

基于变点处数据处理的剩余寿命预测^{*}

白晏年 李小波 杨志豪 刘心怡 史尚贤

(上海工程技术大学城市轨道交通学院 上海 201620)

摘 要: 针对两阶段剩余寿命预测模型变点后初始时刻预测精度较低的问题,提出了一种基于变点处数据处理的剩余寿命预测算法。首先利用维纳过程构建退化模型,采用期望最大化算法与贝叶斯方法相结合实现参数更新;接着对退化数据进行变点识别,确定变点前的部分退化数据用于变点后初始时刻的寿命预测,最后进行了分别用仿真数据与 NASA 试验数据进行了算法验证。结果表明,该算法进一步提高了剩余寿命的预测精度。通过 NASA 试验数据的预测结果看,相较于单一阶段寿命预测模型和两阶段寿命预测模型,本文算法的均方根误差分别降低了 10.76 和 1.78,对产品的剩余寿命预测具有重要意义。

关键词: 剩余寿命预测;维纳过程;两阶段模型;变点处数据处理

中图分类号: TM407;TN607 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.1050

Remaining useful life prediction based on data processing at change points

Bai Yannian Li Xiaobo Yang Zhihao Liu Xinyi Shi Shangxian

(College of Urban Rail Transit, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

Abstract: In view of the problems of low prediction accuracy of the initial moment after the change point of the two-stage residual life prediction model, a remaining useful life prediction algorithm based on the data processing at the change point is proposed. Firstly, the Wiener process was used to construct the degradation model and the expectation maximization algorithm with Bayesian method was used to realize parameter updating. The degraded data were identified at the change point, and part of the degraded data before the change point were determined to be used for the life prediction at the initial moment after the change point to reduce prediction error. Finally, the algorithm was validated using simulation data and NASA test data, respectively. The results show that the prediction accuracy of the proposed algorithm is further improved. According to the prediction results of NASA test data, compared with the single-stage life prediction model and two-stage life prediction model, the root mean square error is reduced by 10.76 and 1.78 respectively, which is of great significance for the prediction of the remaining life of the product.

Keywords: remaining useful life prediction; Wiener process; two-stage model; data processing at change points

0 引 言

剩余寿命(remaining useful life, RUL)预测对于产品的可靠性评估及稳定运行具有重要意义^[1]。随着产品运行时间增加,其性能不断退化。掌握产品的退化趋势和剩余寿命便于制定维修策略,有利于提高系统运行的稳定性与经济性,可有效防范事故的发生^[2]。

目前产品剩余寿命预测主要分为基于物理模型和基于数据驱动两种方式。以电解电容为例,基于物理模型的方法需要通过电容内部具体的失效机理来建立退化模型^[3],但在实际运行过程中,由于电容受到外界环境等因素的影响较大,难以准确掌握退化规律,适用范围较窄。基于数据

驱动的寿命预测主要分为机器学习与随机过程两大类。机器学习的方法主要通过大量的历史退化数据建立设备与退化特征之间的关系,从而进行剩余寿命预测^[4]。刘芊彤等^[5]利用粒子群优化算法优化门控循环神经网络,采用变分模态分解降低预测误差。薛林等^[6]利用 Transformer 进行数据提取,提出了一种基于 Autoformer 模型的时间序列分解的 RUL 方法,提高滚动轴承预测精度。由于机器学习方式的预测结果与训练数据的质量和数量密切相关,而在实际工程应用中,由于长寿命周期产品进行试验成本巨大,通常难以收集到足够的退化数据,对于小样本数据不能客观准确预测。相比之下,基于随机过程的方法能够较为准

确地描述退化过程。通过统计数据驱动的方法建立预测模型,主要分为三类:伽马过程模型^[7]、逆高斯过程模型^[8]和维纳过程模型^[9]。其中,维纳过程能够描述单调与非单调的退化过程,可以更好地适用于不同状态下的寿命预测,因此得到了广泛应用。

当前基于非线性维纳过程进行剩余寿命预测得到越来越多学者的重视。杨保奎等^[10]利用 Box-Cox 变换(Box-Cox transformation, BCT)将非线性数据转换为线性数据构建退化模型,利用蒙特卡罗-期望最大化算法更新参数求得剩余寿命;Li 等^[11]提出了一种结合动态时间规整和特征相似度的适应度评估算法来确定最优模型;汪翔等^[12]构建 3 种非线性维纳过程模型,采用两步极大似然估计与遗传算法相结合求解模型参数。然而对于一些产品,受到环境因素和自身机理的影响,可能会出现不同阶段的退化过程,单一阶段的退化过程不能准确表达各阶段的退化趋势,因此,多阶段的退化过程称为当前研究热点。董青等^[13]采用两阶段自适应维纳模型并考虑了个体差异性进行锂电池剩余寿命预测研究;高新等^[14]建立考虑测量误差两阶段线性维纳过程模型,并提出变点分布区间的可靠性评估;Lin 等^[15]提出线性-非线性两阶段寿命预测,并考虑测量误差,利用 EM 算法(expectation maximization)与卡尔曼平滑相结合进行参数估计;Ma 等^[16]建立多阶段维纳过程的退化模型,利用极大似然估计和牛顿迭代法进行参数估计。目前两阶段维纳过程寿命预测的研究方向主要是模型参数求取、两阶段模型变点检测等方面,但是对于小样本数据两阶段预测的模型中,第二阶段初始时刻的退化数据较少往往会导致变点后初始时刻的预测不够准确。若产品在第二阶段初始时刻就发生失效,由于变点后的数据较少,这将影响变点处的寿命预测精度。因此,通过增加变点后初始时刻历史数据,提高变点处的预测精度。如何选取数据以及选取多少数据是需要解决的问题。

