

doi: 10.11832/j.issn.1000-4858.2020.11.008

基于非线性 Wiener 过程的柱塞泵剩余使用寿命分析

南西康, 高文科, 陈旭峰, 孙天齐, 冀宏

(兰州理工大学 能源与动力工程学院, 甘肃 兰州 730050)

摘要: 轴向柱塞泵作为液压系统的核心动力元件之一, 其性能的好坏直接影响液压系统整体的工作状况, 如果能掌握轴向柱塞泵剩余使用寿命的分布规律, 可以为液压系统实施健康管理提供依据。为此, 以轴向柱塞泵泄漏回油流量作为其性能退化指标, 应用非线性 Wiener 过程构建其剩余使用寿命预测模型。通过与柱塞泵实例寿命比较表明, 具有随机效应幂函数结构的非线性 Wiener 过程模型预测结果, 优于线性以及其他 2 种非线性 Wiener 过程模型, 更接近轴向柱塞泵退化过程中的实际寿命。

关键词: 轴向柱塞泵; 性能退化; 非线性 Wiener 过程; 剩余使用寿命预测; 泄漏回油流量

中图分类号: TH137 文献标志码: B 文章编号: 1000-4858(2020)11-0045-08

Remaining Useful Lifetime Analysis of Piston Pump Based on Nonlinear Wiener Process

NAN Xi-kang, GAO Wen-ke, CHEN Xu-feng, SUN Tian-qi, JI Hong

(Energy and Power Engineering Institute, Lanzhou University of Technology, Lanzhou, Gansu 730050)

Abstract: Axial piston pump is one of key power components of hydraulic system, its performance directly affects whole working condition of hydraulic system. Mastering the distribution law of axial piston pump's remaining useful life (RUL) can provide the basis for the health management of hydraulic system. Therefore, taking the leakage oil return flow of axial piston pump as its performance degradation index, the RUL prediction model of axial piston pump is constructed by using nonlinear Wiener process. The comparison of practical cases show that the prediction results of nonlinear Wiener process model with random effect power function structure are better than linear and other two kinds of nonlinear Wiener process models, and more close to the actual life of axial piston pump in degradation process.

Key words: axial piston pump, performance degradation, nonlinear wiener process, remaining useful lifetime, leakage return oil flow

引言

轴向柱塞泵广泛应用于航空、行走机械、重工及军工装备等领域, 其常见的故障及失效主要集中于轴承以及 3 对主要摩擦副组件。一般认为, 柱塞泵运行过程中, 液压系统中油液污染颗粒物会加剧摩擦副的磨损, 同时摩擦副在相对高速运转时会产生粘着、划痕等问题。此外, 随着磨损累积增加, 油膜间隙也随之变化, 使得柱塞泵的内泄漏逐渐增大, 伴随着泄漏回油流量的增大, 容积效率及出口流量也相应减小, 进而导致

柱塞泵不能满足系统要求而失效^[1-2]。由于磨损特性的随机性和不确定性及受柱塞泵内部结构所限, 准确的检测或推断内部磨损相对困难。因而, 如何借助柱

收稿日期: 2020-03-10

基金项目: 国家自然科学基金(71561016); 国家博士后科学基金(2017M613297XB, 2019T120964)

作者简介: 高文科(1980—), 男, 甘肃天水人, 副教授, 博士, 主要研究方向为机电系统可靠性、维修性理论及其应用。

塞泵的外特性,间接表征其性能退化状态,并进行有效预测显得尤为重要。葛薇等^[1]从柱塞泵的主要摩擦副分析退化机理,以柱塞泵泄漏回油流量作为退化外特性指标,研究柱塞泵的性能退化过程。

由于轴向柱塞泵性能直接影响液压系统整体的工作状况,因而针对其性能退化的研究受到了广泛的关注。杨少康^[3]以柱塞泵容积效率的历史数据为基础,结合性能退化的相关理论,采用非线性最小二乘法获得最优退化模型的研究。励文艳等^[4]提出一种对滑靴磨损故障的识别方法,通过局部 s 变换和极限学习机的柱塞泵故障诊断,最终的故障识别精度可达0.99以上。王岩等^[5]提出了基于有限元分析以及线性累积损伤理论的柱塞泵缸体疲劳分析和寿命预测方法,利用应力应变的时间-载荷数据进行缸体疲劳计算,预测不同工况条件下柱塞泵缸体疲劳寿命。李元等^[6]提出了基于航空液压泵柱塞副泄漏量模型,并结合相关的经典泄漏流量公式,进行一定程度的补充和修正,能精确地计算高压航空液压泵柱塞副各种磨损程度下的泄漏量。马继明等^[7]以航空恒压变量柱塞泵为对象,介绍其典型失效模式以及各种故障模式的外在表现,并基于磨损、疲劳、老化失效等相关寿命模型,分别分析了不同故障模式的敏感应力。王少萍等^[8]基于谐波分量边频相对能量和的磨损状态识别方法,对柱塞泵的壳体振动信号进行 Hilbert 包络解调消除高频周期的干扰,得到清晰的谐波分量,将该值作为新的特征量来表征柱塞泵的不同磨损状态。WANG 等^[9]主要从柱塞泵的主要摩擦副分析退化机理,研究柱塞泵的性能退化过程。柱塞泵的退化也引起了学者的关注,他们也从容积效率、缸体疲劳计算、磨损以及三大摩擦副退化机理等方面展开了研究。

