

DOI: 10.20189/j.cnki.CN/61-1527/E.202503013

综合预测性能的模型选择指标 构建及其应用

卓越, 张建勋, 董青, 张正新, 司小胜*
(火箭军工程大学, 陕西 西安 710025)

摘要: 针对剩余寿命预测研究中采用单一模型进行退化建模时, 可能导致实际监测数据与构建的退化模型之间存在模型-数据不契合、泛化性能差以及过拟合等问题, 提出了一种考虑退化模型最优选择的随机退化设备剩余寿命预测方法。首先, 基于模型复杂度、拟合优度、泛化性能、预测准度和鲁棒性 5 种性能指标, 通过线性加权方法构建出一种复合评价准则, 并通过设备历史监测数据计算预测结果的最小均方误差, 从而确定复合评价准则的最优权重系数。其次, 对于获取的在线测试数据, 利用构建的复合评价准则确定最优退化模型, 并计算设备剩余寿命预测结果。最后, 通过锂离子电池实际退化数据进行实验验证。结果表明: 所提方法能选择出最优退化模型, 从而提升预测的泛化能力和鲁棒性。

关键词: 模型选择; 健康管理; 数据驱动; 评价指标; 剩余寿命预测

中图分类号: TP17

文献标志码: A

开放科学标识码(OSID):

文章编号: 2097-2741(2025)03-127-10



听语音
与作者互动
聊科研

Comprehensive Prediction Performance-Based Construction and Application of Model Selection Indicators

ZHUO Yue, ZHANG Jianxun, DONG Qing,
ZHANG Zhengxin, SI Xiaosheng*

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

ABSTRACT: Relying on a single model for degradation modeling can introduce challenges, such as model-data mismatch, poor generalization performance, and overfitting between actual monitoring data and the constructed degradation model. Therefore, a stochastic remaining useful life (RUL) prediction method for degraded equipment that considers the optimal selection of degradation models was proposed. First, based on five performance indicators including model complexity, goodness of fit, generalization performance, prediction accuracy, and robustness, a composite

收稿日期: 2025-04-20

修回日期: 2025-05-14

录用日期: 2025-05-18

基金项目: 国家自然科学基金 (62233017)

第一作者: 卓越 (2000—), 男, 硕士研究生, 主要从事复杂系统寿命预测与健康管理研究。E-mail: zhuoyue0519@outlook.com

***通信作者:** 司小胜 (1984—), 男, 教授, 主要从事复杂系统寿命预测与健康管理研究。E-mail: sixiaosheng@126.com

引用格式: 卓越, 张建勋, 董青, 等. 综合预测性能的模型选择指标构建及其应用[J]. 火箭军工程大学学报, 2025, 39 (3): 127-136. ZHUO Yue, ZHANG Jianxun, DONG Qing, et al. Comprehensive prediction performance-based construction and application of model selection indicators [J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2025, 39 (3): 127-136.

evaluation criterion was constructed using a linear weighting method. The minimum mean square error of the prediction results was calculated using the historical monitoring data of the equipment to determine the optimal weight coefficients of the composite evaluation criterion. Second, an optimal degradation model was determined for the obtained online test data, and the RUL prediction results were obtained using the constructed composite evaluation criterion. Finally, the method was experimentally verified using actual degradation data of lithium-ion batteries. The results show that the proposed method effectively selects an optimal degradation model, enhancing both the generalization ability and robustness of the prediction.

KEYWORDS: model selection; health management; data driven; evaluation criterion; remaining useful life prediction

剩余寿命 (remaining useful life, RUL) 预测作为预测与健康管理技术的核心, 旨在通过获取的状态监测数据, 利用随机过程或机器学习演化设备性能退化规律, 进而预测其剩余使用时长。该技术可以有效连接设备运行状态监测与健康管理的, 近年来广受国内外学者的关注并取得了长足进展^[1-3]。现有的剩余寿命预测方法主要分为失效机理分析方法、数据驱动的方法、机理模型和数据混合驱动方法^[4-9]。由于现代工业设备的运行环境和内部构造十分复杂, 以及相关先验知识的缺失, 其物理失效模型难以构建, 导致失效机理分析方法、机理模型以及数据混合驱动方法的推广应用的难度较大, 而数据驱动方法通常不需要过多的先验知识, 目前已成为国内外主流的剩余寿命预测方法, 在先进制造、航空航天等领域得到广泛应用^[10]。

基于随机过程的 RUL 预测方法作为数据驱动方法的重要组成部分之一, 通常利用适合的随机模型 (如 Wiener 过程、Gamma 过程和逆高斯过程等) 来描述准确设备的退化过程, 进而外推至失效阈值以实现设备的剩余寿命预测^[11-17]。Zhuang 等^[18]提出一种基于重参数化逆高斯过程的退化模型, 考虑了不同系统之间的变化点和模型参数的差异, 以应对个体间的异质性。Wang 等^[19]提出一种基于 Gamma 过程模型的动态 RUL 预测和最优维护时间的确定方法, 能够显著降低随机波动对 RUL 预测准确性的影响。李文丽等^[20]在多传感器数据融合的基础上, 使用 Wiener 过程实现了对刀具使用寿命的预测。类似地, 丁传彪等^[21]提出一种基于非线性维纳过程的自适应 URL 预测方法, 同时考虑了个体不确定性与测量不确定性的影响。然而, 上述研究通常采用单一随机模型对设备退化过程进行建模, 可能导致模型与数据不契合、

所选模型过度复杂、训练成本高且泛化性能差等问题。

基于上述问题, 根据设备退化数据信息及实际预测需要, 如何建立符合寿命预测性能需求的模型选择指标并筛选出最优随机退化模型成为近年来的研究热点。例如, Ekvall 等^[22]在贝叶斯层次模型中使用赤池信息准则 (Akaike information criterion, AIC) 和贝叶斯信息准则 (Bayesian information criterion, BIC) 进行模型选择。Park 等^[23]通过建立编码指标选择训练模型, 并在刀具数据集上验证了该指标的有效性。Nguyen 等^[24-25]系统介绍了常用的模型选择指标及使用方法。但是, 这些指标往往只从拟合优度、泛化性能等单一预测性能方面选择模型, 而忽略了模型综合预测性能。

