

DOI: 10.20189/j.cnki.CN/61-1527/E.202504003

退化模型动态校准的备件订购与 替换联合决策

任 超¹, 司小胜², 张正新²

(1. 96744 部队, 汉中 723000;

2. 火箭军工程大学, 西安 710025)

摘 要: 针对传统数据驱动的剩余寿命预测方法往往采用固定函数形式, 难以描述当前武器装备的退化趋势, 进而影响后续备件订购与替换的问题, 提出一种基于退化模型可动态校准的备件订购与设备替换联合决策方法。首先, 基于历史退化数据构建了线性 Wiener 过程的初始退化模型, 并预测运行设备的未来退化趋势, 同时根据预测误差构建误差模型, 实现退化模型函数形式和参数的同时动态校准, 以此推导出设备剩余寿命的函数分布; 然后, 基于退化模型动态校准下的剩余寿命预测结果, 以备件订购和设备替换时间为决策变量, 在设备运行可靠的约束条件下, 建立了备件订购与设备替换联合决策的长期期望费用率函数, 并通过最小化费用率函数确定了最优备件订购和设备替换时间, 且随着剩余寿命的实时预测, 最优备件订购和设备替换时间可动态更新; 最后, 将所提方法应用于锂电池剩余寿命预测和设备健康管理中, 并开展了影响联合决策结果的备件送达时间和预测性替换费用参数灵敏度分析, 验证了基于退化模型动态校准的剩余寿命预测方法在备件订购和设备替换联合决策时的有效性。

关键词: 预测与健康管理; 剩余寿命预测; 模型校准;
首达时间; 维修决策

中图分类号: TP391.9

文献标志码: A

开放科学标识码(OSID):

文章编号: 2097-2741(2025)04-022-10



听语音
与作者互动
聊科研

Joint Decision-Making for Spare Parts Ordering and Replacement Based on Dynamic Calibration of Degradation Models

REN Chao¹, SI Xiaosheng², ZHANG Zhengxin²

(1. Troops No.96744, Hanzhong 723000, China;

2. Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

ABSTRACT: Traditional data-driven methods for remaining useful life (RUL) prediction often adopt fixed function forms, which are difficult to characterize the current degradation trends of weapons and equipment, consequently impacting subsequent spare parts ordering and replacement

收稿日期: 2025-02-16

修回日期: 2025-03-11

录用日期: 2025-04-11

基金项目: 国家自然科学基金 (62233017, 62373369)

第一作者: 任超 (1994—), 男, 硕士研究生, 主要从事设备剩余寿命预测研究。E-mail: rchao950@163.com

引用格式: 任超, 司小胜, 张正新. 退化模型动态校准的备件订购与替换联合决策[J]. 火箭军工程大学学报, 2025, 39 (4): 22-31. REN Chao, SI Xiaosheng, ZHANG Zhengxin. Joint decision-making for spare parts ordering and replacement based on dynamic calibration of degradation models[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2025, 39 (4): 22-31.

decisions. A joint decision-making framework for spare parts ordering and equipment replacement based on a dynamically calibrated degradation model was proposed to address these problems. First, an initial linear Wiener process-based degradation model was constructed using historical degradation data to predict the future degradation trend of the equipment. An error model was established based on the prediction errors, enabling the simultaneous dynamic calibration of both the functional form and parameters of the degradation model. This model facilitated the derivation of the functional distribution of RUL of equipment. Subsequently, based on the RUL prediction results obtained through dynamic calibration of the degradation model, using spare parts ordering and equipment replacement time as decision variables, and under the constraint of equipment operation reliability, a long-term expected cost rate function for joint decision-making of spare parts ordering and equipment replacement was established. The optimal timing for spare parts ordering and equipment replacement was determined by minimizing this cost rate function, and dynamically updating it with real-time prediction of RUL. Finally, the proposed method was applied to the RUL prediction of lithium batteries and equipment health management, and a sensitivity analysis was conducted to examine the impact of spare parts delivery time and predictive replacement cost parameters that affect joint decision-making results, validating the effectiveness of the proposed dynamically calibrated degradation model-based RUL prediction method in joint decision-making of spare parts ordering and equipment replacement.

KEYWORDS: prognostics and health management; remaining useful life prediction; model calibration; first passage time; maintenance decision

随着多源传感器网络和工业物联网技术的发展, 现代大型武器装备和工业机器呈现出多学科耦合集成化与智能运维数字化的显著特征。这类设备多是机电-液压-控制多域耦合的复杂系统, 其退化过程表现出较强的时变非线性和多源不确定性。一方面, 受高温高压、机械振动、化学腐蚀等服役环境与动态载荷的共同作用, 导致关键部件(如轴承、涡轮叶片)产生累积性性能退化; 另一方面, 受突发性故障(如电子元器件击穿、软件逻辑错误)与渐进式退化的交互影响, 使得系统可靠性呈现非平稳随机退化特性。一旦发生失效事件, 轻则造成生产中断与经济损失, 重则引发灾难性安全事故。据统计, 美国制造业每年因非计划停机导致的损失高达 500 亿美元, 而军事装备的突发故障可能直接威胁任务成功率与人员安全^[1]。在此背景下, 如何通过预测与健康管理的联合决策, 实现设备寿命周期内的成本最优化^[2-3], 已成为可靠性工程领域的研究重点。

作为 PHM 体系的技术基石, 剩余寿命 (remaining useful life, RUL) 预测通过构建数据-物理融合的退化模型, 为武器装备维修决策提供量化依据^[4-6]。传统数据驱动方法通常采用基于历史

同类设备退化数据来确定固定函数形式的随机退化模型, 并通过在线监测数据更新模型参数^[7-9]。然而, 该方法存在 2 个根本性问题: 一是由于模型结构形式的固定, 从而忽视了设备个体差异(如制造公差、安装偏差)与动态环境(如负载波动、工况迁移)导致的模型不匹配问题, 造成 RUL 预测精度下降; 二是决策维度的单一性, 现有研究多聚焦于设备维修时机的优化, 而忽视备件供应链协同(如订购时间、库存成本), 导致理论模型与实际的运行维护需求脱节^[10-11]。