剩余使用寿命预测作为制定预测性维修计划、生产计划调整及配件管理等决策的基础依据,同样在针对柱塞泵的研究中也受到了关注。WANG 等^[9]应用带有漂移的一元线性 Wiener 过程建模,并采用 MLE 算法对模型的初始参数进行估计,最后实验结果验证了基于 Wiener 过程的航空液压轴向柱塞泵剩余使用寿命预测方法的有效性。LI 等^[10]采用了蒙特卡罗方法模拟了柱塞泵在磨粒产生过程中的特征,在微观尺度上描述了粗糙表面与磨屑之间的关系,提出了一种分区-积分的剩余使用寿命预测框架,将模型应用于泵的宏观退化过程,并用实验数据验证了该方法的有效性。杨少康^[3]应用三参数威布尔分布模型进行轴向

柱塞的寿命预测,得到轴向柱塞泵三参数威布尔分布的寿命预测模型、可靠度函数模型和失效率模型,从而根据寿命预测模型计算轴向柱塞泵在 35 MPa 的平均寿命。刘君强等^[11]提出了基于多阶段性能退化模型预测航空发动机剩余使用寿命的方法,该方法采用多阶段 Wiener 过程对航空发动机进行退化建模,之后根据设备的历史性能历史数据与历史失效时间数据,在获得单台发动机的实时历史数据后,使用 Bayes 方法对模型参数进行更新,从而实时更新航空发动机的剩余使用寿命的分布,实现对航空发动机剩余使用寿命的预测。张先航等^[12]提出基于随机效应的 Wiener 过程对其性能历史数据进行建模分析,通过 Bayes 方法实现预测模型参数的在线更新,得到航空燃油泵的剩余使用寿命预测结果。冯海林等^[13]建立了一种新的随机效应退化模型,即漂移参数和扩散参数均为随机变量且两者之间呈线性关系的 Wiener 退化过程模型,基于该模型获得了产品剩余使用寿命分布与可靠度函数来估计剩余使用寿命更准确和符合实际。李奎等^[14]采用累积触头质量损耗作为交流接触器性能的退化变量,建立了基于 Wiener 过程的交流接触器剩余使用寿命预测模型,实现了交流接触器剩余使用寿命预测。剩余寿命研究已经应用于关键的设备,Wiener 过程也作为一种预测寿命的方法经常被使用。这是由于 Wiener 过程可以描述退化过程的时间的不确定性,而且比较容易处理数据存在误差的情况及对标准的 Wiener 过程引入随机性,使得可以描述个体的差异性。轴向柱塞泵的研究中也有学者采用 Wiener 过程去预测剩余使用寿命。

轴向柱塞泵的性能退化主要是由于其内部摩擦副磨损导致,对摩擦副的磨损量直接采取实时检测在技术上存在一定难度。因此,可以从外特性来刻画轴向柱塞泵的性能退化。基于 Wiener 过程的优点,并以内泄漏回油流量为外部特征,本研究在学科组前期工作的基础上,应用非线性的 Wiener 过程构建轴向柱塞泵剩余使用寿命预测模型。

1 Wiener 退化过程模型

Wiener 过程相对于其他模型,可描述非单调的性能退化过程,并且通过对经典 Wiener 过程的参数引入随机性,使得 Wiener 过程能够描述个体的差异性,并具有良好的计算分析能力,因此是目前工程领域中应用最为广泛的性能退化模型之一^[15-16]。

如果连续时间随机过程 $\{X(t), t \geq 0\}$ 满足:

- (1) $X(0) = 0$;
 (2) $\{X(t) \ t \geq 0\}$ 有平稳的独立增量;
 (3) $X(t)$ 服从期望为 μt , 方差为 $\sigma^2 t$ 的正态分布;

则称 $\{X(t) \ t \geq 0\}$ 为带有漂移系数 μ 、扩散参数 σ 的一元的 Wiener 过程。表示为下面的形式:

$$M_0: X(t) = X(0) + \mu t + \sigma B(t) \quad (1)$$

式中 $\mu = 0$, $\sigma = 1$ 成为标准 Wiener 过程 $\{B(t)\}$, $t \geq 0$, $X(t)$ 为 t 时刻的退化量。

退化过程参数 μ, σ 由于产品个体差异而不同时, 得到带有随机效应的 Wiener 过程模型。定义如下式:

$$M_1: X(t) = \mu t + \sigma B(t), \mu \sim N(\mu_a, \sigma_a^2) \quad (2)$$

式中, μ 为描述个体退化速率的差异; σ 为对所有个体相同的扩散参数。

式(1)和式(2)中漂移系数 μ 为时间 t 的线性函数, 当时间 t 与漂移系数 μ 为非线性函数时, 则将其定义为非线性的 Wiener 退化过程。因为非线性的可以退化为线性 Wiener 退化过程, 所以本研究将展开非线性 Wiener 过程的建模和参数估计方法, 由 Wiener 过程定义和极大似然估计得到参数的估计^[17]。

1.1 非线性漂移 Wiener 过程

上述 Wiener 过程的漂移是时间的线性函数, 如果是非线性的漂移的 Wiener 过程, 可以描述为: 设时刻 t 的退化量为 $X(t)$, 则非线性漂移 Wiener 过程可以表示为:

$$X(t) = \int_0^t \mu(t; \theta) dt + \sigma B(t) \quad (3)$$

$$M_2: X(t) = at^b + \sigma B(t) \quad \mu = \text{const}$$

$$M_3: X(t) = at^b + \sigma B(t) \quad \mu \sim N(\mu_a, \sigma_a^2)$$

$$M_4: X(t) = a(e^{bt} - 1) + \sigma B(t), \\ a \sim N(\mu_a, \sigma_a^2)$$

式中, σ 为扩散参数; $B(t)$ 为标准的布朗运动; $\mu(t; \theta)$ 为非线性函数。

(1) 当 $\mu(t; \theta) = abt^{b-1}$, 对式(3)进行积分整理, 若 a 为常数, 整理后的式子为 M_2 模型; 若 a 服从 $a \sim N(\mu_a, \sigma_a^2)$ 独立同分布的随机变量, 整理后的式子为 M_3 模型。