因此, 本文综合考虑不同性能选择指标对模型筛选结果的影响, 提出一种复合评价准则来实现随机退化设备的模型最优选择和剩余寿命预测, 具体过程如下。1) 综合模型复杂度、拟合优度和鲁棒性等 5 个方面指标, 通过线性加权方法构建一种复合评价准则, 解决模型选择过程中存在的数模不契合等问题; 2) 利用设备历史监测数据计算出各权重向量下预测结果的最小均方误差, 解决复合评价准则的赋权问题; 3) 利用锂离子电池实际退化数据对所提方法进行验证, 确定最优退化模型计算设备剩余寿命预测结果。通过与其他单一指标所选模型相比, 验证了所提复合指标的有效性。

1 问题描述与总体框架

1.1 问题描述

对于同一类 N 个随机退化设备的某种状态的

退化过程进行监测, 可得一组全寿命周期历史退化数据 $X = (X_1, X_2, \dots, X_N)$, 其对应的失效时间记为 $T = (T_1, T_2, \dots, T_N)^T$ 。其中, $X_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,n_i})^T$ 表示第 i 台设备的退化数据, n_i 表示此类数据点的总数。对于随机退化过程, 可通过上述历史退化数据确立其退化模型形式。基于此, 可得首次时间下随机退化设备寿命 T 及 t_k 时刻剩余寿命 L_k 分别为

$$\begin{cases} T = \inf \{ t: X(t; \Theta) \geq \omega \mid X(0) \leq \omega \} \\ L_k = \inf \{ l_k: X(t_k + l_k; \Theta) \geq \omega \mid X(t_k) \leq \omega \} \end{cases} \quad (1)$$

式中: ω 为失效阈值; Θ 为退化模型的参数向量。

合适的退化模型可以更准确地描述设备退化过程, 从而提升设备剩余寿命预测的精度。然而, 退化模型的形式是多种多样的, 因此, 需要建立一个符合设备性能预测需求的模型选择指标, 从而筛选出能够准确描述设备退化过程的最优退化模型。通常, 令 $J(\cdot)$ 表示模型选择指标, M 表示候选模型, 其参数记为 Θ_m 。可以通过最小化模型选择指标 $J(\cdot)$, 选择最优退化模型 $\hat{M}$, 同时估计其参数 $\hat{\Theta}_m$, 具体过程为

$$(\hat{M}, \hat{\Theta}_m) = \arg \min_{M, \Theta_m} J(M, \Theta_m | X) \quad (2)$$

现有模型的指标选择通常只关注模型拟合度的表现, 容易出现过拟合的情况。因此, 当需要准确预测设备性能的退化过程时, 应当建立一个性能全面的模型选择指标。

1.2 所提方法的总体框架

通过权重向量配置的方法整合多种性能指标, 具体过程可表示为

$$J_{\text{mix}}(M) = \sum_{i=1}^K w_i J_i(M) \quad (3)$$

式中: $J_{\text{mix}}(\cdot)$ 表示退化模型选择综合指标; $J_i(\cdot)$ 表示第 i 个单一性能指标, 其权重记为 w_i ; K 为所选单一性能指标的数量。

假设权重向量 $w = (w_1, w_2, \dots, w_K)^T$ 已知, 则可根据历史退化数据, 结合式 (3) 计算各候选模型的 $J_{\text{mix}}(\cdot)$, 从而筛选出最优的退化模型 $\hat{M}$ 。由此, 提出一种基于剩余寿命预测性能确定权重向量的方法, 可令 $\hat{L}_{k,M}$ 表示使用模型 M 在 t_k 时刻估计的设备剩余寿命, 其实际剩余寿命记为 L_k , 随后, 使用预测指标来计算预测剩余寿命 $\hat{L}_{k,M}$ 与真实剩余寿命 L_k 之间的偏差, 即可确定最优权重向量 $\hat{w}$ 为

$$\hat{w} = \arg \min_w D(\hat{L}_{k,\hat{M}_w}, L_k) \quad (4)$$

式中: $D(\hat{L}_{k,\hat{M}_w}, L_k)$ 表示给定的预测指标, 反映估计误差; $\hat{M}_w$ 表示权重为 w 时所选的退化模型。

当处理新的退化数据 $y_{1:k} = (y_1, y_2, \dots, y_k)^T$ 时, 可通过式 (4) 所确定的最优权重设置退化模型来选择综合指标, 进而选择最优退化模型并估计其参数向量, 可表示为

$$(\hat{M}, \hat{\Theta}_m) = \arg \min_{M, \Theta_m} \sum_{i=1}^K \hat{w}_i J_i(M, \Theta_m | y_{1:k}) \quad (5)$$