当前, PHM 驱动的维护决策研究主要为预防性维护 (preventive replacement, PR), 包括定期维护 (time-based maintenance, TBM) 和视情维修 (condition-based maintenance, CBM)^[12]。其中, CBM 基于在线监测 (condition monitoring, CM) 数据构建随机退化模型, 实现 RUL 驱动的动态决策^[13-15]。由于受退化模型固定函数形式的约束, 且现有 CBM 研究多采用固定形式的线性随机过程^[16], 从而难以捕捉实际退化轨迹的变工况拐点特征。同时, 由于决策维度缺失, 仅优化维修阈值而忽视备件订购的时间点, 会导致理论研究与工程实践衔接不紧密。实证表明, 联合优化订购-替换策略可降低约 21% 的全寿命周期成本^[17-19]。

在联合决策研究方面, Wiggins^[20]开创性地引入备件订购与失效替换联合决策优化方法, 且 Osaki、Sheu、Chen 等^[21-23]将其逐步扩展至多故障模式场景。然而, 现有方法对设备运行信息利用不充分, 过多依赖历史失效数据而非实时 CM 数据, 无法适应个体退化轨迹, 且存在可靠性约束缺失的问题。此外, 以成本最小化为单一目标, 容易忽视关键任务设备(如导弹制导系统)的可靠性阈值要求。对于一些重要武器装备中的关键部件, 其相关成本(例如状态监测成本、订购成本、替换成本和相关备件持有成本等)并不是备件订购策略制定的唯一因素。例如, 导弹系统中关键部件燃料供给装置发生可靠性故障, 会导致整个导弹发射任务失败; 惯性导航系统中的关键部件惯性平台发生故障, 将会导致整个武器装备的高风险失效。由此可知, 关键部件的可靠性也是保证设备正常运行和任务顺利完成必不可少的因素之一。因此, 在制定备件订购与设备替换策略时不仅需要考虑成本, 更需要考虑可靠性约束问题。

针对上述挑战, 本文提出基于退化模型动态校准的备件订购与替换联合决策框架。首先, 自适应退化建模, 突破固定模型形式的约束, 构建基于线性 Wiener 过程的在线模型校准机制, 同步优化模型函数形式与参数, 解决设备个体差异性与服役环境导致的模型不匹配问题; 然后, 基于多目标协同优化, 建立融合可靠性约束与经济性目标(期望寿命周期成本率)的联合决策模型, 采用随机动态规划求解最优策略; 最后, 通过锂电池退化案例验证本文所提方法的有效性, 构建状态监测-寿命预测-决策更新的闭环架构, 实现备件订购与替换时间的动态协同调整。

1 问题描述

剩余寿命预测信息下的备件订购与替换联合决策策略属于一种实时决策机制, 通过动态校准初始退化模型来实现对设备剩余寿命的精准预测,

从而开展备件订购与替换联合决策的维修策略研究。定义决策变量的备件订购时间为 t_o 、替换时间为 t_p 以及 s 个状态监测时刻, 在运行设备整个寿命周期内的任意状态监测时刻 t_{k+s} 获取退化信息后, 即可实现对运行设备联合决策结果的动态更新。基于剩余寿命预测信息的备件订购和替换联合决策过程如图 1 所示。

本文是在可靠性约束下建立联合决策策略, 为此, 首先要为服役设备制定一个可靠性要求, 然后计算最佳的预测性维护时间。在得到最优的替换时间后, 根据单个决策变量下的目标函数计算出最优订购时间。该策略的优点是可以将设备的可靠性保持在一个较高的水平, 以确保能够成功完成任务。一般而言, 如果在监测区间内找到目标函数 $C(t_o, t_p)$ 的最小值, 则此时 t_o 为最优的订购时间。如果没有找到最小值, 则建议当下一个状态监测时间内新的状态信息可用时, 继续优化目标函数 $C(t_o, t_p)$ 。此外, 尽管在下一个状态监测时间区间内没有发现 $C(t_o, t_p)$ 的最小值, 但是设备可能在下一个状态监测时刻之前失效。在这种情况下, 应该立即进行维修替换。文章设定的目标函数中的相关成本包括库存相关成本、备件替换相关成本、运行状态监测成本和备件订购成本。其中, 库存成本主要有备件贮存成本和缺货成本, 并且备件替换成本包括故障替换成本和预防性替换成本。

为了更好地实现备件订购与替换决策的最优化, 建模过程中采用如下假设。

- 1) 令 C_m 为运行设备的单次状态监测费用。
- 2) 假设备件没有退化或失效, 且备件的送达时间 H 均固定不变。
- 3) 替换维修之后将运行设备重新恢复到良好状态。
- 4) 令 R_c 表示预设的可靠性阈值, 若可靠性达到预设的 R_c 时, 应立即进行预防性替换, 令 C_p 表示产生预期的维护成本。
- 5) 如果获得状态监测信息超过失效阈值 w ,

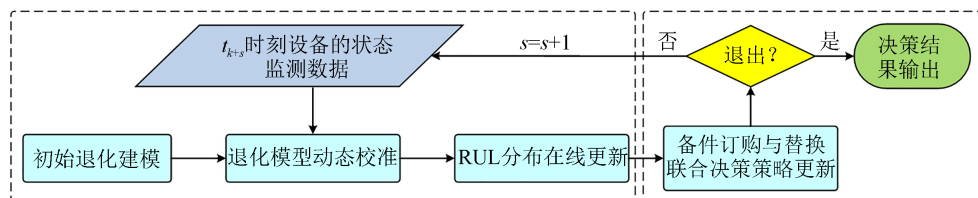


图 1 联合决策过程

Fig. 1 Joint decision-making process

意味着已经失效, 则应当立即进行备件替换, 其替换成本用 C_r 表示。

6) 维修替换成本满足 $C_m < C_p < C_r$ 。

7) 令 C_o 表示备件订购费用, 且备件单位时间的持有成本 C_h 低于单位时间的缺货成本 C_s 。

2 备件订购与替换联合决策的最优化

本节首先简要讨论构建基于退化模型动态校准的剩余寿命预测模型, 然后对决策部分进行详细讨论。

2.1 剩余寿命预测模型构建

在统计数据驱动的 RUL 预测研究中, 退化模型的函数形式与设备实际退化过程不匹配的问题是制约 RUL 预测精度的核心挑战。传统的退化模型参数更新策略, 虽能通过在线状态监测数据来调整模型参数, 但若初始退化模型结构存在函数形式偏差, 仍将导致 RUL 预测出现系统性误差。针对此种问题, 本文探索了基于预测误差建模的设备退化模型校准新思路, 提出一种基于模型函数形式校准的随机退化设备 RUL 在线预测方法, 突破了传统单一参数更新的局限, 实现模型函数形式与参数的协同优化, 提高了退化模型与退化过程的匹配度, 其技术路径如下。