(2) 当 $\mu(t; \theta) = ab \exp(bt)$, 对式(3)进行积分整理, 整理后为 M_4 模型。

观察模型得出 M_2 与 M_1 相比增加了非线性函数 $\mu(t; \theta)$, M_1 是 M_2 当 $b=1$ 的特例, M_3 与 M_2 相比增加了随机效应, 可描述非线性情况下个体的差异, 当 M_3 中的 $b=1$ 时, M_3 退化为 M_1 ; M_4 含随机效应(即个体

差异)的非线性 Wiener 过程, 相比 M_3 的幂函数形式的非线性过程, M_4 为指数形式的非线性过程。

当退化速率 μ 不是常数, 而且也不能进行线性化时, 得到退化过程的首次达到的时间分布是困难的, 但是可以给出分布的近似闭合形式^[16]。

假设: 如果退化过程在特定的时刻 t 恰好达到失效阈值 l , 则这样的一个过程在时刻 t 之前越过失效阈值 l 的概率可以忽略。

对式(3)的退化过程 $\{X(t) \ t \geq 0\}$, 如果 $\mu(t; \theta)$ 在 $[0, \infty)$ 上是时间的连续函数, 则在假设成立的情况下 $\{X(t) \ t \geq 0\}$ 首次达到失效阈值 l 时间概率密度函数如下:

M_2 模型的概率密度函数, 记为 f_{M_2} :

$$f_{M_2}(t) \cong \frac{l - at^b(1-b)}{\sigma_B \sqrt{2\pi t^3}} \exp\left[-\frac{(l - at^b)^2}{2\sigma_B^2 t}\right] \quad (4)$$

M_3, M_4 模型的概率密度函数, 分别记为 f_{M_3} 和 f_{M_4} 。首次达到失效阈值的概率密度函数分别为:

$$f_{M_3}(t) \cong \frac{1}{\sqrt{2\pi t^3}(\sigma_a^2 t^{2b-1} + \sigma_B^2)} \times \\ \left[l - (t^b - bt^b) \frac{l\sigma_a^2 t^{b-1} + u_a \sigma_B^2}{\sigma_a^2 t^{2b-1} + \sigma_B^2}\right] \times \\ \exp\left[-\frac{(l - u_a t^b)^2}{2t(\sigma_a^2 t^{2b-1} + \sigma_B^2)}\right] \quad (5)$$

$$f_{M_4}(t) \cong \frac{1}{\sqrt{2\pi t^2}(\sigma_a^2 \gamma(t)^2 + \sigma_B^2 t)} \times \\ \left[l - \beta(t) \frac{l\sigma_a^2 \gamma(t) + u_a \sigma_B^2 t}{\sigma_a^2 \gamma(t)^2 + \sigma_B^2 t}\right] \times \\ \exp\left[-\frac{(l - u_a \gamma(t))^2}{2t(\sigma_a^2 \gamma(t)^2 + \sigma_B^2 t)}\right] \quad (6)$$

式中, $\gamma(t) = \exp(bt) - 1$,

$$\beta(t) = \exp(bt) - bt \exp(bt) - 1。$$

由式(5)知, $b=1$ 时, $f_{T|M_3, \theta}(t | M_3, \theta)$ 退化为逆 Gaussian 分布; 当 $b=0$ 时, $f_{T|M_3, \theta}(t | M_3, \theta)$ 和 $f_{T|M_4, \theta}(t | M_4, \theta)$ 退化为漂移参数为 0 的扩散过程的时间分布。

1.2 参数估计

假设存在 n 个试验产品, 第 i 个样品在时刻 t_{i1}, \dots, t_{im_i} 测量历史数据, 其中 m_i 表示对第 i 个样品的测量次数 $i=1, \dots, n$ 。于是, 第 i 个样品在第 j 个时刻 t_{ij} 的退化量为:

$$X_i(t_{ij}) = \phi(t_{ij}) a_i + \sigma_B B(t_{ij}) \quad (7)$$

式中, $j=1, \dots, m_i$, a_i 是服从 $N(\mu_a, \sigma_a^2)$ 的独立同分布随机变量。

从模型 M_3 和模型 M_4 中可知, 对应的 $\phi(t)$ 分别为 $\phi(t) = t^b$ 和 $\phi(t) = \exp(bt) - 1$ 。模型 M_2 作为 M_3 的特例, 按照 M_3 的方法求解。令 $T_i = (T_{i1}, \dots, T_{im_i})^T$, $T_{ij} = \phi(t_{ij})$, 以及 $X_i = (x_i(t_1), \dots, x_i(t_{im_i}))^T$, 令 X 为 $X_i, i=1, \dots, n$ 组成的所有历史数据。根据式 (7) 以及 Wiener 过程的独立增量特性, X_i 服从多元正态分布, 均值和方差分别为:

$$\mu_i = \mu_a T_i, \Sigma_i = \Omega_i + \sigma_a^2 T_i T_i^T \quad (8)$$

其中:

$$Q_i = \begin{bmatrix} t_{i,1} & t_{i,1} & \dots & t_{i,1} \\ t_{i,1} & t_{i,2} & \dots & t_{i,2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ t_{i,1} & t_{i,2} & \dots & t_{i,m_i} \end{bmatrix}, \Omega_i = \sigma_B^2 Q_i \quad (9)$$