基于所选模型及其估计的参数向量, 可通过式 (1) 实现该设备的剩余寿命预测, 具体流程如图 1 所示。

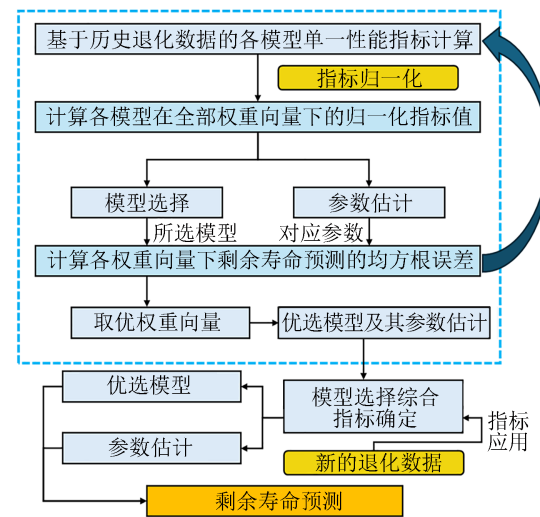


图 1 模型选择指标确立及其应用流程

Fig. 1 Establishment and application process of model selection indicators

2 退化模型选择指标的建立

2.1 非线性维纳过程

非线性维纳过程是一类由标准布朗运动驱动的非线性退化过程, 可以更好地描述设备实际退化, 因此, 采用其作为退化模型, 其公式为

$$X(t) = X(0) + \int_0^t \mu(\tau; \theta) d\tau + \sigma_B B(t) \quad (6)$$

式中: $\mu(\tau; \theta)$ 为退化过程的漂移系数, 反映退化趋势, 其参数向量为 θ ; σ_B 和 $B(t)$ 分别表示扩散系数和标准布朗运动。为了简化计算, 通常假设 $X(0) = 0$ 。退化模型的形式主要由 $\mu(\tau; \theta)$ 决定, 如果给定 $\mu(\tau; \theta)$ 及其相应的参数, 可得设备寿命的分布为

$$f_T(T) = \frac{1}{\sqrt{2\pi t}} \left(\frac{S_B(t)}{t} + \frac{1}{\sigma_B} \mu(\tau; \theta) \right) \cdot \exp \left\{ -\frac{S_B^2(t)}{2t} \right\} \quad (7)$$

式中: $S_B(t) = \frac{1}{\sigma_B} \left(\omega - \int_0^t \mu(\tau; \theta) d\tau \right)$ 表示首达时间意义下标准布朗运动对应的时变边界。此外, 通过寿命与剩余寿命间的关系, 还可通过式 (7) 进一步推导在役设备的 RUL 分布。

2.2 基于复合评价准则的模型选择指标构建

设备的退化过程可以通过多种随机退化模型进行刻画, 但选择合适的模型可以更好地描述失效规律。而现有随机退化模型形式多样, 在筛选所需随机退化模型的过程中, 应使用能够有效契合所需预测性能的指标。因此, 本文从模型复杂度、拟合优度、泛化性能、预测准度和鲁棒性 5 个方面分别选取具有代表性的模型参数个数、均方误差、L1 范数、与样本中位数的平均绝对偏差和敏感度作为基础指标, 综合衡量模型的性能, 并在此基础上构建退化模型选择综合评价指标。

1) 模型参数个数

模型参数是指模型内部的可调整变量, 决定了模型的行为和预测能力, 其数量的计算式为

$$n = \text{length}(\theta) \quad (8)$$

式中: n 表示模型参数的数量。显然, 模型参数数量越少, 则模型越简单。在符合预测要求的前提下, 通常倾向于选择更为简单的退化模型。

2) 均方误差

均方误差 (mean squared error, MSE) 是衡量预测模型拟合优度的一种常用指标, 通过计算预测值与实际值之间差异平方值的平均值, 来量化模型的预测精度, 其计算式为

$$E_{\text{MSE}} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad (9)$$

式中: y_i 为设备实际退化的观测值; $\hat{y}_i$ 为退化数据的预测值。 E_{MSE} 对数据中离群值较为敏感, 其值小说明模型拟合效果越好。

3) L1 范数

L1 正则化是提升模型泛化性能的重要途径, 通过向损失函数中添加 L1 范数可以有效筛选不必要的模型参数, 其计算式为

$$\|\theta\|_1 = \sum_{j=1}^n |\theta_j| \quad (10)$$

式中: 参数向量的 L1 范数越小, 说明模型不必要的参数所占权重越小, 其泛化性能越好。

4) 与样本中位数的平均绝对偏差

与样本中位数的平均绝对偏差表示数据点与样本中位数的平均绝对距离, 在剩余寿命预测的过程中, 可以有效衡量模型的预测准度, 其计算式为

$$D_{\text{MAD}} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k |\hat{y}_i - M(y)| \quad (11)$$

式中: $M(y)$ 为设备实际退化数据的均值, D_{MAD} 越小, 说明预测数据离散程度越小, 模型的预测准度越高。

5) 敏感度

敏感度是一种重要的鲁棒性指标, 用于评估预测模型在输入条件变化时的性能变化, 其计算式为

$$S = \frac{\Delta P}{\Delta N} \quad (12)$$

式中: ΔP 为性能指标的变化量, 选用 MSE 衡量预测性能的变化, 即 $\Delta P = \Delta E_{\text{MSE}}$; ΔN 为噪声水平的变化量, 可以为原始数据添加高斯噪声, 方差变化量即为噪声水平变化量。敏感度越小, 说明模型抗干扰能力越强。

综合上述各单一性能指标和线性加权方法 (3), 以得到本文构建的模型选择复合评价准则, 可表示为

$$J_{\text{mix}}(M) = \sum_{i=1}^K w_i J_i(M) = w_1 \text{length}(\theta) + w_2 E_{\text{MSE}} + w_3 \|\theta\|_1 + w_4 D_{\text{MAD}} + w_5 S \quad (13)$$

因此, 只要给出各指标对应的最优权重, 即可根据式 (13) 选择出最优的退化模型, 同时估计其模型参数向量。

2.3 基于 RUL 预测性能的指标权重确定

由于各个基础指标的方向和单位不同, 因此, 需要对基础指标进行同向化和归一化处理。由于所选指标均为逆向指标, 即指标值越小, 性能越优。所以只需对各基础指标进行归一化即可, 具体方法如下。

$$J_{i,\text{norm}} = \frac{J - J_{i,\min}}{J_{i,\max} - J_{i,\min}} \quad (14)$$

式中: $J_{i,\text{norm}}$ 为归一化后的基础指标; $J_{i,\max}$ 和 $J_{i,\min}$ 分别为各指标的最大值和最小值。

RMSE 在回归分析中被广泛应用于剩余寿命预测, 其表达式为

$$E_{\text{RMSE}}(\hat{\mathbf{L}}_{k,M}, \mathbf{L}_k) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (\hat{\mathbf{L}}_{k,M} - \mathbf{L}_k)^2} \quad (15)$$

