶段可能的机会维护方案, 进而基于各方案的机会维护指标求得各阶段最优的机会维护方案. 针对维护模型决策变量 (q, T_0, r) 的优化过程, 首先在固定 q 的条件下通过比较不同 (T_0, r) 取值组合的维护规划区间总成本率, 获得相应的最优检测间隔参数 (T_0^*, r^*) ; 之后通过比较不同 q 下的最优检测间隔参数 (T_0^*, r^*) 对应的总成本率, 求得多部件退化交互系统的最优维护决策参数 (q^*, T_0^*, r^*) .

6 种不同的 (T_0, r) 取值组合下总成本率随 q 值的变化曲线如图 2 所示. 由图 2 可知, 对于不同的取值组合 (T_0, r) , 均存在最优的系统预防维护阈值比例因子 q 使得总成本率最低, 进而验证了迭代法对于求解本算例的可行性. 从整体来看, 基准检测间隔时间 T_0 (或检测间隔调整因子 r) 越小, 最优 q 取值越大. 这是由于部件的频繁检测可更为及时地获取部件退化量, 从而保障部件在退化水平较高时才进行预防维护, 以更充分地利用部件的剩余使用寿命. 而在相同 T_0 下, 非等间隔检测策略 $(r < 1)$ 的总成本率优于等间隔检测策略 $(r = 1)$, 这是因为检测间隔调整因子 r 越小, 部件状态退化时检测越频繁,

进而更为有效地防止部件失效,从而降低总成本率.此外,当 r 值相同时, T_0 越小,最优成本上升,此时是因为部件状态良好时检测频繁,从而导致检测成本增加,使得总成本率偏高.

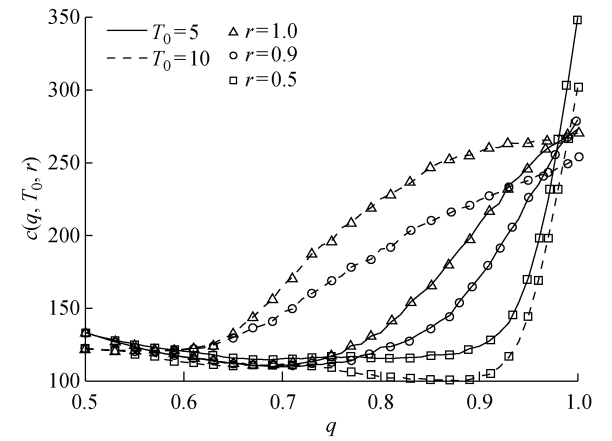
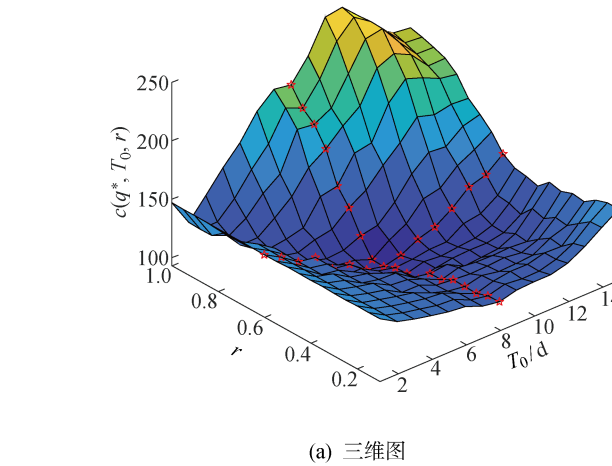


图 2 不同 (T_0, r) 组合下, q 与 $c(q, T_0, r)$ 的关系
Fig. 2 q versus $c(q, T_0, r)$ at different (T_0, r) values