针对上述问题,本文提出了考虑变点处数据处理的两阶段退化寿命预测模型,采用 EM 算法和贝叶斯方法进行模型参数估计和更新,利用贝叶斯变点检测求取变点。考虑到变点处的数据较少对寿命预测精度的影响,本文首先利用滑动窗口筛选出与变点具有相关性的数据,然后通过最小二乘法依次进行分段拟合,最后确定变点前的哪些数据可用于变点后初始时刻的剩余寿命评估,提高变点处的预测准确度。

1 退化模型及参数估计

1.1 退化模型

由于受到环境等因素的影响,产品随着时间推移会出现不同阶段的退化过程,这里根据退化过程中不同的退化速率建立两阶段的退化模型进行分析。设 $Y(t)$ 为时刻 t 的观测值,考虑到电容退化过程的非线性特征,采用非线性维纳过程建模:

$$Y(t) = \begin{cases} X_1(t) + \epsilon_1, & 0 \leq t \leq t_\tau \\ X_2(t - t_\tau) + \epsilon_2, & t > t_\tau \end{cases} \quad (1)$$

式中: $X_1(t) = x_0 + \lambda_1 \int_0^t \mu_1(\tau; \theta_1) d\tau + \sigma_1 B(t)$, $X_2(t - t_\tau) = x_\tau + \lambda_2 \int_{t_\tau}^t \mu_2(\tau - t_\tau; \theta_2) d\tau + \sigma_2 B(t - t_\tau)$, x_0 为电容的初始退化量, x_τ 为电容的变点时刻 t_τ 的退化量; λ_1 和 λ_2 分别表示第一退化阶段和第二退化阶段的漂移系数; $\int_0^t \mu_1(\tau; \theta_1) d\tau$ 和 $\int_{t_\tau}^t \mu_2(\tau - t_\tau; \theta_2) d\tau$ 分别表示第一退化阶段和第二退化阶段的非线性函数; σ_1 和 σ_2 表示分别为第一退化阶段和第二退化阶段的扩散系数; $B(t)$ 表示标准的布朗运动; ϵ_1 和 ϵ_2 分别表示第一退化阶段和第二退化阶段的测量误差,其满足 $\epsilon_1 \sim (0, \delta_1^2)$, $\epsilon_2 \sim (0, \delta_2^2)$ 。

根据随机退化过程首次失效阈值的时间来定义剩余寿命,设置失效阈值为 ω ,当电容退化值首次达到给定的失效阈值认为电容失效,则电容在监测时间 t_k 时刻剩余寿命 L_k 表示为^[17]:

$$L_k = \inf\{l_k : X(t_k + l_k) \geq \omega \mid X(t_k) < \omega\} \quad (2)$$

式中: l_k 表示电容从 t_k 时刻至失效所经历的时间。对于两阶段寿命预测,当电容在第一阶段已经失效,此时电容的寿命预测为单一阶段退化过程。在变点位置已知的情况下,若电容在变点后失效,电容的寿命预测可以通过两阶段 Wiener 过程进行预测。根据文献[18],首次失效阈值的概率密度函数的近似解为:

$$f_{T|\lambda}(t \mid \lambda) \cong \frac{1}{\sqrt{2\pi t}} \left(\frac{S(t)}{t} + \frac{\lambda}{\sigma} \mu(t; \theta) \right) \exp\left(-\frac{S^2(t)}{2t}\right) \quad (3)$$

式中: $S(t) = \frac{1}{\sigma}(\omega - \lambda \Lambda(t; \theta))$, $\Lambda(t; \theta) = \int_0^t \mu(\tau; \theta) d\tau$ 。

考虑产品之间的差异性以及测量误差,根据 RUL 和全概率公式的定义可以推导得到电容在 t_k 时刻剩余寿命概率密度函数:

$$\begin{aligned} & \text{当 } 0 < t_k \leq t_\tau \text{ 时,} \\ & f_{l_k}(l_k \mid Y_{1:k}) = \sqrt{\frac{1}{2\pi t^2 \gamma(l_k; \theta_1)}} \times \\ & \exp\left(-\frac{(\omega_k - \mu_{\lambda_1} \phi_1(l_k; \theta_1))^2}{2\gamma(l_k; \theta_1)}\right) \times \\ & \left(\frac{\omega_k - \mu_{\lambda_1} \phi_1(l_k; \theta_1)}{-(\delta_1^2 + \sigma_1^2 \phi_1(l_k; \theta_1))} \right) \gamma(l_k; \theta_1) \end{aligned} \quad (4)$$