1) 构建初始退化模型

Wiener 过程是一种由标准布朗运动 (standard Brown motion, SBM) 所驱动的带有漂移系数的随机扩散过程。令 $\{X(t) | t \geq 0\}$ 表示设备的随机退化过程, 则采用 Wiener 过程可将设备随机退化过程描述为

$$X(t) = x_0 + \lambda t + \sigma B(t) \quad (1)$$

式中: x_0 为设备在 t_0 时刻的退化状态; λt 为描述退化过程趋势的连续型漂移函数; $\sigma B(t)$ 描述设备在退化中的时变不确定性。其中, λ 为反映设备退化速率的漂移系数, 假设其先验分布 $p(\lambda)$ 为 $\lambda \sim N(\mu_{\lambda,0}, \sigma_{\lambda,0}^2)$; σ 为扩散系数; $\{B(t) | t \geq 0\}$ 为标准布朗运动。

对于初始退化模型中的未知参数, 可以基于同类设备的历史监测数据, 通过极大似然估计 (maximum likelihood estimate, MLE) 方法确定^[24], 并根据设备在线运行过程中的监测数据进行实时更新。令 $\theta = [\sigma^2, \mu_{\lambda,0}, \sigma_{\lambda,0}^2]$, $\mathbf{x}_{1:k} = [x_1, x_2, \dots, x_k]$ 表示在监测时刻 $t_1, t_2, \dots, t_k$ 获得的状态监测数据。其中, $x_k = X(t_k)$ 为设备在 t_k 时刻的退化值,

$k \geq 1$ 。基于此, 采用 Bayesian 方法估计更新退化模型的漂移系数 λ , 可得漂移系数 λ 在 t_k 时刻的后验分布为

$$P(\lambda | \mathbf{x}_{1:k}) = \frac{P(\mathbf{x}_{1:k} | \lambda) P(\lambda)}{P(\mathbf{x}_{1:k})} \propto P(\mathbf{x}_{1:k} | \lambda) P(\lambda) \quad (2)$$

式中: $P(\mathbf{x}_{1:k} | \lambda)$ 为截止到 t_k 时刻给定漂移系数后退化信息的条件分布, 根据模型描述, $\mathbf{x}_{1:k} | \lambda$ 为多变量正态分布; $P(\mathbf{x}_{1:k})$ 为截止到 t_k 时刻实时退化信息的联合分布。因此, 根据共轭性可知, 漂移系数 λ 的后验分布仍然服从正态分布, 相关参数可记为 $\lambda | \mathbf{x}_{1:k} \sim N(\mu_{\lambda,k}, \sigma_{\lambda,k}^2)$ 。进一步可得后验估计结果为

$$\mu_{\lambda,k} = \frac{\mu_{\lambda,0} \sigma^2 + x_k \sigma_{\lambda,0}^2}{t_k \sigma_{\lambda,0}^2 + \sigma^2} \quad (3)$$

$$\sigma_{\lambda,k}^2 = \frac{\sigma^2 \sigma_{\lambda,0}^2}{t_k \sigma_{\lambda,0}^2 + \sigma^2} \quad (4)$$

2) 基于退化模型的趋势预测

在初始退化模型参数更新的基础上, 对运行设备在未来时刻的退化状态进行预测。为此, 考虑模型函数形式校准机制, 根据退化数据估计得到 t_k 时刻的初始退化模型参数为 $\theta_k = [\sigma_k^2, \mu_{\lambda,k}, \sigma_{\lambda,k}^2]$ 。其中, $N(\mu_{\lambda,k}, \sigma_{\lambda,k}^2)$ 为设备在 t_k 时刻退化率 λ_k 的后验分布, σ_k 为 t_k 时刻的扩散系数。对未来 s 个监测时刻 $t_{k+1}, t_{k+2}, \dots, t_{k+s}$ 的设备退化状态进行预测, 则在 t_{k+q} ($q = 1, 2, \dots, s$) 时刻设备的退化状态可以表示为

$$\hat{X}(t_{k+q}) = x_k + \lambda_k(t_{k+q} - t_k) + \sigma_k B(t_{k+q} - t_k) \quad (5)$$

需要注意的是, 预测的退化状态为一个随机变量。为简化问题, 本节采用 x_{k+q} 的数学期望作为预测值, 则在 t_{k+q} ($q = 1, 2, \dots, s$) 时刻, 设备退化状态的预测值 $\hat{x}_{k+q}$ 可表示为

$$\hat{x}_{k+q} = E[\hat{X}(t_{k+q})] = x_k + \mu_{\lambda,k}(t_{k+q} - t_k) \quad (6)$$

根据上述结果, 基于初始退化模型得到设备从当前时刻 t_{k+1} 到 t_{k+s} 时刻的 s 个监测时刻退化状态的预测值, 可表示为 $\hat{\mathbf{x}}_{k+1:k+s} = [\hat{x}_{k+1}, \hat{x}_{k+2}, \dots, \hat{x}_{k+s}]$ 。

3) 模型动态校准原理

在预测值 $\hat{\mathbf{x}}_{k+1:k+s}$ 的基础上, 对初始退化模型的函数形式进行校准。首先, 基于设备未来退化状态的预测信息, 计算退化状态预测误差; 然后, 据此建立退化状态预测误差的参数化模型; 最后, 对初始退化模型进行补偿, 实现退化模型函数形式的校准。具体实现过程如下。

