

引用格式: 赵思恒, 周航, 周少伟. 基于维纳过程的船舶柴油机增压器寿命预测[J]. 中国舰船研究, 2022, 17(6): 126–132.
ZHAO S H, ZHOU H, ZHOU S W. Residual life prediction for marine diesel turbocharger based on Wiener process[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2022, 17(6): 126–132.

基于维纳过程的船舶柴油机增压器 寿命预测



赵思恒^{*1}, 周航¹, 周少伟²
1 上海船用柴油机研究所, 上海 200090
2 中国舰船研究设计中心, 湖北 武汉 430064

摘 要: [目的] 针对船舶柴油机增压器难以收集到全生命周期性能退化数据的问题, 提出一种基于维纳过程的寿命预测模型。[方法] 首先, 采用 K-Means 模型对增压器实际运行工况进行聚类, 提取出典型工况数据; 然后, 使用贝叶斯突变点检测模型识别增压器的缺陷点; 最后, 建立基于维纳过程的退化模型, 并以某型船用柴油机增压器为应用对象, 预测增压器的剩余使用寿命。[结果] 结果显示, 基于维纳过程的寿命预测方法能够在不需要同类设备历史退化数据的情况下对增压器的剩余寿命进行预测。[结论] 所提方法对缺少故障样本的船舶柴油机增压器寿命预测具有一定的参考价值。
关键词: 船舶柴油机; 涡轮增压器; 寿命预测; 维纳过程; 突变点检测
中图分类号: U664.121 **文献标志码:** A **DOI:** 10.19693/j.issn.1673-3185.02666

Residual life prediction for marine diesel turbocharger based on Wiener process

ZHAO Siheng^{*1}, ZHOU Hang¹, ZHOU Shaowei²
1 Shanghai Marine Diesel Engine Research Institute, Shanghai 200090, China
2 China Ship Development and Design Center, Wuhan 430064, China

Abstract: [Objectives] In view of the difficulty of collecting the full life cycle performance degradation data of a marine diesel turbocharger, a life prediction model based on the Wiener process is proposed to predict the residual life of the turbocharger. [Methods] First, the K-Means model is used to cluster the actual operating conditions of the turbocharger and extract the typical operating condition data, then the Bayesian change-point detection model is used to identify the defect points of the turbocharger, and finally, the residual life of a certain type of turbocharger is predicted by the Wiener process degradation model. [Results] The results prove that the proposed method can predict the residual lifetime of the turbocharger without the historical degradation data of similar equipment. [Conclusions] The method proposed herein is valuable for marine diesel turbochargers without fault samples.
Key words: marine diesel; turbocharger; life prediction; Wiener process; change-point detection

0 引 言

涡轮增压器作为提升船舶柴油机功率, 改善排放性能的主要手段, 是船舶动力系统的重要部件^[1]。同时, 增压器因常在高速、高温、工况多变的苛刻条件下工作, 导致可靠性受到严重挑战^[2]。近年来, 针对增压器的可靠性与寿命预测问题,

学术界从多个方面开展了研究。吴葱等^[1]采用 CFD, FEA 仿真和 FEMFAT 疲劳计算分析软件, 对增压器涡轮箱在不同工况下的温度、累积塑性应变分布情况、涡轮箱危险部位的疲劳损伤, 以及涡轮箱的疲劳寿命进行了预测分析。刘演龙等^[2]利用线性 Miner 累计损伤法则, 通过统计涡轮增压器涡轮在发动机耐久性试验过程中的总损伤

收稿日期: 2021-11-29 修回日期: 2022-04-25 网络首发时间: 2022-12-01 14:11
基金项目: 工信部“绿色智能内河船舶创新专项”资助项目
作者简介: 赵思恒, 男, 1993 年生, 硕士, 工程师
周航, 男, 1982 年生, 硕士, 高级工程师
周少伟, 男, 1981 年生, 高级工程师

*通信作者: 赵思恒

量,对涡轮增压器涡轮的寿命予以了推算。王正等^[3]分析了涡轮叶片载荷与应力空间分布的特征,通过建立的疲劳蠕变模型,对增压器涡轮叶片叶根进行了寿命评估。目前的研究大多是通过仿真等手段来建立增压器关键部件的理论寿命预测模型,以指导增压器设计为主要目标,缺乏对基于增压器实际运行数据的寿命预测方法研究。

目前,在学术界和工业界,基于数据驱动的方法是设备寿命预测的主流方法^[4]。Wu 等^[5]提出了一种基于全连接神经网络的设备寿命预测模型;许庆阳等^[6]提出了一种基于隐马尔可夫模型的道岔寿命预测方法;Lim 等^[7]提出了一种基于滑动时间窗口的深度学习寿命预测模型;杨秋玉等^[8]提出了一种基于支持向量机(SVM)的高压断路器寿命预测模型;王锴桦^[9]提出了一种基于循环神经网络的设备寿命预测模型。这些研究大多需要依赖大量的数据进行模型训练,但在工程实际应用中,船舶动力系统设备长期运行在正常工作状态,难以收集到大量的故障数据^[10],行业内缺乏完整的柴油机增压器全生命周期性能退化数据集,导致相关的设备寿命预测研究难以开展。