式中: $\hat{\mathbf{L}}_{k,M} = (\hat{L}_{1,M}, \hat{L}_{2,M}, \dots, \hat{L}_{N,M})^T$ 为采用模型 M 估计的剩余寿命; $\mathbf{L}_k = (L_1, L_2, \dots, L_N)^T$ 为设备剩余寿命真实值。

基于历史退化数据, 可通过 RMSE 估计各基础指标的权重, 即令剩余寿命预测 RMSE 最小的权重向量作为最优权重向量, 可表示为

$$\hat{\mathbf{w}} = \arg \min_{\mathbf{w}} E_{\text{RMSE}}(\hat{\mathbf{L}}_{k,M}, \mathbf{L}_k) \quad (16)$$

式中: $\hat{\mathbf{w}}$ 为最优权重向量。因此, 所构建的退化模型选择综合评价指标可表示为

$$\mathbf{J}_{\text{mix}} = \hat{\mathbf{w}} \cdot \mathbf{J}_{\text{norm}}^T \quad (17)$$

式中: $\mathbf{J}_{\text{norm}}^T$ 为归一化后的各基础指标。

针对同类设备新的退化数据, 可计算各候选模型 $\mathbf{J}_{\text{mix}}$ 值, 筛选 $\mathbf{J}_{\text{mix}}$ 最小的模型及其所估计参数作为新数据用于剩余寿命预测退化模型。

考虑 5 种不同的预测性能, 分别选取 5 个广泛使用的基本指标, 并采用线性加权方法进行整合。需要注意的是, 各基础指标和整合方法的选择并非唯一, 可按实际需要选择其他基本指标和整合方法。

2.4 基于退化模型选择综合指标的 RUL 预测

基于所建立的退化模型选择综合评价指标, 可通过设备的历史退化数据, 选择合适的退化模型来预测其剩余寿命。分别考虑了 4 种形式的退化模型, 分别为双指数模型 M_1 、二次函数模型 M_2 、对数函数模型 M_3 以及三角函数模型 M_4 , 4 种模型的具体形式如表 1 所示。

表 1 4 种候选模型数学表达式

Table 1 Mathematical expressions for the four candidate models

模型	数学表达式
M_1	$X(t) = X(0) + ae^{bt} + ce^{dt} + \sigma_B B(t)$
M_2	$X(t) = X(0) + at^2 + bt + \sigma_B B(t)$
M_3	$X(t) = X(0) + a \ln(t+1) + \sigma_B B(t)$
M_4	$X(t) = X(0) + a \sin(bt+c) + d \cos(et+f) + \sigma_B B(t)$

令 $\mathbf{y}_{1:k} = (y_1, y_2, \dots, y_k)^T$ 表示新收集的在役设备退化数据, 最优模型和其相应参数向量估计值可表示为

$$(\hat{M}, \hat{\boldsymbol{\theta}}_m) = \arg \min_{M, \boldsymbol{\theta}_m} \mathbf{J}_{\text{mix}}(M, \boldsymbol{\theta}_m) \quad (18)$$

得到最优模型及其参数向量后, 可通过文献 [1] 所提方法, 计算 t_k 时刻 RUL 的概率密度函数 (probability density function, PDF), 以下为各候选模型 RUL 的 PDF 具体形式。

1) 双指数模型

$$f_{\text{RUL}}(l_k) \approx \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_B^2 l_k^3}} \cdot [\omega_k - ae^{bt_k(e^{dt_k}-1)} - ce^{dt_k(e^{dt_k}-1)} + l_k(abe^{t_k+l_k} + cde^{t_k+l_k})] \cdot \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma_B^2 l_k} \cdot [\omega_k - x_k - ae^{bt_k(e^{dt_k}-1)} - ce^{dt_k(e^{dt_k}-1)}]^2\right\} \quad (19)$$

2) 二次函数模型

$$f_{\text{RUL}}(l_k) \approx \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_B^2 l_k^3}} \cdot (\omega_k + al_k^2) \cdot \exp\left\{-\frac{\omega_k - (al_k^2 + 2al_k t_k + bl_k)^2}{2\sigma_B^2 l_k}\right\} \quad (20)$$

3) 对数函数模型

$$f_{\text{RUL}}(l_k) \approx \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_B^2 l_k^3}} \cdot (\omega_k - a \ln(\frac{l_k + t_k + 1}{t_k + 1}) + \frac{al_k}{l_k + t_k + 1}) \cdot \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma_B^2 l_k} \cdot (\omega_k - a(\ln(l_k + t_k + 1) - \ln(t_k + 1)))^2\right\} \quad (21)$$

4) 三角函数模型

$$f_{\text{RUL}}(l_k) \approx \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_B^2 l_k^3}} \cdot \{ \omega_k - [a \sin(b(l_k + t_k) + c) + d \cos(e(l_k + t_k) + f) - a \sin(bt_k + c) - d \cos(et_k + f)] + l_k[ab \cos(b(l_k + t_k) + c) - de \sin(e(l_k + t_k) + f)] \} \cdot \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma_B^2 l_k} \cdot (\omega_k - (a \sin(b(l_k + t_k) + c) + d \cos(e(l_k + t_k) + f) - a \sin(bt_k + c) - d \cos(et_k + f)))^2\right\} \quad (22)$$

式中: $\omega_k = \omega - x_k$, 表示 t_k 时刻设备状态与失效阈值间的差值。

具体算法步骤如下。

算法 1: 退化模型选择复合评价准则剩余寿命预测算法

Step1 初始化

计算各模型在所有设备历史监测数据下每个基本指标的值, 并通过 $J_{j,\text{norm}} = \frac{J - J_{i,\text{min}}}{J_{i,\text{max}} - J_{i,\text{min}}}$ 归一化各指标。