① 定义 $\mathbf{e}_{k+1:k+s} = [e_{k+1}, e_{k+2}, \dots, e_{k+s}]$, 表示对

设备从当前时刻 t_{k+1} 到校准时刻 t_{k+s} 的 s 个监测时刻退化状态的预测误差量, 数学表达式为

$$e_{k+q} = x_{k+q} - \hat{x}_{k+q}, q = 1, 2, \dots, s \quad (7)$$

式中: x_{k+q} 为 t_{k+q} 时刻的实际退化值。

②基于预测误差数据 $e_{k+1:k+s}$, 采用参数化建模方法建立退化状态预测误差随时间演变模型, 本文采用多项式模型来对误差趋势进行拟合, 即

$$e(t) = a_0 + a_1 t + a_2 t^2 + \dots + a_n t^n + \varepsilon = \sum_{i=0}^n a_i t^i + \varepsilon \quad (8)$$

式中: 令 $\beta = [a_0, a_1, a_2, \dots, a_n]$ 为误差模型的固定系数; n 为多项式模型的阶数; ε 为拟合残差, 假设其服从正态分布 $N(0, \sigma_\varepsilon^2)$ 。当模型阶数确定后, 参数 β 和 σ_ε^2 可通过极大似然方法估计得到。

③根据预测误差模型对初始退化模型进行补偿, 实现对设备随机退化过程模型函数形式的校准, 校准后的随机退化模型可表示为

$$X(t) = x_k + \sum_{i=0}^n a_i t^i + \lambda t + \sigma B(t), t_k < t \leq t_{k+s} \quad (9)$$

④退化模型函数形式校准后, 可基于新的监测数据 $\mathbf{x}_{k+1:k+s} = [x_{k+1}, x_{k+2}, \dots, x_{k+s}]$, 进一步采用 Bayesian 方法对模型漂移系数 λ 进行更新, 得到参数后验分布为

$$\mu_{\lambda, k+s} = \frac{\mu_{\lambda, k} \sigma_k^2 + (x_{k+s} + e(t_{k+s})) \sigma_{\lambda, k}^2}{t_{k+s} \sigma_{\lambda, k}^2 + \sigma_k^2} \quad (10)$$

$$\sigma_{\lambda, k+s}^2 = \frac{\sigma_k^2 \sigma_{\lambda, k}^2}{t_{k+s} \sigma_{\lambda, k}^2 + \sigma_k^2} \quad (11)$$

4) 剩余寿命在线预测

上述内容实现了对退化模型函数形式和参数的同时动态校准。首达时间框架下设备在 t_{k+s} 时刻的剩余寿命 L_{k+s} 可以定义为

$$L_{k+s} = \inf \{ l_{k+s} : X(t_{k+s} + l_{k+s}) \geq w | X(t_{k+s}) < w \} \quad (12)$$

根据上述剩余寿命 L_{k+s} 的定义和退化模型可知, 若取 $Z(l_{k+s}) = X(t_{k+s} + l_{k+s}) - x_{k+s}$, 则 $Z(l_{k+s})$ 也是一个随机过程, 且可以描述为 $Z(l_{k+s}) =$

$\sum_{i=1}^n a_i l_{k+s}^i + \lambda l_{k+s} + \sigma B(l_{k+s}), l_{k+s} \geq 0$ 。此时, L_{k+s}

等价于随机退化过程 $\{Z(l_{k+s}) | l_{k+s} \geq 0\}$ 首次到达失效阈值 $w_{k+s} = w - x_{k+s}$ 的时间, 其概率密度函数

$f_{L_{k+s} | \mathbf{x}_{k+1:k+s}}(l_{k+s} | \mathbf{x}_{k+1:k+s})$ 为

$$f_{L_{k+s} | \mathbf{x}_{k+1:k+s}}(l_{k+s} | \mathbf{x}_{k+1:k+s}) = \frac{w - x_{k+s} - \sum_{i=1}^n (i-1) a_i l_{k+s}^i}{\sqrt{2\pi l_{k+s}^3 (\sigma_{\lambda, k+s}^2 l_{k+s} + \sigma^2)}}$$

$$\exp \left\{ -\frac{1}{2l_{k+s} (\sigma_{\lambda, k+s}^2 l_{k+s} + \sigma^2) l_{k+s}} \left[\sum_{i=1}^n a_i l_{k+s}^i - w - x_{k+s} - \mu_{\lambda, k+s} l_{k+s} - \sum_{i=1}^n a_i (l_{k+s} + l_{k+s})^i \right]^2 \right\} \quad (13)$$

基于此, 退化模型自适应校准下剩余寿命的累积分布函数 (cumulative distribution function, CDF) $F(l_{k+s} | \mathbf{x}_{1:k+s})$ 和可靠性函数 $R(l_{k+s} | \mathbf{x}_{1:k+s})$ 可以表示为

$$F(l_{k+s} | \mathbf{x}_{1:k+s}) = \int_0^{l_{k+s}} f(\tau | \mathbf{x}_{1:k+s}) d\tau \quad (14)$$

$$R(l_{k+s} | \mathbf{x}_{1:k+s}) = 1 - F(l_{k+s} | \mathbf{x}_{1:k+s}) \quad (15)$$

2.2 备件订购与替换联合决策优化模型构建

为了构建备件订购与替换联合决策优化模型, 首先给出运行设备在整个寿命周期内可能出现的 4 种情况, 如图 2 所示。

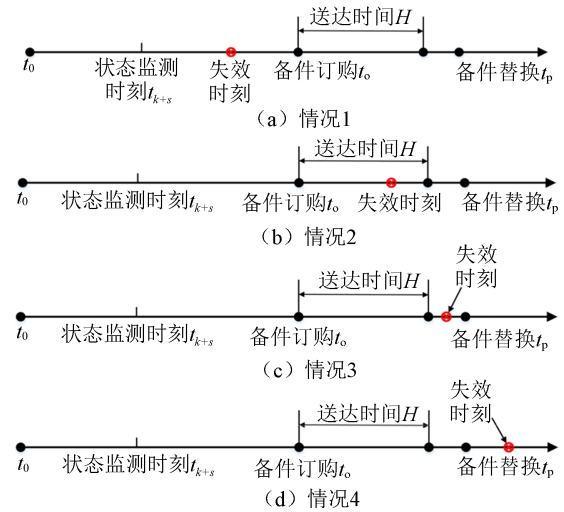


图 2 设备完整寿命周期内可能经历的情况

Fig. 2 Conditions experienced during the complete life cycle of the equipment

图 2 中, 情况 1 为运行设备在预测的最优订购时刻前发生失效, 则需立即订购备件并在备件到达后即刻替换失效备件, 这种情况属于失效性替换, 存在缺货费用和停机时间; 情况 2 为运行设备在备件送达之前失效, 虽然备件订购的订单已执行, 但备件还未交付, 设备在运输期间失效, 则需停机待备件送达后立马替换, 属于失效性替换, 同情况 1 一样存在缺货费用和停机时间; 情况 3 为备件送达之后处于贮存状态, 设备在预测的最佳替换时刻之前失效, 则需要立即使用订购的备件替换失效备件, 这种情况属于失效性替换, 存在库存费用, 但不存在缺货费用; 情况 4 为运行设备在预测的最佳替换时刻之后失效, 运行设备在预测的最佳替换时刻前未失效, 但是按照预测的替