基于退化模型的寿命预测方法无需多组同类设备的历史数据进行模型训练,可用于数据缺乏情况下的设备寿命预测。维纳过程模型是应用广泛的一种性能退化模型,其不仅能反映退化过程中各种随机不确定因素的影响,而且还具有较强的计算能力^[11],对于工况切换频繁、预测实时性要求较高的柴油机增压器寿命预测具有很好的适用性。本文拟提出一种基于维纳过程的船舶柴油机增压器寿命预测方法,通过对增压器振动趋势的增大过程进行随机维纳过程建模,探索在历史数据缺乏情况下的寿命预测手段。首先,采用 K-Means 聚类模型对柴油机工况数据进行聚类,提取具有代表性的典型运行工况;然后,选取能够表征性能退化的特征参数,通过贝叶斯突变点检测模型,识别增压器在典型工况下的特征参数的缺陷点;最后,基于增压器在缺陷点后的特征参数趋势,通过维纳退化过程建模预测距离失效阈值的到达时间,该预测值即为增压器的剩余可使用寿命。

1 基于维纳过程的寿命预测模型

1.1 概 述

船用增压器内部结构较复杂,内部由涡轮转动、高压气流冲击等复杂激励源引起的振动相互叠加,该振动在一定范围内会表现出随机性。因

此,在增压器失效过程中,振动趋势难以表现出单调性,退化趋势特征往往被因工况切换导致的数据波动或随机噪声掩盖,给寿命预测带来了很大困难。维纳过程是一种应用广泛的退化建模和剩余寿命预测方法^[12-14],其特点在于引入了随机效应,可用于模拟设备性能退化过程中随机性和动态性等因素的影响,适于表征增压器振动趋势中的参数波动和随机噪声,在增压器的寿命预测方面具有优势。

增压器的振动受柴油机工况影响很大。柴油机工作在非平稳工况下,其增压器的振动趋势会发生大幅度的波动,这种突变的剧烈波动不符合维纳退化过程,会导致寿命预测结果出现明显误差。为解决这一问题,本文提出一种基于维纳过程的寿命预测模型,即首先采用 K-Means 模型对设备运行工况进行聚类,然后从聚类产生的若干样本类别中提取样本量充足且具有代表性的典型工况数据,用以消除工况切换对数据的影响。

在增压器的性能退化过程中,受材料性质、自身结构、环境应力等因素的影响,往往表现出明显的两阶段差异性。在缺陷点前、后,增压器的性能退化模式会存在较大区别,缺陷点前设备的振动趋势为增大过程缓慢且不明显,缺陷点后设备的振动趋势为增大过程速度会显著加快^[15],缺陷点前、后明显的分布差异会对寿命预测结果的准确性产生影响。因此,本文采用贝叶斯突变点检测模型来检测退化规律发生变化的点,然后对突变点后的振动数据进行单独建模以提高模型的预测精度。

1.2 K-Means 设备工况聚类模型

所谓聚类,是指通过数据之间的内在关系把样本划分为若干类别,以使得同类别样本之间的相似度高,不同类别之间的样本相似度低。K-Means 聚类属最常用的无监督聚类算法,其基本思想是,通过迭代寻找 k 个簇的一种划分方案,以使得聚类结果对应的损失函数最小^[16]。

假设设备的运行功率数据为 $\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$, K-Means 算法将功率数据聚类为 k 个簇,具体算法描述如下。

步骤 1: 随机选取 k 个工况簇 $c_1^{(0)}, c_2^{(0)}, c_3^{(0)}, \dots, c_k^{(0)}$, 将其中中心点记为 $\mu_1^{(0)}, \mu_2^{(0)}, \mu_3^{(0)}, \dots, \mu_k^{(0)}$ 。

步骤 2: 定义损失函数

$$J(c, \mu) = \min \sum_{i=1}^n x_i - \mu_{c_i}^2 \tag{1}$$

步骤 3: 令迭代步数 $m = 0, 1, 2, \dots$, 重复以下过

程直至损失函数 J 收敛。

1) 对于每一个功率数据 x_i , 将其分配到距离最近的工况中心:

$$c_i^m = \arg \min_k x_i - \mu_k^{m2} \quad (2)$$

2) 对于每一个工况中心, 重新计算其中心点的位置:

$$\mu_k^{(m+1)} = \arg \min_{\mu} \sum_{i: c_i^m = k} x_i - \mu^2 \quad (3)$$

工况中心 μ_{c_i} 代表对属于同一工况功率中心点的猜测, 对柴油机运行功率数据来说, 可通过 K-Means 聚类将其划分为 k 个工况类别, 然后从所有类别中挑选数据量充足的样本类别作为柴油机的典型运行工况, 并选取典型工况下的增压器振动用于寿命预测建模, 从而消除工况切换对设备振动数据的影响, 起到数据预处理的作用。