当 $t_k > t_\tau$ 时,

$$\begin{aligned} & f_{l_k}(l_k \mid Y_{1:k}) = \sqrt{\frac{1}{2\pi t^2 \gamma(l_k - t_\tau; \theta_2)}} \times \\ & \exp\left(-\frac{(\omega_k - \mu_{\lambda_2} \phi_2(l_k - t_\tau; \theta_2))^2}{2\gamma(l_k - t_\tau; \theta_2)}\right) \times \end{aligned}$$

$$\begin{pmatrix} \omega_k - \mu_{\lambda 2} \varphi_2(l_k - t_\tau; \theta_2) - \\ (\delta_2^2 + \sigma_2^2 \varphi_2(l_k - t_\tau; \theta_2)) \omega_k - \\ \mu_{\lambda 2} \varphi_2(l_k - t_\tau; \theta_2) / \gamma(l_k - t_\tau; \theta_2) \end{pmatrix} \quad (5)$$

式中: $\omega_k = \omega - y_k$, $\psi(l_k; \theta) = \Lambda(l_k + t_k; \theta) - \Lambda(t_k; \theta)$, $\varphi(l_k; \theta) = \psi(l_k; \theta) - \mu(l_k + t_k; \theta) l_k$, $\gamma(l_k; \theta) = \varphi^2(l_k; \theta) \sigma_\lambda^2 + \delta^2 + \sigma^2 l_k$.

1.2 参数估计

为确定电容的退化模型,需要估计各阶段未知模型参数,设模型参数表示为 $\Theta = \{\lambda_i, \theta, \sigma, \delta, t_\tau\}$, 两个阶段的参数估计方法相同。考虑个体差异性,假设漂移参数服从正态分布,即 $\lambda_i \sim N(\mu_\lambda, \sigma_\lambda^2)$ 。假定被监测电容为 n 个,其中第 i 个电容的退化数据为 $\mathbf{X}_i = \{x_{i,0}, x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,m_i}\}$, 监测时刻分别为 $\mathbf{T}_i = \{t_{i,0}, t_{i,1}, t_{i,2}, \dots, t_{i,m_i}\}$, 其中 $i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m_i, m_i$ 为测量次数。

对于第 i 个电容的观测退化数据 $\mathbf{Y}_i = \{y_{i,0}, y_{i,1}, y_{i,2}, \dots, y_{i,m_i}\}$, 其对应的退化增量 $\Delta y_{i,j} = y_{i,j} - y_{i,j-1}$, $\Delta t_{i,j} = t_{i,j} - t_{i,j-1}$ 表示时间增量。设 $\Delta \Lambda_{i,j} = \Lambda_{i,j} - \Lambda_{i,j-1}$, 则 $\Delta \Lambda_i = \{\Delta \Lambda_{i,0}, \Delta \Lambda_{i,1}, \dots, \Delta \Lambda_{i,m_i}\}$ 。根据 Wiener 过程性质,增量 $\Delta \mathbf{Y}_i = \{\Delta y_{i,1}, \Delta y_{i,2}, \dots, \Delta y_{i,m_i}\}$ 服从多元正态分布,其均值和协方差分别表示为 $E(\Delta \mathbf{Y}_i) = \lambda_i \Delta \Lambda_i$, $\Sigma_i = \sigma_\lambda^2 \Delta \Lambda_i \Delta \Lambda_i^T + \delta^2 \mathbf{P} + \sigma_\lambda^2 \Delta \mathbf{T}_i$ 。

$$\text{其中, } \Delta \mathbf{T}_i = \begin{pmatrix} \Delta t_1 \\ \Delta t_2 \\ \vdots \\ \Delta t_{m_i} \end{pmatrix}, \mathbf{P} =$$

$$\begin{pmatrix} 1 & -1 & 0 & \cdots & 0 \\ -1 & 2 & -1 & \cdots & 0 \\ 0 & -1 & 2 & \ddots & \vdots \\ \cdots & \cdots & \ddots & \ddots & -1 \\ 0 & 0 & \cdots & -1 & 2 \end{pmatrix}_{m_i \times m_i}。$$

为简化公式计算,令 $\mathbf{H} = \Delta \mathbf{T}_i + \phi \mathbf{P}$, $\phi = \delta^2 / \sigma^2$, 构建对数似然函数为:

$$L(\Theta | \mathbf{Y}_i, \lambda_i) = -\frac{nm}{2} \ln 2\pi - \frac{n}{2} \ln |\mathbf{H}| - \frac{nm}{2} \ln \sigma^2 - \frac{n}{2} \ln \sigma_\lambda^2 - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \left[\frac{1}{\sigma^2} (\mathbf{R}^T \mathbf{H}^{-1} \mathbf{R}) + \frac{1}{\sigma_\lambda^2} (\lambda_i - \mu_\lambda)^2 \right] \quad (6)$$

