

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905539

基于 ANFIS 的外啮合齿轮泵寿命预测研究^{*}

郭锐^{1,2,3}, 赵之谦¹, 贾鑫龙¹, 赵静一^{1,3,4}, 张生^{1,2,4}

(1. 燕山大学 河北省重型机械流体动力传输与控制重点实验室 秦皇岛 066004; 2. 浙江大学 流体动力与机电系统
国家重点实验室 杭州 310027; 3. 燕山大学 先进锻压成形技术与科学教育部重点实验室 秦皇岛 066004;
4. 河北省特种运载装备重点实验室 秦皇岛 066004)

摘要:从流量退化趋势的角度提出了基于自适应网络模糊推理系统的寿命预测方法。首先利用改进的集合经验模态分解 (MEEMD) 方法对加速退化试验的振动数据进行多尺度重构降噪, 提取重构信号的峭度值、均方频率、小波包能量, 与转矩、转速、压力信号作为齿轮泵性能退化特征; 然后使用核主元分析方法 (KPCA) 进行多特征融合, 进而实现外啮合齿轮泵退化评估指标的建立和分析; 再利用其退化评估指标与流量信号作为输入量对自适应网络模糊推理系统模型 (ANFIS) 进行训练, 得到的齿轮泵剩余寿命预测模型, 为了进一步验证该算法的有效性将其与 liner 回归模型、三次指数预测模型算法进行了比较, 最后基于蒙特卡罗样本扩充方法实现外啮合齿轮泵的可靠性评估。结果表明, 该方法的结果与实际阈值的预测误差约为 8%, 能够对外啮合齿轮泵的寿命进行比较准确的评估。

关键词: 外啮合齿轮泵; 寿命预测; 模态分解; 多特征融合; 自适应网络模糊推理系统

中图分类号: TH137.51 TP277 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Study on life prediction of outer-tooth gear pump based on adaptive network-based fuzzy inference system

Guo Rui^{1,2,3}, Zhao Zhiqian¹, Jia Xinlong¹, Zhao Jingyi^{1,3,4}, Zhang Sheng^{1,2,4}

(1. Hebei Provincial Key Laboratory of Heavy Machinery Fluid Power Transmission and Control, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China; 2. State Key Laboratory of Fluid Power and Mechatronic Systems, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China; 3. Key Laboratory of Advanced Forging & Stamping Technology and Science, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China; 4. Hebei Key Laboratory of Special Delivery Equipment, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

Abstract: From the perspective of flow degradation trend, a life prediction method based on Adaptive Network-based Fuzzy Inference System (ANFIS) is proposed. Firstly, the modified ensemble empirical mode decomposition (MEEMD) method is used to perform multi-scale reconstruction and noise reduction on the vibration data of accelerated degradation test. The kurtosis, mean-square frequency, wavelet packet energy of the reconstructed signal are extracted, which together with the signals of torque, rotation speed and pressure are used as the characteristics of performance degradation of outer-tooth gear pump. Then, kernel principal component analysis (KPCA) method is used to perform the multiple feature fusion. Furthermore, the establishment and analysis of the degradation evaluation indices of the outer-tooth gear pump are realized. The degradation evaluation indices and flow signals are used to train the ANFIS model, and the remaining life prediction model of the gear pump is obtained. In order to further verify the effectiveness of the algorithm, the gear pump remaining life prediction model is compared with liner regression model and cubic exponential prediction model. Finally, based on the Monte Carlo sample expansion method, the reliability evaluation of the outer-tooth gear pump is achieved. The results show that the prediction error between the result of the proposed method and the actual threshold is about 8%, the proposed method can accurately evaluate the life of the outer-tooth gear pumps.

Keywords: outer-tooth gear pump; life prediction; modal decomposition; multiple feature fusion; adaptive network-based fuzzy inference system (ANFIS)

收稿日期: 2019-08-30 Received Date: 2019-08-30

^{*} 基金项目: 国家自然科学基金 (51675461, 11673040)、国家重点研发计划 (2019YFB2005204)、河北省重点研发计划 (19273708D)、流体动力与机电系统国家重点实验室开放基金课题 (GZKF-201922) 资助

0 引 言

齿轮泵的运行状态与整个系统甚至整台机械设备的运行息息相关,其性能状态受到工作环境、维护状况等多种因素的影响,容易发生故障。因此为确保齿轮泵可靠运行,人身财产安全,需要对产品的可靠性、剩余寿命进行监测,避免恶性事故发生,达到降低维修费用,延长设备使用寿命的目的^[1-2]。

长寿命高可靠性液压元件或系统的寿命预测一直都是研究热点,而基于数据驱动的寿命预测方法并不依赖于精确地系统失效机理建模,该方法通过传感器收集待预测元件或系统的退化数据,随后利用统计模型或人工智能等方法对退化数据进行分析处理实现元件或系统的寿命预测^[3-5],因为其较强的适应性和广泛的实用性成为寿命预测的一个重要研究方向^[6-7]。郭善新等^[8]以齿轮泵为研究对象,基于固体颗粒在 NAS1638 标准下的分布情况,获得泵在不同污染等级下的齿轮泵寿命预测模型;何庆飞等^[9]以齿轮泵为研究对象,选取液压油的光谱分析数据作为液压泵寿命特征参数,提出基于灰色理论和支持向量机(support vector machines, SVM)组合预测模型的液压泵寿命预测方法。焦晓璇等^[10]搭建了机载燃油泵寿命试验平台,提取压力均值信号作为燃油泵性能退化特征,提出了一种基于自适应差分变异的狼群支持向量机(adaptive differential evaluation grey wolf optimization-support vector machine, ADEGWO-SVM)组合寿命预测方法,实现机载燃油泵的剩余寿命预测;Hongru 等^[11]针对柱塞泵的退化特点,提出一种基于相对熵的液压泵退化特征提取方法,预测柱塞泵的剩余寿命。黄爱梅等^[12]使用压力和转速共同作为加速应力,对柱塞泵进行了加速退化试验,提取高温小流量信号为退化特征建立了柱塞式变量泵剩余寿命预测方法。

上述研究成果,对于当前基于数据的寿命预测研究方法通常只是利用单个特征退化指标对泵进行分析,并不能全面地显现出泵退化过程中的健康状态,实际液压泵运行过程中工况多变,而且多个特征参数^[13](流量特征、温度特征、压力特征和振动数据等)之间的相互耦合增加了寿命预测的不准确性,因此对液压泵进行多特征融合的研究是非常必要的。

