

航空燃油齿轮泵滑动轴承表面磨损的参数化代理模型研究

周德卿¹, 刘 意², 杨军杰^{1, 2}, 符江锋³

- (1. 西北工业大学 国家卓越工程师学院, 西安 710129;
2. 中国航发西安动力控制科技有限公司, 西安 710077;
3. 西北工业大学 动力与能源学院, 西安 710129)

摘 要: 滑动轴承磨损退化是影响航空燃油泵寿命和可靠性的重要因素之一, 以此为对象的数值仿真模型在不断提高与试验结果的拟合程度的同时也牺牲了计算效率, 不利于其应用于工程实践。对此, 针对轴承磨损过程提出了一种将磨损量参数化后建立高斯过程模型的方法, 通过将不同转速、偏心率和磨损时间下的磨损量周向分布进行参数化, 简化了输入输出参数, 构建了计算效率远高于传统仿真方法的数据驱动模型。在此基础上, 研究了模型预测结果在不同训练集、不同工况和磨损时间下的误差和置信程度, 并通过对比试验结果与模型预测验证了模型的准确性。研究发现: 选取合适训练集的可以部分改善模型预测效果, 表现为95%置信区间的收窄; 以轴颈转速、偏心率和磨损时间分别为自变量时, 预测模型给出的结果与仿真模型均有较高的一致性, 最大相对误差为5.26%, 进一步的, 通过将模型预测与相同工况下的试验结果对比发现其相对误差低于5%, 符合精度需求, 预测模型的合理性得以验证; 以磨损时间为自变量时平均绝对误差最低, 仅0.001 μm , 以偏心率为自变量时最高, 为1.33 μm ; 进一步对比研究发现, 模型预测的误差来自参数化过程的系统误差和高斯过程回归模型的系统误差两个方面, 并分析了不同工况、磨损时间下预测误差的主导因素。

关 键 词: 航空燃油齿轮泵; 滑动轴承; 热流固耦合模型; 磨损过程; 高斯过程回归

中图分类号: V233.2

文献标志码: A

Research on the parameterized proxy model of surface wear of sliding bearings in aviation fuel gear pumps

Zhou Deqing¹, Liu Yi², Yang Junjie^{1, 2}, Fu Jiangfeng³

- (1. National Elite Institution of Engineering,
Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China;
2. Xi'an Engine Control Technology Company, Limited,
Aero Engine Corporation of China, Xi'an 710077, China;
3. School of Power and Energy, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China)

Abstract: The wear and degradation of sliding bearings is one of the important factors affecting the life and reliability of aviation fuel pumps. The numerical simulation model based on this object sacrifices computational efficiency while continuously improving the fitting degree with test results, which is not conducive to its application in engineering practice. This article proposes a method of parameterizing the wear amount and establishing a Gaussian process model. By parameterizing the circumferential

收稿日期: 2024-11-22

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(52372396)

作者简介: 周德卿(2002—), 男, 博士生, 主要从事航空燃油齿轮泵滑动轴承仿真与测试相关研究。

通信作者: 符江锋(1984—), 男, 研究员, 博士, 研究领域航空发动机燃油控制系统性能及可靠性一体化设计。E-mail: fjf@nwpu.edu.cn

引用格式: 周德卿, 刘意, 杨军杰, 等. 航空燃油齿轮泵滑动轴承表面磨损的参数化代理模型研究[J]. 航空动力学报, 2026, 41(9): 20240795.

Zhou Deqing, Liu Yi, Yang Junjie, et al. Research on the parameterized proxy model of surface wear of sliding bearings in aviation fuel gear pumps[J]. Journal of Aerospace Power, 2026, 41(9): 20240795.

distribution of wear amount at different speeds, eccentricities, and wear times, the input-output parameters are simplified, and a Gaussian process regression model with much higher computational efficiency than traditional simulation methods is constructed. On this basis, the error and confidence level of the model prediction results were studied under different training sets, operating conditions, and wear times, and the accuracy of the model was verified by comparing the test results with the model prediction. Research has found that selecting an appropriate training set can partially improve the predictive performance of the model, manifested as a narrowing of the 95% confidence interval; When the journal speed, eccentricity, and wear time are used as independent variables, the results provided by the prediction model are highly consistent with the simulation model, with a maximum relative error of 5.26%. Furthermore, by comparing the model predictions with test results under the same operating conditions, it was found that the relative error was less than 5%, which meets the accuracy requirements and validates the rationality of the prediction model. The rationality of the prediction model is verified; When using wear time as the independent variable, the average absolute error is the lowest, only $0.001\text{ }\mu\text{m}$, and when using eccentricity as the independent variable, it is the highest, at $1.33\text{ }\mu\text{m}$; Further comparative studies have found that the prediction errors of the model come from two aspects: systematic errors in the parameterization process and systematic errors in the Gaussian process regression model. The dominant factors of prediction errors under different operating conditions and wear times have been analyzed.

Keywords: aviation fuel gear pumps; sliding bearings; thermal fluid solid coupling model; wearing process; Gaussian process regression.

航空发动机是一套极为复杂的流体机械系统,而其应用场景又要求其具有高可靠性和长寿命。作为航空发动机燃油系统的核心,航空燃油齿轮泵的可靠性与寿命很大程度上影响了整个航空发动机的可靠性和寿命。而在降低航空燃齿泵可靠性的各类故障中,由滑动轴承磨损导致的故障约占其总故障的 30%^[1-2]。因而,若要减少齿轮泵故障率、提高其可靠性,必须对航空燃齿泵滑动轴承的润滑与磨损过程进行充分的建模分析。

早期的滑动轴承结构和油膜流场较为简单、油膜压力较低,故早期研究假设轴承为刚体、表面光滑且介质物性参数为常数^[3]。而随着航空发动机性能的提升,对燃油系统供油压力的要求也逐步提升,这就使得滑动轴承所受载荷较早期大幅增加。在此前提下为保证润滑效果,滑动轴承内增设了静压油槽等结构。更极端的工况也促使研究人员将更多影响因素纳入仿真建模过程。在将油液空化^[4-5]、流固耦合^[6-7]、温黏效应^[8-9]和粗糙表面^[10-11]等因素纳入考虑后,仿真模型的计算结果与实际试验结果拟合度逐渐提高,数值仿真也逐步成为齿轮泵结构设计与优化过程中的一个重要环节。

在此基础上,研究人员将磨损模型整合进滑动轴承油膜润滑仿真模型中,研究了滑动轴承在

边界润滑^[12-13]、混合润滑^[14-15]等状态下的润滑特性,探究了其磨损过程及其影响因素^[16]。这些研究各自采用磨损理论对轴承的磨损过程进行了基于物理规则的建模,模型预测与实际磨损情况具有较高的一致性。然而,综合以上的研究所构建的数值仿真模型,为追求与试验结果的拟合程度,将热流固耦合、粗糙表面和表面磨损整合进模型中,使得仿真模型的计算效率下降、计算时间增长,不利于其在结构设计和优化上的实际工程应用。另一方面,以高斯过程回归(Gaussian process regression, GPR)模型为代表的统计学建模方法近些年来已从理论研究走向了工程实践^[17-19],凭借其计算代价低、计算效率高的优势在各领域展露头角。

因此,本文在传统的基于物理规律的模型的基础上,通过使用正态分布概率密度函数拟合周向磨损量曲线,对不同工况下的轴瓦磨损过程进行参数化,并以此为基础构建 GPR 模型,通过模型预测代替仿真计算,在保证精度的前提下提高计算效率。

1 模型与方法

1.1 滑动轴承磨损仿真

为生成供高斯过程模型使用的训练和测试数

据集, 本文首先构建了航空燃油齿轮泵中滑动轴承的润滑磨损仿真模型, 该轴承的基本结构如图1所示。

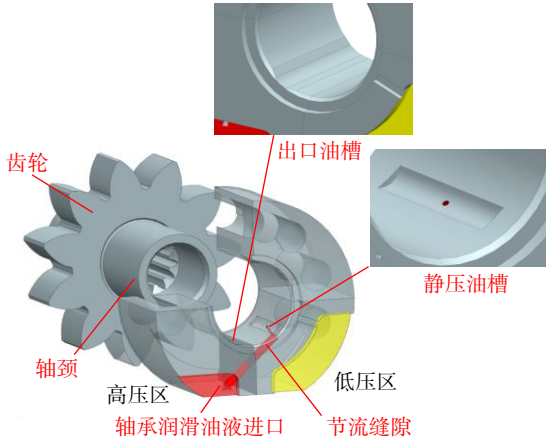


图1 燃油齿轮泵滑动轴承结构示意图

Fig. 1 Schematic diagram of sliding bearing structure for fuel gear pump

仿真模型假设轴承间隙内表面均为高斯粗糙表面且仅轴瓦发生弹性形变, 具有粗糙表面的滑动轴承及其接触碰磨状态如图2所示。

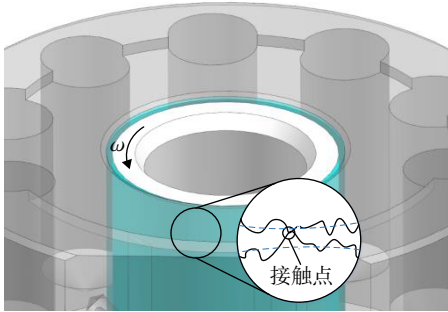


图2 粗糙表面间隙下润滑油膜示意图

Fig. 2 Schematic diagram of lubricating oil film under rough surface gaps

航空燃油齿轮泵滑动轴承的润滑油膜具有径向(油膜厚度方向)尺寸远小于周向和轴向尺寸, 故对其划分二维结构网格并构建平均流量 Reynolds 方程时可忽略径向流动, 即:

$$\begin{aligned}\bar{q}_x &= \frac{1}{\Delta y} \int_y^{y+\Delta y} \left(-\frac{h^3}{12\eta} \cdot \frac{\partial p}{\partial x} + \frac{U_1 + U_2}{2} h \right) dy \\ \bar{q}_y &= \frac{1}{\Delta x} \int_x^{x+\Delta x} \left(-\frac{h^3}{12\eta} \cdot \frac{\partial p}{\partial y} \right) dx\end{aligned}\quad (1)$$