式中: $\mathbf{R} = \Delta \mathbf{Y}_i - \lambda_i \Delta \Lambda_i$ 。根据贝叶斯理论,给定电容退化数据集 \mathbf{Y}_i , 在 t_k 时刻漂移参数 λ 后验分布 $p(\lambda_i | \mathbf{Y}_i)$ 可表示为^[19]:

$$\begin{aligned} p(\lambda_i | \mathbf{Y}_i) &\propto p(\mathbf{Y}_i | \lambda_i) p(\lambda_i) \propto \\ \exp\left(-\frac{1}{2} (\mathbf{R}^T \Sigma_i^{-1} \mathbf{R}) - \frac{(\lambda_i - \mu_{\lambda, k-1})^2}{2\sigma_{\lambda, k-1}^2}\right) &\propto \\ \exp\left(-\frac{(\lambda_i - \mu_{\lambda, k})^2}{2\sigma_{\lambda, k}^2}\right) \end{aligned} \quad (7)$$

对式(7)推导可得:

$$\begin{aligned} \mu_{\lambda, k} &= \frac{\Delta \mathbf{Y}_i^T \Sigma_i^{-1} \Delta \Lambda_i \sigma_\lambda^2 + \mu_{\lambda, k-1}}{\Delta \Lambda_i^T \Sigma_i^{-1} \Delta \Lambda_i \sigma_\lambda^2 + 1} \\ \sigma_{\lambda, k}^2 &= \frac{\sigma_{\lambda, k-1}^2}{\Delta \Lambda_i^T \Sigma_i^{-1} \Delta \Lambda_i \sigma_\lambda^2 + 1} \end{aligned} \quad (8)$$

从式(8)可以看出,在退化数据迭代的情况下,漂移参数 λ 的估计值 $\mu_{\lambda, k}$, $\sigma_{\lambda, k}^2$ 也在自适应更新。因漂移系数 λ 中存在隐变量,求取含有隐变量未知参数 Θ 的估计值可使用 EM 算法最大化似然函数进行参数估计,具体求解过程如图 1 所示。

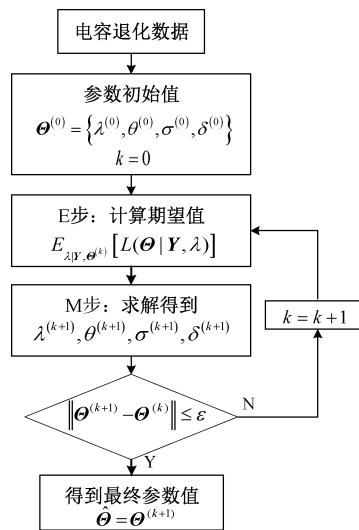


图 1 EM 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of EM algorithm

对于离散的退化数据,变点 t_τ 位置通常是未知的,接下来要通过贝叶斯变点检测算法求取变点位置,同时对变点处数据进行处理。

2 变点处数据处理

贝叶斯变点检测^[20]是一种在线变点检测的方法,其核心思想是通过贝叶斯统计原理,结合先验分布和观测数据来更新变点发生的概率,与离线变点估计方法相比,具有更高的准确性和时效性。其中,文献[21]提出了一种基于贝叶斯原理的方法,从时间序列中分离周期信号与趋势信号,不仅可以估计变点的位置,还可以计算得到变点发生的概率。

在产品两阶段寿命预测过程中,变点时刻的退化数据较少往往会导致变点后初始时刻的预测不够准确。若产品在第二阶段初始时刻失效,数据量少将影响最终剩余寿命的准确度。为了解决这一问题,这里基于变点前的部分数据对第二阶段初始时刻进行寿命预测。在电容退化过程中,变点时刻的状态与变点前的运行状态具有一定的相关性,因此,可以充分利用变点前相近数据作为历史数据,对于变点后初始时刻数据缺少情况进行补充分析,能够较为完整地体现电容在变点附近的变化趋势。随着变点后样

本数据的不断增加,逐渐减少变点前的数据量、增加变点后的数据量以提高寿命预测的准确度。这里采用滑动窗口的方法筛选出变点前具有相关性的部分数据,然后利用最小二乘法进行数据分段拟合,将电容实际退化值与最小二乘拟合估计值的平方差之和最小作为判断依据,从而确定出具体需要用到的第一阶段的数据。设变点时刻为 t_r , 从起始位置到变点时刻的数据集为 $P = \{x_1, x_2, \dots, x_r\}$, 设窗口大小为 $n(1 < n < \tau)$, 滑动窗口数据包括 $P_n = \{x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+n}\}$, 选取包含变点的滑动窗口数据进行分析。将 P_n 中数据按照式(9)进行归一化处理,得到 $\tilde{P} = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ 。

$$y_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (9)$$

将选中的电容数据从 y_1 至 y_n 的顺序进行分割,分段的数据分别使用最小二乘法进行拟合,分段后其中一段的数据段设为 $\tilde{P}_s = \{y_i, y_{i+1}, \dots, y_j\} (j > i)$, 则有:

$$\bar{y} = \frac{\sum_{i=1}^n y_i}{n} \quad (10)$$

$$\hat{y}_i = \frac{n \sum_{i=1}^n (i-1)y_i - \sum_{i=1}^n (i-1) \sum_{i=1}^n y_i}{n \sum_{i=1}^n (i-1)^2 - \left(\sum_{i=1}^n (i-1) \right)^2} (i-1) +$$