针对以上液压泵健康寿命预测的问题,本文基于加速退化试验得到的可靠性振动数据指标,通过改进的集合经验模态分解(modified ensemble empirical mode decomposition, MEEMD)对其进行降噪重构,利用多特征融合方法构建齿轮泵的退化评估指标,从而为自适应网络模糊推理系统(adaptive network-based fuzzy inference

system, ANFIS)提供输入层数据基础,构建齿轮泵寿命预测模型。因为加速退化试验为小样本试验,所以利用蒙特卡洛模拟对齿轮泵的寿命数据进行样本的扩充,继而可获得外啮合齿轮泵精确的剩余寿命趋势与数值预测。

1 外啮合齿轮泵退化评估指标

本文利用 MEEMD^[14]的降噪方法研究,在对齿轮液压泵的端面振动信号的模态分解后,信号中的有效信息被分解到各个固有模态分量(intrinsic mode function, IMF)中,由于模态混叠等现象,会导致出现虚假 IMF 分量,将含有虚假信息的 IMF 进行重构将会影响最终的试验结果。所以对 MEEMD 分解后得到的 IMF 进行有效性筛选是十分有必要的。

相关系数主要表示两个信息量的相关性^[15]。相关系数的计算过程如式(1)所示。

$$R = \frac{\sum_{n=0}^{\infty} x(n)y(n)}{\sqrt{\sum_{n=0}^{\infty} x^2(n) \sum_{n=0}^{\infty} y^2(n)}} \quad (1)$$

式中: $x(n)$, $y(n)$ 为求解相关系数的两个序列。相关系数越大,表征该 IMF 分量和原始信号的相关性越大。

KL 散度法(Kullback-Leibler divergence, KLD)^[16]可以得到两个序列在分布上的差异。两序列 X 和 Y 求解 KL 散度值的计算过程如下所示:

1) 计算量序列的 KL 距离 $\delta(p, q)$ 和 $\delta(q, p)$ 。

$$\begin{cases} \delta(p, q) = \sum_{x \in N} p(x) \log \frac{p(x)}{q(x)} \\ \delta(q, p) = \sum_{x \in N} q(x) \log \frac{q(x)}{p(x)} \end{cases} \quad (2)$$

2) 得到 X, Y 的散度值 $D(p, q)$ 。

$$D(p, q) = \delta(p, q) + \delta(q, p) \quad (3)$$

式中: $p(x)$ 为序列 X 的分布概率; $q(x)$ 为序列 Y 的分布概率。

用该方法可以求得 IMF 分量与原信号之间的差异度大小。KL 散度值越大,表明该 IMF 分量与原信号的差异性越大,反之越小。根据欧氏距离的计算公式推导可得:

$$\gamma_i = \sqrt{(r_i - r_{\max})^2 + (d_i - d_{\max})^2}, i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

式中: $r_{\max}$ 为最大的相关系数; $d_{\max}$ 为散度值倒数; γ_i 为每个 IMF 分量的相似性序列到最优序列的欧氏距离。数值越大,表明分量的选择优先级越高。

2 自适应网络模糊推理系统

自适应网络模糊推理系统共分为 5 层:模糊化层、规则推理层、归一化层、去模糊化层和输出层^[17-18]。

模糊化层负责将每隔输入变量进行模糊化,将其变为模糊集合并得到每个输入变量隶属于模糊集合的程度,即隶属度函数。其计算过程为:

$$O_1^{(1)} = \begin{cases} \mu_{A_i}(x_1) = \left[1 + \left(\frac{x_1 - c_{1i}}{a_{1i}} \right)^{2b_{1i}} \right]^{-1} \\ \mu_{B_i}(x_2) = \left[1 + \left(\frac{x_2 - c_{2i}}{a_{2i}} \right)^{2b_{2i}} \right]^{-1}, i = 1, 2 \end{cases} \quad (5)$$

式中: x_1 和 x_2 为每个节点的输入变量; A_i 和 B_i 为模糊化后的模糊集合; μ_{A_i} 和 μ_{B_i} 为输入变量相对于模糊集合的隶属度函数; α_{1i} , b_{1i} , c_{1i} , α_{2i} , b_{2i} , c_{2i} 为决定隶属度函数的参数,这些参数成为前件参数。

规则推理层负责将输入信号进行相乘处理,获得模糊规则的激励强度,可得:

$$O_i^{(2)} = \omega_i = \prod_{i=1}^2 O_i^{(1)} = \mu_{A_i}(x_1) \mu_{B_i}(x_2), i = 1, 2 \quad (6)$$

归一化层将上述激励强度进行归一化处理,其算法步骤为:

$$O_i^{(3)} = \bar{\omega}_i = \frac{\omega_i}{\sum_{i=1}^2 \omega_i} \quad (7)$$

去模糊化层负责将归一化后的结果进行去模糊化处理,即输出不再是模糊的,而是精确的结果。计算方法为:

$$O_i^{(4)} = \bar{\omega}_i f_i = \bar{\omega}_i (p_i x_1 + q_i x_2 + r_i) \quad (8)$$

式中: p_i , q_i , r_i 为后件参数。

最终的输出层负责计算整个网络的总输出结果,其计算过程可写为:

$$O_i^{(5)} = \sum_{i=1}^2 \bar{\omega}_i f_i \quad (9)$$

根据以上算法,其基于 ANFIS 的外啮合齿轮泵寿命预测流程如图 1 所示。

3 齿轮泵寿命分布形式的研究与寿命退化模型的建立

对于加速退化试验一共采集 6 种特征数据:分别为流量特征、温度特征、转速特征、转矩特征、压力特征和振动数据。本文试验齿轮泵该额定压力 20 MPa,最高压力 25 MPa,对齿轮泵进行步进应力加载,应力水平采用压力均匀分配的方式。采取无替换定时截尾方式,

