

基于随机森林算法的行星滚柱丝杠副摩擦力矩预测

徐洋 祖莉* 李伟龙 刘晓玲 何建樑 刘俊

南京理工大学机械工程学院, 南京, 210094

摘要: 摩擦力矩增大会加剧行星滚柱丝杠副磨损, 严重影响其使用及寿命。探讨了利用机器学习算法预测行星滚柱丝杠副摩擦力矩的可行性, 分析了行星滚柱丝杠副摩擦力矩与磨损状态的关系。采用基于随机森林、支持向量回归和 BP 神经网络的机器学习算法预测了不同转数行星滚柱丝杠副的摩擦力矩变化。研究表明, 基于随机森林算法对行星滚柱丝杠副摩擦力矩的预测准确率达到 97%。

关键词: 行星滚柱丝杠; 摩擦力矩; 机器学习; 随机森林算法

中图分类号: TH132

DOI: 10.3969/j.issn.1004-132X.2025.07.013

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Prediction of Frictional Torques of Planetary Roller Screw Pairs Based on Random Forest Algorithm

XU Yang ZU Li* LI Weilong LIU Xiaoling HE Jianliang LIU Jun

School of Mechanical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, 210094

Abstract: The increase in frictional torques of planetary roller screw pairs led increased wear of planetary roller screw mechanisms (PRSM), which seriously affected the use and service life of PRSM. The feasibility of using ML algorithms to predict the frictional torques of PRSM was explored, and the relationship between PRSM frictional torques and wear states was analyzed. Random forest algorithm, support vector regression, and BP neural network were used to predict the changes in frictional torques of PRSM at different rotational speeds. The results demonstrate that the random forest algorithm achieves the prediction accuracy of 97% for the frictional torques of PRSM.

Key words: planetary roller screw; frictional moment; machine learning (ML); random forest algorithm

0 引言

行星滚柱丝杠副 (planetary roller screw mechanism, PRSM) 主要由丝杠、滚柱、螺母等部件组成, 其中, 丝杠、滚柱、螺母构成丝杠-滚柱副和螺母-滚柱副。外部轴向载荷作用下, 滚柱螺纹牙与丝杠和螺母滚道接触, 产生滚动摩擦。滚柱轴线方向与螺纹接触力方向不同导致的自旋滑动产生较大的摩擦力矩。

PRSM 摩擦力矩是指阻碍 PRSM 运动的摩擦因素形成的阻力矩, 是评价 PRSM 性能的重要指标^[1], 高频作动、大负载工况下, 较大的摩擦力矩导致零件表面产生点蚀、磨损, 使其失效。通过预测 PRSM 摩擦力矩判断其是否需要维修或更换, 可确保设备的可靠性和工作效率, 因此, 有效预测 PRSM 的摩擦力矩对了解零件耐磨状况具有重要意义。

丝杠-滚柱副和螺母-滚柱副之间的接触为多点多副接触, 成百的接触对使 PRSM 具有较大的

承载能力。运行过程中, PRSM 螺纹接触表面较大的接触应力和相对滑动使磨损不可避免, 降低 PRSM 精度和传动效率。摩擦力矩研究中, 乔冠^[1]建立了 PRSM 摩擦力矩计算模型, 通过试验研究了 PRSM 摩擦力矩与转速、润滑剂黏度、动摩擦因数、螺距的关系, 并根据传热学理论建立了摩擦生热与 PRSM 零件温升的联系。解志杰等^[2]基于拉格朗日方法建立了行星滚柱丝杠机构动力学模型, 计算其摩擦力矩和传动效率。濮建荣^[3]讨论了加工制造、零件材料、润滑剂对 PRSM 摩擦力矩的影响。徐强等^[4]基于空间啮合原理, 综合分析了差动式 PRSM 丝杠-滚柱接触处的啮合滑动和螺母-滚柱接触区域的几何滑动对摩擦转矩的影响, 建立了该类 PRSM 的摩擦力矩及效率的分析模型, 并在不同载荷下进行了效率实验。

PRSM 磨损研究中, XING 等^[5]提出一种基于滑动距离模型的 PRSM 磨损预测模型, 分析了滚柱数量、螺距等对丝杠与滚柱磨损深度的影响, 发现合理匹配 PRSM 设计参数可提高其耐磨性。GU 等^[6]建立了考虑表面粗糙度与环境温度的行

星滚柱丝杠(planetary roller screw, PRS)磨损预测模型,发现降低环境温度、表面粗糙度可提高 DPRS 的耐磨性。AURÉGAN 等^[7]通过摩擦磨损试验研究了 PRSM 的磨损特性,发现蠕变比在黏着磨损中的重要作用。MIAO 等^[8]利用 Archard 理论研究了 DPRS 螺纹滚道的润滑与磨损机制。MENG 等^[9]考虑 PRSM 不对中造成的接触力变化,推导出磨损引起的 PRSM 精度损失模型。大量学者通过理论与实验研究了 PRSM 的磨损特性与摩擦力矩,但很少有学者使用机器学习算法研究 DPRS。