1.3 贝叶斯突变点检测模型

贝叶斯突变点检测算法的实质是确定概率分布 $P(r_T, x_{1:T})$, 即在长度为 T 的连续观测数据集 $x_{1:T}$ 内, 存在突变点的概率 r_T 。拟合增压器振动历史数据的分布特性, 当新数据与历史数据的分布一致性较好时, 认为不存在突变点; 当新数据与历史数据的分布一致性较差时, 认为出现了突变点。突变点与历史数据的期望值偏差越大, 说明突变点存在的可能性越大^[9]。根据给定的连续历史数据, 利用边缘概率密度求和:

$$P(x_{T+1}|x_{1:T}) = \sum_{r_T} P(x_{T+1}|r_T, x_T^{(r)}) P(r_T|x_{1:T}) \quad (4)$$

由贝叶斯定理, 可知后验概率为

$$p(r_T|x_{1:T}) = \frac{p(r_T, x_{1:T})}{p(x_{1:T})} \quad (5)$$

因此,

$$\begin{aligned} p(r_T, x_{1:T}) &= \sum_{r_{T-1}} p(r_T, r_{T-1}, x_{1:T}) p(r_T, x_{1:T}) = \\ &= \sum_{r_{T-1}} p(r_T, x_T|r_{T-1}, x_{1:T-1}) p(r_{T-1}, x_{1:T-1}) = \\ &= \sum_{r_{T-1}} p(r_T|r_{T-1}) p(x_T|r_{T-1}, x_T^{(r)}) p(r_{T-1}, x_{1:T-1}) \end{aligned} \quad (6)$$

定义当 $r_T = 1$ 时, 表示出现了突变点, 增压器的退化规律发生了变化; 当 $r_T = 0$ 时, 表示未出现突变点, 增压器的退化规律和之前一致。假设每一序列之前的概率值都是已知的, 那么 r_T 的概率取决于 2 种可能性, 即变化点发生或变化点未发生。当数据长度加 1 时, 为了对此时的 2 种可能性进行判断并计算其概率, 需要计算风险函数:

$$p(r_T|r_{T-1}) = \begin{cases} H(r_{T-1} + 1), & r_T = 0 \\ 1 - H(r_{T-1} + 1), & r_T = r_{T-1} + 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

当退化规律在一段连续的时间内服从某一分布时, $H(r)$ 为该分布的冒险率函数。当退化过程的持续时间符合几何分布时, 可知 $H(r) = 1/\lambda$ (λ 为几何分布的尺度参数), 通过调节 λ 的值, 即可控制模型对突变点检测的敏感程度。

贝叶斯突变点检测模型的具体实施步骤如下所示。

1) 选择增压器退化过程分布的先验密度函数和分布参数 $v_1^{(0)}, \chi_1^{(0)}$, 给定冒险率函数的参数值 λ , 并设定 $P(r_0 = 0) = 1$ 。

2) 获取新的数据 x_T , 计算 x_T 符合当前增压器退化过程分布的先验密度函数的概率:

$$\pi_T^{(r)} = P(x_T|v_T^{(r)}, \chi_T^{(r)}) \quad (8)$$

3) 计算退化规律持续时间增长与获取已有检测数据的联合概率:

$$p(r_T = r_{T-1} + 1, x_{1:T}) = p(r_{T-1}, x_{1:T-1}) \pi_T^{(r)} (1 - H(r_{T-1})) \quad (9)$$

4) 计算退化规律出现突变点与获取已有检测数据的联合概率:

$$p(r_T = 0, x_{1:T}) = \sum_{r_{T-1}} p(r_{T-1}, x_{1:T-1}) \pi_T^{(r)} H(r_{T-1}) \quad (10)$$

5) 计算检测数据的联合概率分布:

$$p(x_{1:T}) = \sum_{r_T} p(r_T, x_{1:T}) \quad (11)$$

6) 计算式(5), 确定出现突变点的概率 $p(r_T|x_{1:T})$ 。

7) 更新增压器退化过程分布先验密度函数的分布参数:

$$v_{T+1}^{(r+1)} = v_T^{(r)} + 1 \quad (12)$$

$$\chi_{T+1}^{(r+1)} = \chi_T^{(r)} + u(x_T) \quad (13)$$

其中, $u(x_T)$ 为新样本的特征值。

8) 重新执行步骤 2)。

基于增压器振动的实时在线监测数据, 重复执行步骤 2)~步骤 8), 当计算得到的出现突变点的概率 $p(r_T|x_{1:T})$ 大于设定的突变点检测概率阈值时, 说明增压器的退化规律发生了变化。

1.4 维纳退化过程建模

设定突变点后时间 t 内增压器的运行特征参数 $\{\tilde{X}(t), t \geq 0\}$ 为维纳过程, 则

1) $\tilde{X}(t)$ 为独立增量过程;

2) 对于任意时刻 s , 当 $t > 0$ 时, $\tilde{X}(s+t) - \tilde{X}(s) \sim$

$N(0, c^2t)$, 即 $\tilde{X}(s+t) - \tilde{X}(s)$ 是期望为 0、方差为 c^2t 的正态分布;