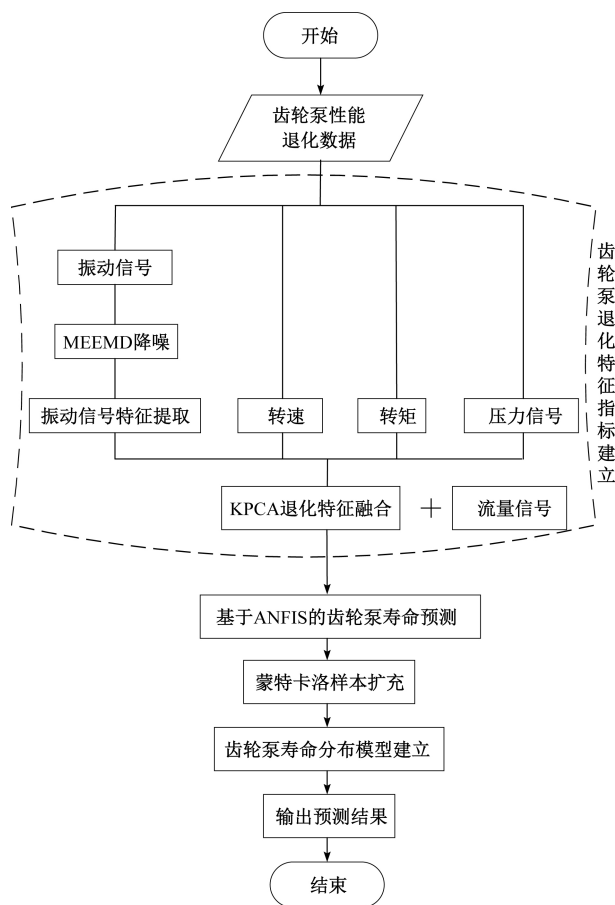


图1 基于 ANFIS 的外啮合齿轮泵寿命预测流程

Fig.1 Flow chart of the life prediction of outer-tooth gear pump based on ANFIS

在第一应力水平 (23 MPa) 下运行时间 T_1 后,将应力水平提升至第二应力水平 (25 MPa),继续运行时间 T_2 后转入第三应力水平 (27 MPa),直至运行 T_3 后试验停止,我国行业标准 JB/T 7041-2006《液压齿轮》中规定齿轮泵的容积效率低于 82%,且零件有异常形式的磨损和损坏则为失效。为了减小流量波动对寿命的影响,规定流量趋势线第 2 次向下穿过阈值线或后续流量完全低于阈值线的位置为齿轮泵的失效点。试验装置如图 2 所示。

随机选取 4 台相同型号液压泵在 1 500 r/min 条件下开展试验,其中振动数据为非线性信号,振动数据中蕴含着十分重要的液压泵运行退化信息。图 3 所示为某一被试液压泵在某时刻 3 个振动方向的振动数据。

对比 3 个方向的振动数据时域波形后,可以从图 3 中观察到液压泵 Z 轴振幅最大,振动情况最明显。且由于齿轮液压泵的端面磨损是齿轮泵的主要磨损形式,所以选择泵的 Z 方向振动数据进行分析。

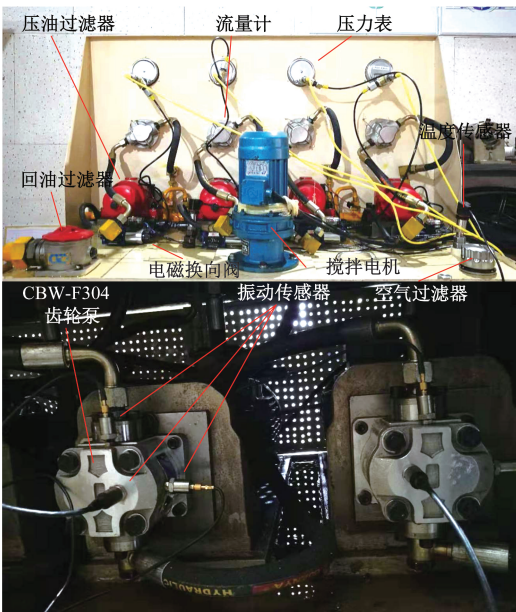


图2 外啮合齿轮泵寿命试验平台实物

Fig.2 Photo of the life test platform of outer-tooth gear pumps

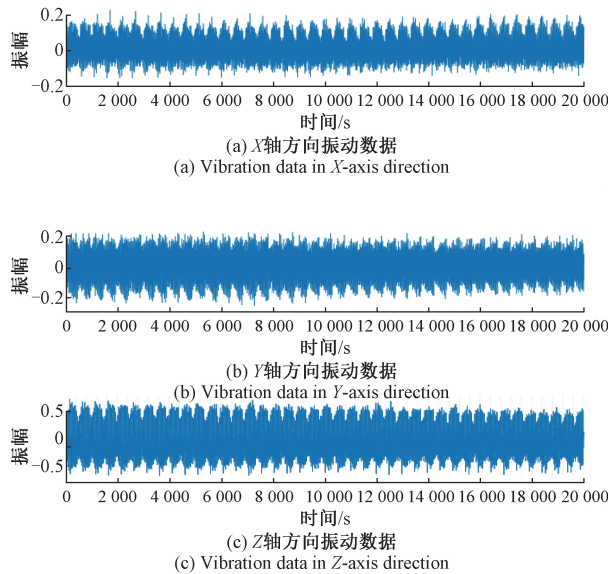


图3 齿轮泵某时刻振动数据

Fig.3 Vibration data of the gear pump at a certain moment

使用MEEMD对信号进行分解,分解后得到8个IMF分量,但由于篇幅所限,选取其中6个IMF分量。结果如图4所示。对MEEMD分解后的分量逐一计算相关系数 R 、KL散度值 D 以及KL散度的倒数 d , d 做归一化处理。计算结果如表1所示。

按照式(4)可得:

$$\gamma = (0.500, 1.175, 1.195, 1.196, 1.198, 1.197, 1.197)$$

欧氏距离从IMF3开始收敛,造成收敛的原因是收敛

表1 计算结果

Table 1 The calculation result

参数	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4
R	0.643 2	0.670 7	0.015 9	-0.003
D	67.341	34.044	1 343.7	2 414.6
d	0.505 2	1	0.024 7	0.013 4

