

采用改进回归型支持向量机的滚动轴承 剩余寿命预测方法

徐洲常^{1,2}, 王林军^{1,2}, 刘洋^{1,2}, 蔡康林^{1,2}, 陈正坤^{1,2}, 陈保家^{1,2}

(1. 三峡大学水电机械设备设计与维护湖北省重点实验室, 443002, 湖北宜昌;
2. 三峡大学机械与动力学院, 443002, 湖北宜昌)

摘要: 为准确评估滚动轴承运行状态、预测其性能退化趋势以及剩余寿命,提出一种改进回归型支持向量机(SVR)的滚动轴承寿命预测方法。提取轴承信号的时域和时频域特征,通过主成分分析(PCA)方法将特征指标融合成一个归一化综合指标来表征轴承运行状态;利用特征指标和综合指标构建训练和预测向量数据集,结合差分进化灰狼群算法(DEGWO)确定最优惩罚参数和径向基函数(RBF)核参数并构建回归型支持向量机模型;将预测数据集输入到 DEGWO 算法优化的 SVR 模型中得到轴承状态评估指标的预测值,实现轴承剩余寿命的预测。利用 IEEE PHM 2012 数据集验证所提方法的有效性,并将其结果与灰狼群算法(GWO)优化的 SVR、网格搜索算法(GSA)优化的 SVR 和长短期记忆神经网络(LSTM)模型所得结果进行对比分析。仿真结果表明:与其他方法相比,采用所提方法得到的轴承剩余寿命预测均方误差分别降低了 44.74%、66.67%、77.27%,决定系数则分别提高了 7.25%、20.72%、11.94%,该结果说明了所提方法在轴承剩余寿命预测应用方面的优越性。

关键词: 滚动轴承;状态评估;主成分分析;差分进化灰狼群算法;剩余寿命预测

中图分类号: TH133.33 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202203020 **文章编号:** 0253-987X(2022)03-0197-09



OSID 码

A Prediction Method for Remaining Life of Rolling Bearing Using Improved Regression Support Vector Machine

XU Zhouchang^{1,2}, WANG Linjun^{1,2}, LIU Yang^{1,2}, CAI Kanglin^{1,2},
CHEN Zhengkun^{1,2}, CHEN Baojia^{1,2}

(1. Hubei Key Laboratory of Hydroelectric Machinery Design and Maintenance, China Three Gorges University, Yichang, Hubei 443002, China; 2. The College of Machinery and Power, China Three Gorges University, Yichang, Hubei 443002, China)

Abstract: A prediction method of rolling bearing life based on improved regression support vector machine (SVR) is proposed to accurately evaluate the running state of rolling bearings and predict their performance degradation trend and remaining life. The time domain and time-frequency domain features of bearing signals are extracted, and the feature indexes are fused into a normalized comprehensive index by principal component analysis (PCA) method to characterize the running state of the bearing. Data sets of training and prediction vectors are constructed by using the feature indexes and the comprehensive index, the optimal penalty parameters and RBF kernel parameters are determined by the differential evolution grey wolf optimizer (DEGWO),

and the SVR model is constructed. The prediction data set is input into the SVR model optimized by DEGW algorithm to obtain the predicted value of the bearing condition evaluation index, and the remaining life of the bearing is predicted. The validity of the proposed method is verified using the IEEE PHM 2012 Dataset. The advantage of the proposed method is examined by comparing the prediction result with those obtained by the SVR model optimized by grey wolf optimizer (GWO), the SVR model optimized by grid search algorithm (GSA), and the long short-term memory networks (LSTM) model. Simulation results show that compared with other methods, the MSE values of bearing life prediction obtained by the proposed method is reduced by 44.74%, 66.67% and 77.27% respectively, and the determination coefficient is increased by 7.25%, 20.72% and 11.94% respectively. These results demonstrate the superiority of the proposed method in the application of bearing remaining life prediction.

Keywords: rolling bearing; state evaluation; principal component analysis; differential evolution grey wolf optimizer; remaining life prediction

轴承是应用于机械设备的常见零部件,其运行状态直接影响机械设备的工作进程,因此需要采用轴承故障分析与诊断方法对其进行健康监测。近年来,基于模型和数据驱动的故障诊断方法被广泛应用于机械零部件的运行状态评估及性能退化趋势预测^[1-3]。基于模型的方法是针对诊断对象构建特定模型来实现故障诊断和寿命预测。例如,Kundu等构建了一种基于主成分分析(PCA)的威布尔加速失效时间回归模型^[4],用于预测轴承的剩余使用寿命。Motahari等采用最近邻算法改进距离评价方法并用于特征降维,筛选出最优时域特征进行故障分类和剩余寿命预测^[5]。Meng等采用基于微分的经验模态分解方法处理振动信号,获取能表征滚动轴承运行状态的分形维数和谱参数,通过灰色马尔可夫模型来预测轴承剩余寿命^[6]。数据驱动方法则是通过分析监测数据,探究数据变化与设备运行状态变化之间的联系,实现故障诊断和寿命预测。Lei等采用长短时记忆网络和卷积神经网络构建新的诊断模型,并用于风力发电机故障诊断中^[7]。赵洪山等通过玻尔兹曼机和逐层编码网络方法挖掘出风电机组主轴承监测数据所包含的信息,利用所得信息评估主轴承的运行状态^[8]。Yan等获取若干能够表征轴承的运行状态指标,并优化支持向量机(SVM)得到混合退化跟踪模型,通过各项指标与优化后的模型实现轴承运行状态准确评估^[9]。Xue等通过Hilbert变换和深度卷积神经网络处理振动信号得到若干频域特征和时域特征,将所得特征输入到SVM中实现对旋转机械的故障诊断^[10]。于震梁等利用卡尔曼滤波改进SVM,构建出新的轴承寿命预测模型,通过该模型和现有实验数据可得到轴承各时刻