换时刻已经完成备件替换, 属于预防性替换, 存在库存费用。

本文在构建备件订购与替换联合决策过程中还考虑了可靠性约束, 当可靠性达到预设的阈值时, 将进行预防性替换。可靠性阈值 R_c 是由工程实践经验和设备所执行的任务确定。根据可靠性约束条件, 若满足式 (16), 则进行预防性替换。

$$R(t \geq t_p | t_{k+s}, \mathbf{x}_{1:k+s}) \leq R_c \quad (16)$$

即 $R(l_{k+s} | \mathbf{x}_{1:k+s}) \leq R_c$, 其中, $R(t \geq t_p | t_{k+s}, \mathbf{x}_{1:k+s})$ 可以表示为

$$R(t \geq t_p | t_{k+s}, \mathbf{x}_{1:k+s}) = 1 - \int_0^{t_p} f(t_{k+s} + l_{k+s} | \mathbf{x}_{1:k+s}) dl_{k+s} \quad (17)$$

同时, 基于更新报酬理论^[25], 可将 t_{k+s} 时刻的备件订购与替换联合决策问题描述为

$$\begin{cases} \min & E[c(t_o, t_p)] = \frac{E_U}{E_V} c(t_o, t_p) \\ \text{s.t.} & R(l_{k+s} | \mathbf{x}_{1:k+s}) \leq R_c \\ & t_o \geq t_{k+s} \end{cases} \quad (18)$$

式中: E_U 和 E_V 分别为运行设备在寿命周期内的期望费用和期望周期长度, 即

$$E_U = C_p [1 - \int_0^{t_p} f(l_{k+s} | \mathbf{x}_{1:k+s}) dl_{k+s}] + C_i \int_0^{t_p} f(l_{k+s} | \mathbf{x}_{1:k+s}) dl_{k+s} + i C_m + C_o + C_s \int_{t_o}^{t_o+H} F(l_{k+s} | \mathbf{x}_{1:k+s}) dl_{k+s} + C_h \int_{t_o+H}^{t_p} [1 - F(l_{k+s} | \mathbf{x}_{1:k+s})] dl_{k+s} \quad (19)$$

$$E_V = t_{k+s} + \int_{t_o}^{t_o+H} F(l_{k+s} | \mathbf{x}_{1:k+s}) dl_{k+s} + \int_0^{t_p} [1 - F(l_{k+s} | \mathbf{x}_{1:k+s})] dl_{k+s} \quad (20)$$

式中: i 为状态监测的次数。

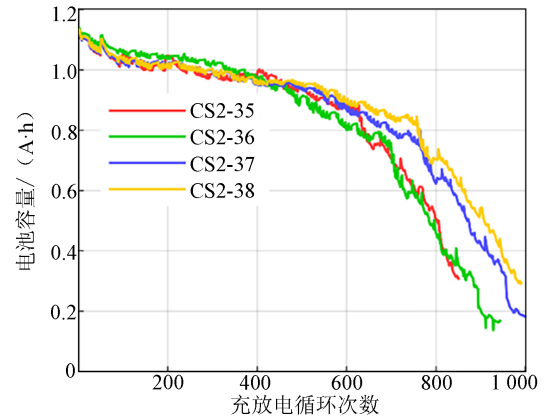
3 备件订购和替换决策优化程序

基于上述研究, 求解最优备件订购和设备替换时间的过程如下: 1) 在 t_{k+s+1} 时刻获得新的运行设备状态监测信息 $\mathbf{x}_{k+s+1}$, 并构建预测误差模型, 动态校准退化模型函数形式和参数, 得到校准后的随机退化模型, 然后在首达时间框架下推导 RUL 的概率密度分布表达式; 2) 实现退化模型动态校准后, 计算 t_{k+s+1} 时刻运行设备的实时 RUL 概率密度函数 (probability density function, PDF)、CDF 以及可靠性函数; 3) 基于预测的剩余寿命信息, 对设备的备件订购和维修替换可以通过优化目标函数进行决策; 4) 如果优化

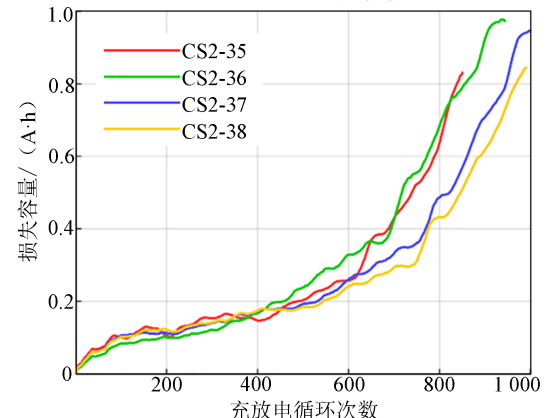
后的备件订购时间小于下一状态监测时间, 则停止决策程序, 并根据预测的订购和替换时间安排维修工作。否则, 只需在获得下一个状态监测时刻的状态监测信息后, 重复步骤 1) ~ 4) 即可。

4 实例研究

本节将基于剩余寿命预测信息的备件订购与设备替换联合决策策略应用于航空装备锂电池的备件订购与替换问题。采用马里兰大学 Pecht 研究小组的锂电池实例, 基于锂电池容量损失退化数据预测锂电池的剩余寿命信息, 并通过剩余寿命预测信息确定最佳备件订购时机和最佳设备替换时机, 为其健康管理活动的制定提供科学支撑。首先, 对锂电池原始退化数据采用平滑滤波器进行预处理。假设当电池容量损失超过初始容量的 80% 时, 即可认为电池失效。电池容量损失数据由额定电池容量值减去每个充放电循环后的电池容量得到, 锂电池容量退化轨迹如图 3 所示。