- 3) $\tilde{X}(t)$ 关于 t 是连续函数。
带线性漂移的维纳过程可以描述为

$$X(t) = X(0) + vt + \sigma B(t)$$

(14)

式中: $X(t)$ 为 t 时刻设备的性能退化量; $X(0)$ 为初始时刻设备的性能退化量; v 为漂移系数; σ 为扩散系数; $B(t)$ 为标准布朗运动。

在工程实际中, 增压器的退化往往表现为加速退化过程, 为能更好地表征增压器性能的退化过程, 需要采用带非线性漂移的维纳退化过程:

$$X(t) = X(0) + \alpha \int_0^t u(\tau; \beta) d\tau + \sigma B(t)$$

(15)

式中, $\alpha \int_0^t u(\tau; \beta) d\tau$ 为增压器退化过程的累计效应。不失一般性, 假设 $X(0) = 0$, 且 $\alpha \sim N(\mu_\alpha, \sigma_\alpha^2)$ (其中 μ_α 为均值, σ_α^2 为方差), 并假定 α 与 $B(t)$ 之间统计独立^[17]。

基于式 (16) 所描述的增压器性能退化过程, 剩余寿命 T 可以描述为:

$$T = \inf \{t : X(t) \geq X_f | X(0) < X_f\}$$

(16)

式中, X_f 为设定的增压器失效阈值。

经证明, 剩余寿命 T 的条件概率密度函数为^[14]:

$$f_{T|\alpha}(t|\alpha) \cong \frac{X_f - \alpha \int_0^t u(\tau; \beta) d\tau + \alpha u(t; \beta) t}{\sigma t \sqrt{2\pi t}} \cdot \exp \left\{ -\frac{\left[X_f - \alpha \int_0^t u(\tau; \beta) d\tau \right]^2}{2\sigma^2 t} \right\}$$

(17)

式 (17) 为依赖随机参数 α 的寿命概率密度函数, α 可通过拟合增压器实际运行过程中的振动数据来进行估计和更新。假设增压器在 t_k 时刻前所有的连续历史数据为 $x_{1:k} = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_k\}$, 由贝叶斯定理可知, 在 t_k 时刻, 退化模型的随机参数 α 的后验分布为^[18]:

$$p(\alpha | x_{1:k}) \propto p(x_{1:k} | \alpha) \pi_0(\alpha)$$

(18)

利用布朗运动性质, 可得

$$p(x_{1:k} | \alpha) \cong \frac{1}{\prod_{q=1}^k \sqrt{2\pi\sigma^2(t_q - t_{q-1})}} \cdot \exp \left\{ -\sum_{q=1}^k \frac{\left[x_q - x_{q-1} - \alpha \int_{t_{q-1}}^{t_q} u(\tau; \beta) d\tau \right]^2}{2\sigma^2(t_q - t_{q-1})} \right\}$$

(19)

由于 $p(x_{1:k} | \alpha)$ 和 $\pi_0(\alpha)$ 均为正态分布, 因此, 其共轭分布 $p(\alpha | x_{1:k})$ 也是正态分布, 进而可以得到其均值和方差分别为:

$$\mu_{\alpha,k} = \frac{C + D}{A + B}$$

(20)

$$\sigma_{\alpha,k}^2 = \frac{1}{A + B}$$

(21)

其中:

$$A = \sum_{q=1}^k \left[\left(\int_{t_{q-1}}^{t_q} u(\tau; \beta) d\tau \right)^2 / \sigma^2(t_q - t_{q-1}) \right]$$

$$B = 1 / \sigma_{\alpha,0}^2$$

$$C = \mu_{\alpha,0} / \sigma_{\alpha,0}^2$$

$$D = \sum_{q=1}^k \left\{ \left[(x_q - x_{q-1}) \int_{t_{q-1}}^{t_q} u(\tau; \beta) d\tau / \sigma^2(t_q - t_{q-1}) \right] \right\}$$

将式 (20) ~ 式 (22) 中计算得到的结果代入式 (18), 即可得到增压器在 t_k 时刻剩余使用寿命的概率密度分布。

2 基于维纳过程的寿命预测模型验证

本文选取某型船用柴油机增压器轴承的实船性能退化数据进行寿命预测模型验证。该船有一台柴油机的 B 列增压器因为疏忽, 在装配时未用扭力扳手, 导致轴承因未拧紧而在运行过程中出现了因轴承松动引起的振动增大, 之后, 在图 1 所示增压器进气罩位置加装振动传感器后, 及时发现此现象并予以了故障报警。本文使用的数据集来自 2020 年 4 月间采集到的振动加速度数据。

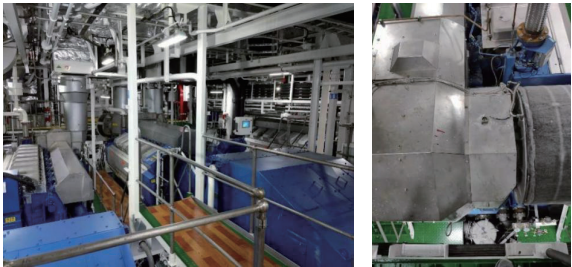


图 1 某船机舱照片 (左) 和增压器振动传感器布置位置 (右)
Fig. 1 Engine room of a ship (left) and turbocharger vibration acceleration sensor position (right)