基于上述分析,进行 3 参数迭代寻优. $q=0.5\sim 1$, 搜索步长为 0.01; 固定一个 q 值下, $T_0=1\sim 15$ d, 搜索步长为 1; $r=0.1\sim 1$, 搜索步长为 0.05. 需要说明的是, $q=1$ 时表示仅对部件进行失效更换或机会维护,不进行阈值型预防维护. 设置每组参数下的模拟工作时长 $t=180$ d, 重复仿真次数 10 000 次, 并取均值获得规划区间维护总成本率, 最终求得最优参数分别为 $q^*=0.86$, $T_0^*=8$ d, $r^*=0.6$, 此时最低总成本率为 $c(q^*, T_0^*, r^*)=93.213 8$. 不同 (T_0, r) 下的成本率关系如图 3 所示. 由图 3(a)可知, 在固定 q^* 值下, 随着 T_0 和 r 的增加, 总成本率整体先降后升; 由图 3(b)可知, T_0 和 r 越大, 则总成本率的变化越明显. 当 $q^*=0.86$ 时, 临近最优 (T_0^*, r^*) 的



(a) 三维图
图 3 不同 (T_0, r) 下的 $c(q^*, T_0, r)$ 关系 ($q^*=0.86$)
Fig. 3 Different (T_0, r) values versus $c(q^*, T_0, r)$ at $q^*=0.86$

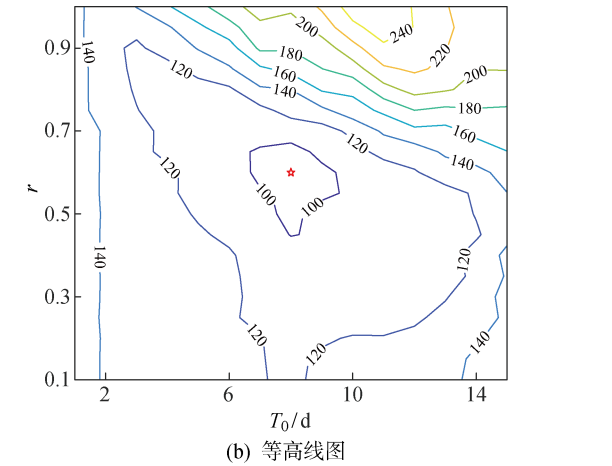
不同 (T_0, r) 组合下总成本率对比最优总成本率的涨幅百分比 ($GAP=\frac{c(q, T_0, r)-c(q^*, T_0^*, r^*)}{c(q^*, T_0^*, r^*)}$) 如表 2 所示. 其中: $r_1=0.45, r_2=0.50, r_3=0.55, r_4=0.60, r_5=0.65, r_6=0.70, r_7=0.75$. 由表 2 的斜对角阴影单元格可以看出, 当 T_0 和 r 同时变小时, 总成本率浮动范围在 8.66%~31.18%; 当 T_0 和 r 同时变大时, 总成本率浮动范围在 11.64%~76.08%, 整体偏高. 这说明在实际应用中检测周期的调整宜提前而不宜延迟, 否则将导致维护成本大幅上涨.

表 2 不同 (T_0, r) 下的 $c(q^*, T_0^*, r^*)$ 与最优 $c(q^*, T_0^*, r^*)$ 的 GAP 对比 ($q^*=0.86$)

Tab. 2 GAP between optimal $c(q^*, T_0^*, r^*)$ and $c(q^*, T_0^*, r^*)$ at different (T_0, r) values ($q^*=0.86$)

T_0/d	GAP						
	r_1	r_2	r_3	r_4	r_5	r_6	r_7
5	31.18	26.65	17.42	17.63	16.95	13.17	14.84
6	24.96	17.38	17.23	15.30	8.77	8.56	20.11
7	19.72	9.26	8.66	3.71	6.56	9.77	22.98
8	6.42	5.60	4.93	0	0.54	16.37	36.34
9	9.70	9.76	5.96	3.58	11.64	19.41	45.71
10	12.22	8.20	8.30	11.77	20.14	33.97	61.99
11	12.96	9.95	8.68	16.33	36.38	53.30	76.08

为了进一步验证模型的合理性, 将各部件的失效更换成本取值调整为部件的预防维护成本的不同倍数, 进而分析不同的成本比值对维护决策结果的影响. 不同成本比值下的维护决策结果如表 3 所示. 从表 3 的仿真优化结果可知, 当部件的失效更换成本接近预防维护成本时, 预防维护阈值取值较高且



(b) 等高线图

系统检测周期较长,说明在较小的成本比值下,系统无需过多的预防维护;而随着成本比值增大,预防维护阈值降低且变周期检测变得频繁,说明在较高的失效成本下,应加大对系统的监控力度与预防维护力度,以尽量规避失效带来的巨大经济损失。