剩余寿命估计值^[11]。

为了实现轴承剩余寿命的预测,学者们提取了大量的轴承特征指标,但是大部分特征指标并不能清晰地表征轴承的运行状态,导致所得模型的预测精度较差。在模型相关参数确定过程中,普通算法进行参数寻优时容易陷入局部最优。为了获取最优的轴承健康指标并确定最优模型参数,搭建具有高精度预测性能的模型,提出基于主成分分析与改进的回归型支持向量机(SVR)的滚动轴承剩余寿命预测方法。该方法通过提取轴承信号时域和时频域的多个特征向量,利用PCA方法将所得特征融合成一个综合特征指标,将所得指标构建特征向量集,用差分进化灰狼群算法(DEGWO)对SVR模型进行参数寻优,将特征向量集输入到优化后的SVR模型中进行寿命状态识别。滚动轴承实测振动实验结果表明,所提方法可以准确预测滚动轴承剩余寿命;所得的综合特征指标能清晰地表征轴承的运行状态的变化;改进后的DEGWO算法对SVR参数寻优效果优于灰狼群算法(GWO)和网格搜索算法(GSA)。

1 特征提取

1.1 时域特征指标提取

设备振动信号的时域指标会随着其运行状态的变化而改变,即可通过时域指标的变化表征设备性能的变化。为全面地反映轴承全寿命过程中的健康状态和退化趋势,本文选用若干对故障敏感的时域指标表征轴承的状态信息。根据大量国内外文献总结,峰峰值、均方根值、峭度、波形因子和裕度因子等时域指标对轴承的运行状态变化比较敏感,时域指标计算公式可见文献^[12]。

1.2 时频域特征指标提取

利用集合经验模态分解 (EEMD)^[13] 方法对信号 $x(t)$ 进行处理后,可提取时频域特征指标

$$x(t) = \sum_{j=1}^n c_j(t) + r(t) \quad (1)$$

$$E_j = \int_0^{+\infty} |c_j(t)|^2 dt \quad (2)$$

$$\hat{E}_j = E_j / (\sum_{j=1}^n E_j)$$

$$\omega = - \sum_{j=1}^n \hat{E}_j \lg \hat{E}_j \quad (3)$$

式中: $c_j(t)$ 为信号 $x(t)$ 的第 j 个本征模态分量, $j=1,2,\dots,n$; $r(t)$ 为残余分量; E_j 和 $\hat{E}_j$ 分别为分量 $c_j(t)$ 的频带能量和相对能量; ω 为 EEMD 能量熵,是时频域特征指标, ω 随轴承运行状态变化而变化,能反映轴承状态信息。

1.3 综合特征指标提取

PCA 是数据降维方法^[14-15],通过 PCA 方法可将时域特征指标和时频域特征指标融合成一个综合特征指标,具体步骤如下。

步骤1 若有 m 种 z 维的特征指标,构建特征矩阵并标准化处理得 $\mathbf{X}=[\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_m]^T$,计算 $\mathbf{X}$ 的相关系数矩阵的特征值 $\lambda_i (i=1,2,\dots,m)$ 并按降序排列,特征相互融合得到的综合矩阵为

$$\mathbf{F} = [\mathbf{F}_1, \mathbf{F}_2, \dots, \mathbf{F}_m]^T \quad (4)$$

$$\mathbf{F} = \mathbf{A}\mathbf{X} \quad (5)$$

式中: $\mathbf{F}_i$ 为第 i 个特征值 λ_i 对应主成分; $\mathbf{A}$ 为主成分系数矩阵,由与 λ_i 对应的特征向量 $\mathbf{a}_i$ 构成。

步骤2 根据特征值 λ_i 计算各主成分的贡献率

$$P_i = \lambda_i / \sum_{i=1}^m \lambda_i \quad (6)$$

步骤3 依据百分比截点法,保留当 $\sum_{i=1} P_i > 0.9$ 时对应的主成分 $\mathbf{F}_1, \mathbf{F}_2, \dots, \mathbf{F}_i$,取其平均值并归一化处理后,得到归一化综合特征指标 T 。

为了清晰地表征轴承的运行状态信息,需要提取大量的时域和时频域特征,这会带来维数灾难问题,进而影响轴承寿命预测的精度和效率。本文通过 PCA 方法将时域特征指标和时频域特征指标融合成归一化综合指标 T ,剔除那些隐藏在多维特征集中的不敏感的冗余特征量。 T 能更好地表征轴承运行状态,作为轴承状态变化评估指标。

2 SVR 模型的构建与性能评估

2.1 回归型支持向量机

支持向量机是一种处理数据分类问题的方法,

Vapnik 等在 SVM 分类的基础上引入了不敏感损失函数 ϵ ,得到回归型支持向量机,解决回归拟合方面的问题,即可找到一个最优分类面使得所有训练样本离该最优分类面的误差最小。

设含有 n 个训练样本的训练集样本对为 $\{(\mathbf{x}_l, y_l), l=1,2,\dots,n\}$,其中 $\mathbf{x}_l (\mathbf{x}_l \in \mathbf{R}^D)$ 是第 l 个训练样本的输入列向量, $\mathbf{x}_l = [x_l^1, x_l^2, \dots, x_l^D]^T$, D 为变量维数, $y_l \in \mathbf{R}$ 为对应的输出值。SVR 将回归预测问题转化为函数 $y=f(\mathbf{x})$ 的推断问题^[16]。

回归函数 $f(\mathbf{x})$ 表达式为

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{l=1}^n (\alpha_l - \alpha_l^*) K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_l) + \mathbf{b} \quad (7)$$