机器学习方法中,随机森林(random forest, RF)、支持向量回归(support vector regression, SVR)、BP 神经网络等广泛使用,且被证明在机械系统监测、分析、优化,预测摩擦磨损状态,故障诊断等领域具有较高的可行性。BAŞ 等^[10]利用人工神经网络、支持向量机和回归树预测径向轴承的摩擦力矩与摩擦因数,通过对比 3 种方法的预测结果发现人工神经网络模型预测的性能最优。CHENG 等^[11]采用 3 种机器学习算法建立摩擦噪声时域特征与摩擦因数的关系,在 $-120 \sim 25$ °C 内预测了 4 种聚合物和 7 种金属在 5 种温度和 3 种负载/速度条件下的点接触摩擦因数。PATURI 等^[12]强调了机器学习算法在摩擦学研究中的作用,并详细讨论了将各种机器学习算法用于摩擦学的局限性。ZHAO 等^[13]将 5 种机器学习算法用于建立聚合物表面摩擦噪声模型,所得模型的平均拟合度超过 0.9。KOLEV^[14]使用 RF 模型开发了 AlSi10Mg-SiC 在干滑动条件下的摩擦因数预测软件,解决了低摩擦、高耐磨性材料的设计及优化问题。

虽然使用机器学习算法研究 PRSM 的较少,但对滚珠丝杠副健康状态的评估研究较为成熟。周亮^[15]分析了不同故障状态下滚珠丝杠副的振动信号,并利用机器学习算法建立了智能诊断模型。LIU 等^[16]利用 2 种机器学习算法预测滚珠丝杠滚道的残余应力。目前,机器学习算法仅用于研究行星滚柱丝杠的承载特性与精度特性,文献^[17-18]使用机器学习算法建立了受加工误差影响的滚柱间载荷分布模型,快速预测了 PRSM 的载荷分布系数。WU 等^[19]利用 RF 与 BP 神经网络预测加工误差影响下的 PRSM 行程误差,并通过实验发现该方法优于其他预测方法。

本文基于 PRSM 寿命与摩擦力矩试验,采用 RF、SVR、BP 神经网络预测不同转数下的摩擦力矩变化,分析摩擦力矩变化与磨损状况的关联性。

研究表明机器学习算法可有效预测摩擦力矩,其中,基于 RF 算法对 PRSM 摩擦力矩的预测准确率达到 97%。

1 PRSM 摩擦力矩预测方法

1.1 PRSM 的摩擦力矩

PRSM 的摩擦和磨损是影响机械系统可靠性、效率、寿命的重要因素。PRSM 的摩擦力矩受润滑状态、工作温度、转速、负载等多种因素影响,研究难度较高。机器学习可利用已有运行数据预测和估计摩擦磨损状况,为维护和管理行星滚柱丝杠提供有价值的信息,避免磨损引起的故障和事故,提高系统安全性。

设计参数、材料、运行工况、润滑等诸多因素主要影响 PRSM 的纯滚动摩擦力矩(材料弹性滞后引起)、自旋滑动摩擦力矩(滚柱绕自身轴线自转引起)、差动滑动摩擦力矩(接触面弹性变形引起)、黏性摩擦力矩(润滑剂表面黏滞力引起)。

弹性滞后在滚柱-丝杠、滚柱-螺母的接触区域引起的摩擦力矩 $M_{f,s-i}$ 和 $M_{f,n-i}$ 分别为^[20]

$$\left. \begin{aligned} M_{f,s-i} &= \frac{3N_0 \gamma m_{sr} d_r}{8 \sin \beta} \sqrt{\frac{3E'_s}{2\Sigma\rho_s}} \sum_{i=1}^{\tau} N_i^{4/3} \\ M_{f,n-i} &= \frac{3N_0 \gamma m_{nr} d_r}{8 \sin \beta} \sqrt{\frac{3E'_n}{2\Sigma\rho_n}} \sum_{i=1}^{\tau} N_i^{4/3} \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: N_0 为滚柱个数; γ 为材料能量损失系数; d_r 、 β 分别为滚柱中径和接触角; m_b 为椭圆参数; E' 、 $\Sigma\rho$ 、 N 分别为等效弹性模量、曲率和压力; τ 为滚柱螺纹牙数; 下标 s-i、n-i、r、s、n、f 分别表示滚柱-丝杠侧、滚柱-螺母侧、滚柱、丝杠、螺母和摩擦。