(a) 电池原始退化数据



(b) 电池容量损失

图 3 锂电池容量退化轨迹

Fig. 3 Capacity degradation trajectories of lithium batteries

由图3可知, 电池损失容量随充放电循环次数的增加而单调递增, 增长过程呈现非线性特征。实验初期, 电池容量损失较小, 但随着充放电循环次数的增加, 电池的容量在后期急剧下降, 造成该现象的原因是电极材料结构退化、活性物质流失或电解质分解等。

基于剩余寿命预测计算流程, 建立线性 Wiener 过程初始退化模型, 并对其进行校准, 校准后的退化模型能够更加准确地描述电池的退化过程。利用校准后的退化模型在线预测 CS2-38 锂电池剩余寿命分布的 PDF 和 CDF, 以 CS2-38 锂电池第 864 次充放电循环至第 896 次充放电循环共 11 次 (间隔次数为 3) 为例, 其结果如图 4 所示。

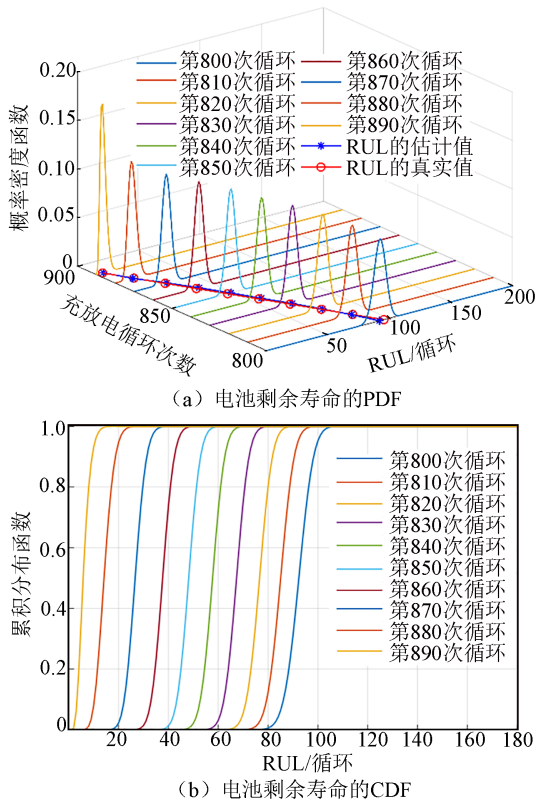


图 4 不同充放电循环下的剩余寿命预测
Fig. 4 RUL prediction under different charge/discharge cycles

由图 4 可知, 随着电池充放电循环次数的增加, 对其剩余使用寿命的预测概率密度曲线逐渐变窄, 表明预测结果的不确定性在逐渐减小。同时, 从图 4 (a) 中可以看出, 电池剩余使用寿命的预测值和真实值几乎接近, 表明本文所提方法能够较为准确地预测出电池的剩余使用寿命, 为后续预测性维护提供理论支撑。另外, 根据图 4 (b) 中的电池剩余使用寿命累计分布函数曲线,

可以得到某一时间点前电池失效的概率。

本节以单个备件订购的情况为例, 设定备件订购与替换联合决策模型相关参数。令可靠性阈值 R_c 为 0.98, 其他相应参数如表 1 所示。

表 1 与成本函数相关的参数设置

Table 1 Parameter settings related to the cost function

C_t /元	C_p /元	C_o /元	C_m /元	C_s / (元·h ⁻¹)	C_h / (元·h ⁻¹)	H /h
20 000	5 000	500	100	100	10	20

本节采用的 CS2-38 锂电池共有 896 个充放电循环, 假设每个循环之间的间隔为 2 h, 备件送达时间为 20 h。由于本文的备件订购与替换联合决策策略是基于实时监测数据进行预测的, 所以其剩余寿命信息也在实时动态更新, 因此不同监测时刻对应的决策结果也各不相同。为充分展示实验结果, 本节以第 800 次、802 次、804 次、806 次充放电循环为例展示了联合决策过程。表 2 给出了采用本文所提联合决策模型得到的备件最优订购时间 t_o^* 与备件替换时间 t_p^* 的决策结果, 以及对应的最小期望运行成本 $E_{C_{min}}$ 。

表 2 不同循环时的联合决策结果

Table 2 Results of joint decision-making at different cycles

循环次数	t_{k+s} /h	t_o^* /h	t_p^* /h	$E_{C_{min}}$ /(元·h ⁻¹)
800	1 600	1 611	1 640	50.563 3
802	1 604	1 614	1 643	50.598 8
804	1 608	1 618	1 647	50.634 6
806	1 612	1 621	1 650	50.665 0

由表 2 可得, 随着充放电循环次数的增加, 将会获取到更多的锂电池退化数据, 从而使得备件最优订购时间和备件替换时间随之发生更新, 反映出本文所提联合决策策略能够在设备使用过程中逐步进行动态更新。为了进一步展示联合决策策略的更新结果, 图 5 展示了长期平均费用 $C_{k+s}(t_o, t_p)$ 与备件订购时间和替换时间的函数曲线。图 6 更直观地描述了第 800 个充放电循环, 即第 1 600 h 后的备件订购和备件替换最优时间的决策结果。