增压器振动监测具有简单实用、设备安装维护方便、直观性强、可靠性高等优点, 并已被广泛采用^[19]。增压器的各类机械故障, 如涡轮叶片严重积炭、扫膛、叶片缺角、叶片脱落、轴承烧损、轴承间隙过大等, 都会以某种形式体现到增压器壳体振动信号中^[20]。涡轮增压器的转子转速可高达每分钟几万转甚至是十几万转, 由高速转子引起的振动为高频振动, 因振动位移很小而加速度

很大,故采用加速度传感器进行测量^[21]。

某型船用柴油机的增压器在航行过程中频繁出现振动异常报警,此时,增压器转速正常,排温及其他参数也正常,经故障排查后,发现该增压器因疏忽在装配时未用扭力扳手,致使轴承未拧紧而造成了轴向间隙异常。因更换部件或装配工艺的轴向间隙误差,会导致流量性能改变,进而改变增压器与柴油机的匹配情况,使喘振裕度变小,导致柴油机工作点向喘振线靠近,进而在高负荷时运行线进入喘振区而引起喘振^[22]。增压器的工作转速较高,当其工作时,在轴承上会引起脉动性载荷,若振动冲击过大,会使轴承发生严重的磨损甚至是变形,经查询该型柴油机的维护保养手册,可知增压器振动加速度的报警限值为 110 m/s^2 ,即失效阈值为 110 m/s^2 。

该型船用柴油机在 2020 年 4 月间的运行功率如图 2 所示。从中可以看出,受船舶航速、全船负载、气象海况等因素的影响,在航行过程中,柴油机的运行功率波动较大,范围在 $1\,000\sim5\,000\text{ kW}$ 之间,且多次出现短时间内的功率快速切换。

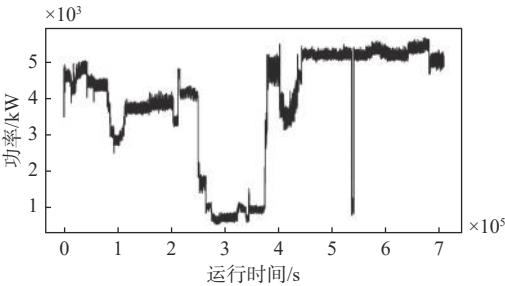


图 2 某船舶柴油机运行功率图
Fig. 2 Operation power of a marine diesel

增压器的工作状态受柴油机工况的影响较大。对比图 2 和图 3 可以发现,由于在不同柴油机功率下增压器的转速不同,故其振动加速度值亦明显不同,会在功率突加突卸时发生剧烈变化,在柴油机变工况运行时表现出单调性较差,难以直接进行寿命预测。

为直观了解柴油机工况的分布,针对图 2 所示柴油机运行功率数据绘制了分布直方图,如图 4 所示。从中可以看出,柴油机的运行功率在某些功率段较为集中。

该船柴油机的额定功率为 $7\,200\text{ kW}$,设计工况 6 档,柴油机负荷分别为 10%, 25%, 50%, 65%, 75%, 100%。采用 K-Means 模型对图 2 所示柴油机运行功率数据进行聚类,并根据工况数据选择聚类簇数量为 6 个簇,其结果如表 1 所示。6 个簇中心的功率分别为 854, 1 751, 3 141, 3 857, 4 543, 5 227 kW,其中以 5 227 kW 为中心的簇样本数最

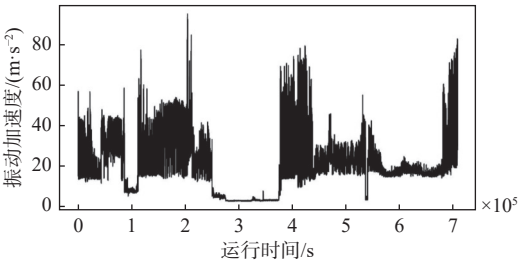


图 3 某增压器振动加速度值
Fig. 3 Vibration acceleration of a turbocharger

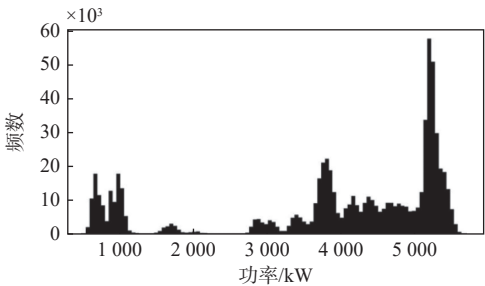


图 4 某柴油机运行功率分布直方图
Fig. 4 Engine power distribution histogram of a marine diesel

多。从结果中可以看出,柴油机在此航次中没有以 100% 的负荷工作,其余各工况在聚类结果中均有较好的反映,说明了聚类结果的准确性。

表 1 K-Means 聚类结果
Table 1 Summary of K-Means clusters

簇类别	簇中心功率/kW	负荷/%	样本数
1	854	12	113 735
2	1 751	24	14 999
3	3 141	44	48 045
4	3 857	55	147 854
5	4 543	63	113 382
6	5 227	73	269 185