式中: α_l 为拉格朗日乘子; $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_l)$ 为引入的核函数; $\mathbf{b}$ 为偏置向量。

拉格朗日乘子 α_l 通过下式求解

$$\sum_{l=1}^n (\alpha_l - \alpha_l^*) = 0, \quad \alpha_l - \alpha_l^* \in [0, C] \quad (8)$$

式中: C 为惩罚参数。

考虑数据样本和参数的选定,本文使用径向基函数(RBF)核,其表达式为

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_l) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_l\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (9)$$

式中: σ 为待定核参数。

2.2 相关参数的调节

惩罚参数 c 和 RBF 核参数 g 的选取会影响 SVR 模型的建立以及预测性能。针对 SVR 模型中最优参数难以确定,且利用 GWO 算法进行参数寻优时容易陷入局部最优的问题,本文采用差分进化算法(DE)和 GWO 算法相结合,构成新的差分灰狼群算法(DEGWO)对 SVR 模型的参数进行优化。

在 D 维搜索空间中,记狼群中第 k 只灰狼个体的位置为 $Y_k = (y_k^1, y_k^2, \dots, y_k^D)$, $k=1,2,\dots,N$ 。狼群中最优解称为 α , 优解为 β , 次优解为 δ , 其位置分别为 $Y_\alpha, Y_\beta, Y_\delta$ 。假设狼群个体为 N , 狼群中 α, β, δ 个体的迭代公式可见文献[17]。将差分进化机制融入到 GWO 算法中,即对迭代后的 α, β, δ 个体进行变异、交叉和选择操作,避免算法陷入局部最优

$$V_k(t+1) = Y_\alpha(t) + W(Y_\beta(t) - Y_\delta(t)) \quad (10)$$

$$U_k^d(t+1) =$$

$$\begin{cases} V_k^d(t+1), & \text{rand}(0,1) \leq G \|d = \text{rand}(1,D) \\ Y_k^d(t+1), & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

$$Y_k(t+1) =$$

$$\begin{cases} Y_k(t+1), & f_s(Y_k(t+1)) > f_s(U_k(t+1)) \\ U_k(t+1), & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

式中: t 为当前迭代次数; $V_k(t+1)$ 为目标变异个体中的第 k 个体; W 为缩放因子; $U_k(t+1)$ 为中间个体; G 为交叉概率; $f_s(x)$ 为适应度函数。

2.3 预测模型的建立与性能评估

采用 DEGW0 算法改进 SVR 的滚动轴承剩余寿命预测方法的流程如图 1 所示, 主要步骤包括: 信号的采集和处理、特征指标的获取、实验数据集的构造、最优参数的确定、SVR 训练和预测等。

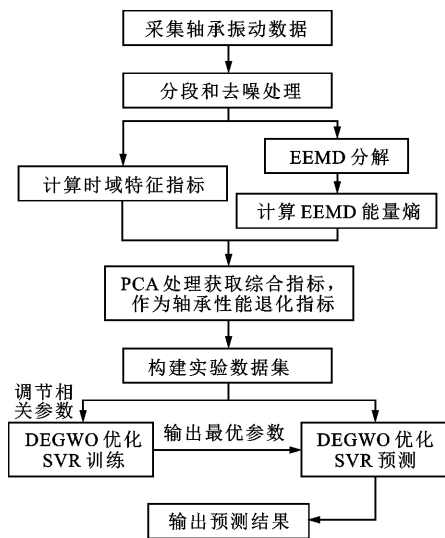


图 1 轴承剩余寿命预测方法的流程

Fig. 1 Flow chart of the proposed prediction method for residual life of bearing

为评估模型的预测性能, 本文选用均方误差 m_{se} 、相关系数 p 和决定系数 r^2 为判据, 分析并评估预测结果, 其计算公式分别如下

$$m_{se} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_l - y_u)^2 \quad (13)$$

$$p = \frac{\sum (y_l - \bar{y}_l)(y_u - \bar{y}_u)}{\sqrt{\sum (y_l - \bar{y}_l)^2 \sum (y_u - \bar{y}_u)^2}} \quad (14)$$

$$r^2 = 1 - \frac{\sum (y_l - y_u)^2}{\sum (y_u - \bar{y}_u)^2} \quad (15)$$

式中: y_l 和 y_u 分别为第 l 个样本的预测值和真实值; $\bar{y}_l$ 为 y_l 的均值; $\bar{y}_u$ 为 y_u 的均值。

3 滚动轴承寿命预测分析实例

本文选取 IEEE PHM 2012 数据集^[18]为实验数据, 该数据集通过加速退化实验获取滚动轴承从正常到故障的整个生命周期的实验数据, 即 3 种不同工况下的 17 组轴承全寿命数据。工况 1 的电机转速为 1 800 r/min, 负载为 4 000 N; 工况 2 的电机转

速为 1 650 r/min, 负载为 4 200 N; 工况 3 的电机转速为 1 500 r/min, 负载为 5 000 N。其中工况 1 和工况 2 各包含 7 个轴承, 工况 3 包含 3 个轴承。

本节实验中, 取工况 3 下的 3 个滚动轴承为研究对象, 分别记为轴承 3-1、3-2 和 3-3。其中轴承 3-3 数据为主要实验数据, 轴承 3-1 和 3-2 数据为验证数据。所使用的轴承数据由加速度计测量得到, 其中轴承 3-3 的全寿命振动数据如图 2 所示。