式中 η 为燃油的黏度; R 为轴瓦内径; 在轴承油膜中 U_1 为轴颈转速线速度, U_2 为 0; p 为油膜压力分布; h 为油膜厚度, 对于考虑了弹性形变和磨损

的油膜厚度, h 应写为:

$$h = c(1 + \varepsilon \cos \varphi) + W + \delta_e \quad (2)$$

式中轴承间隙 $c = R - r$ 为轴瓦孔径 R 与轴颈半径 r 的差; ε 为轴承偏心率; W 为轴瓦磨损造成的油膜厚度增量; δ_e 为弹性形变引起的油膜厚度增量。

由于燃油齿轮泵滑动轴承中的润滑油膜厚度极薄, 粗糙表面的微结构会显著影响油膜流动特性, 故需对其控制方程进行修正, 如式(3)所示:

$$\begin{aligned}\bar{q}_x &= -o_x \frac{h^3}{12\eta} \cdot \frac{\partial p}{\partial x} + \frac{U_1}{2} h + \frac{U_1}{2} \sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} o_s \\ \bar{q}_y &= -o_y \frac{h^3}{12\eta} \cdot \frac{\partial p}{\partial y}\end{aligned}\quad (3)$$

式中 σ_1 、 σ_2 为轴颈、轴瓦的表面粗糙高度的标准差; o_x 、 o_y 、 o_s 为流量因子, o_c 为接触因子, 与粗糙表面的形貌相关。此处对于各修正因子的选取已由其他研究人员充分研究^[20-21]。

将式(3)与连续性方程联立, 则可得粗糙表面的平均流量 Reynolds 方程:

$$\begin{aligned}\frac{1}{R^2} \cdot \frac{\partial}{\partial \theta} \left(o_x h^3 \frac{\partial p}{\partial \theta} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(o_y h^3 \frac{\partial p}{\partial y} \right) = \\ \frac{6\eta U_1 o_c}{R} \cdot \frac{\partial h}{\partial \theta} + \frac{6\eta U_1}{R} \sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} \frac{\partial o_s}{\partial \theta}\end{aligned}\quad (4)$$

针对航空燃油泵滑动轴承油膜温度场, 可由最一般的流体域温度场控制方程给出。一般的描述流体域温度场的控制方程如下:

$$\begin{aligned}\rho c_p \left(\frac{u}{R} \cdot \frac{\partial T}{\partial \theta} + v \frac{\partial T}{\partial z} + w \frac{\partial T}{\partial y} \right) = \\ \frac{\partial}{\partial z} \left(k \frac{\partial T}{\partial z} \right) + \eta \left[\left(\frac{\partial u}{\partial z} \right)^2 + \left(\frac{\partial w}{\partial z} \right)^2 \right]\end{aligned}\quad (5)$$

式中 u 、 v 、 w 为油膜流体域内周向、径向、轴向分速度; c_p 为比定压热容; ρ 为航空燃油在当前温度、压力下的密度; k 为航空燃油导热系数。

对于燃油齿轮泵滑动轴承的油膜流体域, 由于油膜厚度较薄, 径向上的速度和导热系数变化较小, 故可将式(5)改写为:

$$\begin{aligned}\rho c_p \left(\frac{u}{R} \cdot \frac{\partial T}{\partial \theta} + w \frac{\partial T}{\partial y} \right) = \\ k \left(\frac{\partial^2 T}{\partial z^2} \right) + \eta \left[\left(\frac{\partial u}{\partial z} \right)^2 + \left(\frac{\partial w}{\partial z} \right)^2 \right]\end{aligned}\quad (6)$$

由此, 滑动轴承流体润滑的基本模型便以成型。为提高仿真模型与试验结果的拟合程度, 需将粗糙表面磨损和表面弹性形变纳入仿真模型中。

对于具有高斯粗糙表面的两接触平面, 针对

表面微凸体接触建模可使用 GT 接触模型^[22], 该模型指出粗糙表面在发生微凸体接触碰撞时表面上的平均接触压力 p_{asp} 可以表示为:

$$p_{asp} = \frac{16\sqrt{2}\pi}{15} (\eta'\lambda\sigma)^2 \sqrt{\frac{\sigma}{\lambda}} \cdot \frac{1}{\frac{1-\nu_1^2}{E_1} + \frac{1-\nu_2^2}{E_2}} F_{2.5}\left(\frac{h}{\sigma}\right) \quad (7)$$

式中 E 为弹性模量, ν 为泊松比, 下标 1 为轴颈、下标 2 为轴瓦; σ 为表面粗糙度半径; λ 为表面粗糙峰密度; η' 为平均表面粗糙高度标准差; 函数 $F_{2.5}$ 具体为:

$$F_{2.5}\left(\frac{h}{\sigma}\right) = \int_{\frac{h}{\sigma}}^{\infty} \left(q - \frac{h}{\sigma}\right)^{2.5} \phi(q) dq \approx \begin{cases} 0 & \frac{h}{\sigma} > 4 \\ \exp\left[-0.48349 - 1.72838\frac{h}{\sigma} - 0.30963\left(\frac{h}{\sigma}\right)^2\right] & \frac{h}{\sigma} \leq 4 \\ -4.325 \times 10^{-6} & \frac{h}{\sigma} \leq 4 \end{cases} \quad (8)$$

式中 h 即为式(2)中的总膜厚; 表面平均接触压力 p_{asp} 以膜厚比 h/σ 为判断依据, 判断是否发生微凸体接触。

对于航空燃齿泵滑动轴承中的磨损现象, 目

前并未有一种理论能对其全工况、全寿命的磨损行为与过程进行较为准确而全面的描述, 此处选择了已被磨损建模研究领域充分验证的 Archard 磨损模型^[23-24]来描述轴瓦的磨损过程。改进 Archard 磨损模型可由如式(9)表示:

$$\frac{dW}{dt} = k \frac{p_c^\alpha u^\beta}{H^\gamma} \quad (9)$$

式中 W 为磨损深度; k 为磨损系数; H 为表面硬度; p_c 为当前位置的平均接触压力; u 为两接触面接触时的相对线速度; α 、 β 、 γ 为常数, 通过改变 3 个幂指数的值, 可以将此模型推广到包括金属切削加工和微动磨损在内的各类磨损仿真领域。

由此, 通过将式(4)~式(9)进行离散求解, 按照图 3 流程进行计算, 便可获得不同转速、偏心率下 0~1000 h 磨损过程仿真结果, 为文中第 1.2 节参数化高斯过程模型的训练提供训练数据集。

1.2 参数化的轴瓦磨损量高斯过程模型

文中第 1.1 节所构建的基于物理公式的仿真模型, 虽然具有较强的模型泛化能力和较高的计算准确度, 但是每次计算都需要占用较大的算力并耗费大量时间。为此, 本文构建了仿真或试验数据与数据驱动的统计学模型相结合的统计学预测模型, 在保证一定计算精度的前提下减少计算

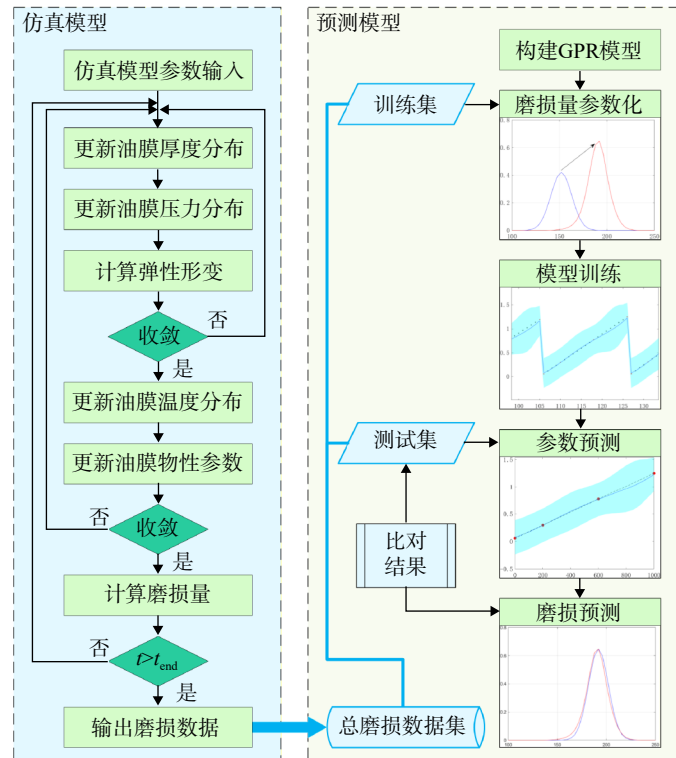


图 3 数据生成及模型构建流程图

Fig. 3 Flow chart for data generation and model construction

量和计算时间。为航空燃油齿轮泵失效概率分析提供了基础,并降低了燃油泵滑动轴承小概率失效计算的计算代价。

如果通过对每个计算节点建立以转速、偏心率和磨损时间为特征,各点磨损量为标签的高斯过程模型(GPR),将会大大增加训练量和计算量,削弱了统计学预测模型的优势。而从图3可以发现,轴瓦磨损过程中,中间截面磨损量沿周向的曲线形状较为规整。于是,本文使用带缩放比的正态函数,针对中间截面磨损曲线进行拟合,将磨损量参数化,减少建立 GPR 模型的工作量。