由装配工艺导致的轴向间隙误差所产生的增压器喘振在高负荷下会更加明显,为了更好地表征增压器的性能退化特征,选取 $5\,000\sim5\,400\text{ kW}$ 作为增压器寿命预测的典型功率段,该功率段内的数据点共有 224 097 个。为提高后续计算效率,将提取到的点降采样,即原有的 1 个/s 的数据点改为 1 个/min,降采样后共有数据 3 734 个,如图 5 所示。经 K-Means 聚类后, $5\,000\sim5\,400\text{ kW}$ 功率段内增压器的振动加速度值表现出明显的随时间变化振动增大的趋势。

取几何分布的尺度参数 $\lambda = 1\,000$,即贝叶斯突变点检测模型的冒险率函数 $H(r) = 1/1\,000$,在图 5 所示典型工况下的增压器振动加速度值时序数据上应用贝叶斯突变点检测模型,输出的突变点检测概率如图 6 所示。在第 417 min 运行时间

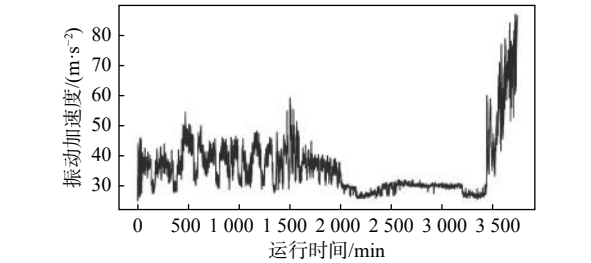


图 5 5 000~5 400 kW 功率段内某增压器振动加速度值
Fig. 5 Vibration acceleration of a turbocharger in 5 000~5 400 kW power range

点处,存在突变点的概率约为 13%;在第 1 502 min 运行时间点处,存在突变点的概率约为 12%;在第 3 440 min 运行时间点处,存在突变点的概率约为 39%;在第 3 510 min 运行时间点处,存在突变点的概率接近 100%。对比图 5 和图 6,发现贝叶斯突变点检测模型不仅能准确识别出第 3 510 min 运行时间点处出现的明显突变点,也对第 417, 1 502, 3 440 min 运行时间点处出现的微弱突变有所反映,说明模型具有良好的突变点检测效果。

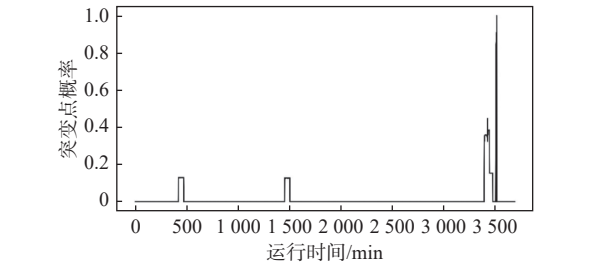


图 6 某增压器振动加速度时序数据突变点检测概率
Fig. 6 Change-point detection probability of a turbocharger vibration acceleration time series data

设定突变点检测概率的概率阈值为 90%, 基于贝叶斯突变点检测模型结果, 将第 3 510 min 运行时间点作为设备缺陷点, 发现在突变点前后增压器的振动数据呈现明显的“两段性”。选取 3 510 min 运行时间点后的数据作为设备性能退化过程, 选取后的数据如图 7 所示。由图可见, 在缺陷点后 220 min 内, 增压器的振动加速度值从 40 m/s² 增大到了 80 m/s² 以上, 较好地表征了增压器的性能退化趋势。

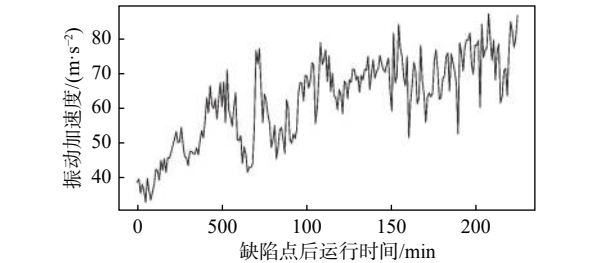


图 7 某增压器缺陷点后性能退化过程数据
Fig. 7 Performance degradation process data after defect point of a turbocharger