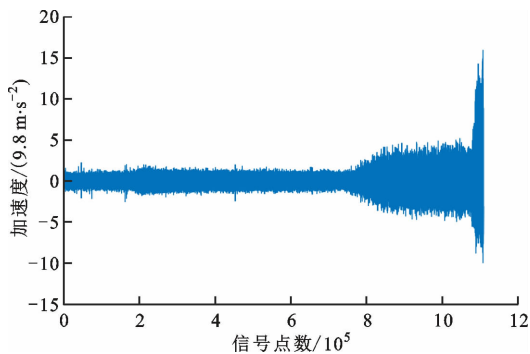


图 2 轴承 3-3 的全寿命振动数据

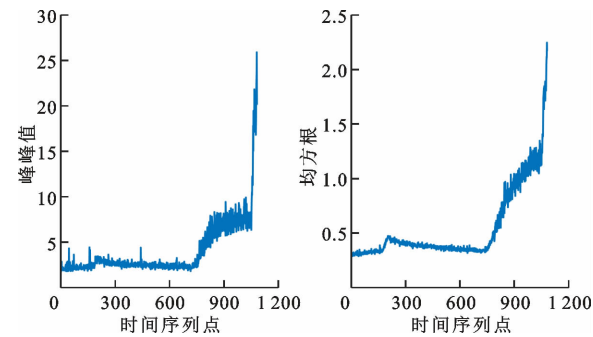
Fig. 2 Full-life vibration data of bearing 3-3

为提高轴承状态描述能力, 将轴承 3-3 的全寿命数据按点数均分, 得到 1 085 个轴承信号序列数据, 并对每段数据进行降噪处理。计算每段数据的若干时域指标, 即峰峰值、均方根、峭度、波形因子和裕度因子 5 项指标, 计算每段数据 EEMD 能量熵并归一化处理得到 w_{3-3} 指标, 轴承 3-3 的 6 项全寿命特征指标如图 3 所示。通过 PCA 方法将 6 项特征指标融合成一个如图 4 所示的归一化综合指标 T_{3-3} 。由图 4 可知, T_{3-3} 能反映轴承性能变换, 且大致可划分为 4 个阶段, 如表 1 所示。分析表 1 和图 4 可知, 在第 1 个阶段 T_{3-3} 变化平稳, 表征轴承正常运行, 在该阶段 T_{3-3} 出现一定的波动后趋于平稳, 说明轴承度过磨合期之后性能又趋于平稳, 从第 2 个阶段 T_{3-3} 剧烈变化, 到第 3 个阶段 T_{3-3} 缓慢变化并恢复平稳, 最后再到第 4 个阶段 T_{3-3} 急剧跳动, 它的变化对应轴承运行状态的变化, 即轴承从出现故障到最终完全失效。分析图 3、图 4 和表 1 可知, 所得的 6 项全寿命特征指标和 T_{3-3} 均能反映轴承 3-3 的性能变化, 而 w_{3-3} 和 T_{3-3} 随着轴承运行状态的变化其值改变较大, 故选用 w 和 T 作为可靠性指标评估轴承性能和运行状态; 在全寿命阶段, T_{3-3} 的离散程度小于 w_{3-3} 。

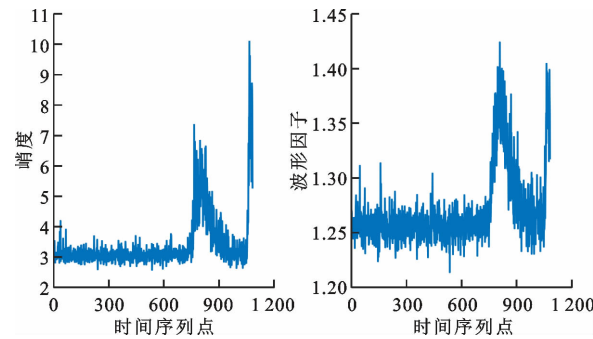
为验证本文方法的有效性, 并确定最优可靠性评估指标, 构建两类不同的预测模型并进行轴承寿命预测。

表 1 T_{3-3} 的 4 个阶段
Table 1 The four stages of T_{3-3} index

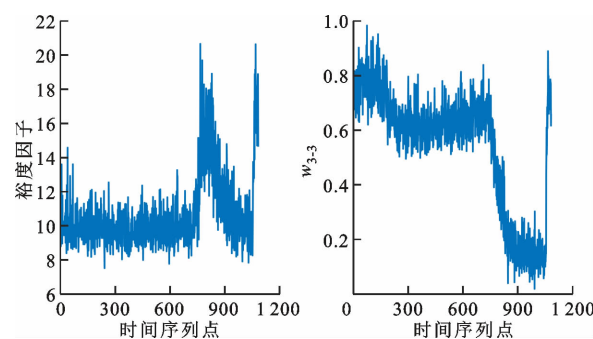
综合指标状态	信号区间	T_{3-3} 和代表点
平稳阶段	1~729	0.054 0(第 500 点)
上升阶段	730~832	0.281 0(第 785 点)
下降后平稳阶段	833~1 054	0.401 3(第 1 015 点)
上升急剧跳动阶段	1 055~1 085	0.776 3(第 1 075 点)



(a)峰峰值和均方根



(b)峭度和波形因子



(c)裕度因子和 EEMD 能量熵

图 3 轴承 3-3 的 6 项全寿命特征指标

Fig. 3 Six characteristic indexes of full life of bearing 3-3

构建第 1 类模型,轴承运行状态评估指标为时频域指标 w ,训练样本为轴承 3-3 的前 650 组 w_{3-3} ,预测样本为后 435 组 w_{3-3} 。考虑迭代步长 h ,即前 h 个时段对当前时段机械运行状态的影响,令 $h=2$,