$$\bar{y} - \frac{n \sum_{i=1}^n (i-1)y_i - \sum_{i=1}^n (i-1) \sum_{i=1}^n y_i}{n \sum_{i=1}^n (i-1)^2 - \left(\sum_{i=1}^n (i-1) \right)^2} \frac{\sum_{i=1}^n (i-1)}{n} \quad (11)$$

$$S = \sum_{k=i}^j (\hat{y}_k - y_k)^2 \quad (12)$$

式中: \bar{y} 为平均值, \hat{y}_i 为估计值, S 为该段电容数据离差平方和。重复计算所有电容数据后,计算出每个分段部分的总离差平方和,得到分段后最小的 S_{\min} , 记录该时刻为 t_s , 则认为从 $t_s \sim t_r$ 这一段数据与变点处数据具有一定的相关性,并用此段数据进行变点处的剩余寿命预测。当不断更新变点后的数据时,逐渐替代变点前的数据值,实现在变点处的平稳过渡。

3 算法验证

为验证算法的有效性,先通过数值仿真进行验证,然后再利用 NASA 电容加速老化试验数据来进行算法验证。结合数据退化特征,将退化模型设为 t^θ , 其中参数设置为 $\theta_1 = 1.15, \mu_{\lambda 1} = 0.5, \sigma_{\lambda 1} = 0.04, \sigma_1 = 0.01, \delta_1 = 0.001, \theta_2 = 1.8, \mu_{\lambda 2} = 0.2, \sigma_{\lambda 2} = 0.06, \sigma_2 = 0.01, \delta_1 = 0.002$, 将退化阈值为 200, 将变点位置设置为第 30 测量时刻,随机生成 10 条退化数值仿真曲线。选取其中一条退化曲线作为仿真测试数据进行寿命预测,如图 2 所示。

利用前述方法得到仿真测试数据的变点时刻为第 31 测量时刻,再根据本文 RUL 预测方法对变点初始时刻进

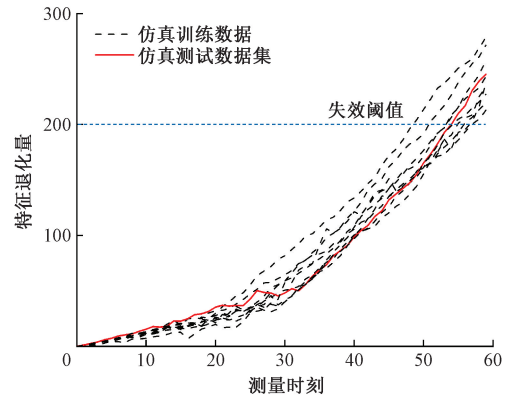


图2 仿真退化数据

Fig. 2 Simulate degradation data

行预测,用模型 1 表示,将未考虑变点处数据处理的预测方法标记为模型 2,得到预测结果如图 3 所示。其中,红色曲线是模型 1 对第二阶段退化数据的预测轨迹,绿色曲线是模型 2 对第二阶段退化数据的预测轨迹。右下方图中橙色实线是模型 1 在变点初始时刻剩余寿命的概率密度函数,蓝色虚线是模型 2 在变点初始时刻剩余寿命的概率密度函数,从图中可以看出预测结果与实际退化曲线十分接近,实际的剩余寿命也落在寿命预测的分布区间内。模型 1 与模型 2 相比,对剩余寿命的预测准确度更高,其剩余寿命的概率密度函数更窄。

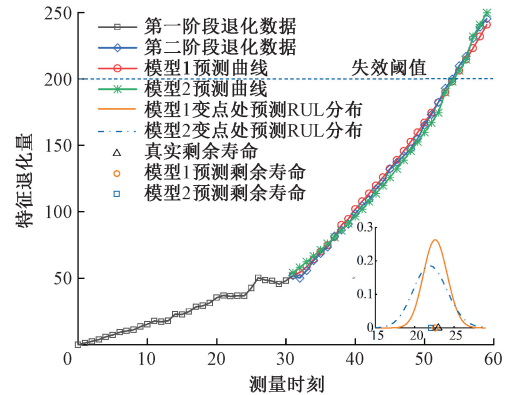


图3 仿真数据寿命预测

Fig. 3 Simulation data life prediction

接下来利用 NASA 电容加速老化试验数据进行验证分析,试验在温度为 105°C 的环境下,通过对 6 个初始电容值为 $2\,200\,\mu\text{F}$ 的电解电容进行监测,测得 6 个不同时刻下电解电容的退化数据,如图 4 所示。随着时间的增加,电容容量衰减的速率发生变化。

对于电解电容失效的判定标准是容值下降 20% 认定电容失效^[2]。基于 NASA 电容退化数据构建两阶段非线性维纳过程模型,设非线性退化模型为 $\Lambda(t; \theta) = t^\theta + \theta t$ 。由于 NASA 电容退化数据较少,因此先对退化数据进行插值处理,选取电容 5 进行验证,其他电容 1~4 和电容 6 进