将图 7 中的性能退化数据用于维纳退化过程建模, 基于文中所述剩余寿命预测方法, 可以得到增压器在不同时刻的剩余寿命分布概率密度函数, 如图 8 所示。由图可见, 随着性能退化过程的逐步发展, 剩余使用寿命预测的不确定性越来越小, 准确度逐渐提高。在退化趋势出现的早期, 预测出的剩余寿命概率密度函数形态较宽且较矮, 说明此时模型对于剩余使用寿命预测结果的不确定性不高; 随着退化数据的积累, 测出的剩余寿命概率密度函数的形态逐渐变得较窄且较高, 说明此时模型对于剩余使用寿命预测结果已有较好的确定性。选取各时刻剩余寿命概率密度函数最大值作为此刻的寿命预测输出值, 整个退化过程中剩余寿命的预测值如图 8 中平面上的折线所示, 可见随着设备使用时间的逐渐增加, 预测出的剩余寿命逐渐减少, 说明模型可以起到预测设备剩余使用寿命的作用。

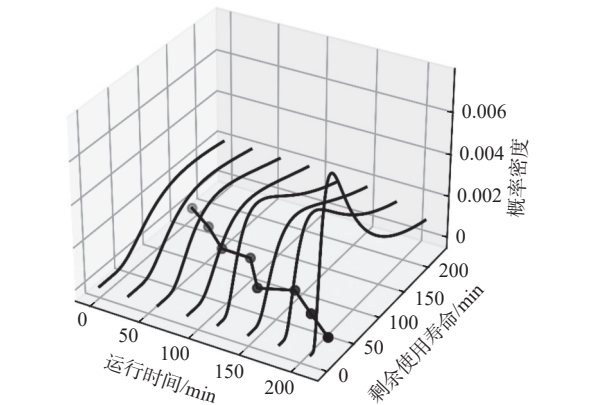


图 8 某增压器剩余寿命概率密度函数
Fig. 8 Residual life probability density function of a turbocharger

3 结 语

本文将维纳过程应用于船用增压器寿命的预测, 实现了可在无需同类设备历史退化数据的情况下进行设备寿命预测。基于某型船舶增压器振动异常数据的验证结果, 发现基于维纳过程的寿命预测方法能够从复杂的实船运行工况中提取出增压器典型的工况运行数据, 识别设备性能退化过程开始的缺陷点, 预测设备距离失效阈值的剩余可使用寿命。本文提出的方法充分考虑了设备性能退化过程中工况变动、个体差异、工作条件等不确定性因素的影响, 能为船舶柴油机增压器的寿命预测提供一定的参考价值。

参考文献:

[1] 吴葱, 胡辽平, 樊湘芳, 等. 增压器涡轮箱疲劳分析与寿命预测[J]. 机械工程师, 2018(3): 94-95, 99.
WU C, HU L P, FAN X F, et al. Fatigue analysis and