为使正态函数在尺度上能与磨损曲线进行拟合,构建如下带缩放比的正态函数:

$$f_{\text{normal}}(\varphi|\mu, \sigma^2, s_c) = s_c \cdot \left\{ \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left[-\frac{(\varphi-\mu)^2}{2\sigma^2}\right] \right\} \quad (10)$$

式中 φ 为周向位置; μ 为均值; σ^2 为方差; s_c 为缩放比。为简便起见,可将函数写为 $f_{\text{normal}}(\varphi|\theta)$,其中参数 $\theta = (\mu, \sigma^2, s_c)$ 。

若对于中间截面磨损量曲线,认为某一时刻、同一工况下各点磨损量仅与各点位置有关,则基于文中第1.1节中离散网格下的仿真结果,式(10)中的参数可由如下方法求解:

$$\theta = \underset{\theta \geq 0}{\operatorname{argmin}} \left[\sum_{i=1}^N (W_t(\varphi_i) - f_{\text{normal}}(\varphi_i|\theta))^2 \right] \quad (11)$$

式中 N 为周向网格节点总数; $W_t(\varphi_i)$ 为 t 时刻下节点的周向位置 φ_i 处的磨损量。通过对训练集中所有磨损量仿真结果求解式(11)便可以获得各个时刻、各个工况下的参数化磨损量,由此便获得了参数化的磨损量训练集 D_θ 。

在此基础上,针对磨损量参数构建高斯过程模型,以各磨损量所对应的转速、偏心率和磨损时间为输入特征训练模型。构建的 GPR 模型可

表示为:

$$\theta(\mathbf{x}) \sim G(\mu(\mathbf{x}), K(\mathbf{x}, \mathbf{x}')) \quad (12)$$

式中 $\mathbf{x}$ 为输入特征构成的矩阵,包含转速、偏心率和磨损时间; $\mu(\mathbf{x})$ 为高斯过程的均值函数; $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}')$ 为核函数^[25],此处选用均方指数核。通过图3中的仿真模型获得训练数据后,训练 GPR 预测模型,模型在预测点 $\mathbf{x}_*$ 的输出及其对应的协方差通过式(13)计算:

$$\begin{aligned} \theta(\mathbf{x}_*) &= K(\mathbf{x}_*, \mathbf{X}) [K(\mathbf{X}, \mathbf{X}) + \sigma_n^2 \mathbf{I}]^{-1} \mathbf{Y} \\ \operatorname{cov}(\mathbf{x}_*) &= K(\mathbf{x}_*, \mathbf{x}_*) \\ &\quad - K(\mathbf{x}_*, \mathbf{X}) [K(\mathbf{X}, \mathbf{X}) + \sigma_n^2 \mathbf{I}]^{-1} K(\mathbf{X}, \mathbf{x}_*) \end{aligned} \quad (13)$$

式中 $\theta(\mathbf{x}_*)$ 为参数 θ 在预测点 $\mathbf{x}_*$ 处的预测值; $\mathbf{I}$ 为单位对角阵; σ_n 为模型高斯噪声的标准差,用于表征测量误差;核函数 $K(\cdot, \cdot)$ 与前文中相同。

由此,便获得了对标签值磨损量参数的预测模型。使用训练集中的数据进行模型预测时,仅需将工况和磨损时间作为输入特征输入图3中构建的 GPR 预测模型,即可获得参数化的磨损量,将其参数重新代入式(10)即可得到各位置的磨损量和中间截面的周向磨损量曲线。

2 模型验证

为验证本文使用的滑动轴承润滑磨损模型的准确性,选取 Ferron 轴承特定工况下的试验结果与模型仿真结果进行对比,其中 Ferron 轴承的主要参数如表1所示。

将表中轴承的几何、物性参数带入模型,调整仿真模型工况使其匹配 Ferron 试验工况,获得的仿真计算结果同试验结果的对比如图4所示。

从图4(a)、图4(b)中可以观察到,轴承润滑磨损模型仿真所得的压力分布情况符合滑动轴承油膜压力的理论分布情况,且从图4(b)可以观察到计入了粗糙表面的模型仿真结果与试验结果更

表1 Ferron 轴承参数

Table 1 Parameters of Ferron bearings

参数	数值	参数	数值
轴承宽度/mm	80	额定转速/(r/min)	4 000
轴孔直径/mm	100	环境温度/K	313.15
轴颈直径/mm	99.71	供油温度/K	313.15
轴瓦导热系数/(W/(m·K))	100	介质密度/(kg/m ³)	860
轴颈导热系数/(W/(m·K))	50	介质黏度/Pa·s	0.027 7
轴瓦密度/(kg/m ³)	7 850	介质比热容/(J/(kg·K))	2 000
进口压力/MPa	0.07	介质体积模量/10 ⁸ Pa	5
出口压力/MPa	0.07	介质导热系数/(W/(m·K))	0.13

为接近。轴承润滑磨损模型仿真所得的温度场在轴承中部截面上的分布如图 4(c)、图 4(d) 所示, 对比 Ferron 的试验结果可以观察到, 温度仿真结果在油膜完整区与试验结果基本一致, 而在油膜破裂区及其之后油膜恢复完整的区域内两者拟合效果欠佳, 这是由于目前没有一个较为完备的温度场空化模型可以描述滑动轴承油膜破裂区。总体上, 本文的轴承润滑磨损模型计算结果与实际试验结果较为接近, 模型的准确性得以验证。

由于 Ferron 的试验并未研究轴承工作过程中的磨损情况, 为全面展示本文的轴承润滑磨损模

型, 此处对 Ferron 轴承施加重载至其发生磨损, 所得的磨损 300 h 时的仿真结果如图 5 所示。

观察对比图 4(a)、图 4(b) 和图 5(a)、图 5(b) 可得, 在施加重载时滑动轴承的油膜压力和温度均有所上升。从图 5(c) 可得, 轴瓦的弹性形变主要集中在油膜压力峰值区域, 弹性形变分布与压力分布具有高度的相关性。观察图 5(d) 可以发现磨损集中在油膜厚度最薄的区域, 磨损分布呈弧形, 对比图 5(c) 可以发现是弹性形变增大了易磨损区域的轴承间隙, 缓解了部分区域的磨损使总的磨损分布呈弧形。

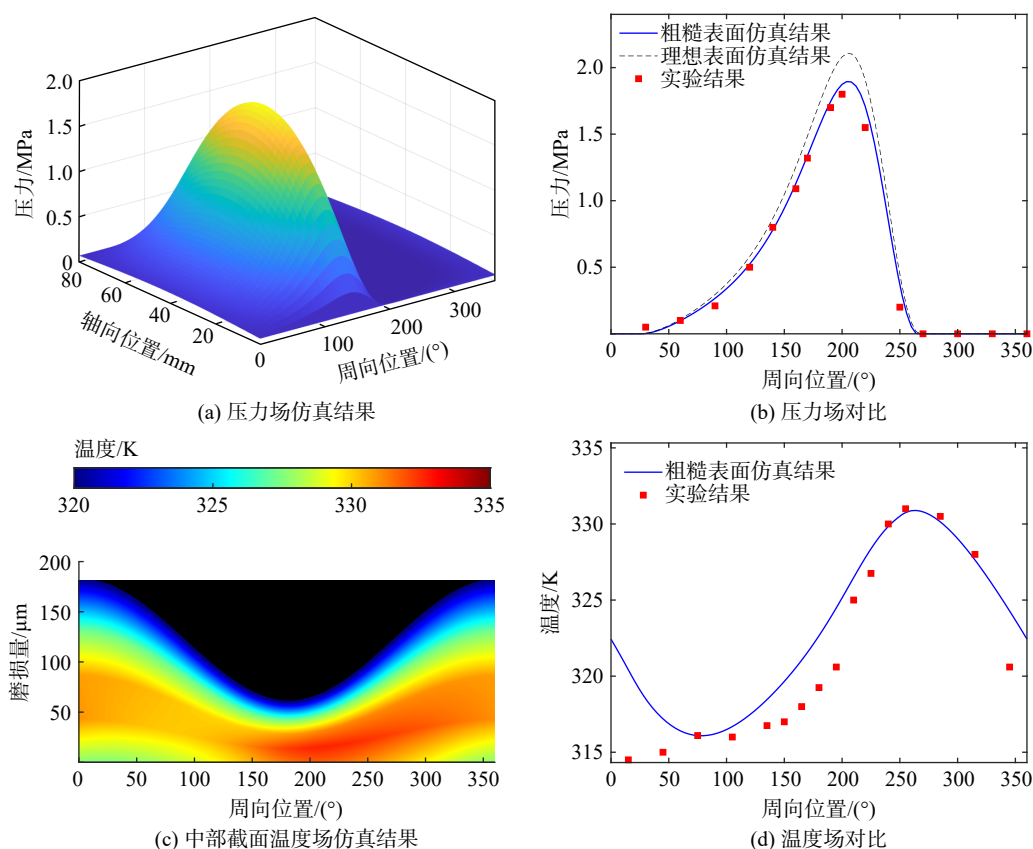
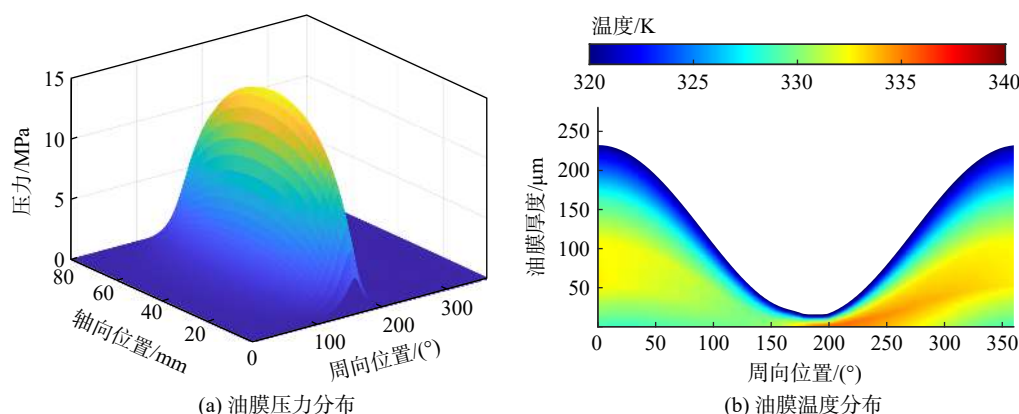