自旋滑动在滚柱-丝杠、滚柱-螺母的接触区域引起的摩擦力矩 $M_{b,s-i}$ 和 $M_{b,n-i}$ 分别为^[21]

$$\left. \begin{aligned} M_{b,s-i} &= \frac{3\mu_{sr} F_i \cos \beta_i}{2\pi a_s b_s} \iint \left(1 - \frac{x^2}{a_s^2} - \frac{y^2}{b_s^2}\right) \sqrt{x^2 + y^2} dx dy \\ M_{b,n-i} &= \frac{3\mu_{nr} F_i \cos \beta_i}{2\pi a_n b_n} \iint \left(1 - \frac{x^2}{a_n^2} - \frac{y^2}{b_n^2}\right) \sqrt{x^2 + y^2} dx dy \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中: μ_{sr} 为丝杠与滚柱之间的滑动摩擦因数; μ_{nr} 为螺母与滚柱之间的滑动摩擦因数; a 、 b 表示接触区域长半轴和短半轴长度; x 、 y 为椭圆积分区域的坐标轴参数; F_i 为接触区域法向载荷; i 为螺纹牙序列号。

根据滚动轴承分析方法推导出滚柱-丝杠、滚柱-螺母的滑动摩擦力矩 $M_{d,s-i}$ 和 $M_{d,n-i}$:

$$\left. \begin{aligned} M_{d,s-i} &= \frac{\mu_{sr} F_i a_s^2}{400 f_s^2 R_r^2} (2f_s + 1) d_s \\ M_{d,n-i} &= \frac{\mu_{nr} F_i a_n^2}{400 f_n^2 R_r^2} (2f_n + 1) d_n \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

式中: d_s 、 d_n 分别为丝杠与螺母的中径; f_s 、 f_n 分别为丝杠和螺母的滚道曲率系数,通常取值为 0.515 ~ 0.540; R_r 为滚柱圆弧半径。

润滑剂黏滞力导致的滚柱-丝杠、滚柱-螺母摩擦力矩 $M_{v,s-i}$ 和 $M_{v,n-i}$ 可近似表示为

$$\left. \begin{aligned} M_{v,s-i} &= 1.43E_{s-r}(\Sigma\rho_s)^2 k_s^{0.348} G_s^{0.022} U_s^{0.66} W_s^{0.47} d_s \\ M_{v,n-i} &= 1.43E_{n-r}(\Sigma\rho_n)^2 k_n^{0.348} G_n^{0.022} U_n^{0.66} W_n^{0.47} d_n \end{aligned} \right\} (4)$$

式中： k_s 、 k_n 分别为丝杠和螺母的滚动曲率半径比； E 为弹性模量； G 为量纲一材料参数； U 为量纲一速度参数； W 为量纲一载荷参数。

滚柱两端齿轮和螺母内齿圈啮合，严格控制两者的转动关系，使滚柱螺纹与螺母之间存在滚动摩擦。滚柱与丝杠仅依靠螺纹传动，没有确定的相对运动关系，同时存在滚动摩擦和滑动摩擦，而滑动摩擦会带来较大的摩擦阻力。PRSM 在运行过程中受到的故障和损伤影响导致摩擦力矩发生突变，破坏其性能稳定性，因此深入理解丝杠副的摩擦力矩对定量分析至关重要。PRSM 摩擦力矩的计算涉及点线接触、多副啮合、滚滑摩擦等多种因素，这些因素的相互作用使得精确有效的计算异常困难。准确预测行星滚柱丝杠的摩擦力矩可准确估计摩擦损失，降低机械能损失，提高传动效率与使用寿命。

1.2 摩擦力矩预测方法

使用机器学习模型预测摩擦力矩应考虑材料成分、性能、结构参数、表面特征和实验设置。由于试验设备的限制，难以连续获得摩擦力矩，因此采用插值法扩充数据。0~200 万转，每 20 万转采集一次摩擦力矩；200~500 万转，每 40 万转采集一次摩擦力矩。对摩擦力矩进行三次样条插值，每 1 万转插值一个样本，将数据量扩充到 500 个。插值后的摩擦力矩曲线见图 1。在初始磨合阶段(0~300 万转)，摩擦力矩的变化较为显著，滚柱与丝杠的接触区域磨损使摩擦因数不断改变，导致摩擦力矩急剧增大。300 万转后，磨合生成的磨损颗粒填充丝杠副表面微坑，形成润滑膜，减小摩擦因数，丝杠摩擦力矩相对稳定。

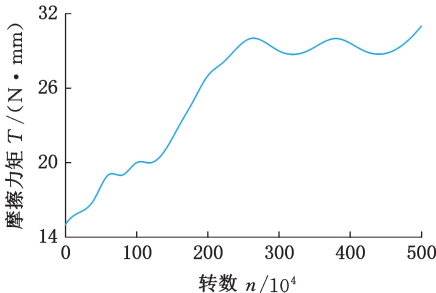


图 1 插值曲线
Fig.1 Interpolate curve

本文采用 RF、SVR 和 BP 神经网络构建回归模型，模型的输入因子见表 1。RF、SVR 和 BP 神经网络模型使用相同的数据集，其中，80% 的数据

用于训练，10% 的数据用于验证，10% 的数据用于测试。将均方误差 (MSE)、平均绝对误差 (MAE)、拟合度 R^2 作为 RF、SVR 和 BP 神经网络模型的评价标准。