参数	IMF5	IMF6	IMF7	IMF8
R	-0.001	-0.003	-0.002	0.001
D	2 977.0	14 936.5	46 478.6	21 858
d	0.010 7	0.001 5	0	0.000 8

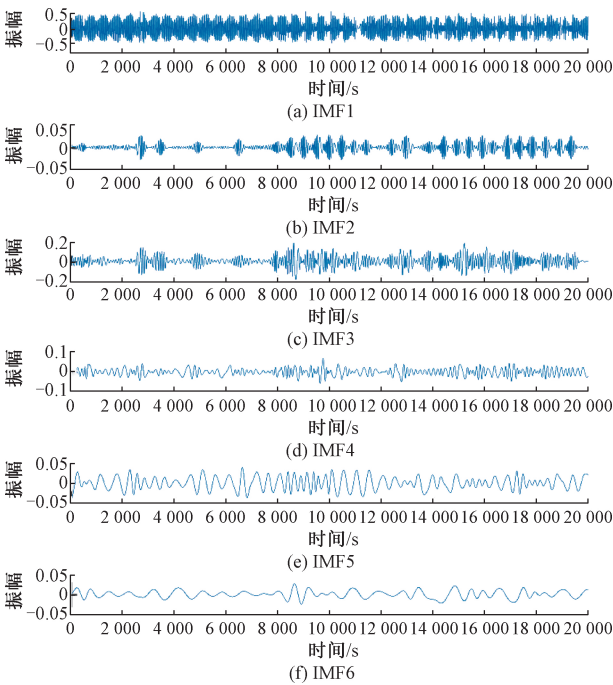
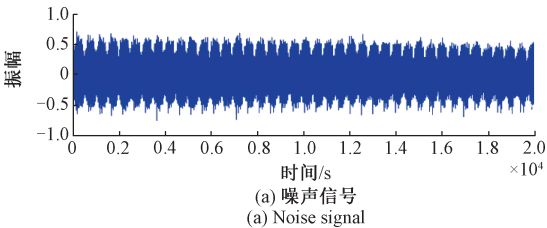


图4 MEEMD 分解结果

Fig.4 Results of MEEMD decomposition

位置处及其后面的模态分量对于原信号的相关系数太小逐渐趋于0,KL散度的数值太大,其倒数亦趋于0,两个指标的变化对欧氏距离的计算影响微乎其微,故IMF分量则可以根据欧氏距离的收敛位置进行选取。MEEMD分解出的模态分量中,IMF1~3为有效分量,从而得到重构信号,噪声信号与重构信号对比如图5所示。



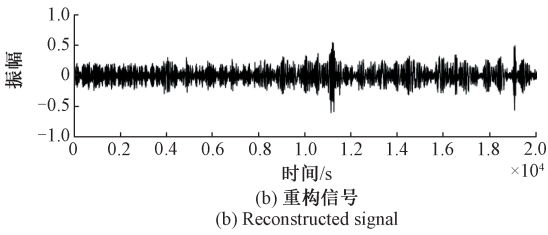


图5 齿轮泵重构信号与噪声信号对比
Fig.5 Comparison between the reconstructed signal and noise signal of the gear pump

从图5的对比可以看出,重构后的信号基本去除高频噪音,保存了含有丰富信息的振动信号。

核主元分析(kernel principal component analysis, KPCA)^[19-20]算法在PCA算法的基础上进行了非线性拓展引入了核函数。基于核函数原理,通过非线性映射将输入空间投影至高维特征空间,然后在高维特征进行主成分分析。KPCA方法的计算流程为:

1) 设有 m 输入样本, $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_m]$, $x_i \in \mathbf{R}^N$, $i = 1, 2, \dots, m$, 其中 N 为每组样本中变量数。

2) 定义非线性映射 $\Phi: x_i \rightarrow \Phi(x_i)$, $i = 1, 2, \dots, m$, 从而实现原始输入数据从低维到高维空间 F 的映射。

3) 计算非线性映射协方差矩阵,计算公式如下:

$$\mathbf{C} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \Phi(x_i) \Phi(x_i)^T \quad (10)$$

式中: $\mathbf{C}$ 的特征向量为 $\mathbf{V} = \sum_{i=1}^M a_i \Phi(x_i)$; a_i 为常数。

4) 引入核对称矩阵 $\mathbf{K} = \{k_{ij}\}_{N \times N}$ 实现向量的内积变换:

$$\mathbf{K} = (\Phi(x_i), \Phi(x_j)) \quad (11)$$

式中: $\Phi(x_i), \Phi(x_j)$ 为数据中的样本点。

5) 计算得到样本 X 在特征空间中的第 k ($k = 1, 2, \dots, N$) 个主元 t_k :

$$t_k = (v^k, \Phi(x)) = \sum_{i=1}^m \alpha_{ik} (\Phi(x_i), \Phi(x)) \quad (12)$$