图 4 仿真计算结果与 Ferron 轴承试验结果的对比

Fig. 4 Comparison between simulation results and Ferron bearing test results



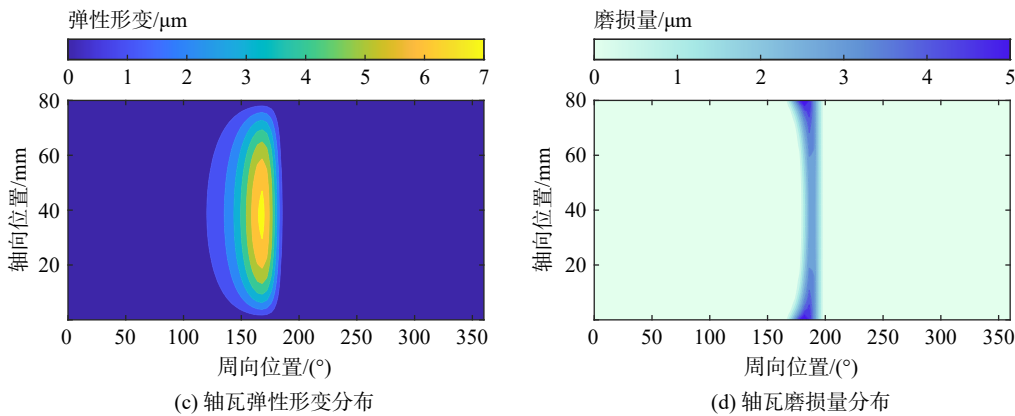


图 5 发生磨损时的 Ferron 轴承仿真计算结果

Fig. 5 Simulation results of Ferron bearings when wear occurs

3 GPR 模型构建与预测

3.1 生成和选取训练数据集

为训练 GPR 模型, 首先需通过轴承润滑磨损模型进行足够的仿真计算生成训练集和测试集。作为仿真对象的航空燃油泵滑动轴承的各项参数如表 2 所示, 所使用的介质为 RP-3 航空煤油。

选取转速为 80%~120% 额定转速、偏心率为 0.7~0.9 作为仿真条件, 使用本文的滑动轴承

润滑磨损模型, 仿真计算磨损时间从 0~1 000 h 时的磨损情况, 获得共 1 050 组数据, 每组数据包含数据编号以及对应的转速、偏心率、磨损时间和参数化的磨损量分布, 将仿真计算结果均分为 5 份($D_1, \cdots, D_5$), 取其中的一份作为训练数据, 其余作为测试数据。训练 GPR 模型的过程中分别以转速、偏心率和磨损时间为标签进行模型训练, 获取最优的模型参数。经训练的 GPR 模型对磨损量的跟踪拟合情况, 如图 6 所示。

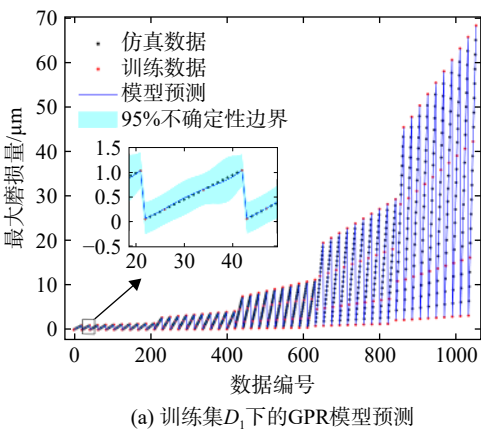
表 2 仿真对象参数

Table 2 Parameters of simulation objects

参数	数值	参数	数值
轴承宽度/mm	24	额定转速/(r/min)	7 733
轴孔直径/mm	20.01	环境温度/K	313.15
轴颈直径/mm	19.94	供油温度/K	313.15
轴瓦导热系数/(W/(m·K))	100	介质密度/(kg/m ³)	860
轴颈导热系数/(W/(m·K))	50	介质黏度/10 ⁻³ (Pa·s)	0.842 3
轴瓦密度/(kg/m ³)	7 850	介质比热/(J/(kg·K))	2 000
进口压力/MPa	8.5	介质体积模量/10 ⁸ Pa	5
出口压力/MPa	0.5	介质热传导/(W/(m·K))	0.13

从图 6(a)、图 6(b)可以观察到 GPR 模型在训练数据集上的表现较为出色。模型成功捕捉了训练数据中的复杂非线性关系, 预测结果与实际数据点之间的一致性非常高。对比 GPR 模型预测值和仿真数据集可以发现, 模型同样展现出了较高的拟合度。尽管全体仿真数据包含了更多的样本和更广泛的磨损情况, GPR 模型依然能够提供较为准确的预测。这验证了模型的鲁棒性, 即使在面对更复杂、更多样化的数据时, 也能够保持较高的预测准确性。

然而, 值得注意的是, 尽管图 6(a)与图 6(b)



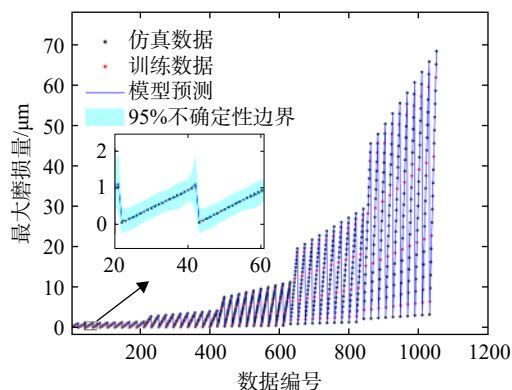
(b) 训练集 D_2 下的GPR模型预测

图 6 轴承磨损训练数据及 GPR 模型磨损预测结果

Fig. 6 Bearing wear training data and GPR model wear prediction results

中 GPR 模型在整体上与仿真数据均具有较高的拟合程度,但是对比观察图 6(a)与图 6(b)中模型预测与 95% 不确定性边界可以发现不同的训练集会对部分位置的模型预测值和置信程度产生影响。这意味着,在训练模型时对训练数据进行考量和选择可以部分改善模型预测效果。

3.2 GPR 模型预测

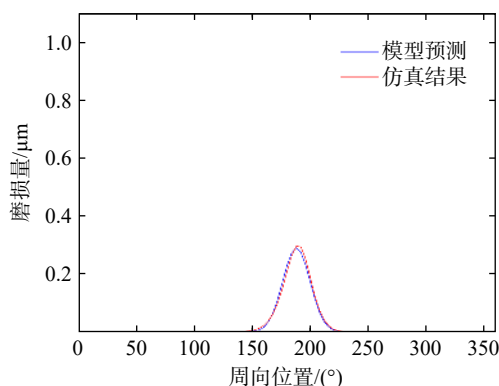
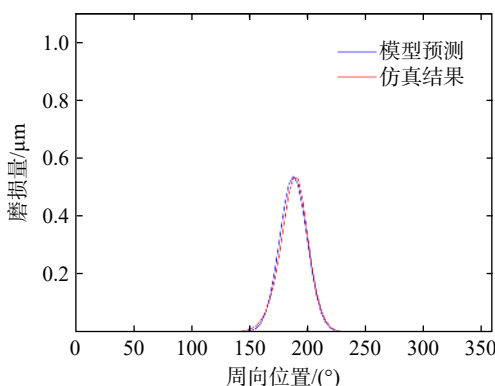
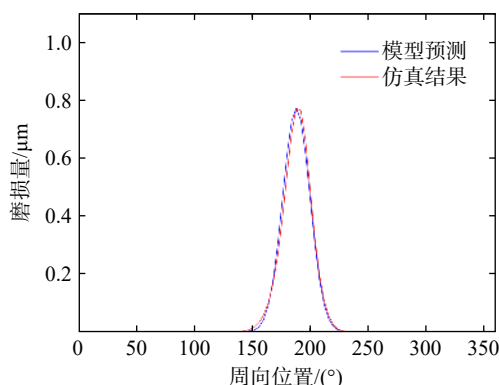
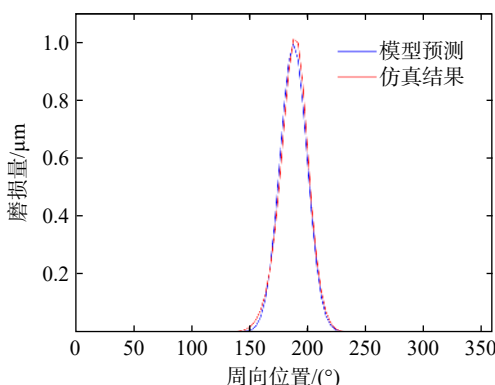
使用文中第 3.1 节的训练集 D_1 获得的 GPR