表 1 机器学习模型的输入参数、输出参数、实际工况
Tab.1 Input parameters, output parameters, and actual operating conditions of machine learning models

输入参数	跑合转数(0~500 万)
输出参数	摩擦力矩
转速	8000 r/h
润滑状态	油润滑

2 PRSM 摩擦力矩测量试验

2.1 测试系统

测试系统主要包括疲劳寿命试验台、高清摄像头、摩擦力矩试验台。实验用 PRSM 的具体参数见表 2。测试丝杠首先在疲劳寿命试验台上跑合，如图 2 所示，电涡流制动器作为阻力源对 2 根加载丝杠提供阻力，通过控制电流改变加载力的大小。使用润滑油进行循环润滑，达到冷却、清洗、防锈蚀的目的。试验加载 50 kN 的轴向载荷，疲劳寿命试验台转速 135 r/min。

表 2 行星滚柱丝杠副的参数

Tab.2 Parameters of planetary roller screw pair

规格	公称直径/ mm	导程/ mm	头数	额定载荷/ kN	额定静载/ kN
27×10×5	27.2	10	5	103.9	175.3

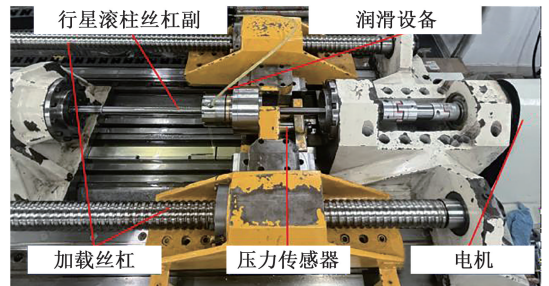


图 2 寿命试验台

Fig.2 Life test bench

试验过程中观察润滑油液与丝杠状态，每跑合 20(跑合过程中出现异常状况)/40 万转(跑合过程中没有异常状况)后，拆卸、拍摄零件，测量摩擦力矩。摩擦力矩试验台如图 3 所示，试验时，在与工作台相连接的 V 形块上安装设置支撑工装的推动装置。支撑工装顶住丝杠未被螺母包裹的滚道，带动工作台的移动，同时保证检测过程中的同轴度。丝杠转动时，推动装置提供工作滑台运动的推/拉力。传力臂一端连接螺母，另一端搭在静态扭矩传感器的测力杆上，限制螺母的自由转动并将摩擦力矩传递到扭矩传感器，并将测得的数据转换为 PRSM 摩擦力矩。

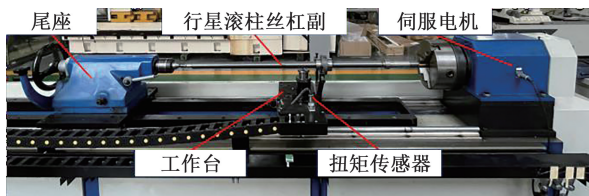


图 3 摩擦力矩试验台

Fig.3 Friction torque test bench

2.2 试验流程

PRSM 摩擦力矩试验试验条件:摩擦力矩试验台转速 100 r/min,有效测量行程 260 mm。

摩擦力矩试验具体流程如下:

1) 测试丝杠在寿命试验台上跑合 20/40 万转。

2) 寿命试验停止后拆卸、清洗丝杠,并静置 2 h。

3) 涂抹专用润滑油后,将待测行星滚柱丝杠安装在摩擦力矩试验台上并空载跑合 5 min。

4) 输入丝杠导程、螺纹旋向及法兰孔距轴线距离等丝杠参数,设置跑合转速为 100 r/min,预测测试丝杠副摩擦力矩。测试结果稳定后,连续进行 5 次测试,将正反行程中的摩擦力矩的均值、最大值、最小值等作为有效数据记录。

5) 测试待测丝杠的行程误差,使用高清摄像头观察丝杠、滚柱的磨损状态。

6) 若丝杠、滚柱产生严重磨损、点蚀,或丝杠转动一圈的行程变动量、有效行程的行程变动量、行程偏差超出最大允差值,则停止试验,否则返回步骤 1)。

表 3 所示为丝杠转跑合 300 万转时采集的摩擦力矩。

表 3 不同转数下丝杠副的实际摩擦力矩

Tab.3 Actual friction torque of screw pairs at different revolutions

转数/ 10^4	摩擦力矩/(N·m)	转数/ 10^4	摩擦力矩/(N·m)
0	0.015	140	0.021
20	0.016	180	0.025
40	0.017	220	0.028
60	0.019	260	0.030
100	0.020	300	0.029