表 3 不同成本比值下的维护决策结果

Tab. 3 Maintenance decisions in various cost ratios

C_i^{CM}/C_i^{PM}	$(C_1^{CM}, C_2^{CM}, C_3^{CM})/\text{元}$	(q, T_0, r)	$c(q, T_0, r)$
2	(604,820,113 8)	(1.00,8,1.00)	76.477 6
3	(906,1 230,1 707)	(0.90,8,0.70)	88.408 5
5	(1 510,2 050,2 845)	(0.85,8,0.60)	90.515 8
10	(3 020,4 100,5 690)	(0.85,8,0.60)	98.972 5
100	(30 200,41 000,56 900)	(0.60,4,0.80)	120.402 2
1 000	(302 000,410 000,569 000)	(0.85,7,0.35)	762.994 8

3.2 维护模型对比分析

为验证所构建的基于退化交互的机会维护动态决策模型的优越性,从两方面进行对比分析:一是验证维护决策时考虑退化交互作用的必要性;二是通过对比无机会维护的预防维护模型结果,体现本维护模型对于退化交互可修复系统的维护成本优势。

3.2.1 退化交互考虑与否的对比分析 基于决策者忽视部件相关关系的情形(即 $\delta=0$),按照所建维护模型求得使总成本率最低的最优决策参数,作为不考虑退化交互时的决策结果,并以此维护决策结果用于算例中的 3 部件退化交互系统,求得该组决策参数下的总成本率,最后与考虑退化交互下的算例结果进行对比。在保持其他参数设置一致的情况下,优化结果如表 4 所示。

由表 4 可知,在忽视部件退化交互的情形下,多部件系统采用了间隔相对较短的等周期检测方式,

且预防维护阈值较低,其总成本率比考虑部件退化交互下的优化结果高出 19.69%,说明对于实际中存在退化交互的多部件系统,忽略部件的退化相关性而做出的维护决策,将导致维护成本偏高。

表 4 不同部件相关关系考虑下的维护决策结果对比

Tab. 4 Comparison of maintenance decisions in different relationships between components

决策情形	(q, T_0, r)	$c(q, T_0, r)$
忽视部件退化交互($\delta=0$)	(0.66,5,1.0)	111.567 6
考虑部件退化交互($\delta=\delta_1$)	(0.86,8,0.6)	93.213 8

3.2.2 机会维护与否的对比分析 影响机会维护执行的关键在于机会维护能否带来失效风险节余,这取决于部件修复非新时的状态恢复比例。假设各部件修复程度一致,即 $w_i = w, i = 1, 2, 3$ 。在保持其他参数不变的条件下,根据 w 的不同取值设定 3 部件退化交互系统的修复程度,分别求得所构建的机会维护决策模型(M1)的最优决策与总成本率 $c^{M1}(q^*, T_0^*, r^*)$,并与无机会维护的阈值型预防维护模型(M2)的总成本率 $c^{M2}(q^*, T_0^*, r^*)$ 进行对比。在 M2 中,部件的维护措施仅考虑失效阈值更换、阈值型预防维护修复非新,其他设定与 M1 保持一致。

不同修复程度下的模型对比结果如表 5 所示,其中: Q 为成本增幅。由表 5 可知,无论 w 如何取值,动态机会维护都能有效降低维护总成本率,尤其在修复程度较低的情况(如 $w = 0.3, 0.5$)下,动态机会维护具有显著的成本优势。当 $w = 0.1$ 时,两种模型下的最优决策参数一致,此时机会维护下的总成本率仍比较低,这是由于部件发生失效更换时,其他部件进行机会维护能降低退化交互加速影响,从而降低失效风险,减少失效维护成本。

表 5 不同 w 下的模型结果对比

Tab. 5 Comparison of maintenance decisions of two models at different w values

w	(q^*, T_0^*, r^*)		$c^{M1}(q^*, T_0^*, r^*)$	$c^{M2}(q^*, T_0^*, r^*)$	$Q/\%$
	M1	M2			
0.9	(0.60,6,1.0)	(0.70,4,1.0)	89.367 5	89.573 5	0.23
0.7	(0.85,8,0.6)	(0.65,5,1.0)	103.400 8	109.253 9	5.66
0.5	(0.85,8,0.6)	(0.75,3,1.0)	94.810 3	144.120 1	52.01
0.3	(0.85,4,0.9)	(0.80,4,0.8)	173.718 2	219.486 3	26.35
0.1	(1.00,8,1.0)	(1.00,8,1.0)	252.956 0	315.032 8	24.54