根据不同的样品退化测量之间的独立假设, 参数 $\theta = (\mu_a, \sigma_a^2, \sigma_B^2, b)^T$ 的对数似然函数可表示为:

$$l(\theta | x) = \frac{-\ln(2\pi)}{2} \sum_{i=1}^n m_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n -\ln |\Sigma_i| - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (X_i - \mu_a T_i)^T \Sigma_i^{-1} (X_i - \mu_a T_i) \quad (10)$$

其中:

$$|\Sigma_i| = |\Omega_i| (1 + \sigma_a^2 T_i^T \Omega_i^{-1} T_i) \quad (11)$$

$$\Sigma_i^{-1} = \Omega_i^{-1} - \frac{\sigma_a^2}{1 + \sigma_a^2 T_i^T \Omega_i^{-1} T_i} \Omega_i^{-1} T_i T_i^T \Omega_i^{-1} \quad (12)$$

μ_a 和 σ_a 取一阶偏导数, 得到:

$$\frac{\partial l(\theta | X)}{\partial \mu_a} = \sum_{i=1}^n T_i^T \Sigma_i^{-1} X_i - \mu_a \sum_{i=1}^n T_i^T \Sigma_i^{-1} T_i \quad (13)$$

$$\frac{\partial l(\theta | X)}{\partial \mu_a} = - \sum_{i=1}^n \frac{\sigma_a T_i^T \Omega_i^{-1} T_i}{1 + \sigma_a^2 T_i^T \Omega_i^{-1} T_i} + \sum_{i=1}^n (X_i - \mu_a T_i)^T \Sigma_i^{-1} (X_i - \mu_a T_i) \quad (14)$$

令式 (14) 的右边为 0, 式 (14) 得不到显式结果。因此, 对给定的取值 σ_a, σ_B, b , 令关于 μ_a 的式 (10) 为 0, 得到 μ_a 的似然估计如下:

$$\hat{\mu}_a = \frac{\sum_{i=1}^n T_i^T \Sigma_i^{-1} X_i}{\sum_{i=1}^n T_i^T \Sigma_i^{-1} T_i} \quad (15)$$

于是根据估计的 μ_a 得到 σ_a^2, σ_B 和 b 的截面对数似然函数为^[18]:

$$l(\sigma_B, b, \sigma_a | X, \hat{\mu}_a) = - \frac{\ln(2\pi)}{2} \sum_{i=1}^n m_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \ln |\Sigma_i| - \frac{1}{2} \times \left\{ \sum_{i=1}^n X_i^T \Omega_i^{-1} X_i - 2 \frac{\sum_{i=1}^n T_i^T \Sigma_i^{-1} X_i}{\sum_{i=1}^n T_i^T \Sigma_i^{-1} T_i} \sum_{i=1}^n T_i^T \Sigma_i^{-1} X_i + \left(\frac{\sum_{i=1}^n T_i^T \Sigma_i^{-1} X_i}{\sum_{i=1}^n T_i^T \Sigma_i^{-1} T_i} \right)^2 \sum_{i=1}^n T_i^T \Omega_i^{-1} T_i \right\} \quad (16)$$

非线性 Wiener 退化过程模型参数的估计: 对 σ_B, b, σ_a 赋予初值, 通过二维遍历搜索式 (16) 的最小值得到 σ_B, b, σ_a 的估计。

由于非线性优点, 所以采用非线性的 Wiener 过程进行退化过程建模和后续寿命使用预测工作。

2 剩余使用寿命的估计

设备的寿命指随机退化过程首次达到失效阈值的时间。如果在 t_i 时刻根据历史数据预测设备首次达到失效阈值的时间, 即获得了设备的剩余使用寿命^[19], 其基本原理如图 1 所示。

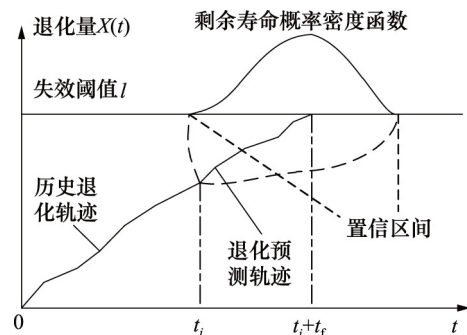


图 1 剩余使用寿命预测原理简图

图 1 中 l 为设定的失效阈值, 可以通过行业标准和产品性能指标或专家经验确定。剩余使用寿命 t_r , 通常出现在剩余使用寿命概率密度函数的最大值处。在实践中, 将设备的寿命定义为首次达失效阈值的时间。如果设备达到失效阈值, 正如本研究提到的轴向柱塞泵, 设备需要停止运行进行维护, 以确保系统的安全。

根据剩余使用寿命预测基本原理图, 如果设备在运行到时刻 t_i 仍未失效, 且当前性能退化量为 $X(t_i) < l$, 则设备剩余使用寿命 t_r 可以表示为:

$$t_f = \inf\{t_f: X(t_f + t_i) \geq l | X(t_i) < l\} \quad (17)$$

求解运行到时刻 t_i 的剩余使用寿命,关键在于求解设备的剩余使用寿命的概率密度函数。通过剩余寿命的定义,进而可以得到非线性 Wiener 过程在 t_i 时刻,剩余使用寿命的概率密度函数为^[18]:

$$f_{M_3}(t_f | t_i, \sigma_a, \sigma_B, \mu_a, b) \cong \frac{1}{\sqrt{2\pi t_f^2 (\sigma_a^2 \eta(t_f)^2 + \sigma_B^2 t_f)}} \times \left[l_{t_i} - (\eta(t_f) - bt_f(t_f - t_i)^{b-1}) \frac{\sigma_a^2 \eta(t_f) l_{t_i} + u_a \sigma_B^2 t_f}{\sigma_a^2 \eta(t_f)^2 + \sigma_B^2 t_f} \right] \times \exp\left[-\frac{(l_{t_i} - u_a \eta(t_f))^2}{2(\sigma_a^2 \eta(t_f)^2 + \sigma_B^2 t_f)} \right] \quad (18)$$