3 PRSM 摩擦力矩预测

3.1 随机森林算法预测

随机森林模型在测试集上得到的整体拟合度为 0.97,可见该模型能有效预测目标变量,如图 4 所示。该模型通过决策树的预测结果(最大深度 34,最小样本分割数 2,最小叶子节点样本数 31)进行综合判断,从而实现对目标变量的高精度预测。

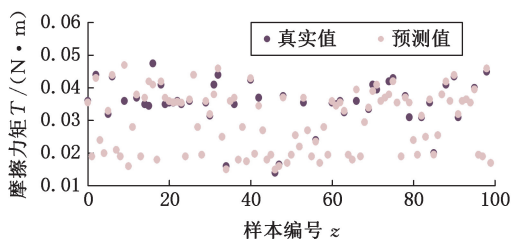


图 4 随机森林摩擦力矩预测图

Fig.4 Random forest friction torque prediction

3.2 SVR 与 BP 神经网络算法预测

使用 SVR 通过结构风险最小化原则,在高维空间构建最优超平面,在保证训练数据拟合精度的同时最大化预测间隔。最大化训练数据样本有助于减小预测误差,提高模型的稳健性。SVR 算法对噪声和异常点具有较好的鲁棒性。选择支持向量作为关键数据点,SVR 可减小非关键数据点对模型预测的影响,提高对噪声和异常点的容忍度,进而提高模型的泛化能力。随机搜索预测模型的最佳超参数,文中,正则化参数 $C=30$,容差 $\gamma=0.0005$,最终得到的最佳拟合值为 0.90,预测结果与实际值的一致性劣于 RF 算法,如图 5 所示。

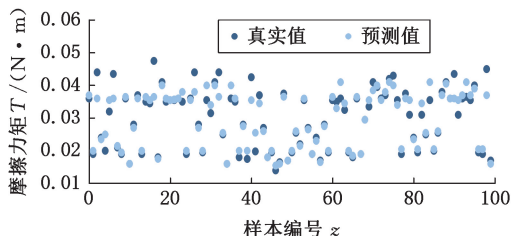


图 5 SVR 摩擦力矩预测图

Fig.5 Friction torque prediction diagram of SVR

BP 神经网络预测的摩擦力矩拟合度为 0.84,如图 6 所示,BP 神经网络的效果远低于 RF 算法、SVR 模型。

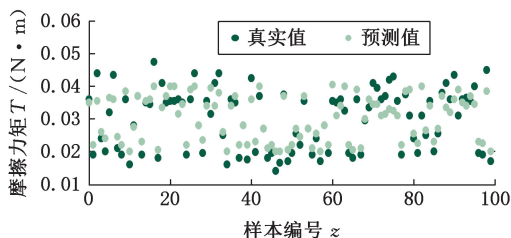


图 6 BP 神经网络摩擦力矩预测图

Fig.6 BP neural network friction torque prediction

3.3 对比分析

本文算法的泛化能力取决于问题复杂度、数据质量与规模,以及算法与问题的匹配度。基于实验数据,采用不同的机器学习算法预测 PRSM 的摩擦力矩,如表 4 所示,RF 模型的预测精度最高,所以将基于 RF 的预测模型作为行星滚柱丝杠的摩擦力矩预测模型。为确保模型的可靠性,

训练数据集应包括多种操作条件,需要继续试验扩充测试数据。

表 4 机器学习模型的不同评价指标

Tab.4 Different evaluation indexes of ML model

模型	MAE	MSE	RMSE	R ²
RF	0.0007	0.000 002	0.0014	0.97
SVR	0.0016	0.000 008	0.0026	0.90
BP	0.0029	0.000 020	0.0044	0.84

处理数据非线性的方式、预测方法和超参数调整的差异使不同算法得到的预测结果不同,因此,选择合适的算法及其参数对准确预测非常重要,有时需要进行一些试验和微调,以获得最佳性能。

3.4 测试验证

为确保预测模型的可靠性,需通过新试验获取更多数据。在试验装置上进行 PRSM 的摩擦力矩实验,采集丝杠 500~800 万转的摩擦力矩,并将其与 2.2 节的 0~500 万转的数据合并,形成 0~800 万转的全寿命周期的数据,如图 7 所示。