模型在不同输入条件下进行预测,展示模型磨损预测在不同输入工况和磨损时间下的表现。

3.2.1 同一工况、不同磨损时间下的模型预测

设定输入 GPR 模型的测试集为额定转速、偏心率 0.7 条件下的 0~1 000 h 磨损时间序列,预测磨损行为如图 7 和图 8 所示。

通过对比图 7(a)~图 7(d)中所示的同一工况下不同磨损时间的试验数据,可以观察到磨损量峰值随着磨损时间的增加而逐渐增加,而磨损面积则基本保持不变。这一现象表明,在试验条件下,滑动轴承的磨损过程主要表现为磨损深度的增加,而非磨损区域的扩大。对图 7 中各时间的预测结果求相对误差,这些误差值均在可接受的范围内,表明基于参数化磨损量的 GPR 模型能够较为准确地跟踪和预测滑动轴承的磨损状态。图 7(e)中进一步展示了 1 000 h 以内 20 个预测点与仿真结果间的相对误差,对比发现相对误差随工作时间而波动,但相对误差均不超过 4%。进一步对比发现,GPR 模型在磨损时间为 100~200 h 和 800~900 h 的相对误差和绝对误差均较大,主要是因为这两个时间处的磨损量分布与截断正态分布形貌差距较大,进行参数化及预测时产生了

(a) 磨损时间为 200 h
(绝对误差为 $5.1 \times 10^{-4} \mu\text{m}$; 相对误差为 2.13%)(b) 磨损时间为 400 h
(绝对误差为 $3.0 \times 10^{-4} \mu\text{m}$; 相对误差为 0.70%)(c) 磨损时间为 600 h
(绝对误差为 $2.5 \times 10^{-4} \mu\text{m}$; 相对误差为 0.40%)(d) 磨损时间为 800 h
(绝对误差为 $3.0 \times 10^{-4} \mu\text{m}$; 相对误差为 2.46%)

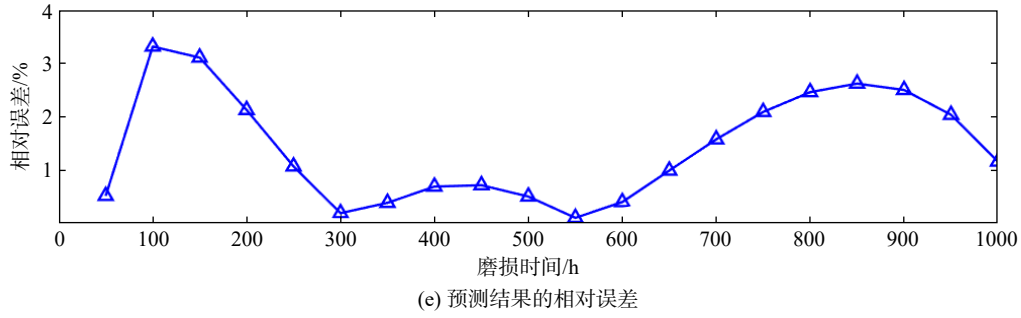


图7 同一工况下轴瓦磨损量在4个时刻的仿真计算结果与GPR模型预测结果的对比及1000 h内相对误差

Fig. 7 Comparison of simulation calculation results and GPR model prediction results of bearing wear at 4 time points under the same operating conditions, and relative error within 1000 hours

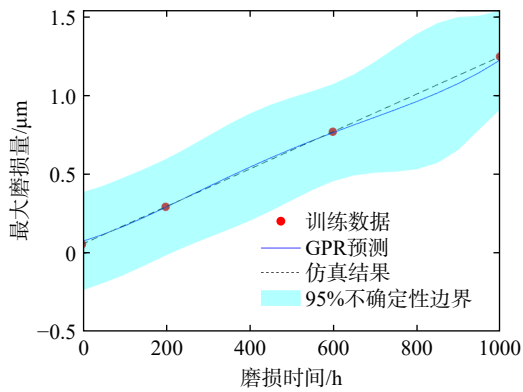


图8 同一工况下轴瓦磨损量随时间变化的仿真与预测结果的对比

Fig. 8 Comparison of simulation and prediction results of the variation of bearing wear over time under the same operating conditions

较高的系统误差。

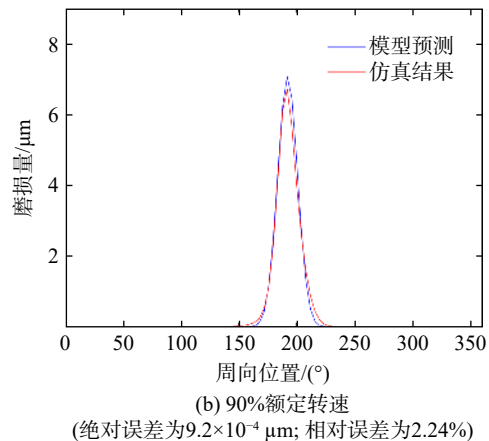
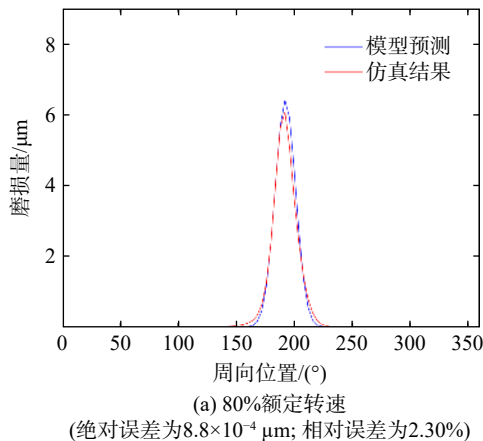
从图8可以观察到,随着磨损时间的增加,轴承的最大磨损量呈现出明显的增长趋势。GPR模型预测与仿真结果基本一致,表明预测模型能够较为准确地反映轴承的实际磨损情况。此外可以观察到,600~1000 h区间内模型预测的最大

磨损量与仿真结果相差较大,这从模型预测的系统误差角度解释了图7(d)中相对误差升高的原因。同样在600~1000 h区间内,95%不确定性边界较先前预测结果有所扩大,这表明即使在未获得此区间内训练数据的情况下,预测模型仍能有效评估预测结果的不确定性,展示了本文模型的优越性。

3.2.2 不同转速、相同偏心率和磨损时间的预测

设定输入GPR模型的测试集为偏心率0.8、磨损时间800 h,转速为80%~120%额定转速的测试输入序列,用此时的磨损量仿真结果对比GPR模型预测结果,结果如图9和图10所示。

从图9(a)~图9(d)可以看出,在80%~110%额定转速的条件下,模型的预测结果与仿真数据吻合度较高,这表明参数化的GPR模型能够准确地捕捉到在该转速条件下轴瓦磨损的变化。特别的,在100%和110%额定转速的情况下,由于该条件并未包含在训练集中,模型预测绝对误差有所上升,而相对误差较其他点未明显增加,预测结果与仿真数据之间的一致性仍然较高,如图9(b)和图9(c)所示,这一结果进一步证实了参数