从重构后振动信号的时域、频域以及时频域的角度进行退化指标的构建。提取重构数据的小波包局部能量、均方频率、峭度,并对得到的振动特征做平滑处理,如图6所示。

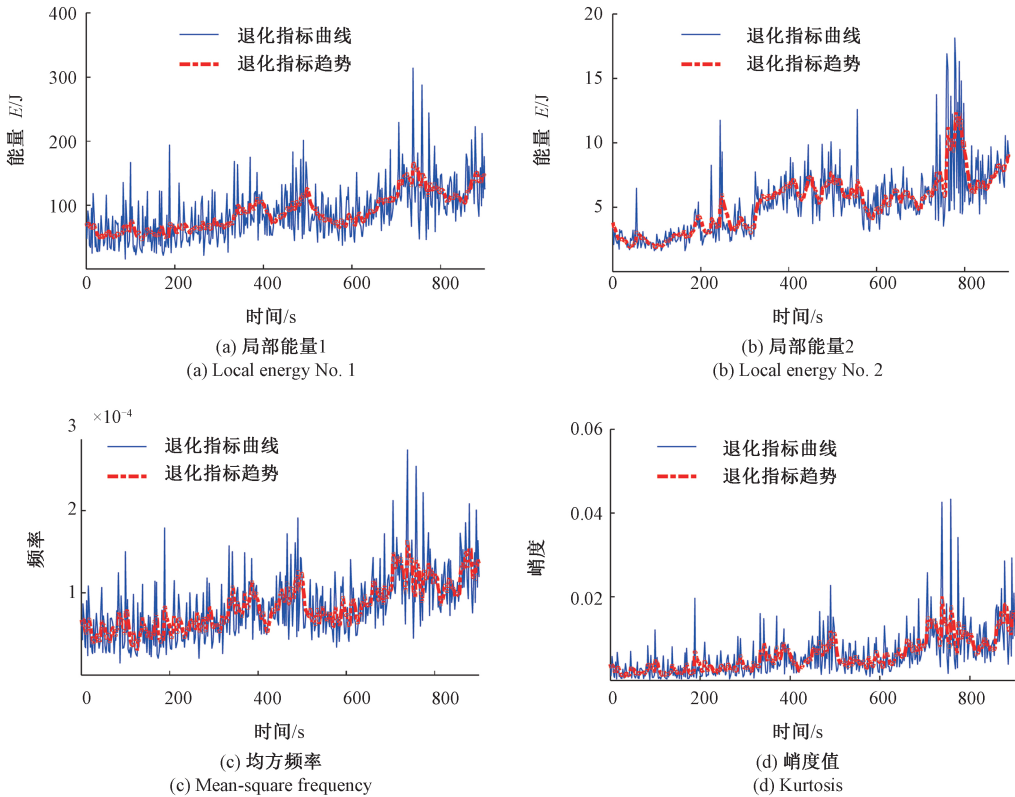


图6 振动数据退化指标曲线

Fig.6 Degradation index curves of vibration data

通过观察振动数据的退化指标曲线可以发现,随着时间的增加,4项指标均随着时间的推移出现不同程度

的上升趋势,对齿轮泵的退化过程均有一定程度的体现。将得到的振动数据特征与泵的转矩、转速和压力归一化

后对其进行核主成分融合处理。

经过 KPCA 处理后,输入空间被映射成为 $m \times m$ 高维特征空间,计算后得到 $1 \times m$ 维贡献率序列。将贡献率按照从小到大的顺序进行排列,并对选取得到的主成分进行平滑处理,得到如图 7 所示结果。

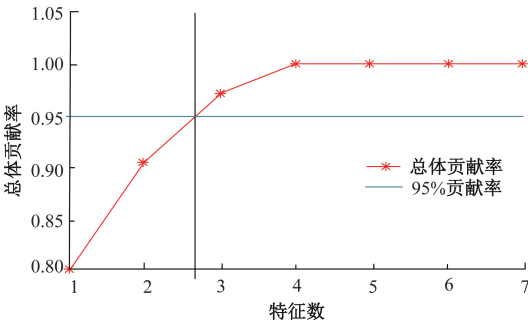


图 7 总贡献率变化趋势

Fig.7 Total contribution rate changing trend

选择总体贡献率低于 95% 以下的两个成分作为主成分,并进行平滑处理。如图 6 所示,前两个主成分的总体贡献度为 91.9%,代表二者含有原时间序列 91.9% 的信息。提取得到的两个主成分即为退化融合指标,退化融合指标如图 8 所示。

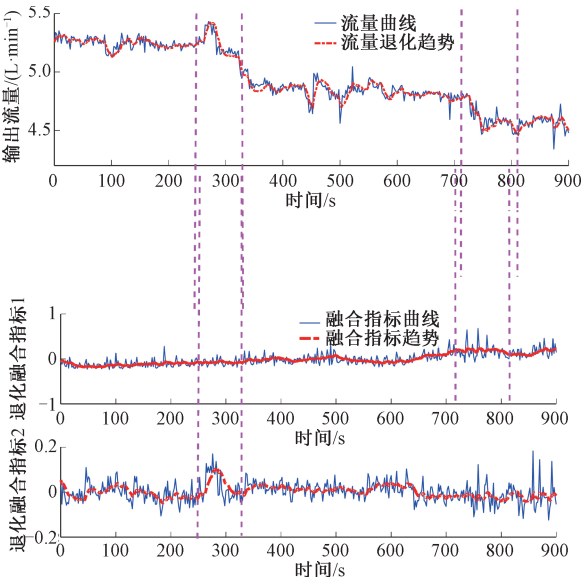


图 8 2#被试齿轮泵退化融合指标与输出流量

Fig.8 Degradation fusion index and output flow of gear pump under test No. 2

观察两项退化融合指标在波峰位置处不难发现,当其中一项指标出现上升趋势,被试齿轮泵的输出流量将会出现较为明显的降级现象,且后续输出流量趋于新的缓慢下降趋势。只要能够实现对退化融和指标的准确预测,就可以建立齿轮泵退化融合指标对齿轮泵输出流量

的映射模型。

4 外啮合齿轮泵可靠性寿命评估方法研究

在加速退化试验中,观察被试齿轮泵的输出流量退化曲线,如图 9 所示,4 台被试液压泵的输出流量随着液压泵运行时间的推移出现明显的降低。在液压泵运行初期流量下降较慢甚至保持恒定,运行后期流量下降逐渐加快,直到达到失效阈值,符合初期磨损阶段和稳定磨损阶段的退化规律。为了降低齿轮泵跑和阶段流量的趋势对自适应网络模糊推理系统训练效果的不良影响,训练集应该从齿轮泵的初始退化最佳位置开始选取。1#和 3#被试齿轮泵在运行的初始阶段即出现明显的流量退化趋势,但 2#和 4#被试齿轮泵在运行初期流量退化现象不明显,且一段时间后流量输出值出现一个波峰,随后才会出现明显的退化现象,该峰值流量数值也是流量退化时间序列的波峰。

将输出流量峰值位置作为齿轮泵的初始退化最佳点,并将该位置开始直到预测起点处的数据用于自适应网络模糊推理系统模型的训练。选取 2#被试齿轮泵为研究对象,训练集的输入特征向量为 2#被试齿轮泵 270~600 h 之间的融合退化评估指标和齿轮泵的输出流量的平滑数据。测试集选取 2#被试齿轮泵 600~800 h 之间长达 200 h 的融合退化指标预测值。作为对比,本文使用线形回归模型对 2#被试齿轮泵进行拟合,拟合的起始位置选择初始时间,终点选择 600 h 位置处。选择 Liner 回归模型,如式 (13) 所示。

$$Y = a_1 X + a_2 \tag{13}$$

经过回归处理后,2#被试泵线形回归后所得齿轮泵退化模型为:

$$Y_1 = 0.001\ 0X + 5.414\ 4 \tag{14}$$

同样基于三次指数预测算法^[21]对齿轮泵的输出流量进行预测,3 种算法的预测结果如图 10 所示。为了进一步比较 ANFIS 算法的性能,在相同样本条件下,引入均方根误差 (RMSE) 对预测模型进行评价。

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum [x_1(t) - x_2(t)]^2}{l}} \tag{15}$$