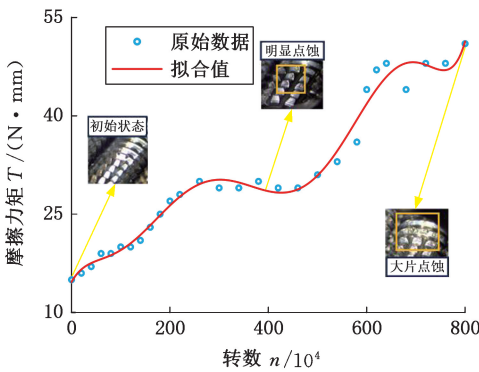


图 7 全寿命周期数据曲线

Fig.7 Curve of life cycle data

丝杠在初始阶段时未出现明显点蚀,运行到 400 万转时,润滑油开始变黑,磁铁上出现少量铁屑。高清显微镜观察试验测试样件,发现滚柱直齿出现轻微点蚀。零件表面剥落坑面积不超过 0.5 mm²,根据滚动功能部件可靠性与寿命试验规范,判断被测样件未完全失效,继续进行样件加载跑合试验。丝杠副运行 800 万转时,滚柱表面产生大面积剥落,终止试验,根据图 7 得到如下分析结果。

磨合阶段(0~300 万转):试验测试样件的摩擦力矩值缓慢增大。

稳定磨损阶段(300~500 万转):随着样件磨损量的增大,摩擦力矩较稳定。

剧烈磨损阶段(500~800 万转):随着样件磨损加剧,滚柱螺纹牙出现明显的点蚀剥落,摩擦力矩值快速增大;800 万转时的摩擦力矩达到全寿命周期的最大值。

如图 8 所示,RF 预测模型更贴近丝杠副的

全寿命试验周期曲线,表明预测数据基本能反映试验数据的变化。表 5 所示的实际摩擦力矩验证了 RF 模型预测的准确性。

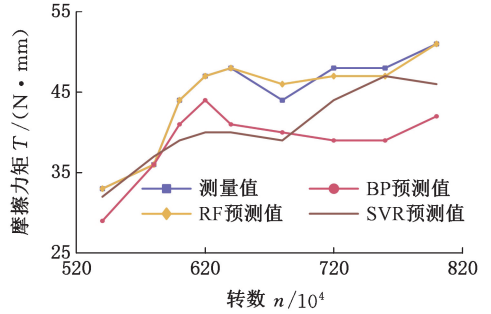


图 8 摩擦力矩的预测值与实际值

Fig.8 The predicted and actual values of friction torque

表 5 不同转数的摩擦力实测值与预测值

Tab.5 Measured and predicted values of frictional force at different revolutions

转数/10 ⁴	摩擦力矩/(N·m)		预测误差/%
	实测值	预测值	
540	0.033	0.033	0
580	0.036	0.036	0
600	0.044	0.044	0
620	0.047	0.047	0
640	0.048	0.048	0
680	0.044	0.046	4.54
720	0.048	0.047	2.08
760	0.048	0.047	2.08
800	0.051	0.051	0

预测模型的可靠性受多个因素影响,这导致不同转数摩擦力矩的实际值与 RF 模型预测值的最小相对误差为 0,最大相对误差为 4.54%。零预紧力的 PRSM 实际摩擦力矩随转数的增加不断变大,0~620 万转的摩擦力矩增大较快(640~760)万转的摩擦力矩趋于稳定,超过 760 万转时摩擦力矩又有增大趋势。如图 9 所示,滚柱的磨损速率、磨损状态受摩擦力矩影响较大,随着累积转数的增大,累积磨损量也逐渐增长。500 万转

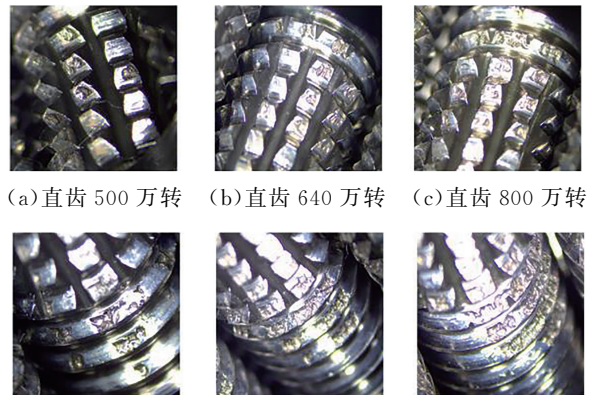


图 9 滚柱磨损情况

Fig.9 Wear of rollers

后,随着摩擦力矩的增大,磨损量显著增大,且增长速度明显加快。640 万转后,摩擦力矩趋于稳定,滚柱磨损量较小。因此在工程实践中,通过预测摩擦力矩不仅可以及时了解机械系统的运行状况,发现机械部件故障,还可以掌握丝杠副摩擦磨损状况,这对优化丝杠副结构、提高机械系统效率具有重要作用。

为进一步验证模型的准确性和普适性,对不同厂家的同型号行星滚柱丝杠副进行实验。实验将 500 万转作为目标跑合转数。0~300 万转的摩擦力矩测量数据见表 6。采用与前文相同的处理流程分析这些数据,以确保结果的一致性和可靠性。