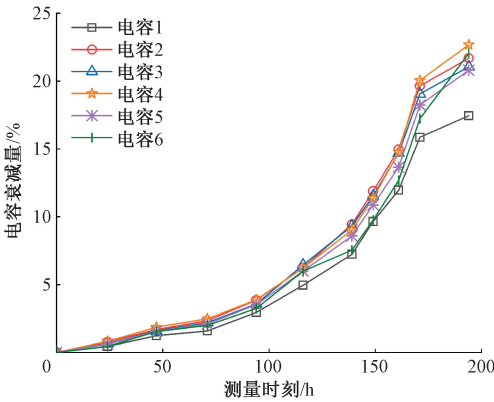


图 4 电容退化数据

Fig. 4 Degradation data of capacitors

行建立退化模型。利用文献[21]算法对电容数据进行在线变点检测,并通过 3σ 准则^[22]离线变点检测加以验证,可以得到变点位置与文献[21]算法相近。求取变点所在位置,结果如表 1 所示。以求取电容 2 变点位置为例,如图 5 所示,图 5 上部分是电容 2 衰减的实际退化曲线,图 5 下部分是使用热力图绘制的当前时刻发生变点的概率,颜色越深代表概率越大。由于电容 2 在第 170 h 已接近失效,选取第一个概率较大的变点位置作为该曲线的变点,电容 2 的变点位置为第 138 h。

表 1 电容变点估计结果

Table 1 The change point estimation results of capacitors

	h				
电容编号	1	2	3	4	6
在线变点检测	138	138	142	140	140
离线变点检测	135	133	135	135	138

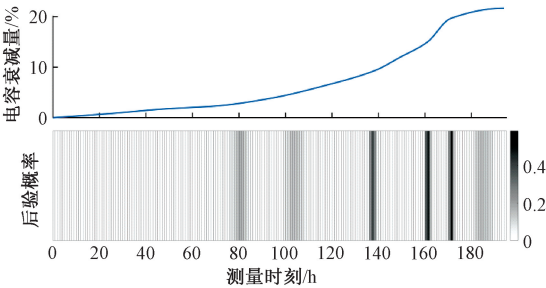


图 5 电容退化特征的变点估计

Fig. 5 Change point estimation of capacitance degradation characteristic

利用本文算法,以电容 2 的退化数据为例,首先确定变点前哪一部分数据用于变点后初始时刻的估计,结果如图 6 所示,该图表示离差平方和在截取不同数据进行拟合得到的结果,数据截取到 $t_s = 129$ h 时得到 $S_{\min} = 0.231$,认为 t_s 至变点时刻 t_c 这一部分数据与第二阶段初始时刻变化趋势最接近,因此采用这一部分数据进行第二阶段初始

时刻的寿命预测。

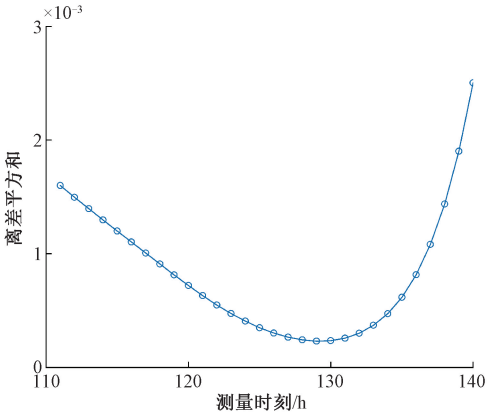


图 6 离差平方和

Fig. 6 Sum of squares of dispersion

接下来利用 EM 算法估计出模型参数,结果如表 2 所示。得到更新的模型参数后,将其代入剩余寿命式(4)、(5)中,得到电容剩余寿命的概率密度函数,如图 7 所示。

表 2 模型参数估计值

Table 2 Parameter estimation of the model

第一阶段		第二阶段	
参数	估计值	参数	估计值
θ_1	1.914	θ_2	1.096
$\mu_{\lambda 1}$	6.806×10^{-4}	$\mu_{\lambda 2}$	0.132
$\sigma_{\lambda 1}$	3.749×10^{-8}	$\sigma_{\lambda 2}$	7.507×10^{-8}
σ_1	0.019	σ_2	0.122
δ_1	1.113×10^{-8}	δ_2	1.052×10^{-5}

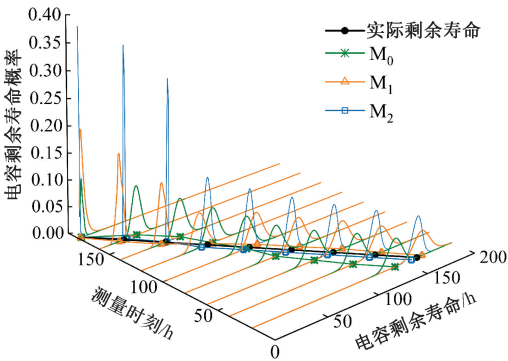


图 7 电容剩余寿命概率密度函数

Fig. 7 Probability density function of the capacitor residual life

为了进一步验证本文方法的有效性和适用性,与已有文献进行对比分析。为了方便表示,将文献[23]的方法记为 M_0 ,文献[15]的方法记为 M_1 ,该算法记为 M_2 。其中, M_0 是单一阶段的维纳过程的寿命预测方法,采用 EM 算法估计模型参数; M_1 是两阶段的维纳过程模型,采用 EM 算法和卡尔曼平滑估计参数模型。 M_2 是两阶段维纳过程模