Step2 退化模型选择综合指标构建

计算各候选模型在各权重向量下 RUL 的 RMSE, 估计最优权重向量 $\hat{\omega}$, 建立权重确定后的退化模型选择综合指标 J_{mix} 。

Step3 模型选择及参数估计

通过所建立指标, 选择 J_{mix} 最小的候选模型作为最优退化模型 $\hat{M}$, 同时估计其参数向量 $\hat{\theta}_m$ 。

Step4 剩余寿命预测

针对新的退化数据, 采用最优退化模型+ $\hat{M}$ 估计其模型参数向量 $\hat{\theta}_m$, 计算其 RUL 的 PDF。

3 锂离子电池实例研究

采用美国麻省理工学院提供的额定容量为 1.1 Ah 的 APR18650M1A 锂离子电池退化数据集^[26], 由于反复循环充放电会导致电池加速老化, 因此将电池额定容量下降至 0.88 Ah 作为电池寿命终止的标准。从公开的 124 个电池中随机选取编号为 2、5、8、13、16、22、25、32、36、40 的锂离子电池退化数据作为训练数据, 并选取 2 号电池对所提方法进行验证。为便于后续计算, 对所选数据进行预处理, 令其值全部取负数, 使退化数据排列顺序由递减变为递增, 得到所选训练集退化数据如图 2 所示。

采用双指数模型、二次函数模型、对数函数模型和三角函数模型验证所提模型选择指标的有效性, 分别记为 M_1 、 M_2 、 M_3 和 M_4 。首先, 设置指标初始权重为 $\omega_1 = (0.1, 0.1, 0.1, 0.1, 0.6)$, 每个权重范围设置为 0.1~0.6, 各权重变化步长为 0.1, 进而得到 126 组权重向量。通过获取的历史监测数据, 可得各权重向量下 4 种模型预测剩余寿命 RMSE 的平均值, 如表 2 所示。

表 2 4 种模型预测剩余寿命 RMSE 的平均值
Table 2 Average RMSE values of four models' predictions of RUL

模型	RMSE 平均值
M_1	8.286 0
M_2	489.620 2
M_3	525.382 7
M_4	441.948 5

由表 2 可以看出, 与模型 M_2 、 M_3 以及 M_4 相比, 使用模型 M_1 的剩余寿命预测结果的 RMSE 最

小, 说明采用模型 M_1 进行了剩余寿命预测的偏差最小, 即双指数模型 M_1 为锂电池退化数据对应的最优模型。然后, 计算采用 M_1 时各权重向量下剩余寿命的预测误差, 得其箱线图如图 3 所示。

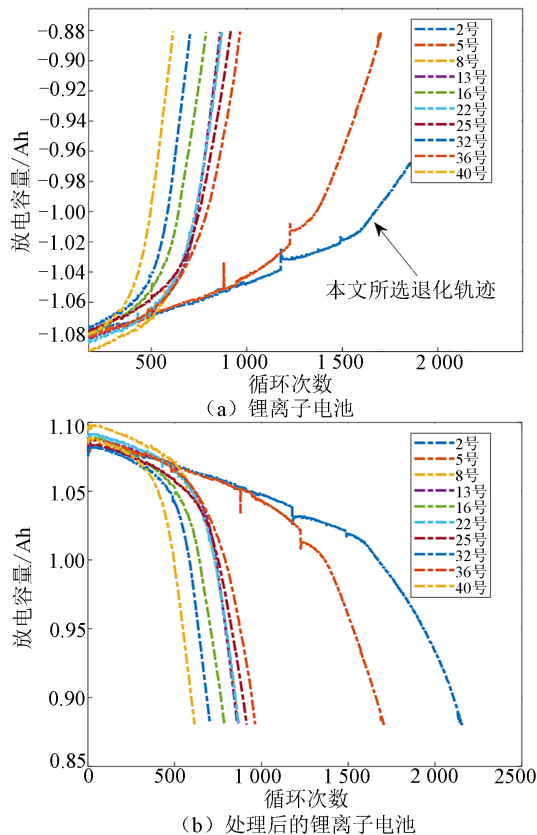


图 2 所用锂离子电池容量退化数据
Fig. 2 Capacity degradation data of the lithium-ion batteries used in this paper

由图 3 可以看出, 第 126 组权重向量, 即 $\omega = (0.6, 0.1, 0.1, 0.1, 0.1)$ 时, 剩余寿命预测误差取最小值 2.676 1, 说明指标以该权重向量赋权时, 模型寿命预测误差最小, 即寿命预测效果最佳。因此, 采用该权重作为所提指标的权重向量, 得退化模型选择综合指标为

$$J_{\text{mix}}(M) = 0.6 \text{length}(\theta) + 0.1E_{\text{MSE}} + 0.1\|\theta\|_1 + 0.1D_{\text{MAD}} + 0.1S \quad (23)$$

针对作为验证数据的 2 号电池的退化数据, 分别采用本文指标和常用的 MSE、AIC、 R^2 作为模型选择指标筛选候选模型同时估计其参数向量, 其结果如表 3 所示。