表 6 丝杠实际摩擦力矩值

Tab.6 Actual friction torque value of the screw

转数/10 ⁴	摩擦力矩/(N·m)	转数/10 ⁴	摩擦力矩/(N·m)
0	0.013	180	0.025
30	0.014	210	0.028
60	0.017	240	0.031
90	0.019	270	0.032
120	0.022	300	0.034
150	0.024		

预测发现 420 万转时,摩擦力矩出现异常增大。基于对磨损机制的理解,在该转数拆卸丝杠副,并测量摩擦力矩。检查发现滚柱出现少量点蚀,如图 10 所示。摩擦力矩的显著增大表明丝杠副可能已经遭受一定程度的损伤,因此,对后续试验过程进行更密切的监测。435 万转时,丝杠螺纹牙有明显断裂,如图 11 所示,断裂区域的面积超过了 0.5 mm²,丝杠失效,停止试验,以避免进一步的损坏和潜在的安全风险。

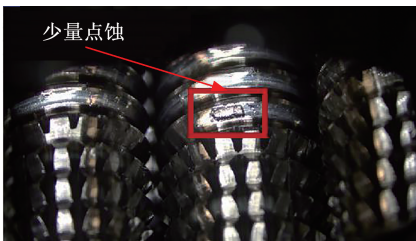


图 10 滚柱发生点蚀

Fig.10 Pitting of rollers

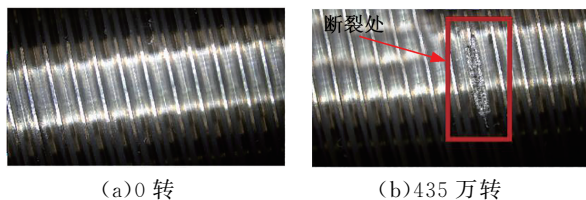


图 11 丝杠发生断裂

Fig.11 The lead screw breaks

由见表 7 可知,435 万转之前,实际值与预测值的差值较小,预测模型显示出较高的准确性,这

为及时发现潜在问题提供了有力的支持。试验验证了模型在预测丝杠副磨损和失效的有效性。未来计划获得更多型号 PRSM 和工况的丝杠副数据集,进一步验证模型的普适性和准确性。

表 7 不同转数下的摩擦力矩

Tab.7 Friction moment at different Revolutions

转数/10 ⁴	实测值/(N·m)	预测值/(N·m)
330	0.036	0.036
360	0.038	0.037
390	0.041	0.040
420	0.046	0.054
450	—	0.059
480	—	0.061
500	—	0.062

4 结论

本文利用不同机器学习方法预测了行星滚柱丝杠副在不同转数下的摩擦力矩及对应磨损。随机森林、支持向量回归、BP 神经网络模型的预测结果表明,机器学习可有效预测行星滚柱丝杠副的摩擦力矩,但随机森林模型具有更好的预测效果,准确率达到 97%。扩展数据集验证了随机森林模型的有效性,根据得到的摩擦力矩可有效预判机构故障,降低运行风险。

参考文献:

[1] 乔冠. 行星滚柱丝杠副摩擦力矩及热特性的理论与实验研究[D]. 西安:西北工业大学, 2019.
QIAO Guan. Theoretical and Experimental Research on the Friction Torque and Thermal Characteristics of the Planetary Roller Screw Mechanism [D]. Xi'an:Northwestern Polytechnical University, 2019.

[2] 解志杰, 张传伟, 薛其河, 等. 行星滚柱丝杠动态摩擦力矩和传动效率分析[J]. 摩擦学学报, 2019, 39(4):489-496.
XIE Zhijie, ZHANG Chuanwei, XUE Qihe, et al. Analysis of Dynamic Friction Torque and Transmission Efficiency of Planetary Roller Screw [J]. Tribology, 2019, 39(4):489-496.

[3] 濮建荣. 行星滚柱丝杠副接触、摩擦与工作特性的理论与试验研究[D]. 南京:南京理工大学, 2015.
PU Jianrong. Theoretical and Experimental Study on Contact, Friction and Working Characteristics of Planetary Roller Screw Pair [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2015.

[4] 徐强, 王水铭, 赵国平, 等. PWG 型差动丝杠摩擦转矩分析与效率求解[J]. 现代制造工程, 2016(5): 138-142.
XU Qiang, WANG Shuiming, ZHAO Guoping, et al. The Analysis of Friction Torque and Calculation