型,采用EM算法和贝叶斯估计参数模型,同时考虑变点处数据处理,即本文所提出的方法。为了更加直观地展示不同方法之间的预测的准确程度,利用均方根误差(RMSE)作为判别准则,如图8所示。从图8中可以看出,在方法 M_0 中,早期的预测结果与真实值之间偏差较大,随着数据的增加,预测准确度不断变高,但是总体来看误差较大;方法 M_1 和方法 M_2 的预测结果较为接近真实值,预测结果优于方法 M_0 。方法 M_2 较方法 M_1 的总体预测精度略高且在第二阶段的剩余寿命预测误差更小。3种方法在最后测量时刻的均方根误差分别为14.9、5.92、4.14,进一步说明方法 M_2 的预测精度比方法 M_1 和方法 M_0 更高。

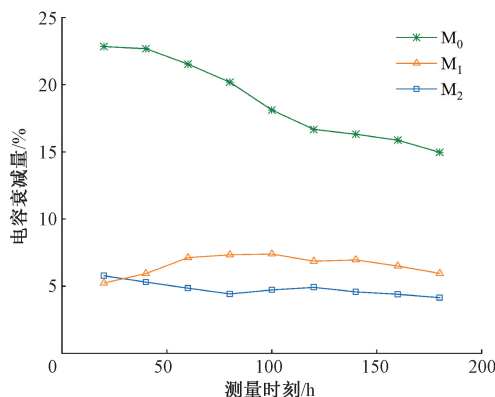


图8 3种模型的均方根误差比较

Fig. 8 RMSE comparison based on three models

4 结 论

针对产品实际退化过程中出现退化速率改变的现象,本文建立了两阶段维纳退化模型,并就变点后初始阶段寿命预测精度不高的问题进行了重点研究,最后通过电解电容的退化数据验证了本文算法的有效性。具体结论如下:

本文建立两阶段非线性维纳过程,利用EM算法估计退化模型参数,并结合贝叶斯理论对目标电容的退化数据进行更新。

电解电容退化过程中速率发生改变,利用贝叶斯变点检测实现变点估计,并利用 3σ 准则进行验证,合理估计出变点位置。

对变点后初始时刻的数据较少、影响预测精度的问题进行了重点研究,利用滑动窗口与最小二乘法相结合对变点处数据进行处理,确定变点前的哪一部分数据用于变点后初始时刻的寿命预测,提高了预测精度。通过电解电容退化数据对本文模型进行验证分析,与现有模型相比,均方根误差分别降低10.76和1.78,预测准确度更高。

参考文献

[1] HU J W, SUN Q ZH, YE ZH SH, et al. Joint modeling of degradation and lifetime data for RUL prediction of deteriorating products [J]. IEEE

Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(7): 4521-4531.

[2] 都佳美. 牵引传动系统直流侧支撑电容状态监测研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2020.

DU J M. Condition monitoring for DC-link capacitors in traction drive system[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2020.

[3] 孙晓武. 直流支撑电容器的纹波电流影响其温升的研究[J]. 电力电容器与无功补偿, 2020, 41(4): 76-80, 97.

SUN X W. Study on the influence of ripple current on temperature rise of DC support capacitor [J]. Power Capacitor and Reactive Power Compensation, 2020, 41(4): 76-80, 97.

[4] 叶鑫, 王海瑞, 李远博, 等. 基于VMD和优化的LSTM锂离子电池寿命预测方法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(23): 153-158.

YE X, WANG H R, LI Y B, et al. Remaining useful life prediction method of lithium-ion battery based on variational mode decomposition and optimized LSTM[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(23): 153-158.

[5] 刘芊彤, 邢远秀. 基于VMD-PSO-GRU模型的锂离子电池剩余寿命预测[J]. 储能科学与技术, 2023, 12(1): 236-246.

LIU Q T, XING Y X. Remaining life prediction of lithium-ion battery based on VMD-PSO-GRU model[J]. Energy Storage Science and Technology, 2023, 12(1): 236-246.

[6] 薛林, 王豪, 王云森, 等. 基于Autoformer的滚动轴承剩余使用寿命预测[J]. 电子测量技术, 2023, 46(13): 169-175.

XUE L, WANG H, WANG Y S, et al. Remaining useful life prediction of rolling bearing based on Autoformer[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(13): 169-175.

[7] 姜洋. 基于两阶段Gamma过程的机械产品剩余寿命预测研究[J]. 机电工程, 2021, 38(6): 802-806.

JANG Y. Remaining useful lifetime prediction of the mechanical products based on the two-phase Gamma process [J]. Journal of Mechanical and Electrical Engineering, 2021, 38(6): 802-806.