式中: $x_1(t)$ 为实际流量观测序列; $x_2(t)$ 为预测的流量观测序列; l 为时间序列长度,不同算法的预测结果如表 2 所示。

从表 2 与图 10 中可以发现,ANFIS 算法有较好的预测效果,且 RMSE 较低,流量预测结果显示 2#被试齿轮泵在 714 h 时达到失效阈值,与实际失效时间 730 h 相比提前了 16 h,预测误差约为 8%。Liner 模型与三次指数预测模型的预测结果分别为 644 h 和 748 h,Liner 模型距

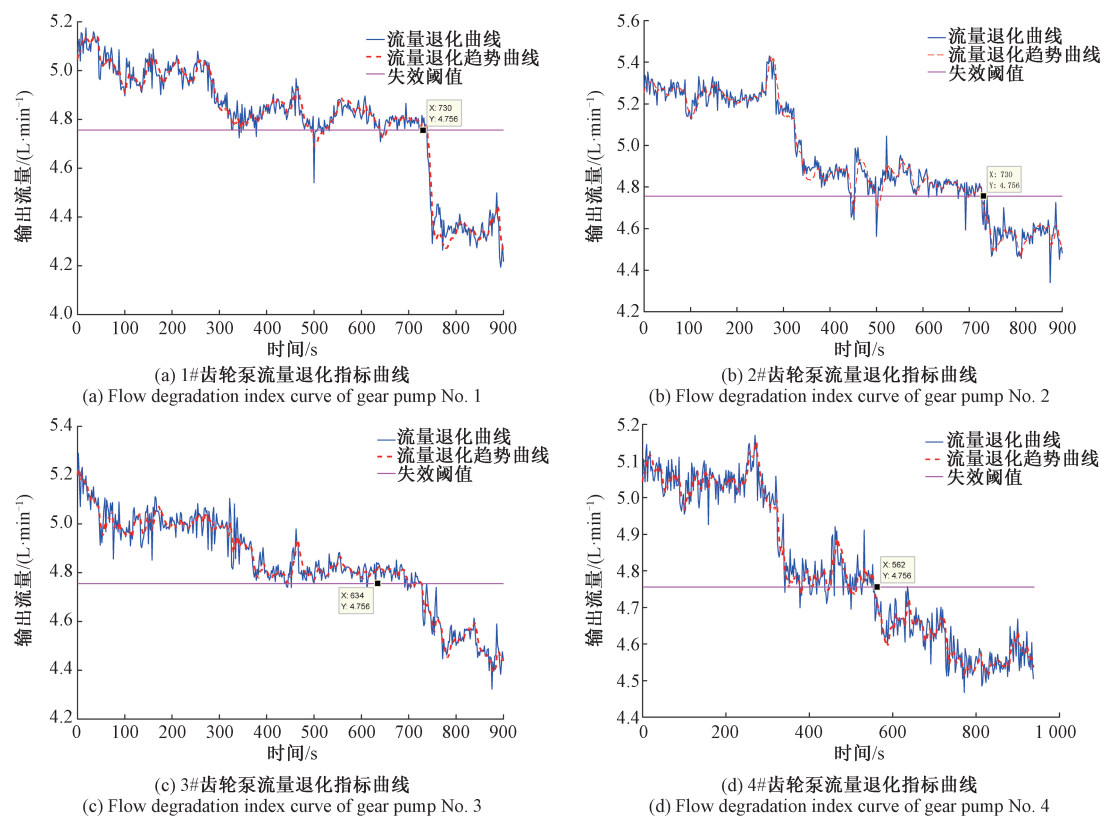


图9 被测齿轮泵流量退化指标曲线

Fig.9 Flow degradation index curves of gear pumps under test

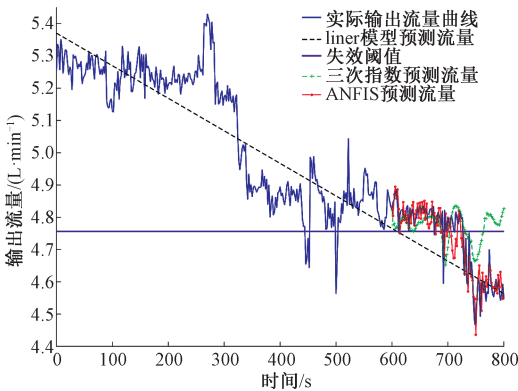


图10 寿命预测结果

Fig.10 Life prediction result

表2 不同算法失效阈值与预测误差

Table 2 Failure thresholds and prediction errors of different algorithms

方法	RMSE	失效阈值 预测结果/h	阈值误差/h
Liner 模型	0.466 3	644	86
三次指数预测	0.257 1	748	-18
ANFIS 算法预测	0.087 1	714	16

离实际寿命有不小的差距,而三次指数预测的预测时间虽然与实际寿命最为接近,但是后续预测流量与实际流量变化差距较大,预测结果存在偶然性,而且预测失效阈值滞后于实际失效阈值,不适用于长期预测。综合考虑,可知基于 ANFIS 的预测方法有着较好的预测效果。

将加速退化试验的被试样本运行总时间从大到小进行排列,求得该样本型号的外啮合齿轮泵各项可靠性参数,各项参数如表 3 所示。

表3 可靠性参数表

Table 3 Reliability parameter table

参数名称	形状参数 m	特征寿命 η	平均寿命
参数数值	1.93	9 791.8	8 683.9

为了进一步推断齿轮泵的寿命分布模型,本文基于蒙特卡洛模拟^[22]对小样本试验结果进行样本扩充。首先构建齿轮泵小样本寿命分布模型,通过逆矩估计法计算得到了被试齿轮泵在额定应力下的寿命参数,对威布尔分布的参数进行极大似然估计^[23-24],得到齿轮泵的寿命分布参数和。极大似然估计方程如式(16)所示。

$$\begin{cases} \frac{\sum_{i=1}^r t_i^m \ln t_i + (n-r)t_s^m \ln t_s}{\sum_{i=1}^r t_i^m + (n-r)t_s^m} - \frac{1}{m} = \frac{1}{r} \sum_{i=1}^r \ln t_i \\ \eta^m = \frac{1}{r} \left[\sum_{i=1}^r t_i^m + (n-r)t_s^m \right] \end{cases} \quad (16)$$