从图 6 可以发现, 如果以费用最低为决策目标, 则此时备件订购和备件替换的最佳时间分别为第 1 611 h 和 1 640 h。同时, 在最优替换时间 t_p

之前, 设备的可靠性始终高于 95%, 表明该备件在替换之前是高度可靠的。

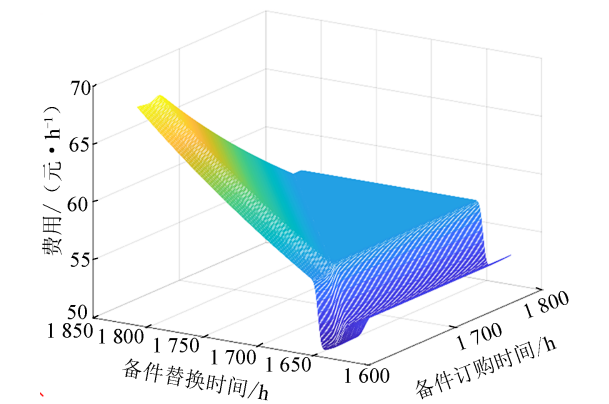


图 5 长期平均费用函数
Fig. 5 Long-term average cost function

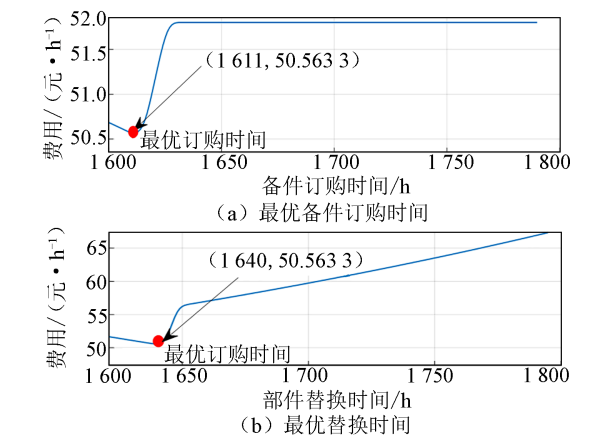


图 6 联合决策结果
Fig. 6 Results of joint decision-making

为进一步对备件订购与设备替换联合决策模型中的参数进行灵敏度分析, 本文选取备件送达时间 H 和预测性替换费用 C_p 来研究其在取不同值时对决策结果的影响。随机选择第 820 次充放电循环 (即第 1 640 h) 数据计算 H 和 C_p 取不同值时的联合决策结果。在表 1 中其余参数不变的情况下, 仅令备件送达时间 H 从 5 h 变化至 23 h, 计算得到不同决策结果如表 3 所示。可以看出, 随着备件送达时间 H 的增加, 最优备件订购时间 t_o^* 在不断减小, 而最优备件替换时间 t_p^* 始终保持不变, 其期望最小费用率 $E_{c_{\min}}$ 有微小的增加。

将预测性替换费用 C_p 依次设定为 5 000 元、10 000 元、15 000 元、19 000 元, 其他参数设置与表 1 相同。以第 820 次 (即第 1 640 h) 充放电循环次数为例进行计算, 可以得到预测性替换费用 C_p 在不同取值时的决策结果, 如表 4 所示。从表中可

以看出, 在锂电池寿命周期内, 随着预测性替换费用 C_p 的增加, 其期望最小费用率也随之相应增加, 并且最佳订购时间 t_o^* 和替换时间 t_p^* 均有不同程度的增加。结果表明, 备件最佳替换时间 t_p^* 对 C_p 的取值更为敏感。

表 3 第 820 次充放电循环时备件送达时间 H 取不同值的决策结果

Table 3 Decision results of taking different values for the delivery time (H) of spare parts during the 820th charge/discharge cycle

H/h	t_o^*/h	t_p^*/h	$E_{c_{\min}}/(\text{元} \cdot \text{h}^{-1})$
5	1 666	1 673	50.96
7	1 663	1 673	50.96
9	1 660	1 673	50.96
11	1 657	1 673	50.96
13	1 654	1 673	50.96
15	1 651	1 673	50.96
17	1 648	1 673	50.96
19	1 645	1 673	50.97
21	1 642	1 673	50.97
23	1 640	1 673	50.97

表 4 预测性替换费用 C_p 取不同值时的决策结果

Table 4 Decision results of taking different values for the predictive replacement costs (C_p)

$C_p/\text{元}$	t_o^*/h	t_p^*/h	$E_{c_{\min}}/(\text{元} \cdot \text{h}^{-1})$
5 000	1 644	1 673	50.97
10 000	1 644	1 673	53.85
15 000	1 645	1 678	56.55
19 000	1 645	1 682	56.75

5 结论

本文通过融合退化模型动态校准与多目标联合决策优化, 提出了一种基于退化模型可动态校准的备件订购与设备替换联合决策框架, 并开展了基于锂电池剩余寿命预测的设备健康管理实验, 主要结论如下。

1) 构建了基于线性 Wiener 过程的初始退化模型及基于退化数据的模型参数贝叶斯在线更新方法, 进而通过引入预测误差参数化模型, 实现退化模型函数形式和参数的同时动态校准, 在此基

基础上推导出设备剩余寿命的函数分布,实现了设备剩余寿命的准确在线预测。

2) 基于退化模型动态校准下的剩余寿命预测结果,以备件订购和设备替换时间为决策变量,在设备运行可靠性约束下,建立了备件订购与设备替换联合决策的长期期望费用率函数,并通过最小化费用率函数确定了最优备件订购时间和最优设备替换时间,且能够随着剩余寿命的实时预测进行动态更新。