- of Efficiency of PWG Planetary Roller Screw[J]. *Modern Manufacturing Engineering*, 2016(5):138-142.
- [5] XING Mingcai, ZHANG Bohong, DENG Pan, et al. A Novel Wear Prediction Model for Planetary Roller Screw Based on Universal Sliding Distance Model[J]. *Tribology International*, 2022, 175:107851.
- [6] GU Weikai, LI Chaoyang, MIAO Jiacheng, et al. Wear Prediction Method of Differential Planetary Roller Screws Considering the Ambient Temperature Variations[J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(19):10609.
- [7] AURÉGAN G, FRIDRICI V, KAPSA P, et al. Experimental Simulation of Rolling-Sliding Contact for Application to Planetary Roller Screw Mechanism[J]. *Wear*, 2015, 332:1176-1184.
- [8] MIAO Jiacheng, DU Xing, LI Chaoyang, et al. Lubrication and Wear Analysis of Planetary Roller Screw Mechanism with Threaded Surface Roughness in Thermal Elastohydrodynamic Lubrication[J]. *Tribology Transactions*, 2022, 65(6):1069-1087.
- [9] MENG Junjie, DU Xing, ZHAO Xin, et al. Research on Contact and Wear Characteristics of the Planetary Roller Screw Mechanism with Screw Misalignments[J]. *Lubricants*, 2022, 10(6):115.
- [10] BAŞ Hasan, KARABACAK Y E. Machine Learning-based Prediction of Friction Torque and Friction Coefficient in Statically Loaded Radial Journal Bearings[J]. *Tribology International*, 2023, 186:108592.
- [11] CHENG Ganlin, XIANG Chong, GUO Fei, et al. Prediction of the Tribological Properties of a Polymer Surface in a Wide Temperature Range Using Machine Learning Algorithm Based on Friction Noise[J]. *Tribology International*, 2023, 180:108213.
- [12] PATURI U M R, PALAKURTHY S T, REDDY N S. The Role of Machine Learning in Tribology: a Systematic Review[J]. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 2023, 30(2):1345-1397.
- [13] ZHAO Honghao, E Jiming, CHEN Shengshan, et al. Prediction of Friction Coefficient of Polymer Surface Using Variational Mode Decomposition and Machine Learning Algorithm Based on Noise Features[J]. *Tribology International*, 2024, 191:109184.
- [14] KOLEV M. COF-RF-Tool: a Python Software for Predicting the Coefficient of Friction of Open-cell AlSi₁₀Mg-SiC Composites Using Random Forest Model[J]. *Software Impacts*, 2023, 17:100520.
- [15] 周亮. 基于滚珠丝杠副性能检测平台的故障智能诊断研究[D]. 济南: 山东建筑大学, 2020.
- ZHOU Liang. Research on Intelligent Fault Diagnosis Based on Performance Detection Platform of Ball Screw Pair[D]. Jinan: Shandong Jianzhu University, 2020.
- [16] LIU Chao, HE Yan, LI Yufeng, et al. Predicting Residual Properties of Ball Screw Raceway in Whirling Milling Based on Machine Learning[J]. *Measurement*, 2021, 173:108605.
- [17] HU Rui, WEI Peitang, DU Xuesong, et al. Investigation of Loaded Contact Characteristics of Planetary Roller Screw Mechanism Based on Influence Coefficient Method and Machine Learning[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2023, 58:102146.
- [18] HU Rui, WEI Peitang, LIU Huaiju, et al. Investigation on Load Distribution among Rollers of Planetary Roller Screw Mechanism Considering Machining Errors: Analytical Calculation and Machine Learning Approach[J]. *Mechanism and Machine Theory*, 2023, 185:105322.
- [19] WU Hanlin, WEI Peitang, HU Rui, et al. Study on the Relationship between Machining Errors and Transmission Accuracy of Planetary Roller Screw Mechanism Using Analytical Calculations and Machine-learning Model[J]. *Journal of Computational Design and Engineering*, 2023, 10(1):398-413.
- [20] 马尚君, 刘更, 佟瑞庭. 行星滚柱丝杠副摩擦力矩及传动效率研究[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2013, 45(11):74-79.
- MA Shangjun, LIU Geng, TONG Ruiting. The Frictional Moment and Transmission Efficiency of Planetary Roller Screw[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2013, 45(11):74-79.
- [21] HOJJAT Y, MAHDI AGHELI M. A Comprehensive Study on Capabilities and Limitations of Roller-Screw with Emphasis on Slip Tendency[J]. *Mechanism and Machine Theory*, 2009, 44(10):1887-1899.

(编辑 张 洋)

作者简介:徐 洋,女,1998年生,硕士研究生。研究方向为伺服精密传动、设备故障诊断与预测。发表论文2篇。祖 莉*(通信作者),女,1977年生,教授,博士研究生导师。研究方向为机械设计及理论、精密机械传动、高等机构学和智能机械系统。发表论文30余篇。E-mail:zuli@njust.edu.cn。

本文引用格式:

徐洋,祖莉,李伟龙,等.基于随机森林算法的行星滚柱丝杠副摩擦力矩预测[J]. *中国机械工程*, 2025, 36(7):1505-1511.

XU Yang, ZU Li, LI Weilong, et al. Prediction of Frictional Torques of Planetary Roller Screw Pairs Based on Random Forest Algorithm[J]. *China Mechanical Engineering*, 2025, 36(7):1505-1511.