随后基于极大似然点估计得到的威布尔分布函数构建蒙特卡罗抽样模型。取 $\gamma(\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_m) = F(t)$ 为 $(0,1)$ 上服从均匀分布的随机数序列,其中 N 为样本容量。齿轮泵故障样本抽样公式如下:

$$t = \eta (-\ln \gamma)^{\frac{1}{m}} \quad (17)$$

本文对实际寿命进行样本数为 50 的扩充,模拟结果如图 11 所示。

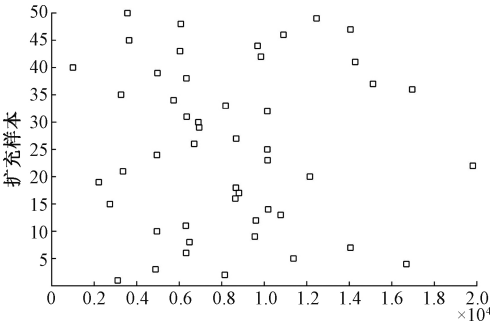


图 11 蒙特卡罗样本扩充
Fig.11 Monte Carlo sample expansion

为了比较预测寿命相对于实际寿命可靠性指标的差异性,使用蒙特卡洛分别对齿轮泵的实际寿命数据和预测寿命数据进行样本的扩充,对求得的寿命分布情况进行对比扩充后的寿命样本使用极大似然估计得到实际寿命两参数威布尔分布参数为 $m=2.08, \eta=10\ 750$,预测寿命分布参数结果为 $m=2.41, \eta=11\ 269$ 。

构建得到两参数威布尔分布的分布函数、概率密度函数、可靠度函数。

$$F(t) = 1 - \exp\left\{-\left(\frac{t}{\eta}\right)^m\right\} \quad (18)$$

$$f(t) = \frac{\hat{m}}{\hat{\eta}} \left(\frac{t}{\hat{\eta}}\right)^{\hat{m}-1} e^{-\left(\frac{t}{\hat{\eta}}\right)^{\hat{m}}} \quad (19)$$

$$R(t) = e^{-\left(\frac{t}{\hat{\eta}}\right)^{\hat{m}}} \quad (20)$$

实际寿命下可靠性指标与预测寿命下可靠性指标对比,如图 12~14 所示。可以发现,预测寿命所得可靠性指标函数与实际寿命可靠性指标函数基本相吻合。基于 ANFIS 方法得到的外啮合齿轮泵可靠性指标有着较高的准确性。

5 结 论

本文提出了基于 MEEMD 算法的振动信号降噪方

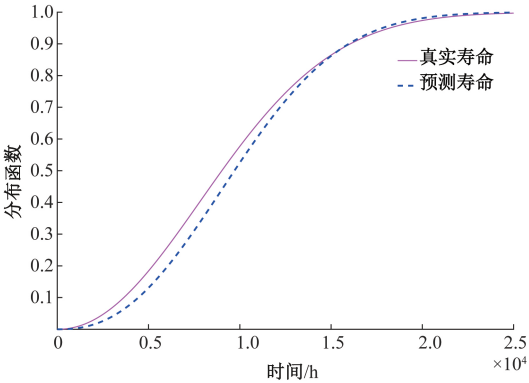


图 12 实际寿命分布与预测寿命分布对比
Fig.12 Comparison between actual life distribution and predicted life distribution

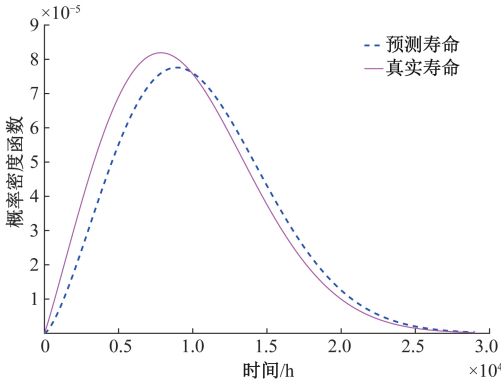


图 13 实际寿命概率密度与预测寿命概率密度对比
Fig.13 Comparison between actual life probability density and predicted life probability density

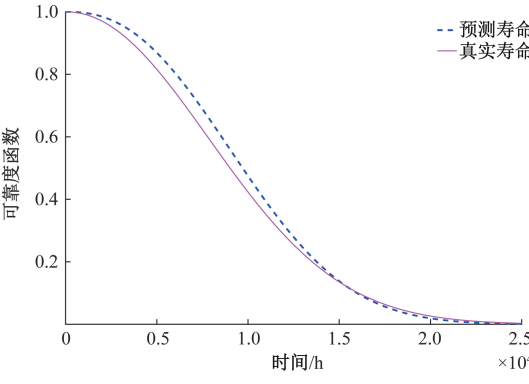


图 14 实际寿命可靠度与预测寿命可靠度对比
Fig.14 Comparison between actual life reliability and predicted life reliability

法。基于 KL 散度,相关性原理和欧氏距离,成功实现了信号的降噪与重构。本文提出了基于多特征融合和自适应网络模糊推理系统的齿轮泵可靠性寿命预测方法,将多种退化特征与齿轮泵运转过程中的转速、转矩等指标

进行融合处理,构建得到齿轮泵的退化评估指标,以齿轮泵的已知退化评估指标对自适应网络模糊推理系统进行训练,构建了齿轮泵退化评估模型,基于预测退化评估指标和退化评估模型有效预测出齿轮泵的剩余流量预测,从而完成了剩余寿命的预测,最终基于蒙特卡罗样本扩充,验证了预测寿命下可靠性指标的准确性。