根据式 (23), 使用表 3 中的优选模型及其参数向量, 对测试数据剩余寿命进行预测, 结果如图 4 所示。

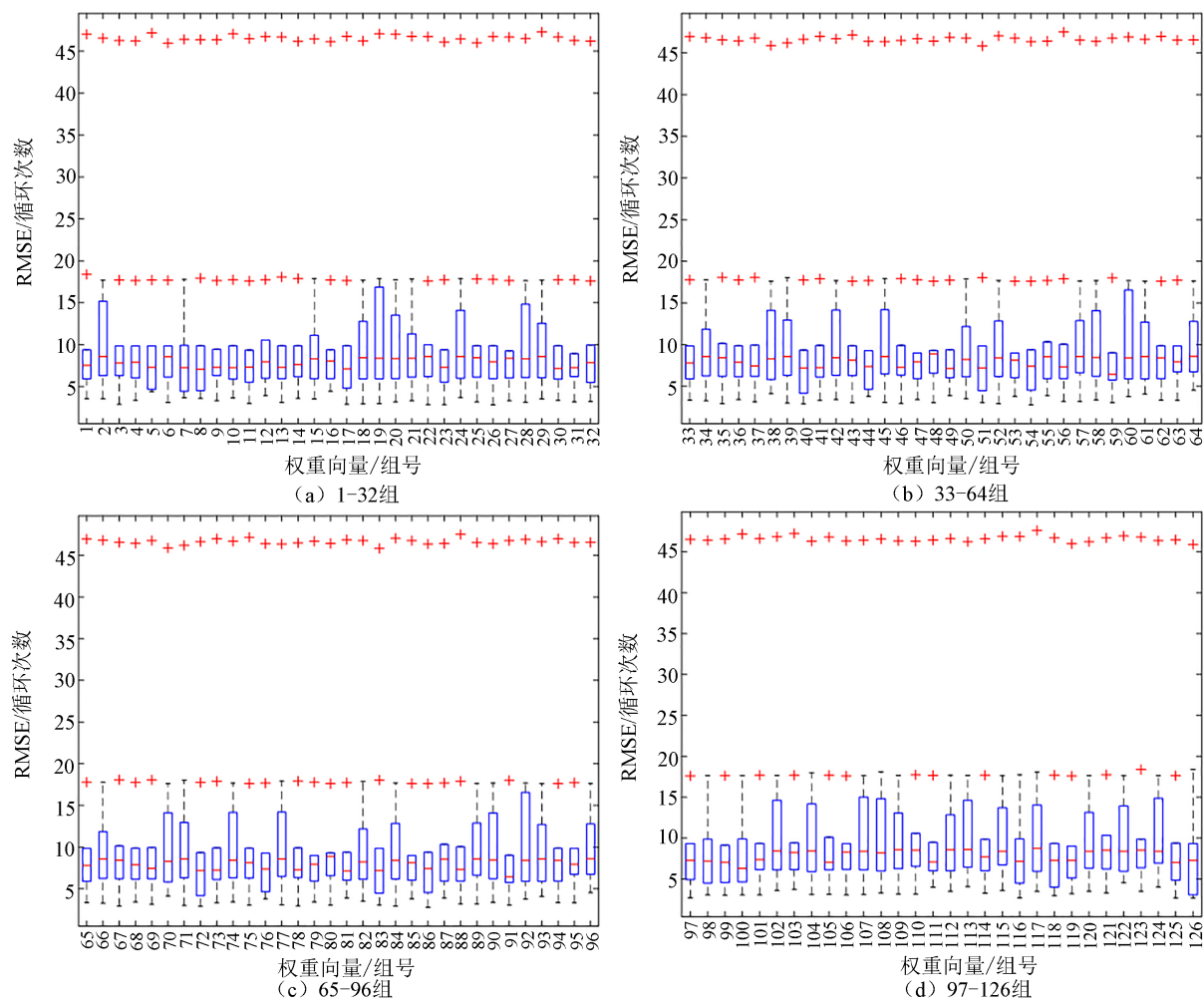


图 3 各权重向量下剩余寿命的预测误差

Fig. 3 Errors of RUL prediction under different weight vectors

表 3 4 种指标下的模型参数估计值

Table 3 Estimated values of model parameters under four indicators

模型选择指标	a	b	c	d	e	σ_B
本文指标	-0.000 49	0.002 61	0.138 60	0.000 25	0.949 02	0.002 17
MSE	-0.000 21	0.002 08	0.969 57	0.000 03	0.115 67	0.002 04
AIC	-0.000 21	0.003 01	1.270 41	-0.000 04	0.122 98	0.002 04
R^2	-0.000 23	0.002 97	0.436 09	-0.000 08	0.649 87	0.002 05

由图 4 可以看出，采用各指标所选模型预测的剩余寿命与真实剩余寿命轨迹基本吻合，说明 4 种模型均能准确预测测试数据的退化。但是，各模型之间的其他性能指标存在显著差异，具体如表 4 所示。可以看出，采用本文指标所选模型的 L1 范数、MAD 和敏感度均优于其他 3 种指标，L1 范数的值较小表明该模型的复杂度更低，有助于减少计算成本和提高模型的可解释性。MAD 的值较

小，进一步验证了该模型在预测精度上的优势，能够更准确地反映实际退化数据的变化。此外，较低的敏感度表明该模型对数据中的噪声和异常值具有更强的鲁棒性，能够在复杂多变的实际环境中保持稳定的预测性能。由此可知，本文所提方法可以在确保预测准确性的前提下，选择出复杂度更低、预测准确度更高和鲁棒性更好的退化模型。