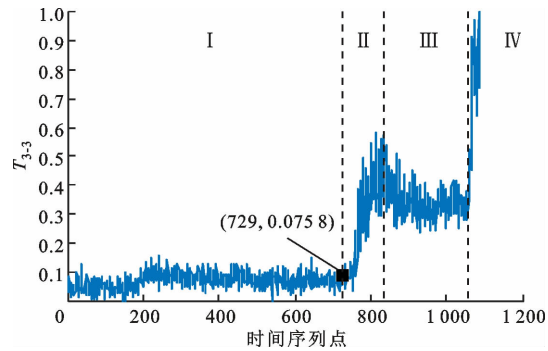


图 4 轴承 3-3 全寿命归一化综合指标

Fig. 4 Normalized comprehensive index of full life of bearing 3-3

3,4,5,6,7。用 DEGWO 算法寻优确定参数 c 和 g ,搭建不同迭代步长下的 SVR 模型,模型输出为 w_{3-3} 的预测值,不同模型的 m_{se} 和 r^2 见表 2。由表 2 可知,随着 h 的增加,模型的 m_{se} 先减小后又快速增大,而 r^2 先增大后趋于稳定最终又快速减小。其中步长 $h=6$ 模型的 m_{se} 为 0.003 8, r^2 为 0.853 4,预测效果最优,将该模型记为模型 1,预测结果如图 5 所示。由图 5 可知,输出预测值与实际值较为贴合,该模型能够评估轴承运行状态实现寿命预测。

表 2 不同迭代步长下的模型预测性能的对比

Table 2 A comparison of model prediction performances under different iteration steps

迭代步长	m_{se}	r^2
2	0.005 6	0.756 0
3	0.005 1	0.826 1
4	0.004 9	0.834 0
5	0.004 2	0.843 2
6	0.003 8	0.853 4
7	0.004 6	0.754 5

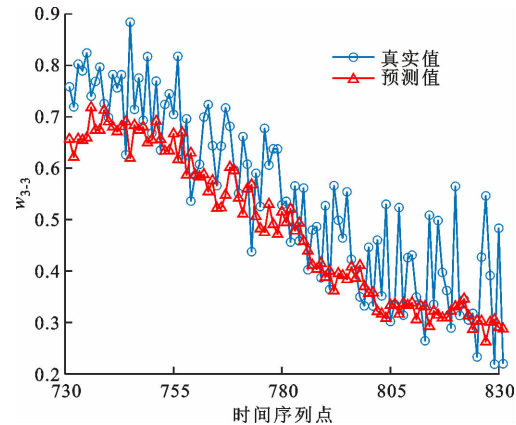


图 5 第 1 类预测模型的预测结果

Fig. 5 Prediction results of the first type of prediction model

为展示第 1 类模型的预测结果,图 5 给出了轴承 3-3 第 730 段到第 830 段(出现故障的阶段)的运行状态评估指标的真实值和预测值。本文中其他几类模型的预测结果将按相同方式给出。

构建第 2 类模型,轴承运行状态评估指标为归一化综合指标 T ,模型的输入为轴承 3-3 信号的 5 维时域特征和 1 维时频域特征,输出为相应时间段的 T_{3-3} ,前 650 组数据为训练样本,后 435 组数据为预测样本。用 DEGWO 算法确定最优参数 c 和 g ,搭建 SVR 模型进行轴承剩余寿命预测,第 2 类预测模型的预测结果如图 6 所示,记该模型为模型 2。模型 1 和 2 的预测性能评估指标可见表 3。对比图 5 和图 6,并分析表 2 和表 3 可知,构建的两类 SVR 模型均能实现轴承剩余寿命预测; w_{3-3} 和 T_{3-3} 均能表征轴承运行状态的变化,并用于轴承剩余寿命预测;与模型 1 相比,模型 2 的 m_{se} 为 0.003 0,下降了 21.05%, p 和 r^2 分别为 0.967 9 和 0.907 9,提高了 2.39% 和 6.39%,故模型 2 的预测性能优于模型 1;用综合指标作为状态评估指标所得预测模型,其预

测性能优于用能量熵作评估指标的模型,即用第 2 类模型进行寿命预测效果更优。

轴承 3-1 全寿命数据如图 7 所示。将轴承 3-1 全寿命数据按点数均分为 1 030 段信号序列数据,计算每段数据的时域和时频域指标,PCA 处理后得到如图 8 所示的轴承 3-1 全寿命归一化综合指标 T_{3-1} 。由图 8 可知, T_{3-1} 能够表征轴承 3-1 性能变化。

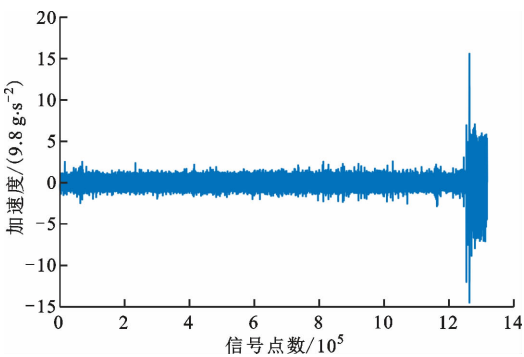


图 7 轴承 3-1 的全寿命数据
Fig. 7 Full life data of bearing 3-1

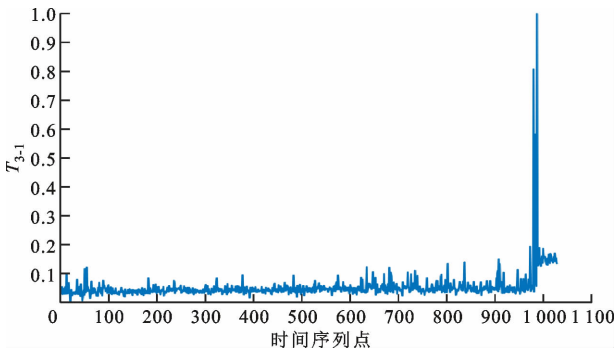


图 8 轴承 3-1 全寿命归一化综合指标
Fig. 8 Normalized comprehensive index of full life of bearing 3-1