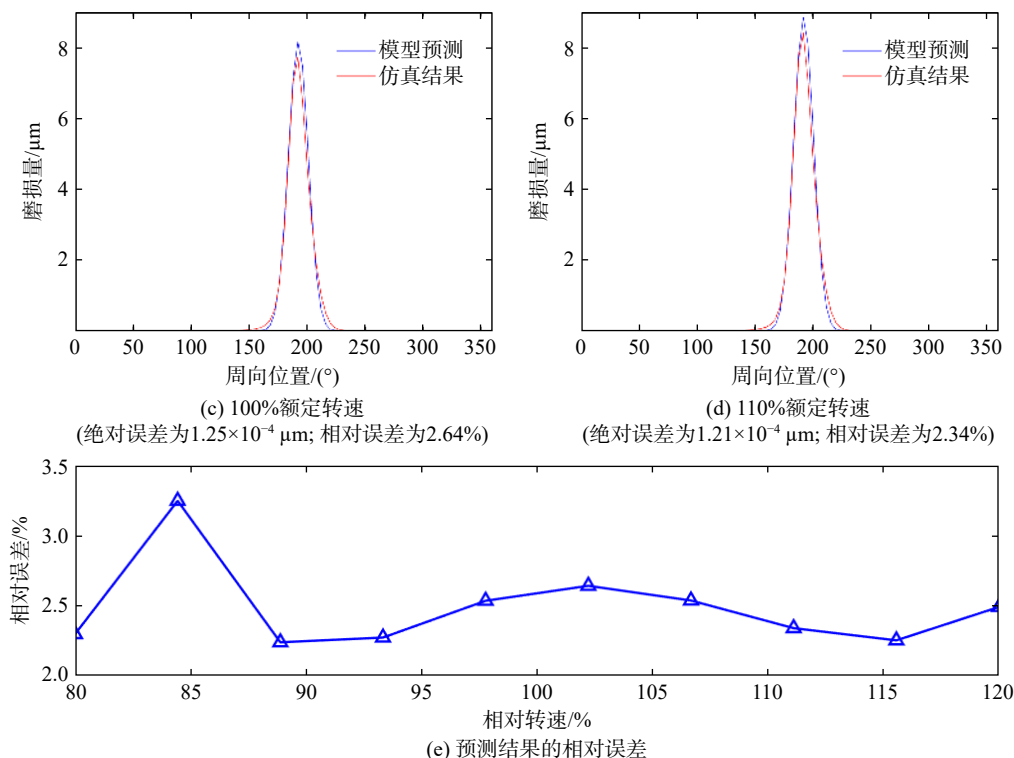


图 9 同一时刻不同转速下轴瓦磨损量的仿真计算结果与 GPR 模型预测的对比及 80%~120% 相对转速的相对误差

Fig. 9 Comparison between simulation calculation results of bearing wear at different speeds at the same time and GPR model prediction, and relative error of 80% to 120% relative speed

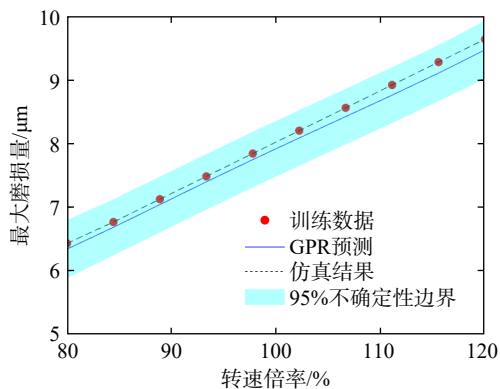


图 10 同一时刻不同转速下轴瓦磨损量的仿真计算结果与 GPR 模型预测的对比

Fig. 10 Comparison between simulation results of bearing wear at different speeds at the same time and GPR model prediction

化的 GPR 模型在处理未见数据时的泛化能力。此外, 图 9(e) 中进一步展示了 80%~120% 额定转速区间 10 个预测点与仿真结果间的相对误差, 对比发现相对误差均不超过 3.5%, 进一步观察发现, 预测点中 84% 和 88% 额定转速情况未包含在训练集中, 而其相邻的 80% 和 90% 额定转速情况则包含在训练集中, 对比发现 84% 处的相对误差大于 88% 处, 这意味着未包含在训练集中的预测

点越接近训练点, 预测的精度越高。

从图 10 可得, GPR 模型预测结果与仿真结果基本一致, 表明仿真模型能够较为准确地反映轴承在不同转速倍率下的实际磨损情况。

图 10 中随着转速的上升模型预测结果与仿真结果和训练数据点吻合度逐渐下降, 这是由于随着转速的增加磨损量变化的函数并非无限阶可导, 不完全符合均方指数核的使用要求, GPR 模型跟踪效果变差, 即当前情况下的模型总体误差主导因素为 GPR 模型的系统误差。

3.2.3 不同偏心率、相同转速和磨损时间的预测

选取转速为额定转速, 磨损时间为 800 h, 偏心率为 0.70、0.75、0.80、0.85 时的磨损量对比 GPR 模型预测结果, 如图 11 所示。

在图 11(a)~图 11(d) 中展示了在 4 个不同偏心率值下, 轴瓦磨损量的仿真计算结果与 GPR 模型预测结果的对比, 可以发现, 随着偏心率的增加, 轴瓦磨损量逐步增加, 模型预测结果的绝对误差也有所增加, 相对误差基本不变。图 11(e) 中进一步展示了偏心率 0.7~0.9 区间 5 个预测点与仿真结果间的相对误差, 对比发现相对误差随偏心率而波动, 但均不超过 6%。由于仿真计算选

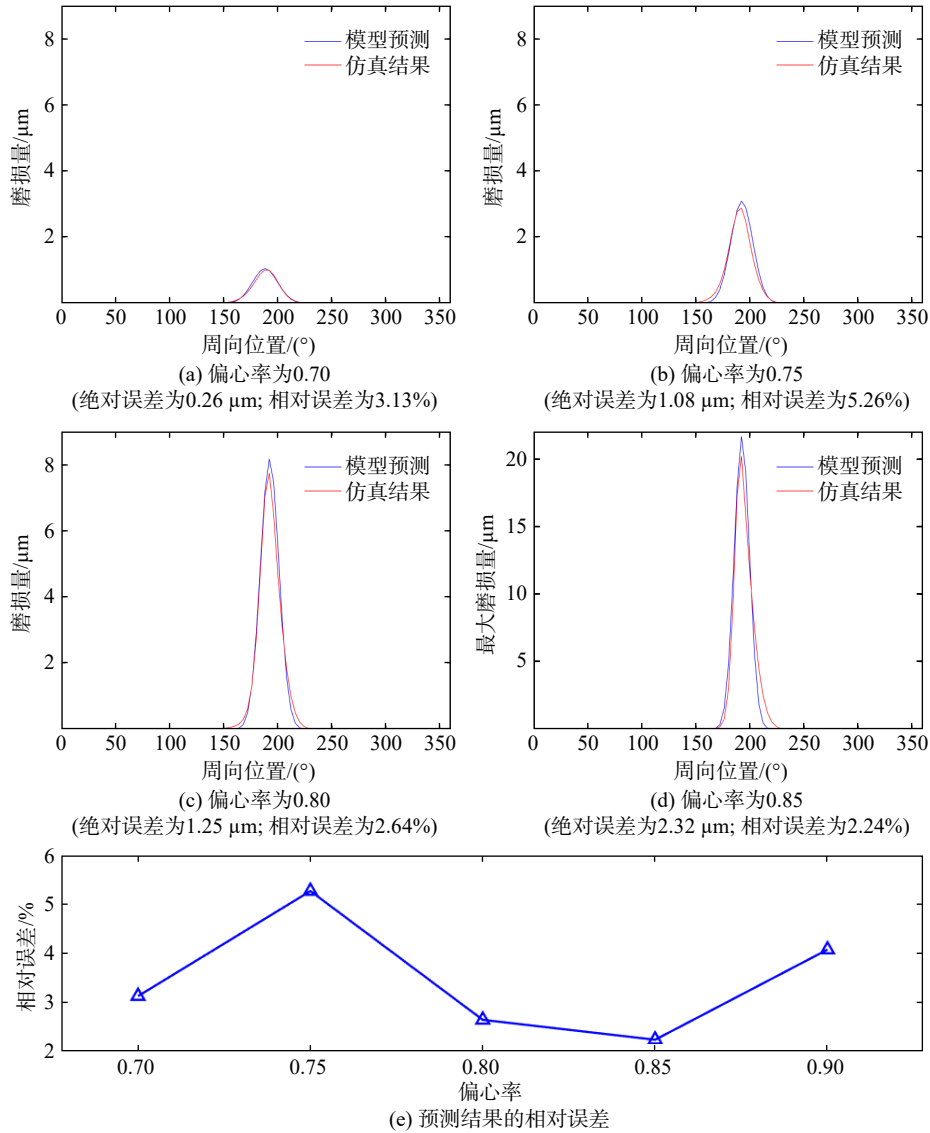


图 11 同一时刻不同偏心率下轴瓦磨损量的仿真计算结果与 GPR 模型预测的对比及偏心率 0.7~0.9 之间的相对误差

Fig. 11 Comparison between simulation results of bearing wear under different eccentricities at the same time and GPR model prediction, and relative error between eccentricities of 0.7 to 0.9

取的 5 个偏心率均包含在预测模型的训练数据集中, 基本排除了 GPR 模型预测误差, 故此处的相对误差主要来自将磨损曲线进行参数化时赋予预测模型的系统误差。

从图 12 可以得出, 模型预测结果显示与仿真结果相似的趋势, 表明该模型能够有效地捕捉滑动轴承磨损量与偏心率之间的关系。从图 12 中可以看出, 随着偏心率的增加, 不确定性边界基本不变且预测结果与仿真结果差距较小, 但是从图 11 的结果可以发现绝对误差事实上在增大, 原因在于图 11 中总的模型预测误差主要来自参数化过程中的系统误差, 而当前情况下 GPR 模型预测误差较小、不占主导作用。