[8] HUYNH K T. An adaptive predictive maintenance model for repairable deteriorating systems using inverse Gaussian degradation process [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2021, 213: 107695.

[9] 杨超群, 段书用, 杨天豪, 等. 基于电子阀工况的永磁步进电机剩余寿命预测[J]. 电子测量技术, 2024, 47(4): 104-112.

- YANG CH Q, DUAN SH Y, YANG T H. Remaining useful life prediction of permanent magnet stepper motor based on electronic valve operating conditions[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2024, 47(4): 104-112.
- [10] 杨保奎, 张建勋, 李慧琴, 等. 基于 Box-Cox 变换与随机系数回归模型的非线性退化设备剩余寿命预测方法[J]. *航空学报*, 2023, 44(11): 199-211.
- YANG B K, ZHANG J X, LI H Q, et al. Remaining useful life prediction method for nonlinear degrading equipment based on Box-Cox transformation and random coefficient regression model [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2023, 44 (11): 199-211.
- [11] LI Y X, HUANG X ZH, GAO T H, et al. A wiener-based remaining useful life prediction method with multiple degradation patterns [J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2023, 57: 102066.
- [12] 汪翔, 李小波, 吴浩, 等. 基于非线性维纳过程的电解电容剩余寿命预测[J]. *电子元件与材料*, 2023, 42(3): 334-340.
- WANG X, LI X B, WU H, et al. Residual life prediction of electrolytic capacitor based on nonlinear Wiener process [J]. *Electronic Components and Materials*, 2023, 42(3): 334-340.
- [13] 董青, 郑建飞, 胡昌华, 等. 基于两阶段自适应 Wiener 过程的剩余寿命预测方法[J]. *自动化学报*, 2022, 48(2): 539-553.
- DONG Q, ZHENG J F, HU CH H, et al. Remaining useful life prognostic method based on two-stage adaptive Wiener process[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2022, 48(2): 539-553.
- [14] 高新, 叶楠, 周坤, 等. 考虑测量误差的两阶段 Wiener 建模与可靠性分析[J]. *中国机械工程*, 2023, 34(9): 1067-1076.
- GAO X, YE N, ZHOU K, et al. Two stage Wiener modeling and reliability analysis considering measurement errors [J]. *China Mechanical Engineering*, 2023, 34(9): 1067-1076.
- [15] LIN W Y, CHAI Y, FAN L CH, et al. Remaining useful life prediction using nonlinear multi-phase Wiener process and variational Bayesian approach[J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2024, 242: 109800.
- [16] MA J, CAI L, LIAO G B, et al. A multi-phase Wiener process-based degradation model with imperfect maintenance activities [J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2023, 232: 109075.
- [17] 万昌豪, 刘志国, 唐圣金, 等. 基于不完美先验信息的随机系数回归模型剩余寿命预测方法[J]. *北京航空航天大学学报*, 2021, 47(12): 2542-2551.
- WAN CH H, LIU ZH G, TANG SH J, et al. Remaining useful life prediction method based on random coefficient regression model with imperfect prior information [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2021, 47(12): 2542-2551.
- [18] WANG ZH Q, HU CH H, FAN H D. Real-time remaining useful life prediction for a nonlinear degrading system in service: Application to bearing data[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2018, 23(1): 211-222.
- [19] HAN Y Y, MA CH L, TANG SH J, et al. Residual life estimation of lithium-ion batteries based on nonlinear Wiener process with measurement error[J]. *Journal of Risk and Reliability*, 2023, 237 (1): 133-151.
- [20] 夏娟. 贝叶斯变点检测模型的构建及应用研究[D]. 武汉: 华中农业大学, 2023.
- XIA J. The application and construction of bayesian change-point model[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2023.
- [21] ZHAO K G, WULDER M A, HU T X, et al. Detecting change-point, trend, and seasonality in satellite time series data to track abrupt changes and nonlinear dynamics: A Bayesian ensemble algorithm [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 232: 111181.
- [22] 李军星, 黄嘉鸿, 邱明, 等. 基于广义 Wiener 过程的滚动轴承剩余寿命预测[J]. *计算机集成制造系统*, 2024, 30(11): 4065-4074.
- LI J X, HUANG J H, QIU M, et al. Remaining life prediction of rolling bearings based on a generalized Wiener process[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2024, 30(11): 4065-4074.
- [23] 丁志林, 胡风, 余春波, 等. 基于 Wiener 过程的高压晶闸管寿命预测方法[J]. *武汉大学学报(工学版)*, 2022, 55(10): 1044-1049.
- DING ZH L, HU F, YU CH B, et al. Life prediction method for high voltage thyristor based on Wiener process[J]. *Engineering Journal of Wuhan University*, 2022, 55(10): 1044-1049.

作者简介

白晏年, 硕士研究生, 主要研究方向为寿命预测及可靠性分析。

E-mail: 879794970@qq.com

李小波(通信作者), 博士, 副教授, 主要研究方向为轨道交通车辆电气系统故障诊断、状态监测与可靠性评估。

E-mail: lxbuses@126.com