为进一步验证本文方法的有效性,并研究不同的优化算法对回归模型以及预测性能的影响,构建第 3 类预测模型。轴承运行状态评估指标为归一化综合指标 T ,模型的输入为轴承的 5 维时域特征和 1 维时频域特征,输出为相应时间段的综合指标,轴承 3-1 的全寿命数据为训练样本,轴承 3-3 的全寿命数据为预测样本,模型参数 c 和 g 分别通过 DE-GWO、GWO、GSA 这 3 种不同算法寻优确定,搭建不同的 SVR 模型并进行寿命预测,模型预测结果如图 9 所示。3 种不同优化算法所得的模型分别记为模型 3、模型 4 和模型 5,模型 3~5 预测性能的评估指标可见表 3。分析图 9 和表 3 可知,第 3 类预测模型均能有效预测轴承剩余寿命,体现了所提方法

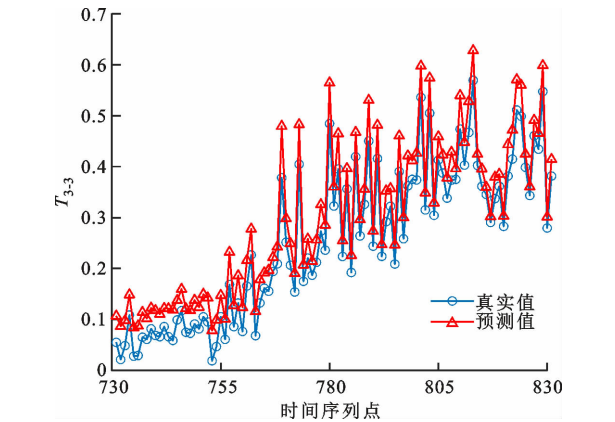


图 6 第 2 类预测模型的预测结果
Fig. 6 Prediction results of the second type of prediction model

表 3 不同预测模型的预测性能对比			
Table 3 A comparison of prediction performances of different prediction models			
模型编号	m_{se}	p	r^2
1	0.003 8	0.945 3	0.853 4
2	0.003 0	0.967 9	0.907 9
3	0.002 1	0.969 5	0.918 1
4	0.003 8	0.951 7	0.856 0
5	0.006 3	0.883 7	0.760 5
6	0.001 0	0.984 9	0.930 1
7	0.004 4	0.933 1	0.830 9

和实验数据的有效性;在构建预测模型时, c 和 g 可由不同优化算法确定,但是优化算法的选用会影响最终所得的 SVR 模型及其预测性能;与模型 4 和模型 5 相比,模型 3 的 m_{sc} 分别降低了 44.74% 和 66.67%,而 p 分别提高了 1.87% 和 9.71%, r^2 分别提高了 7.25% 和 20.72%,充分说明 DEGWO 算法优化所得 SVR 模型的预测效果优于其他两种算法优化所得的 SVR 模型,即改进后的 DEGWO 算

法对 SVR 参数寻优效果优于 GWO 算法和 GSA 算法。

为进一步验证本文方法的优越性,用处理轴承 3-3 的方法处理轴承 3-2,得到表征轴承 3-2 性能变化的全寿命归一化综合指标 T_{3-2} (1 637 个点)。构建第 4 类预测模型如下:轴承运行状态评估指标为归一化综合指标 T ,模型的输入为轴承的 5 维时域特征和 1 维时频域特征,输出为相应时间段的综合指标,轴承 3-2 的数据为训练样本,轴承 3-3 的数据为预测样本。用 DEGWO 算法确定最优参数 c 和 g ,搭建 SVR 模型进行轴承剩余寿命预测,记该模型为模型 6,其预测结果如图 10a 所示;使用模型 6 的数据和指标,依据文献[19]构建长短期记忆神经网络(LSTM)预测模型进行轴承剩余寿命预测,记该模型为模型 7,预测结果如图 10b 所示。模型 6 和 7 预测性能的评估指标可见表 3。分析图 10 和表 3 可知,模型 6 和模型 7 均能实现轴承 3-3 剩余使用寿命的预测,但是与模型 7 相比,模型 6 的 m_{sc} 降低了 77.27%,而 p 和 r^2 提高了 5.55% 和 11.94%,说明模型 6 的预测性能优于模型 7。预测

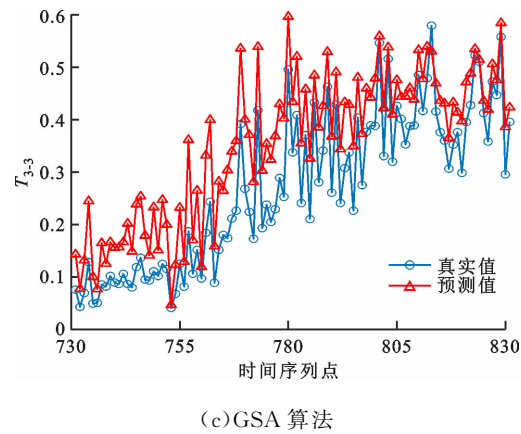
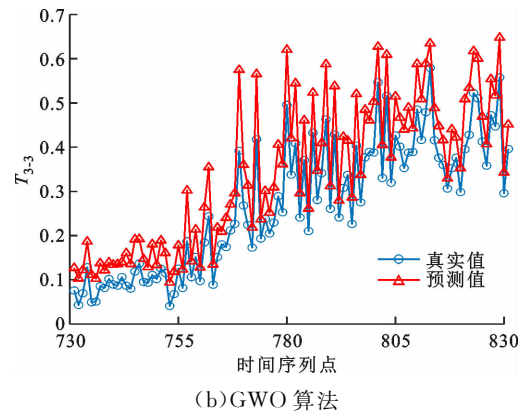
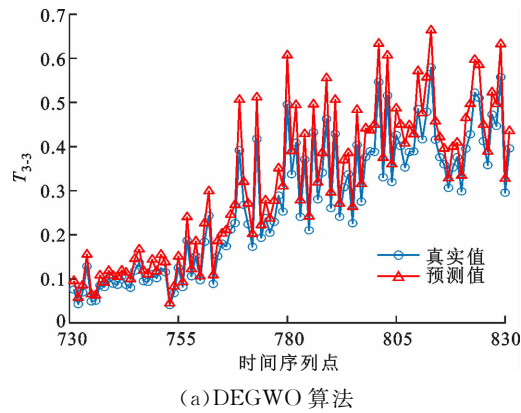