式中, $t_f = t - t_i$, $\eta(t_f) = (t_f + t_i)^b - t_i^b$, $l_{t_i} = l - X(t_i)$ 。

$$f_{M_4}(t_f | t_i, \sigma_a, \sigma_B, \mu_a, b) \cong \frac{1}{\sqrt{2\pi t_f^2 (\sigma_a^2 \gamma(t_f)^2 + \sigma_B^2 t_f)}} \times \left[l - X(t_i) - \beta(t_f) \frac{(l - X(t_i)) \sigma_a^2 \gamma(t_f) l_{t_i} + u_a \sigma_B^2 t_f}{\sigma_a^2 \gamma(t_f)^2 + \sigma_B^2 t_f} \right] \times \exp\left[-\frac{((l - X(t_i)) \sigma_a^2 - u_a \gamma(t_f))^2}{2(\sigma_a^2 \gamma(t_f)^2 + \sigma_B^2 t_f)} \right] \quad (19)$$

式中, $\gamma(t_f) = \exp(b(t_f + t_i)) - \exp(bt_i)$, $\beta(t_f) = (1pt_f) \exp(b(t_f + t_i)) \exp(bt_i)$ 。

当 a 为常数时式(18)退化为 M_2 模型的剩余使用寿命概率密度函数, M_0, M_1 的剩余使用寿命的概率密度函数可利用寿命的定义得到^[20-21]。

3 轴向柱塞泵剩余使用寿命预测

以某型号航空轴向柱塞泵为例,进行轴向柱塞泵剩余使用寿命预测模型的建模及分析。轴向柱塞泵性能退化因磨损所致,可通过轴向柱塞泵的泄漏回油流量作为分析指标,其退化过程符合独立增量过程。因此,可以用非线性 Wiener 过程进行退化过程建模和预测。该案例对 5 台轴向柱塞泵进行转速为 2000 ~ 4000 r/min、额定压力为 28 MPa、累积运行时间为 1000 h、失效阈值为 2.8 L/min 的寿命试验。其中 1 台轴向柱塞泵累积运行 1200 h 后到达失效阈值,故定义其寿命为 1200 h^[9]。

图 2 表示 5 台轴向柱塞泵的泄漏回油流量和工作时间 t 的关系。退化模型中利用泄漏回油流量代表退化量 $X(t)$,模型中 t 表示轴向柱塞泵的运行时间,采用线性和非线性 Wiener 过程分别建模。利用图 2 中的数据 and 第一节介绍的模型参数估计方法估计出 $M_0 \sim$

M_4 模型的参数,比较模型之间的合理性经常采用 AIC、BIC 准则。本研究因为大样本量故采用 BIC 准则来评价,标准是以 BIC 值最小者为最优模型(包括负数)。

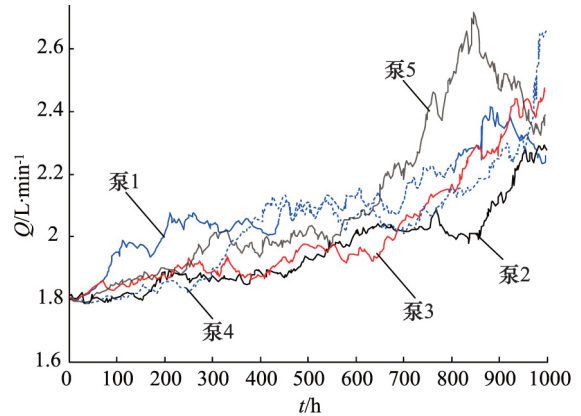


图 2 5 台柱塞泵的回油流量曲线^[9]

表 1 不同模型参数的估计值及 BIC 值

模型	μ_a/μ	σ_a	σ	b	BIC
M_0	0.0034	-	9.10×10^{-6}	-	527.95
M_1	0.0091	6.78×10^{-5}	4.68×10^{-5}	-	126.06
M_2	1.24×10^{-21}	-	0.110	7	-1.21×10^3
M_3	9.85×10^{-17}	7.03×10^{-16}	0.0959	5.48	-1.38×10^3
M_4	1.03×10^{-20}	8.0×10^{-20}	0.0903	0.0992	-789.64

计算得到每个模型对应的 BIC 值如表 1 所示,由于 M_3 模型的 BIC 值最小,所以确定 M_3 模型来描述轴向柱塞泵的性能退化过程。

$$M_3: X = at^b + \sigma B(t), a \sim N(\mu_a, \sigma_a^2)$$

因为剩余使用寿命预测是在退化模型的基础上进行的,且 M_3 模型具有良好的退化拟合性,所以拟采用 M_3 模型进行其剩余使用寿命预测,并进行分析验证。将观测时间 t_i 时的剩余使用寿命概率密度函数 $f(t_f | t_i, \sigma_a, \sigma_B, \mu_a, b)$ 最大值对应的的时间近似为剩余使用寿命^[22]。根据式(17)及图 2 的历史数据,得出 M_3 模型在不同观测时间对应的预测剩余使用寿命和实际剩余使用寿命,如图 3 所示。

从图 3 可以看出,轴向柱塞泵在工作的 0 ~ 1200 h 内,不同观测时间,剩余使用寿命的实际值都会落在剩余使用寿命概率密度函数的范围内,且寿命的预测值都会落在实际值周围。同时,剩余概率密度函数的图像随着历史数据不断积累越来越陡。表明轴向柱塞泵的泄漏回油流量越接近失效阈值,剩余使用寿命的预