- life prediction of the turbocharger box[J]. *Mechanical Engineer*, 2018(3): 94–95, 99 (in Chinese).
- [2] 刘演龙, 钟佳宏, 何晓燕. 某型涡轮增压器轴流涡轮疲劳寿命预测分析[J]. *内燃机与配件*, 2021(7): 46–49.
LIU Y L, ZHONG J H, HE X Y. Fatigue life prediction of axial flow turbine of the turbocharger[J]. *Internal Combustion Engine & Parts*, 2021(7): 46–49 (in Chinese).
- [3] 王正, 马同玲. 增压器涡轮叶片疲劳蠕变寿命预测方法[J]. *中国机械工程*, 2019, 30(21): 2521–2526.
WANG Z, MA T L. Fatigue and creep life prediction method of turbine blades for turbocharger[J]. *China Mechanical Engineering*, 2019, 30(21): 2521–2526 (in Chinese).
- [4] 郭亮, 李长根, 高宏力, 等. 大数据背景下基于特征学习的机械设备剩余寿命预测[J]. *西南交通大学学报*, 2021, 56(4): 730–735, 768.
GUO L, LI C G, GAO H L, et al. Residual life prediction of mechanical equipment based on feature learning in big data background[J]. *Journal of Southwest Jiaotong University*, 2021, 56(4): 730–735, 768 (in Chinese).
- [5] WU S J, GEBRAEEL N, LAWLEY M A, et al. A neural network integrated decision support system for condition-based optimal predictive maintenance policy[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans*, 2007, 37(2): 226–236.
- [6] 许庆阳, 刘中田, 赵会兵. 基于隐马尔科夫模型的道岔故障诊断方法[J]. *铁道学报*, 2018, 40(8): 98–106.
XU Q Y, LIU Z T, ZHAO H B. Method of turnout fault diagnosis based on hidden Markov model[J]. *Journal of the China Railway Society*, 2018, 40(8): 98–106 (in Chinese).
- [7] LIM P, GOH C K, TAN K C. A time window neural network based framework for remaining useful life estimation[C]//Proceedings of 2016 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). Vancouver, BC, Canada: IEEE, 2016: 1746–1753.
- [8] 杨秋玉, 阮江军, 黄道春, 等. 基于 VMD-Hilbert 边际谱能量熵和 SVM 的高压断路器机械故障诊断[J]. *电机与控制学报*, 2020, 24(3): 11–19.
YANG Q Y, RUAN J J, HUANG D C, et al. Mechanical fault diagnosis for high voltage circuit breakers based on VMD-Hilbert marginal spectrum energy entropy and SVM[J]. *Electric Machines and Control*, 2020, 24(3): 11–19 (in Chinese).
- [9] 王锴烨. 基于循环神经网络的机械设备健康状态预测方法[D]. 北京: 北京邮电大学, 2019.
WANG K Y. Research on mechanical equipment health index and remaining useful life prediction based on recurrent neural network[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2019 (in Chinese).
- [10] 王瑞涵, 陈辉, 管聪. 基于机器学习的船舶机舱设备状态监测方法[J]. *中国舰船研究*, 2021, 16(1): 158–167.
WANG R H, CHEN H, GUAN C. Condition monitoring method for marine engine room equipment based on machine learning[J]. *Chinese Journal of Ship Research*, 2021, 16(1): 158–167 (in Chinese).
- [11] 朱喜华, 李颖晖, 王群力, 等. 基于随机 Wiener 过程的火炮身管剩余寿命预测[J]. *科学技术与工程*, 2021, 21(5): 1802–1805.
ZHU X H, LI Y H, WANG Q L, et al. Residual life-time prediction for gun barrel based on Wiener process with random effect[J]. *Science Technology and Engineering*, 2021, 21(5): 1802–1805 (in Chinese).
- [12] 陈志军, 李海波, 胡彦平. 基于随机维纳过程的结构损伤寿命预测与可靠性评估方法[J]. *南昌航空大学学报: 自然科学版*, 2021, 35(1): 14–21.
CHEN Z J, LI H B, HU Y P. Structural damage life prediction and reliability evaluation method based on stochastic Wiener process[J]. *Journal of Nanchang Hangkong University: Natural Sciences*, 2021, 35(1): 14–21 (in Chinese).
- [13] 刘小平, 郭斌, 崔德军, 等. 基于二元维纳过程的小样本齿轮泵可靠寿命预测[J]. *中国机械工程*, 2020, 31(11): 1315–1322.
LIU X P, GUO B, CUI D J, et al. Q-precentile life prediction based on bivariate Wiener process for gear pumps with small sample sizes[J]. *China Mechanical Engineering*, 2020, 31(11): 1315–1322 (in Chinese).
- [14] 李明铤, 刘淑杰, 高斯博, 等. 基于维纳过程的锂离子电池剩余寿命预测[J]. *大连理工大学学报*, 2017, 57(2): 126–132.
LI Y X, LIU S J, GAO S B, et al. Prediction of lithium-ion battery's remaining useful life based on Wiener process[J]. *Journal of Dalian University of Technology*, 2017, 57(2): 126–132 (in Chinese).
- [15] WANG W B. A two-stage prognosis model in condition based maintenance[J]. *European Journal of Operational Research*, 2007, 182(3): 1177–1187.
- [16] 谭笑, 关文渊, 李哈, 等. 一种基于聚类分析的船舶航行工况划分方法[J]. *科技导报*, 2020, 38(21): 91–95.
TAN X, GUAN W Y, LI H, et al. Classification method of ship navigation condition based on clustering analysis[J]. *Science & Technology Review*, 2020, 38(21): 91–95 (in Chinese).
- [17] GEBRAEEL N Z, LAWLEY M A, LI R, et al. Residual-life distributions from component degradation signals: a Bayesian approach[J]. *IIE Transactions*, 2005, 37(6): 543–557.
- [18] ZIO E, PELONI G. Particle filtering prognostic estimation of the remaining useful life of nonlinear components[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2011, 96(3): 403–409.
- [19] 林新通, 詹玉龙, 周薛毅, 等. 支持向量机在船舶柴油机废气涡轮增压器故障诊断中的应用[J]. *上海海事大学学报*, 2012, 33(2): 18–21.
LIN X T, ZHAN Y L, ZHOU X Y, et al. Application of support vector machine in fault diagnosis for exhaust gas turbocharger of ship diesel engine[J]. *Journal of Shanghai Maritime University*, 2012, 33(2): 18–21 (in Chinese).
- [20] 胡晓依, 何庆复, 林荣文, 等. 基于振动信号分析的增压器故障诊断和转速测量方法研究[J]. *铁道机车车辆*, 2008, 28(3): 1–7.
HU X Y, HE Q F, LIN R W, et al. Turbocharger fault diagnosis and estimation of rotating speed of turbocharger based on vibration signal processing[J]. *Railway Locomotive & Car*, 2008, 28(3): 1–7 (in Chinese).
- [21] 孙红春, 张洪亭, 单颖春. 涡轮增压器转子的振动分析及故障诊断[J]. *振动与冲击*, 2005, 24(2): 106–110.
SUN H C, ZHANG H T, SHAN Y C. Vibration analysis and fault diagnosis of a supercharger[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2005, 24(2): 106–110 (in Chinese).
- [22] 朱远龙, 王磊, 曾强洪. 柴油机增压器喘振故障诊断及排除[J]. *中国修船*, 2015, 28(5): 6–7, 12.
ZHU Y L, WANG L, ZENG Q H. Fault diagnosis and removal of turbo surge in a diesel engine[J]. *China Shiprepair*, 2015, 28(5): 6–7, 12 (in Chinese).