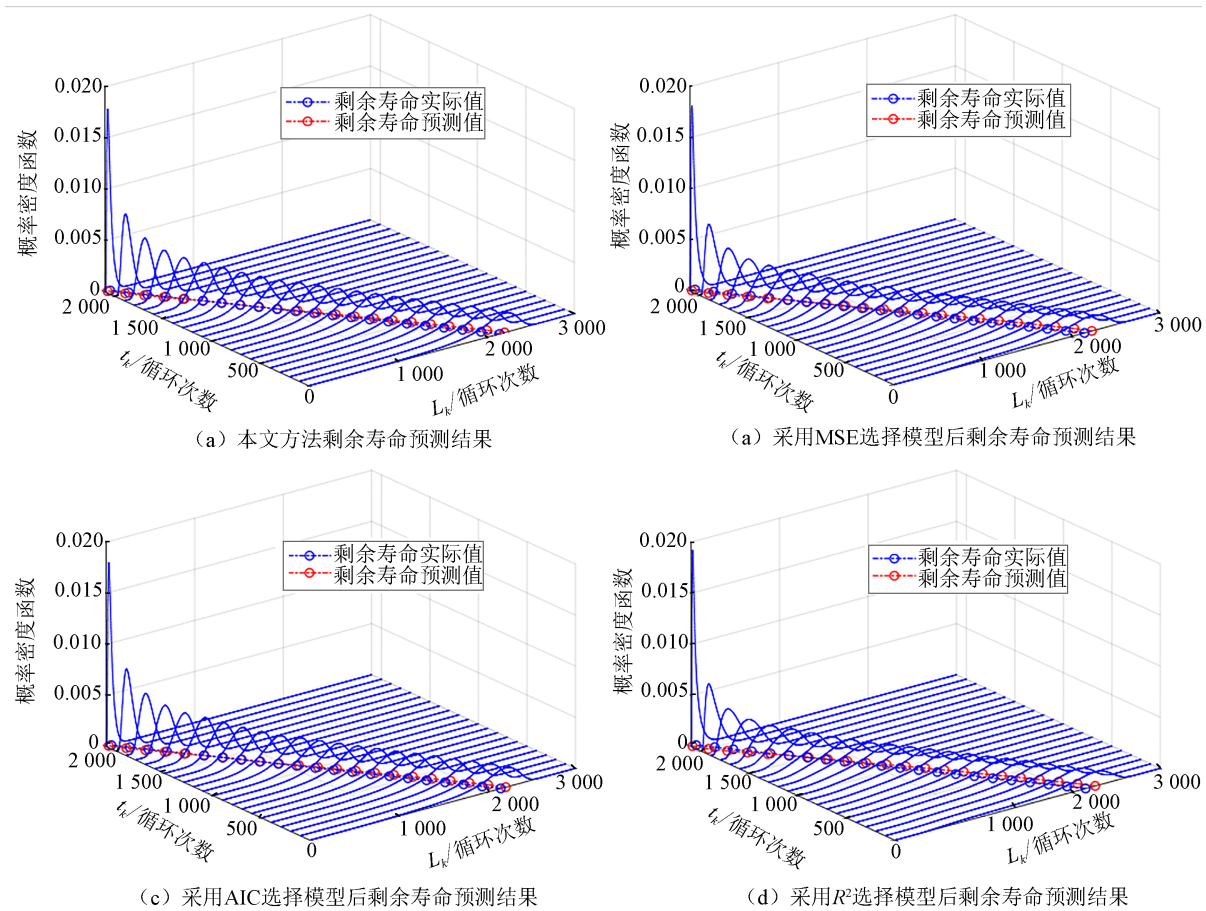


图 4 四种方法剩余寿命预测结果

Fig. 4 RUL prediction results of four methods

表 4 4 种指标所选模型性能			
Table 4 Performance of the models selected by four indicators			
指标类型	L1 范数	MAD	敏感度
本文指标	1.088 7	0.001 1	0.372 0
MSE	1.195 4	0.038 0	2.948 2
AIC	1.088 5	0.001 4	3.670 6
R ²	1.088 9	0.001 4	1.069 7

4 结论

针对剩余寿命预测中随机退化模型选择中存在的模型-数据不契合、模型过拟合、泛化性能差等实际问题，提出了一种考虑多种预测性能指标的退化模型优选及剩余寿命预测方法。选择各性能具有代表性的模型选择指标，基于获取的历史监测数据计算各权重向量下指标所选模型 RUL 预测误差得到最优权重向量。根据所提的复合指标对候选模型进行筛选，并基于最优模型实现设备

剩余寿命预测，并通过锂离子电池实际退化数据进行实验验证。结果表明，所提的复合指标能够在满足预测精度的基础上，选择出综合预测性能更优的模型。

后续，会考虑模型及参数不确定时的模型选择综合指标应用的实验设计与验证，以及模型选择综合指标在模型自适应更新时的应用研究等开展相关工作。此外，所提指标在航空发动机等复杂系统健康管理决策中的应用验证也是需要进一步研究的问题。

参考文献

[1] 司小胜, 胡昌华. 数据驱动的设备剩余寿命预测理论及应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2016: 1-3.

[2] ZHANG Q, LIU Q, YE Q. An attention-based temporal convolutional network method for predicting remaining useful life of aero-engine[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 127: 107241.