测值的不确定性越小。实际剩余使用寿命和预测寿命以及误差率的比较,如图4a、图4b所示。在 M_3 模型下前300h,实际值和预测值误差率较大,但是随着数据的不断增加后面的预测值越来越接近实际值,误差率在不断减小。

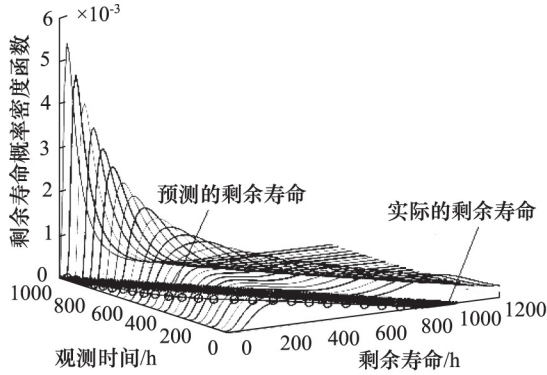
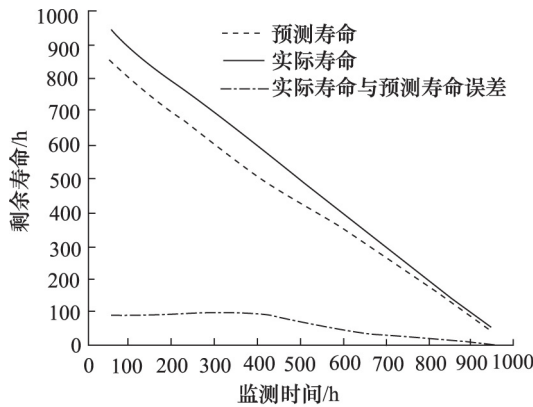
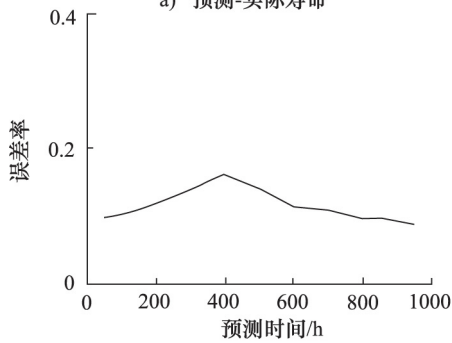


图3 柱塞泵剩余使用寿命预测结果



a) 预测-实际寿命



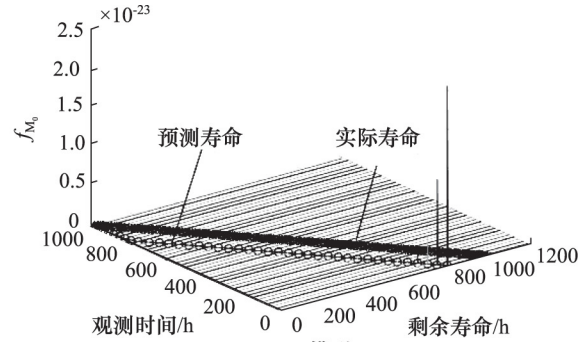
b) 预测寿命的误差率

图4 预测-实际寿命比较

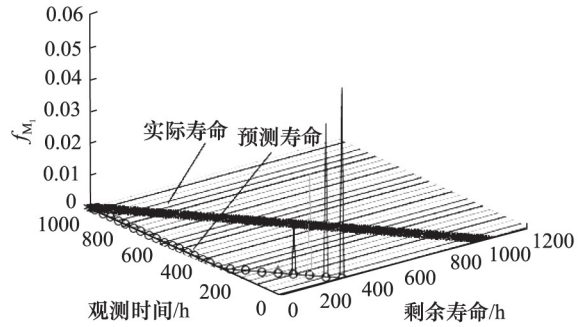
为了验证所选 M_3 模型的合理性,通过对比在相同数据的驱动下各个模型实际寿命和预测寿命的吻合程度。首先将 M_0, M_1, M_2, M_4 4个模型作比较分析,选择最优的预测模型。将最优的模型再和 M_3 模型比较其预测误差和误差率。如果 M_3 模型的预测误差和误差率小于所选的最优模型,则说明了模型的合理性。

反之,则不合理,选择 M_0, M_1, M_2, M_4 4个模型中最优的模型作为剩余寿命预测模型。

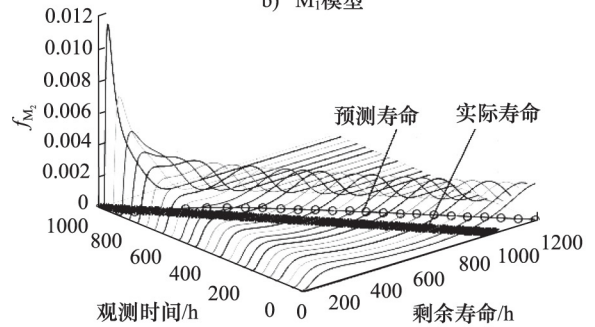
下面使用单个产品的历史数据来验证模型,选择第4组轴向柱塞泵给出在不同的观测点处的剩余使用寿命。图5a~图5d表示 M_0, M_1, M_2, M_4 4个模型预测结果。 M_0 的预测结果与其他3个模型比较,其概率