4 结语

本文针对多部件系统中部件退化状态影响退化速率的动态特点,基于状态分级交互思想,构建多部

件退化交互模型。在此基础上,引入考虑系统整体状态的变周期检测机制,建立成本节约型的多部件退化交互可修复系统机会维护动态决策模型。3 部件退化交互系统的算例分析表明,维护决策时忽视部

件退化相关性将导致系统的维护成本偏高.同时,不同修复程度下的模型结果表明,与不考虑机会维护的阈值型预防维护模型相比,机会维护动态决策模型在多部件交互系统的维护决策中具有成本优势.

参考文献:

[1] ZEQUEIRA R I, BÉRENGUER C. On the inspection policy of a two-component parallel system with failure interaction[J]. **Reliability Engineering & System Safety**, 2005, 88(1): 99-107.

[2] JIANG L, FENG Q M, COIT D W. Reliability and maintenance modeling for dependent competing failure processes with shifting failure thresholds[J]. **IEEE Transactions on Reliability**, 2012, 61(4): 932-948.

[3] NICOLAI R P, DEKKER R. Optimal maintenance of multi-component systems; A review[M]. Springer Series in Reliability Engineering. London, England: Springer, 2008: 263-286.

[4] ZHANG Z Q, WU S, LEE S, *et al.* Modified iterative aggregation procedure for maintenance optimisation of multi-component systems with failure interaction[J]. **International Journal of Systems Science**, 2014, 45(12): 2480-2489.

[5] SHEU S H, LIU T H, ZHANG Z G, *et al.* Extended preventive replacement policy for a two-unit system subject to damage shocks[J]. **International Journal of Production Research**, 2015, 53(15): 4614-4628.

[6] WANG Y P, PHAM H. Modeling the dependent competing risks with multiple degradation processes and random shock using time-varying copulas[J]. **IEEE Transactions on Reliability**, 2012, 61(1): 13-22.

[7] BIAN L K, GEBRAEEL N. Stochastic modeling and real-time prognostics for multi-component systems with degradation rate interactions[J]. **IIE Transac-**

tions, 2014, 46(5): 470-482.

[8] SHEN J Y, ELWANY A, CUI L R. Reliability analysis for multi-component systems with degradation interaction and categorized shocks[J]. **Applied Mathematical Modelling**, 2018, 56: 487-500.

[9] RASMEKOMEN N, PARLIKAD A K. Condition-based maintenance of multi-component systems with degradation state-rate interactions[J]. **Reliability Engineering & System Safety**, 2016, 148: 1-10.

[10] 杨志远, 赵建民, 程中华. 退化相关多部件系统预防性维修决策模型[J]. **系统工程与电子技术**, 2018, 40(4): 823-832.

YANG Zhiyuan, ZHAO Jianmin, CHENG Zhonghua. Preventive maintenance decision model of multi-component system with degradation interaction[J]. **Systems Engineering and Electronics**, 2018, 40(4): 823-832.

[11] MERCIER S, PHAM H H. A condition-based imperfect replacement policy for a periodically inspected system with two dependent wear indicators[J]. **Applied Stochastic Models in Business and Industry**, 2014, 30(6): 766-782.

[12] LI H P, DELOUX E, DIEULLE L. A condition-based maintenance policy for multi-component systems with Lévy copulas dependence[J]. **Reliability Engineering & System Safety**, 2016, 149: 44-55.

[13] DO P, ASSAF R, SCARF P, *et al.* Modelling and application of condition-based maintenance for a two-component system with stochastic and economic dependencies[J]. **Reliability Engineering & System Safety**, 2019, 182: 86-97.

[14] BARKER C T, NEWBY M J. Optimal non-periodic inspection for a multivariate degradation model[J]. **Reliability Engineering & System Safety**, 2009, 94(1): 33-43.

(本文编辑: 石易文)