[3] 张迦陵, 张建勋, 杜党波, 等. 考虑备件退化的贮备系统剩余寿命预测方法[J]. 西安交通大学学报,

- 2024, 58(12): 175-185.
- ZHANG J L, ZHANG J X, DU D B, et al. Prediction method for remaining useful life of standby systems considering degradation of spare parts[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2024, 58(12): 175-185.
- [4] 李天梅, 司小胜, 刘翔, 等. 大数据下数模联动的随机退化设备剩余寿命预测技术[J]. 自动化学报, 2022, 48(9): 2119-2141.
- LI T M, SI X S, LIU X, et al. Data-model interactive remaining useful life prediction technologies for stochastic degrading devices with big data[J]. Acta Automatica Sinica, 2022, 48(9): 2119-2141.
- [5] 丁贝, 万爱辉, 牛珑昌. 多失效机理下船用直流电机驱动电路健康状态评估方法[J]. 船舶工程, 2024, 46(S2): 185-189.
- DING B, WAN A H, NIU L C. Health status evaluation method for DC motor drive circuits under multiple failure mechanisms[J]. Ship Engineering, 2024, 46(S2): 185-189.
- [6] WANG L B, CHEN Y, ZHAO X F, et al. Predictive maintenance scheduling for aircraft engines based on remaining useful life prediction[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(13): 23020-23031.
- [7] 熊子龙, 曹哲. 考虑测试履历影响的惯导系统健康状态评估方法[J]. 火箭军工程大学学报, 2025, 39(2): 22-28.
- XIONG Z L, CAO Z. Health assessment method for inertial navigation systems with consideration of test impact[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2025, 39(2): 22-28.
- [8] 李乃鹏, 蔡潇, 雷亚国, 等. 一种融合多传感器数据的数模联动机械剩余寿命预测方法[J]. 机械工程学报, 2021, 57(20): 29-37, 46.
- LI N P, CAI X, LEI Y G, et al. A model-data-fusion remaining useful life prediction method with multi-sensor fusion for machinery[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(20): 29-37, 46.
- [9] 冯树成, 贺维, 马宁, 等. 基于可扩展置信规则库的工业设备故障诊断方法[J]. 火箭军工程大学学报, 2025, 39(2): 13-21.
- FENG S C, HE W, MA N, et al. Fault diagnosis method for industrial equipment based on extended belief rule base[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2025, 39(2): 13-21.
- [10] 彭开香, 皮彦婷, 焦瑞华, 等. 航空发动机的健康指标构建与剩余寿命预测[J]. 控制理论与应用, 2020, 37(4): 713-720.
- PENG K X, PI Y T, JIAO R H, et al. Health indicator construction and remaining useful life prediction for aircraft engine[J]. Control Theory & Applications, 2020, 37(4): 713-720.
- [11] SONG K, HUANG X, HUANG P Y, et al. Data-driven health state estimation and remaining useful life prediction of fuel cells[J]. Renewable Energy, 2024, 227: 120491.
- [12] ZHAO H, LIU H, JIN Y, et al. Feature extraction for data-driven remaining useful life prediction of rolling bearings[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 3511910.
- [13] MOSALLAM A, MEDJAHAR K, ZERHOUNI N. Data-driven prognostic method based on Bayesian approaches for direct remaining useful life prediction[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2016, 27(5): 1037-1048.
- [14] SUN M, GUO K, ZHANG D S, et al. A novel exponential model for tool remaining useful life prediction[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2024, 73: 223-240.
- [15] ZHANG Y Y, FANG L Q, QI Z Y, et al. A review of remaining useful life prediction approaches for mechanical equipment[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(24): 29991-30006.
- [16] LI N P, LEI Y G, GUO L, et al. Remaining useful life prediction based on a general expression of stochastic process models[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(7): 5709-5718.
- [17] WANG S L, JIN S Y, DENG D, et al. A critical review of online battery remaining useful lifetime prediction methods[J]. Frontiers in Mechanical Engineering, 2021, 7: 719718.
- [18] ZHUANG L L, XU A C, WANG Y J, et al. Remaining useful life prediction for two-phase degradation model based on reparameterized inverse Gaussian process[J]. European Journal of Operational Research, 2024, 319(3): 877-890.
- [19] WANG H, LIAO H T, MA X B, et al. Remaining useful life prediction and optimal maintenance time determination for a single unit using isotonic regression and gamma process model[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2021, 210: 107504.
- [20] 李文丽, 习姗. 基于Wiener通用退化模型的刀具使用寿命预测分析[J]. 机械管理开发, 2025, 40(2): 23-24, 27.
- LI W L, XI S. Analysis of tool life prediction

based on Wiener's generalized degradation model [J]. Mechanical Management and Development, 2025, 40(2): 23-24, 27.

[21] 丁传彪, 赵鑫, 朱海振, 等. 基于自适应非线性维纳过程的剩余寿命预测[J]. 火力与指挥控制, 2024, 49(8): 105-113, 119.

DING C B, ZHAO X, ZHU H Z, et al. Remaining life-span prediction based on adaptive non-linear Wiener process[J]. Fire Control & Command Control, 2024, 49(8): 105-113, 119.

[22] EKVALL K O. Volatility forecasting in bull & bear markets[D]. Gothenburg: University of Gothenburg, 2012:17-22.

[23] PARK S H, PARK K S. A pre-trained model selection for transfer learning of remaining useful life prediction of grinding wheel[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2024, 35(5): 2295-2312.

[24] NGUYEN K T P, FOULADIRAD M, GRALL A. Model selection for degradation modeling and prognosis with health monitoring data[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2018, 169: 105-116.

[25] SAXENA A, CELAYA J, BALABAN E, et al. Metrics for evaluating performance of prognostic techniques[C]//2008 International Conference on Prognostics and Health Management. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2008: 1-17.

[26] SEVERSON K A, ATTIA P M, JIN N, et al. Data-driven prediction of battery cycle life before capacity degradation[J]. Nature Energy, 2019, 4: 383-391.

(编辑: 于福兴)

《火箭军工程大学学报》中文摘要写作示例

根据《学术论文编写规则》(GB/T 7713.2—2022)摘要写作要求,中文摘要的字数原则上应当与论文中成果的多少相适应,在一般情况下,报道性摘要以400字左右、报道/指示性摘要以300字左右、指示性摘要以150字左右为宜。《火箭军工程大学学报》中文摘要通常采用报道性摘要,字数以400字左右为宜。为有效规范期刊中文摘要写作,我们拟制了写作示例,供广大作者借鉴参考。示例如下:

燃气透平冲击冷却的射流孔形状优化方法及验证

摘要:为降低双层壁结构中冲击冷却的横流效应和提升射流的穿透能力,提出了射流孔形状优化方法。将横流干涉射流问题简化为射流柱的绕流问题,采用非均匀有理B样条曲线对圆柱形射流柱参数化,进行拉丁超立方抽样、MATLAB平台中有限元分析工具箱流场求解、神经网络代理模型构建以及遗传算法优化,建立了冲击冷却射流孔形状优化方法;采用RANS方法,结合SST $k-\omega$ 湍流模型,以平板阵列射流冲击模型为对象,对比分析了圆柱形射流孔和流线形射流孔的流动特性与换热特性。结果表明:与圆柱形射流孔相比,流线形射流孔具有低的绕流阻力和较强的射流穿透能力,其射流偏转情况获得改善,射流冲击的滞止点位置较圆柱形射流孔的更靠近几何滞止点,验证了射流孔形状优化方法的有效性;流线形射流结构的靶面换热效果明显增强,在所计算的横流比为0.3~0.9时,其面平均 Nu 数提高了6.78%~15.55%;在横流比为0.3、0.5时,靶面换热取决于倾斜的射流冲击和上游涡的强对流换热,流线形射流孔以其较小的绕流阻力能获得更好的冲击冷效和促进上游涡的产生;在横流比为0.7、0.9时,射流明显偏转,靶面换热取决于射流和横流的冲刷作用,此时流线形射流孔以较大的冲击角度要略优于圆柱孔结构;结合换热效果和压力损失,流线形射流孔的热性能因子增幅为2.31%~9.83%。提出并验证了冲击冷却射流孔形状优化方法的可靠性,为燃气透平叶片传热优化提供了一定的参考。

《火箭军工程大学学报》编辑部
二〇二五年六月