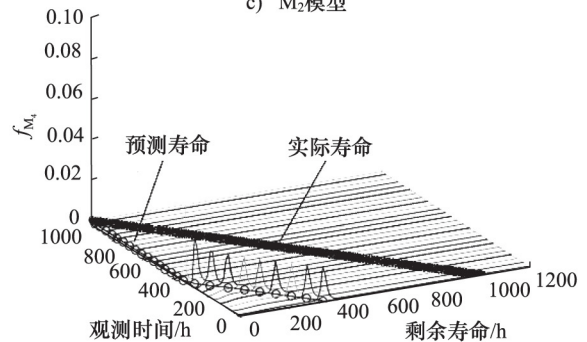
a) M_0 模型



b) M_1 模型



c) M_2 模型



d) M_4 模型

图5 M_0, M_1, M_2, M_4 模型预测结果

密度函数的最大值为 10^{-23} 接近 0, 因此放弃 M_0 模型。其结果是由线性和无随机效应导致的。 M_1 模型是考虑了随机效应的线性模型, 相比较 M_0 有改善, 但是相比 M_2, M_4 模型误差较大; M_2 是幂函数形式的非线性的过程(未考虑随机效应), 其拟合效果比其他模型的拟合更恰当, 说明轴向柱塞泵的退化过程比较符合幂函数形式; M_4 是指数形式的非线性过程, 也考虑了随机效应, 但拟合效果不佳, 不适合用来描述轴向柱塞泵的性能退化过程。因此 M_0, M_1, M_2, M_4 4 个模型中最优的预测模型为 M_2 。

为了分析 M_2, M_3 模型, 将 2 个模型预测结果的误差和平稳性进行比较。从图 6 可知无论是寿命的预测准确性还是预测稳定性, M_3 相比于 M_2 预测更加平稳且误差更小, 验证了具有随机效应幂函数的模型 M_3 更适合用来预测轴向柱塞泵的剩余使用寿命。

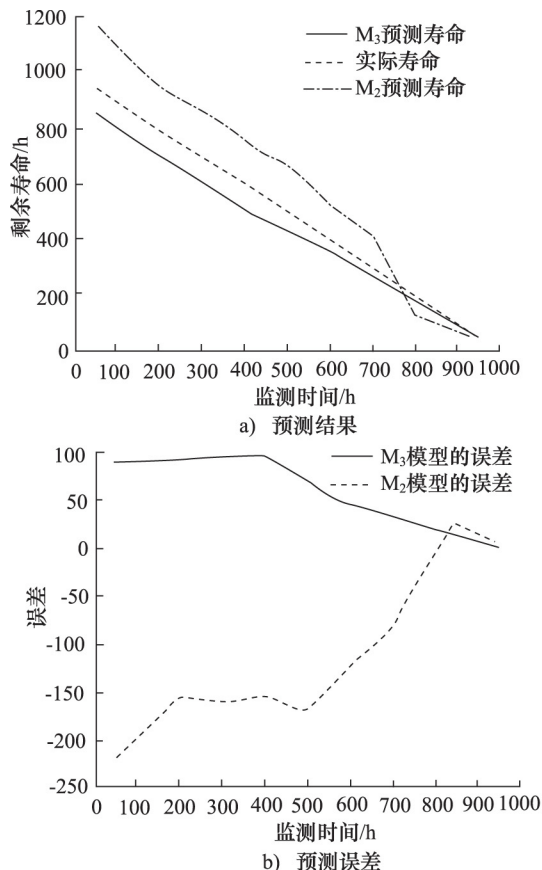


图 6 M_2, M_3 预测结果比较

4 结论

本研究利用轴向柱塞泵的泄漏回油流量作为轴向柱塞泵的性能退化的指标, 以泄漏回油流量观测数据为依据, 应用一种非线性 Wiener 过程构建了轴向柱塞泵剩余使用寿命模型。从实例分析得出, 采用 M_3 模型

的非线性 Wiener 过程的寿命预测模型相比其他的 4 种模型拟合效果, 更接近轴向柱塞泵的实际寿命。该研究结果可作为后续研究柱塞泵健康管理的基础, 在后续的工作中, 学科组将进一步开展寿命使用预测相关研究。

参考文献:

- [1] 葛薇, 王少萍. 航空液压泵磨损状况预测[J]. 北京航空航天大学学报, 2011, 37(11): 1410-1414.
GE Wei, WANG Shaoping. Wear Condition Prediction of Hydraulic Pump [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2011, 37(11): 1410-1414.
- [2] 马纪明, 詹晓燕. 具有随机退化特性的柱塞泵性能可靠性分析[J]. 机械工程学报, 2010, 46(14): 189-193.
MA Jiming, ZHAN Xiaoyan. Performance Reliability Analysis of a Piston Pump Affected by Random Degradation [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(14): 189-193.
- [3] 杨少康. 三参数威布尔分布轴向柱塞泵寿命预测研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2018.
YANG Shaokang. Research on Life Prediction of Axial Piston Pump with Three Parameter Weibull Distribution [D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2018.
- [4] 励文艳, 程珩, 赵立红, 等. 基于局部 S 变换和极限学习机的柱塞泵滑靴磨损故障诊断[J]. 液压与气动, 2019, (12): 15-21.
LI Wenyan, CHENG Hang, ZHAO Lihong, et al. Shoe Wear Fault Diagnosis of Axial Piston Pump Based on Local S Transform and Extreme Learning Machine [J]. Chinese Hydraulics & Pneumatics, 2019, (12): 15-21.
- [5] 王岩, 王晓晴, 郭生荣, 等. 航空柱塞泵缸体疲劳分析及寿命预测方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2019, 45(7): 1314-1321.
WANG Yan, WANG Xiaoping, GUO Shengrong, et al. Fatigue Analysis and Life Prediction Method for Cylinder Block of Aviation Piston Pump [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2019, 45(7): 1314-1321.
- [6] 李元, 王少萍, 石健, 等. 考虑油液黏压特性的高压航空液压泵柱塞副泄漏模型研究[J]. 液压与气动, 2018, (5): 13-19.
LI Yuan, WANG Shaoping, SHI Jian, et al. Leakage Model Considering Viscosity-pressure Properties of Oil for Piston-cylinder Pair of High Press [J]. Chinese Hydraulics & Pneumatics, 2018, (5): 13-19.
- [7] 马纪明, 阮凌燕, 付永领, 等. 航空液压泵典型失效模式及加速方法[J]. 液压与气动, 2015, (7): 189-193.