参考文献

- [1] WANG X J, LIN S R, WANG S P, 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): 779-788.
- [2] 赵静一,姚成玉.我国液压可靠性技术概述[J].液压与气动,2013(10):1-7.
ZHAO J Y, YAO CH Y. Overview of China's hydraulic reliability technology [J]. Chinese Hydraulic & Pneumatics, 2013(10):1-7.
- [3] KILIC E, DOLRN M, CALISKAN H, et al. Pressure prediction on a variable-speed pump controlled hydraulic system using structured recurrent neural networks [J]. Control Engineering Practice, 2014, 26:51-71.
- [4] KHELIF R, CHEBEL-MORELLO B, MALINOWSKI S, et al. Direct remaining useful life estimation based on support vector regression [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(3): 2276-2285.
- [5] 赵光权,葛强强,刘小勇,等.基于DBN的故障特征提取及诊断方法研究[J].仪器仪表学报,2016, 37(9):1946-1953.
ZHAO G Q, GE Q Q, LIU X Y, et al. Fault feature extraction and diagnosis method based on deep belief network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument. 2016,37(9):1946-1953.
- [6] 司小胜,胡昌华,周东华.带测量误差的非线性退化过程建模与剩余寿命估计[J].自动化学报,2013, 39(5): 530-541.
SI X SH, HU CH H, ZHOU D H. Nonlinear degradation process modeling and remaining useful life estimation subject to measurement error[J]. Acta Automatica Sinica. 2013, 39(5): 530-541.
- [7] 彭宇,刘大同.数据驱动故障预测和健康管理综述[J].仪器仪表学报,2014,35(3):481-495.
PENG Y, LIU D T. Data-driven prognostics and health management: A review of recent advances [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument. 2014,35(3):481-495.
- [8] 郭善新,陈达贵,张禹,等.高压齿轮泵污染磨损的寿命模型研究与验证[J].流体机械,2018, 46(5): 13-17+53.
GUO SH X, CHEN D G, ZHANG Y, et al. Research and verification of life model for pollution wear of high pressure gear pump[J]. Fluid Machinery. 2018, 46(5): 13-17+53.
- [9] 何庆飞,陈桂明,陈小虎,等.基于灰色支持向量机的液压泵寿命预测方法[J].润滑与密封,2012,37(4): 73-77.
HE Q F, CHEN G M, CHEN X H, et al. Life Prediction method of hydraulic pump based on grey support vector machines [J]. Lubrication Engineering, 2012, 37(4): 73-77.
- [10] 焦晓璇,景博,李娟,等.基于ADEGWO-SVM的机载燃油泵寿命预测研究[J].仪器仪表学报,2018, 39(8):43-52.
JIAO X X, JING B, LI J, et al. Research on remaining useful life prediction of fuel pump based on adaptive differential evaluation grey wolf optimizer-support vector machine [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument. 2018, 39(8):43-52.
- [11] HONGRU L, JIAN S, HUI M, et al. A novel method based upon modified composite spectrum and relative entropy for degradation feature extraction of hydraulic pump [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 114:399-412.
- [12] 黄爱梅,郭月娥,虞健飞.基于加速退化数据的航空液压泵剩余寿命预测技术研究[J].机械设计与制造, 2011, 1: 154-155.
HUANG AI M, GUO Y E, YU J F. Research on residual life prediction technique of hydraulic pump based on accelerated degradation data [J]. Machinery Design & Manufacture. 2011, 1: 154-155.
- [13] 何庆飞,陈桂明,陈小虎,等.基于改进灰色神经网络的液压泵寿命预测[J].中国机械工程,2013, 24(4): 500-506.
HE Q F, CHEN G M, CHEN X H, et al. Life prediction method of hydraulic pump based on grey support vector machines [J]. Lubrication Engineering. 2012, 37(4): 73-77.
- [14] 郑近德,程军圣,杨宇.改进的EEMD算法及其应用研究[J].振动与冲击,2013,32(21):21-26+46.
ZHENG J D, CHENG J SH, YANG Y. Modified EEMD algorithm and its application [J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(21):21-26,46.
- [15] 陈斌,王豪,林松,等.基于相关系数法与遗传算法的啤酒酒精度近红外光谱分析[J].农业工程学报, 2005(7):99-102.
CHEN B, WANG H, LIN S, et al. Analysis near infrared spectroscopy of beer alcohol content by correlation coefficients and genetic algorithms [J]. Transactions of

- the CSAE, 2005, (7):99-102.
- [16] CHONG S, SHENGEN J, YIGUANG L, et al. Improving PART algorithm with K-L divergence for imbalance classification [J]. Intelligent Data Analysis, 2015, 19(5):1035-1048.
- [17] JANG J-S R. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1993, 23(3):665-685.
- [18] MOSHEN K, GANG C, YUSONG P, et al. Research of planetary gear fault diagnosis based on permutation entropy of CEEMDAN and ANFIS [J]. Sensors, 2018, 18(3):782-798.
- [19] 李学军, 李平, 蒋玲莉. 类均值核主元分析法及在故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报, 2014, 50(3):123-129.
- LI X J, LI P, JIANG L L. Class mean kernel principal component analysis and it application in fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(3):123-129.
- [20] 景涛, 曹克强, 胡良谋, 等. 基于 KPCA-FSVM 的液压泵可靠性寿命分布识别 [J]. 中国机械工程, 2015, 26(19):2595-2600.
- JING T, CAO K J, HU L M, et al. Identification of reliability life distribution of hydraulic pump based on KPCA and FSVM [J]. China Mechanical Engineering, 2015, 26(19):2595-2600.
- [21] WANG D, TSE P W. Prognostics of slurry pumps based on a moving-average wear degradation index and a general sequential Monte Carlo method [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 56-57.
- [22] CHATFIELD C. The holt-winters forecasting procedure [J]. Journal of the Royal Statistical Society, Series C (Applied Statistics), 1978, 27(3):264-279.
- [23] 李进, 黄敏, 赵宇. 威布尔分布的极大似然估计的精度分析 [J]. 北京航空航天大学学报, 2006(8):930-932.
- LI J, HUANG M, ZHAO Y. Analysis of precision for maximum likelihood estimation in the Weibull distribution [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2006(8):930-932.
- [24] 郭锐, 石玉, 赵静一, 等. 液压泵可靠性短时试验方法研究 [J]. 农业机械学报, 2016, 47(3):405-412.
- GUO R, SHI Y, ZHAO J Y, et al. Short-time test method of reliability for hydraulic pumps [J]. Transactions of the CSAE, 2016, 47(3):405-412.

作者简介



郭锐 (通信作者), 2004 年和 2010 年于燕山大学分别获得硕士学位和博士学位, 现为燕山大学机械工程学院副教授, 主要研究方向为流体动力基础件和机电装备电液控制系统的创新设计与可靠性研究与开发。

E-mail: guorui@ysu.edu.cn

Guo Rui (Corresponding author) received his M. Sc. degree and Ph. D. degree in 2004 and 2010 both from Yanshan University, respectively, now, he is an associate professor in College of Mechanical Engineering, Yanshan University. His main research interests include innovative design, reliability research and development of fluid power basic components and electromechanical equipment electro-hydraulic control system.