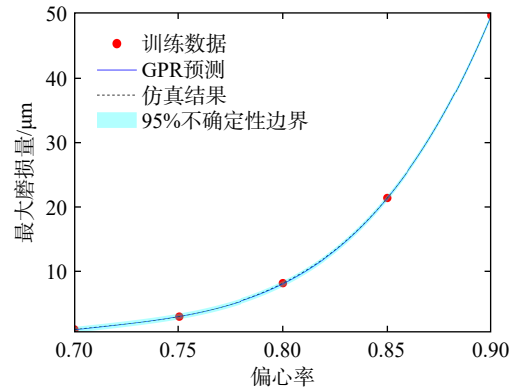


图 12 同一时刻不同偏心率下轴瓦磨损量的仿真计算结果与 GPR 模型预测的对比

Fig. 12 Comparison between simulation results of bearing wear under different eccentricities at the same time and GPR model prediction

4 模型试验验证

为了进一步说明所提出的参数化 GPR 磨损预测模型的功能与准确性, 针对某型航空燃油齿轮泵进行润滑磨损寿命试验, 此齿轮泵的滑动轴承具有与模型训练数据相似的结构参数。燃油齿

轮泵寿命试验系统如图 13 所示, 其在工作过程中具有自动采集温度、压力信号的功能, 并通过 PID 控制驱动模块调节冷水机实现降温, 从而保证燃油温度的稳定。电动机与变速箱系统自带的编码器采集转速信号, 可通过 PC 端程序对转速进行监控和实时调整。

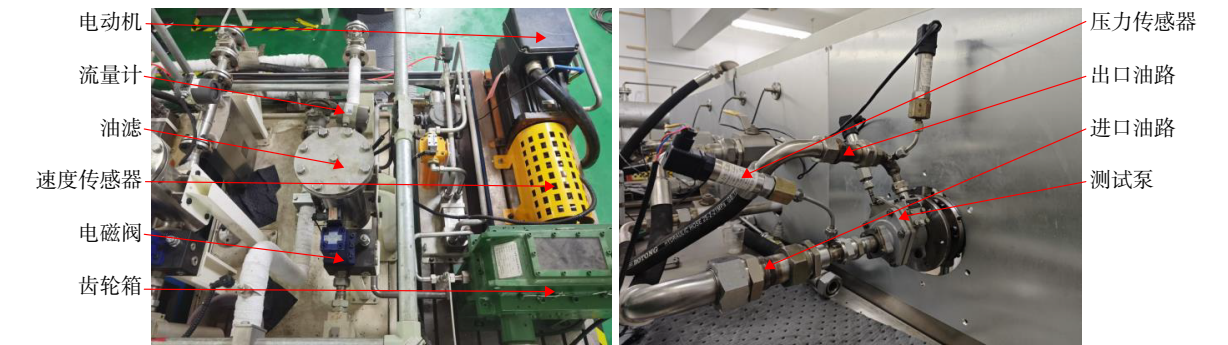


图 13 燃油齿轮泵寿命试验系统
Fig. 13 Fuel gear pump life test system

在检查试验台密封状况和伺服系统工作正常后, 将表 3 所示的试验载荷谱输入 PC 端程序, 按表格所给定的工况执行整泵寿命试验。在试验指定时间后, 停机并进行燃油泵的分解, 测量此时的轴瓦直径, 多次测量磨损最严重的位置并取平均值。将试验后测量的直径与试验前测量的直径进行对比, 获得指定时间对应的磨损量试验结果, 轴瓦的表面磨损情况如图 14 所示。

对比图 15 中的试验结果(以红色和蓝色方块表示)与模型预测结果(以红色与蓝色曲线表示), 发现对于同一个航空燃油齿轮泵上的不同轴承, 预测模型在固定主动轴承上表现良好, 而在浮动轴承的磨损预测上表现略差。观察试验结果, 推测其原因在于相较于有更多固定支点的主动轴承, 从动轴承支点更少存在较大的随机振动, 而机理模型建模时未考虑到这种随机振动, 使得用于训练的数据无法提供与实际情况相符的信息, 这是机理模型构建时存在的认知误差与随机误差共同作用的结果。

观察图 15(a)、图 15(b)、图 15(c)可以发现, 150 h 的预测结果基本与试验测量值持平, 而 1 000 h 的预测结果普遍低于试验测得的磨损量, 其原因在于试验工况本身与机理模型计算的输入

表 3 试验载荷谱 Table 3 Test load spectrum set	
参数	数值
转速/(r/min)	6 000±10
进口油压/MPa	0.872±0.002 5
出口油压/MPa	7.55±0.1
额定压差/MPa	6.678
进口温度/K	327.15±10
试验时间/s	540 000

如表 3 所示, 由于实际试验过程中外界随机变量的影响, 工况参数具有一定随机性, 因此在试验载荷谱允许的范围内进行了 150 h 和 1 000 h 寿命试验以测量齿轮泵滑动轴承的磨损量, 并将同样的工况带入先前构建的仿真程序, 预测磨损 150 h 与 1 000 h 后的磨损量, 轴承相关结构参数如表 2 所示。试验结果以及对应工况的仿真与预测结果如图 15 所示。

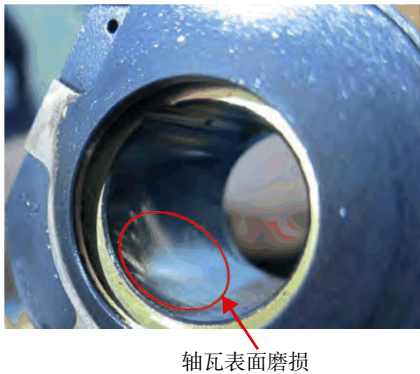


图 14 轴瓦的表面磨损情况
Fig. 14 Wear condition of bush surface

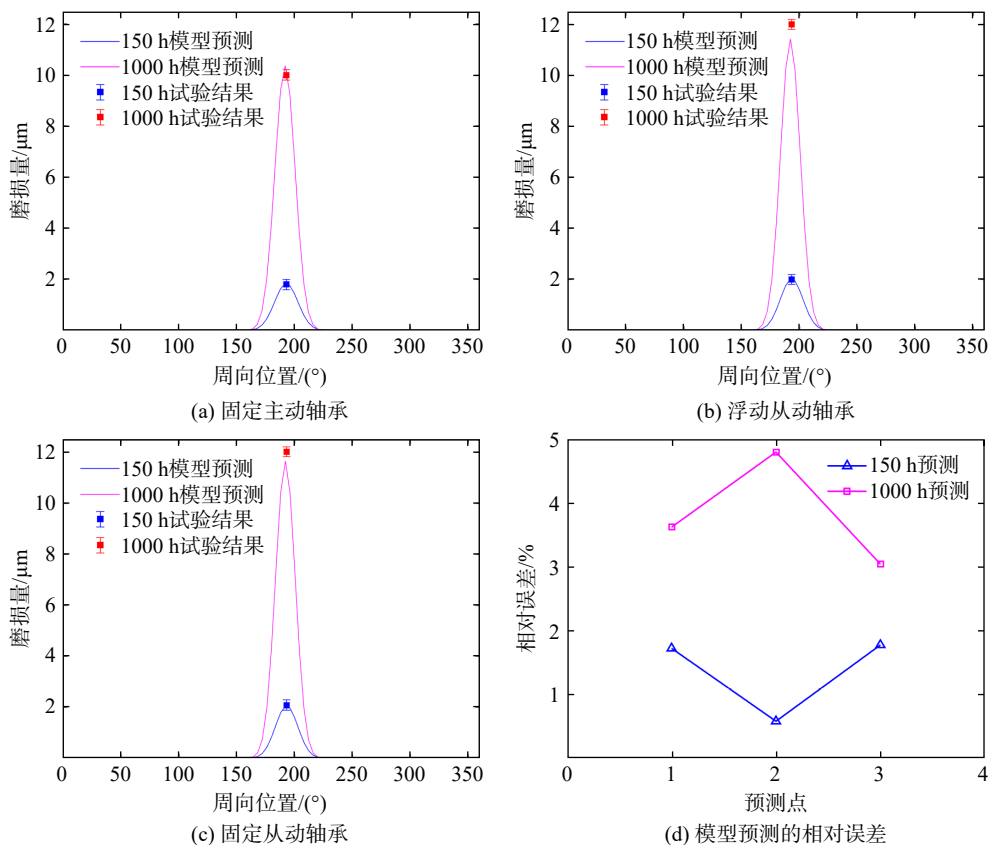


图 15 试验结果与模型预测的对比

Fig. 15 Comparison between test results and model predictions

工况便存在差异,随着预测时间的增加模型的预测误差发生了累积,使得较长工作时间的预测精度较低。图 15(d)展示了不同时刻不同轴承的模型预测值的相对误差,对比不同时刻的预测结果,可以发现 150 h 的预测结果精度要高于 1 000 h 的预测结果。从图 15(d)观察到,对表 3 工况下的固定主动轴承(预测点 1)、浮动从动轴承(预测点 2)、固定从动轴承(预测点 3)进行模型预测,对比试验结果发现 3 个预测点的磨损预测相对误差均低于 5%,符合试验结果,模型得到了验证。

5 结 论

本文针对航空燃油齿轮泵滑动轴承磨损过程建立了参数化的 GPR 磨损预测模型,得到结论如下:

1) 对比预测模型在控制磨损时间、转速和偏心率为自变量时的预测效果可以发现,磨损时间为自变量条件下的模型预测效果最好,平均绝对误差为 $10^{-3} \mu\text{m}$,而偏心率为自变量条件下的模型预测效果较差,平均绝对误差为 $1.233 \mu\text{m}$,这是由于磨损量相对于磨损时间的变化线性程度较高且