- MA Jiming, RUAN Lingyan, FU Yongling, et al. Typical Failure Modes and Accelerated Lifetime Test Methods for Aircraft Hydraulic Pump [J]. Chinese Hydraulics & Pneumatics, 2015, (7): 189–193.
- [8] 何兆民, 王少萍. 基于边频相对能量和的柱塞泵磨损状态识别[J]. 北京航空航天大学学报, 2014, 40(2): 183–187.
HE Zhaomin, WANG Shaoping. Wear Status Recognition of Piston Pump Based on Side Frequency Relative Energy Summation [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2014, 40(2): 183–187.
- [9] WANG X, LIN S, WANG S, et al. Remaining Useful Life Prediction Based on the Wiener Process for an Aviation Axial Piston Pump [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2016, 29(3): 779–88.
- [10] LI T, WANG S, ZIO E, et al. A Numerical Approach for Predicting the Remaining Useful Life of an Aviation Hydraulic Pump Based on Monitoring Abrasive Debris Generation [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 136.
- [11] 刘君强, 谢吉伟, 左洪福, 等. 基于随机 Wiener 过程的航空发动机剩余寿命预测[J]. 航空学报, 2015, 36(2): 564–574.
LIU Junqiang, XIE Jiwei, ZUO Hongfu, et al. Residual Lifetime Prediction for Aeroengines Based on Wiener Process with Random Effects [J]. Acta Aeronautica ET Astronautica Sinica, 2015, 36(2): 564–574.
- [12] 张先航, 李曙林, 常飞, 等. 基于 Wiener 过程的航空燃油泵寿命预测[J]. 航空科学技术, 2017, 28(11): 47–53.
ZHANG Xianhang, LI Shulin, CHANG Fei, et al. Life Prediction of Aviation Fuel Pump Based on Wiener Process [J]. Aeronautical Science and Technology, 2017, 28(11): 47–53.
- [13] 冯海林, 李秀秀. 基于随机效应 Wiener 退化模型的剩余寿命预测[J]. 浙江大学学报: 理学版, 2018, 45(6): 679–683 93.
FENG Hailin, LI Xiuxiu. Residual Life Prediction Based on a Stochastic Effect Wiener Degradation Model [J]. Journal of Zhejiang University: Science Edition, 2018, 45(6): 679–683 93.
- [14] 李奎, 高志成, 武一, 等. 基于统计回归和非线性 Wiener 过程的交流接触器剩余寿命预测[J]. 电工技术学报, 2019, 34(19): 4058–4070.
LI Kui, GAO Zhicheng, WU Yi, et al. Remaining Lifetime Prediction of AC Contactor Based on Statistical Regression and Nonlinear Wiener [J]. Transactions of China Electro-technical Society, 2019, 34(19): 4058–4070.
- [15] PENG C Y, TSENG S T. Mis-specification Analysis of Linear Degradation Models [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2009, 58(3): 444–455.
- [16] YE Z S, WANG Y, TSUI K L, et al. Degradation Data Analysis Using Wiener Processes with Measurement Errors [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2013, 62(4): 772–780.
- [17] 王宇. 轴向柱塞泵性能可靠性建模与维修策略优化[D]. 兰州: 兰州理工大学, 2019.
WANG Yu. Performance Reliability Modeling and Maintenance Policy Optimization of Axial Piston Pump [D]. Lanzhou: Lanzhou University of Technology, 2019.
- [18] SI X S, WANG W, HU C H, et al. Remaining Useful Life Estimation Based on a Nonlinear Diffusion Degradation Process [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2012, 61(1): 50–67.
- [19] LEE MLT, WHITMORE G A. Threshold Regression for Survival Analysis: Modeling Event Times by a Stochastic Process Reaching a Boundary [J]. Statistical Science, 2006, 21(4): 501–513.
- [20] 李建华. 基于随机过程建模的机械装备剩余寿命预测研究[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2019.
LI Jianhua. Research on Residual Life Prediction of Mechanical Equipment Based on Stochastic Process Modeling [D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2019.
- [21] 蔡忠义, 陈云翔, 郭建胜, 等. 考虑测量误差和随机效应的设备剩余寿命预测[J]. 系统工程与电子技术, 2019, 41(7): 1658–1664.
CAI Zhongyi, CHEN Yunxiang, GUO Jiansheng, et al. Remaining Lifetime Prediction for Device with Measurement Error and Random Effect [J]. Systems Engineering and Electronics, 2019, 41(7): 1658–1664.
- [22] 孙曙光, 王佳兴, 王景芹, 等. 基于 Wiener 过程的万能式断路器附件剩余寿命预测[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(2): 26–37.
SUN Shuguang, WANG Jiaying, WANG Jingqin, et al. Remaining Useful Life Prediction of Accessories for the Conventional Circuit Breaker Based on Wiener [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(2): 26–37.

引用本文:

- 南西康, 高文科, 陈旭峰, 等. 基于非线性 Wiener 过程的柱塞泵剩余使用寿命分析[J]. 液压与气动, 2020, (11): 45–52.
NAN Xikang, GAO Wenke, CHEN Xufeng, et al. Remaining Useful Lifetime Analysis of Piston Pump Based on Nonlinear Wiener Process [J]. Chinese Hydraulics & Pneumatics, 2020, (11): 45–52.