3) 将所提方法应用于锂电池剩余寿命预测和设备健康管理中,开展了影响联合决策结果的备件送达时间和预测性替换费用参数灵敏度分析。

本文所提方法针对的是单变量性能指标的退化设备,对于多变量退化模型的动态校准、剩余寿命预测、备件订购与备件替换联合决策优化问题,还需要进行更加深入的研究。

参考文献

- [1] 肖雷, 张洁. 智能运维与健康管理[M]. 北京: 清华大学出版社, 2023: 1-11.
- [2] 李天梅, 司小胜, 张建勋. 多源传感监测线性退化装备数模联动的剩余寿命预测方法[J]. 航空学报, 2023, 44(8): 94-112.
LI T M, SI X S, ZHANG J X. Data-model interactive remaining useful life prediction method for multi-sensor monitored linear stochastic degrading devices[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2023, 44(8): 94-112.
- [3] 杨述明, 吴建军, 谢昌霖, 等. 数据驱动智能故障诊断技术在液体火箭发动机中的应用与展望[J/OL]. 航空学报, (2025-03-07)[2025-03-08]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1929.V.20250306.1410.006.html>.
YANG S M, WU J J, XIE C L, et al. Application issues of data-driven intelligent fault diagnosis technologies for liquid rocket engines[J/OL]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, (2025-03-07)[2025-03-08]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1929.V.20250306.1410.006.html>.
- [4] ZHANG Z X, LI T M, ZHANG J, et al. An age-dependent prognostic model for nonlinear degrading devices based on diffusion process[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(9): 9500-9511.
- [5] ALSUWIAN T, ANSARI S, ZAINURI M A A M, et al. A review of expert hybrid and coestimation techniques for SOH and RUL estimation in battery management system with electric vehicle applications[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 246: 123123.
- [6] TANG S J, WANG F F, SUN X Y, et al. Unbiased parameters estimation and mis-specification analysis of Wiener process-based degradation model with random effects[J]. Applied Mathematical Modelling, 2022, 109: 134-160.
- [7] SI X S, WANG W B, HU C H, et al. A Wiener-process-based degradation model with a recursive filter algorithm for remaining useful life estimation[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 35(1-2): 219-237.
- [8] ZHANG J X, HU C H, HE X, et al. A novel lifetime estimation method for two-phase degrading systems[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2019, 68(2): 689-709.
- [9] WANG Z Q, HU C H, WANG W B, et al. A prognostics-based spare part ordering and system replacement policy for a deteriorating system subjected to a random lead time[J]. International Journal of Production Research, 2015, 53(15): 4511-4527.
- [10] 吴凡, 周永涛, 李博文. 装备备件库存管理动态建模与决策研究[J]. 火箭军工程大学学报, 2024, 38(3): 88-93.
WU F, ZHOU Y T, LI B W. Dynamic modeling and decision-making method for equipment spare parts inventory management[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2024, 38(3), 88-93.
- [11] 刘建, 陈桂明, 张雨森, 等. 基于DEMATEL-ISM的装备保障中心选址评价指标体系研究[J]. 火箭军工程大学学报, 2024, 38(1): 46-53.
LIU J, CHEN G M, ZHANG Y S, et al. DEMATEL-ISM-based evaluation index system for equipment support center site selection[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2024 38(1), 46-53.
- [12] 刘家赫, 胡彭炜, 程海龙. 基于性能退化的复杂系统视情维修技术研究[J]. 空天防御, 2023, 6(1): 56-62.
LIU J H, HU P W, CHENG H L. Research on condition-based maintenance of complex system based on performance degradation[J]. Air & Space Defense, 2023, 6(1): 56-62.
- [13] 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.

- [14] 张正新, 胡昌华, 司小胜, 等. 双时间尺度下的设备随机退化建模与剩余寿命预测方法[J]. 自动化学报, 2017, 43(10): 1789-1798.
- ZHANG Z X, HU C H, SI X S, et al. Degradation modeling and remaining useful life prediction with bivariate time scale[J]. Acta Automatica Sinica, 2017, 43(10): 1789-1798.
- [15] 陈俊英, 席月芸, 李朝阳. 多尺度局部特征和 Transformer 全局学习融合的发动机剩余寿命预测[J]. 自动化学报, 2024, 50(9): 1818-1830.
- CHEN J Y, XI Y Y, LI Z Y. Prediction of aeroengine remaining life by combining multi-scale local features and Transformer global learning[J]. Acta Automatica Sinica, 2024, 50(9): 1818-1830.
- [16] MALINOWSKI S, CHEBEL-MORELLO B, ZERHOUNI N. Remaining useful life estimation based on discriminating shapelet extraction[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2015, 142: 279-288.
- [17] 叶鸿庆, 苏华德, 郑美妹, 等. 考虑双供应商的维护和备件订购联合决策优化[J]. 上海交通大学学报, 2022, 56(10): 1359-1367.
- YE H Q, SU H D, ZHENG M M, et al. Joint optimization of replacement and spare parts ordering with dual sourcing[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2022, 56(10): 1359-1367.
- [18] LIU K, ZOU T J, XIN M C, et al. RUL prediction based on two-phase Wiener process[J]. Quality and Reliability Engineering International, 2022, 38(7): 3829-3843.
- [19] ZHAO Z H, LI Q, YANG S P, et al. Remaining useful life prediction based on BiLSTM and attention mechanism[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(6): 44-50, 196.
- [20] WIGGINS A D. A minimum cost model of spare parts inventory control[J]. Technometrics, 1967, 9(4): 661-665.
- [21] OSAKI S, KAIO N, YAMADA S. A summary of optimal ordering policies[J]. IEEE Transactions on Reliability, 1981, R-30(3): 272-277.
- [22] SHEU S H, CHIEN Y H. Optimal age-replacement policy of a system subject to shocks with random lead-time[J]. European Journal of Operational Research, 2004, 159(1): 132-144.
- [23] CHEN C, LU N Y, JIANG B, et al. Condition-based maintenance optimization for continuously monitored degrading systems under imperfect maintenance actions[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2020, 31(4): 841-851.
- [24] PANG Z N, SI X S, HU C H, et al. A Bayesian inference for remaining useful life estimation by fusing accelerated degradation data and condition monitoring data[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2021, 208: 107341.
- [25] ROSS S M. Stochastic processes[M]. New York: John Wiley and Sons, inc., 1996: 183-196.
- (编辑: 刘建民)

通信作者及其研究团队介绍

司小胜, 男, 教授, 国家级领军人才, 长期从事装备剩余寿命预测与健康管理技术研究。主持国家自然科学基金重点项目、国家优秀青年基金项目、面上项目等共 8 项。先后获得国家自然科学二等奖 1 项、教育部技术发明一等奖 1 项、教育部自然科学一等奖 1 项、CAA 自然科学一等奖 1 项、陕西省高校科技一等奖 1 项, 国家优青、CAA 优博获得者, 入选国家万人计划科技创新领军人才、中国科协青托工程、爱思维尔中国高被引学者。出版英文专著 1 部、中文专著 1 部, 发表 SCI/EI 论文 150 余篇, 总被引用 1.6 万余次, 担任中国自动化学会技术过程的故障诊断与安全性专业委员会及大数据专业委员会委员, 国际权威期刊 *Mechanical Systems and Signal Processing*、*IEEE T Mech*、*Journal of Reliability Science and Engineering* 等期刊的编委及 *Chinese Journal of Aeronautics* 和《航空学报》的青年编委。当选十三届全国青联常委, 2025 年被党中央、国务院授予“全国先进工作者”称号。