较为平缓,但磨损量相对于偏心率的变化函数不光滑,不完全符合均方指数核的适用条件,使得模型跟踪预测效果变差。

2) 整体上,文中第 2 章构建的参数化的磨损预测 GPR 模型与仿真模型有较高的拟合程度,预测结果的相对误差可以满足工程需求。然而,预测模型训练集的选择会一定程度上影响预测模型的表现。故在条件允许的情况下合理选取训练集,使其尽可能展现磨损过程的行为特性,将会一定程度上收窄其不确定边界,提高模型预测效果。

3) 从文中第 3.2 节中仿真结果与模型预测的对比可得,本文所构建的航空燃油齿轮泵滑动轴承磨损量的 GPR 预测模型主要系统误差来自两个方面:一是在参数化过程中,由于磨损的表面形貌与截断正态分布函数之间的差距所造成的系统误差;二是在 GPR 模型训练和预测过程中,由于训练点不可能完全反应磨损特性而产生的系统误差。

4) 通过航空燃油齿轮泵整泵的寿命试验获取了其轴承的实际磨损量,并将其与模型预测结果对比,发现其相对误差低于 5%,符合精度需求。

5) 本文所构建的磨损参数化高斯过程模型属于数据驱动的统计学模型,这意味着其可同时将试验测得的磨损数据和仿真计算的磨损数据一同纳入训练集,使得本文模型的泛用性大大增加。

参考文献:

- [1] 符江锋, 赵志杰, 刘显为, 等. 基于运动法的航空发动机高速燃油齿轮泵卸荷槽设计与验证[J]. 推进技术, 2024, 45(5): 2302047.
- Fu Jiangfeng, Zhao Zhijie, Liu Xianwei, et al. Design and verification of relief groove for aero-engine high-speed fuel gear pump based on motion method[J]. Journal of Propulsion Technology, 2024, 45(5): 2302047. (in Chinese)
- [2] 符江锋, 王建礼, 李文霞, 等. 航空发动机长寿命、高可靠燃油齿轮泵关键技术研究综述[J]. 推进技术, 2024, 45(12): 2312088.
- Fu Jiangfeng, Wang Jianli, Li Wenxia, et al. Review of key technologies for long life and high reliability fuel gear pumps in aero-engine[J]. Journal of Propulsion Technology, 2024, 45(12): 2312088. (in Chinese)
- [3] Dowson D. A generalized Reynolds equation for fluid-film lubrication[J]. International Journal of Mechanical Sciences, 1962, 4(2): 159-170.
- [4] Dhande D Y, Pande D W. Multiphase flow analysis of hydrodynamic journal bearing using CFD coupled Fluid Structure Interaction considering cavitation[J]. Journal of King Saud University - Engineering Sciences, 2018, 30(4): 345-354.
- [5] 李强, 郑水英, 刘淑莲. 计入 JFO 边界条件的滑动轴承性能分析[J]. 机械强度, 2010, 32(2): 270-274.
- Li Qiang, Zheng Shuiying, Liu Shulian. Analysis of the performance of journal bearing with JFO boundary condition[J]. Journal of Mechanical Strength, 2010, 32(2): 270-274. (in Chinese)
- [6] 赵资恒, 谭雁清, 马廉洁, 等. 考虑流固耦合作用的超高速液体动静压轴承油膜特性研究[J]. 润滑与密封, 2024, 49(7): 50-57.
- Zhao Ziheng, Tan Yanqing, Ma Lianjie, et al. Study of oil film characteristics of ultra-high speed liquid hybrid bearings considering fluid-solid coupling effect[J]. Lubrication Engineering, 2024, 49(7): 50-57. (in Chinese)
- [7] Zhang Chuanbing, Ao Hongrui, Jiang Hongyuan. Static and dynamic bearing performances of hybrid gas dynamic bearings[J]. Tribology International, 2021, 160: 107036.
- [8] 杨旭, 毛宏图, 高晓果, 等. 润滑油黏-温特性对中介圆柱滚子轴承油膜厚度的影响[J]. 轴承, 2026(2): 24-30, 49.
- Yang Xu, Mao Hongtu, Gao Xiaoguo, et al. Influences of viscosity-temperature characteristics of lubricating oil on EHL film thickness of intermediate cylindrical roller bearing[J]. Bearing, 2026(2): 24-30, 49. (in Chinese)
- [9] 盛明辉, 黄千稳, 赵泽宇. 考虑黏-温及空穴效应的低速滑动轴承润滑性能分析[J]. 润滑与密封, 2023, 48(8): 56-64.
- Sheng Minghui, Huang Qianwen, Zhao Zeyu. Analysis of the lubrication performance of low-speed sliding bearing considering the effect of viscosity-temperature and cavitation[J]. Lubrication Engineering, 2023, 48(8): 56-64. (in Chinese)
- [10] 刘济海, 孙军. 耦合轴颈轴向运动的粗糙表面径向滑动轴承热流体动力润滑分析[J]. 润滑与密封, 2024, 49(8): 73-81.
- Liu Jihai, Sun Jun. Thermohydrodynamic lubrication analysis of journal bearing with rough surface coupled the axial motion of journal[J]. Lubrication Engineering, 2024, 49(8): 73-81. (in Chinese)
- [11] Gu Chunxing, Meng Xianghui, Wang Shuwen, et al. Research on mixed lubrication problems of the non-Gaussian rough textured surface with the influence of stochastic roughness in consideration[J]. Journal of Tribology, 2019, 141(12): 121501.
- [12] 朱鹏娟, 刘晓玲, 周亚林, 等. 混合陶瓷球轴承的热混合润滑性能分析[J]. 机械工程学报, 2024, 60(15): 205-215.
- Zhu Pengjuan, Liu Xiaoling, Zhou Yalin, et al. Analysis of thermal mixed lubrication performance in hybrid ceramic ball bearings[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2024, 60(15): 205-215. (in Chinese)
- [13] 张盛为, 严志军, 姜渊源, 等. 考虑边界膜强度的滑动摩擦副混合润滑模型研究[J]. 润滑与密封, 2023, 48(12): 23-31.
- Zhang Shengwei, Yan Zhijun, Jiang Yuanyuan, et al. Study on mixed lubrication model of sliding friction pair considering the strength of boundary film[J]. Lubrication Engineering, 2023, 48(12): 23-31. (in Chinese)
- [14] Zhu Dong, Martini A, Wang Wenzhong, et al. Simulation of sliding wear in mixed lubrication[J]. Journal of Tribology, 2007, 129(3): 544-552.
- [15] 彭梦丽, 裴世源, 林承伟, 等. 考虑混合润滑的飞机燃油泵径向滑动轴承静特性分析[J]. 润滑与密封, 2023, 48(7): 114-122.
- Peng Mengli, Pei Shiyuan, Lin Chengwei, et al. Static characteristic analysis of radial sliding bearing for aircraft fuel pump considering mixed lubrication[J]. Lubrication Engineering, 2023, 48(7): 114-122. (in Chinese)
- [16] Bhat A R, Kumar R, Mural P K S. Natural fiber reinforced polymer composites: a comprehensive review of Tribo-Mechanical properties[J]. Tribology International, 2023, 189: 108978.
- [17] 马浩, 石永进, 李伟. 高斯过程回归在轴承健康状态预测中的应用[J]. 机械制造与自动化, 2024, 53(3): 146-150.
- Ma Hao, Shi Yongjin, Li Wei. Application of Gaussian process regression in prediction of bearing health[J]. Machine Building & Automation, 2024, 53(3): 146-150. (in Chinese)
- [18] Fu Jiangfeng, Hong Fangqi, Wei Pengfei, et al. Combining Bayesian active learning and conditional Gaussian process simulation for propagating mixed uncertainties through expensive computer simulators[J]. Aerospace Science and Technology, 2023, 139: 108363.
- [19] Hewing L, Kabzan J, Zeilinger M N. Cautious model predictive control using Gaussian process regression[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2020, 28(6): 2736-2743.
- [20] Patir N, Cheng H S. An average flow model for determining effects of three-dimensional roughness on partial hydrodynamic lubrication[J]. Journal of Lubrication Technology, 1978, 100(1): 12-17.
- [21] Luo Linhui, Wang Xiumei. Finite element analysis of self-lubricating joint bearing liner wear[C]//2017 International Conference on Computer Technology, Electronics and Communication. Piscataway, US: IEEE, 2017: 245-249.
- [22] Greenwood J A, Tripp J H. The contact of two nominally flat rough surfaces[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, 1970, 185(1): 625-633.
- [23] Kalidas P, Ramalingam V V, Myilsamy G, et al. Numerical and

- experimental validation of tribological phenomenon in wind turbine brake pads using novel Archard's wear coefficient[J]. [Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part J: Journal of Engineering Tribology](#), 2024, 238(9): 1103-1120.
- [24] Chen Shouan, Cai Jianlin, Xiang Guo, et al. Tribo-Dynamic-Wear coupling analysis for Water-lubricated Bearings with journal surface imperfection under repeated start-stop cycles[J]. [Tribology International](#), 2024, 200: 110093.
- [25] Hofmann T, Schölkopf B, Smola A J. Kernel methods in machine learning[J]. *The Annals of Statistics*, 2008, 36(3): 1171-1220.

(编辑: 张 雪)