图 9 不同算法的第 3 类预测模型的预测结果对比
Fig. 9 A comparison of prediction results for third type of prediction model

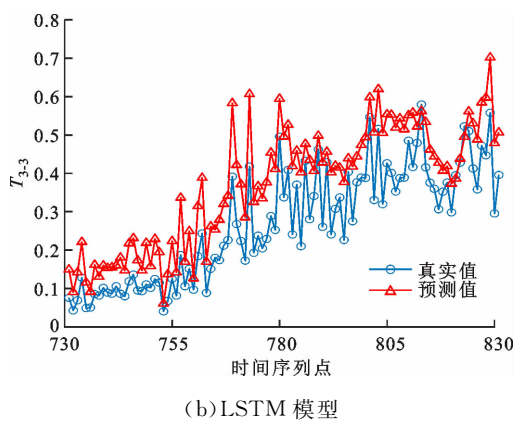
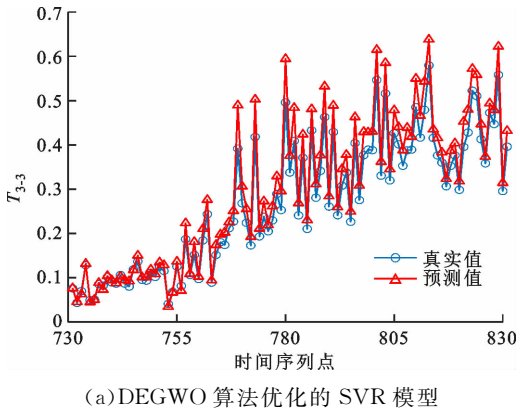


图 10 第 4 类预测模型的预测结果对比
Fig. 10 A comparison of prediction results for fourth type of prediction model

结果体现了所提方法和实验数据的有效性,验证了所提方法的优越性。

4 结 论

本文建立了若干个轴承剩余寿命预测模型,结合实测的轴承数据对标号 3-3 的滚动轴承进行运行状态评估与寿命预测,通过对比分析不同模型下的预测结果与性能,得出如下结论。

(1)对轴承全寿命数据分段处理并计算各段数据时域以及 EEMD 能量熵指标,利用 PCA 方法将所得特征指标融合成一个综合指标,所得的综合指标能够替代时域指标和 EEMD 能量熵指标,用于轴承的运行状态评估和剩余使用寿命预测,且效果更优。

(2)将时域和时频域特征指标作为输入,PCA 方法处理所得综合指标为输出,搭建 SVR 预测模型并用 DEGWO 算法优化,优化后的 SVR 模型进行滚动轴承的运行状态评估及剩余使用寿命预测,其预测结果充分体现所提方法的有效性和实用性,并发现输入/输出指标的选择对模型预测性能影响较大。本文特征指标的构造和使用为轴承运行状态评估与剩余寿命预测的研究提供了参考。

(3)本文采用 DEGWO、GWO 和 GSA 算法优化 SVR 模型以及 LSTM 模型对轴承进行寿命预测,不同模型的预测结果通过预测评价指标进行对比,发现用 DEGWO 算法优化后的 SVR 模型较其他模型具有更高的预测精度,优化算法的选用对模型预测性能影响较大。进一步来说,故障诊断领域优化算法的改进和使用可作为重要研究方向和思路。

参考文献:

- [1] 裴洪,胡昌华,司小胜,等. 基于机器学习的设备剩余寿命预测方法综述 [J]. 机械工程学报, 2019, 55(8): 1-13.
- PEI Hong, HU Changhua, SI Xiaosheng, et al. Review of machine learning based remaining useful life prediction methods for equipment [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(8): 1-13.
- [2] 何正嘉,曹宏瑞,訾艳阳,等. 机械设备运行可靠性评估的发展与思考 [J]. 机械工程学报, 2014, 50(2): 171-186.
- HE Zhengjia, CAO Hongrui, ZI Yanyang, et al. Developments and thoughts on operational reliability assessment of mechanical equipment [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(2): 171-186.
- [3] 张西宁,张雯雯,周融通,等. 基于多维缩放和随机森林的轴承故障诊断方法 [J]. 西安交通大学学报, 2019, 53(8): 1-7.
- ZHANG Xining, ZHANG Wenwen, ZHOU Rong-tong, et al. Bearing fault diagnosis method based on multiple dimensional scaling and random forest [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2019, 53(8): 1-7.
- [4] KUNDU P, DARPE A K, KULKARNI M S. Weibull accelerated failure time regression model for remaining useful life prediction of bearing working under multiple operating conditions [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 134: 106302.
- [5] MOTAHARI-NEZHAD M, JAFARI S M. Bearing remaining useful life prediction under starved lubricating condition using time domain acoustic emission signal processing [J]. Expert Systems with Applications, 2021, 168: 114391.
- [6] MENG Zong, LI Jing, YIN Na, et al. Remaining useful life prediction of rolling bearing using fractal theory [J]. Measurement, 2020, 156: 107572.
- [7] LEI Jinhao, LIU Chao, JIANG Dongxiang. Fault diagnosis of wind turbine based on long short-term memory networks [J]. Renewable Energy, 2019, 133: 422-432.
- [8] 赵洪山,刘辉海. 基于深度学习网络的风电机组主轴承故障检测 [J]. 太阳能学报, 2018, 39(3): 588-595.
- ZHAO Hongshan, LIU Huihai. Fault detection of wind turbine main bear based on deep learning network [J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2018, 39(3): 588-595.
- [9] YAN Mingming, WANG Xingang, WANG Bingxiang, et al. Bearing remaining useful life prediction using support vector machine and hybrid degradation tracking model [J]. ISA Transactions, 2020, 98: 471-482.
- [10] XUE Yan, DOU Dongyang, YANG Jianguo. Multi-fault diagnosis of rotating machinery based on deep convolution neural network and support vector machine [J]. Measurement, 2020, 156: 107571.
- [11] 于震梁,孙志礼,曹汝男,等. 基于支持向量机和卡尔曼滤波的机械零件剩余寿命预测模型研究 [J]. 兵工学报, 2018, 39(5): 991-997.
- YU Zhenliang, SUN Zhili, CAO Runan, et al. Research on remaining useful life predictive model of machine parts based on SVM and Kalman filter [J]. Acta Armamentarii, 2018, 39(5): 991-997.
- [12] 陆超,陈捷,洪荣晶. 采用概率主成分分析的回转支

- 承寿命状态识别 [J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(10): 90-96.
- LU Chao, CHEN Jie, HONG Rongjing. Recognition of life state for slewing bearings using probabilistic principal component analysis [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(10): 90-96.
- [13] 程军圣, 王健, 桂林. 改进的 EEMD 方法及其在滚动轴承故障诊断中的应用 [J]. 振动与冲击, 2018, 37(16): 51-56.
- CHENG Junsheng, WANG Jian, GUI Lin. An improved EEMD method and its application in rolling bearing fault diagnosis [J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(16): 51-56.
- [14] 朱文昌, 罗梦婷, 倪广县, 等. 随机矩阵理论和主成分分析融合的滚动轴承性能退化评估方法 [J]. 西安交通大学学报, 2021, 55(2): 55-63.
- ZHU Wenchang, LUO Mengting, NI Guangxian, et al. An evaluation method for rolling bearing performance degradation combining random matrix theory and principal component analysis [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2021, 55(2): 55-63.
- [15] MITHUN PRAVEEN H, SHAH D, PANDEY K D, et al. PCA based health indicator for remaining useful life prediction of wind turbine gearbox [J]. Vibroengineering Procedia, 2019, 29: 31-36.
- [16] 孟建军, 胡文涛. 基于互信息和 SVR 的滚动轴承剩余寿命预测 [J]. 机械设计与研究, 2020, 36(6): 92-95.
- MENG Jianjun, HU Wentao. Prediction of the remaining useful life of rolling bearings based on mutual information and SVR [J]. Machine Design and Research, 2020, 36(6): 92-95.
- [17] 陈颖, 张灿, 肖春艳, 等. 基于 GWO-SVR 的土壤镉元素含量含水率校正预测模型研究 [J]. 光学学报, 2020, 40(10): 174-181.
- CHEN Ying, ZHANG Can, XIAO Chunyan, et al. Study on prediction model of soil cadmium content moisture content correction based on GWO-SVR [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(10): 174-181.
- [18] NECTOUX P, GOURIVEAU R, MEDJAHHER K, et al. PRONOSTIA: an experimental platform for bearings accelerated degradation tests [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Prognostics and Health Management. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2012: 1-8.
- [19] 申彦斌, 张小丽, 夏勇, 等. Bi-LSTM 神经网络用于轴承剩余使用寿命预测研究 [J]. 振动工程学报, 2021, 34(2): 411-420.
- SHEN Yanbin, ZHANG Xiaoli, XIA Yong, et al. Bi-LSTM neural network for remaining useful life prediction of bearings [J]. Journal of Vibration Engineering, 2021, 34(2): 411-420.
- [20] SUN Wenjun, SHAO Siyu, ZHAO Rui, et al. A sparse auto-encoder-based deep neural network approach for induction motor faults classification [J]. Measurement, 2016, 89: 171-178.
- [21] HE Cheng, WU Tao, GU Runwei, et al. Bearing fault diagnosis based on wavelet packet energy spectrum and SVM [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1684(1): 012135.
- [22] SHAO Siyu, MCALEER S, YAN Ruqiang, et al. Highly accurate machine fault diagnosis using deep transfer learning [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(4): 2446-2455.
- [23] WANG Shuhui, XIANG Jiawei. A minimum entropy deconvolution-enhanced convolutional neural networks for fault diagnosis of axial piston pumps [J]. Soft Computing, 2020, 24(4): 2983-2997.
- [24] JIANG Guoqian, HE Haibo, YAN Jun, et al. Multi-scale convolutional neural networks for fault diagnosis of wind turbine gearbox [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(4): 3196-3207.
- [25] WANG Baoxiang, LIAO Yuhe, DING Chuancang, et al. Periodical sparse low-rank matrix estimation algorithm for fault detection of rolling bearings [J]. ISA Transactions, 2020, 101: 366-378.

(编辑 武红江 刘杨)