

DOI: 10.13382/j.jemi.B2003669

基于 CGA-SVR 的电主轴磨损故障诊断方法研究^{*}

魏许杰^{1,2} 王红军^{1,2} 邢济收^{1,2} 徐小力^{1,2}

(1. 北京信息科技大学机电工程学院 北京 100192; 2. 高端装备智能感知与控制北京市国际科技合作基地 北京 100192)

摘 要:电主轴是数控机床的一个重要功能部件,其优劣直接影响着工件质量,对电主轴进行故障诊断可以提高可靠性、降低生产成本。因此采用混沌遗传算法(CGA)优化的支持向量机回归模型(SVR)进行电主轴故障诊断。此方法利用主成分分析(PCA)对电主轴磨损故障振动信号的时、频域特征向量进行降维,将降维后的特征向量输入到经过CGA参数优化的SVR模型中并进行训练和测试。结果表明,使用该模型对电主轴进行故障诊断,其训练和测试的准确率分别达到了99.272%和95.249%,可以实现对电主轴磨损故障进行准确诊断。

关键词:电主轴;故障诊断;支持向量法;混沌遗传算法

中图分类号: TH212; TH213.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460

Research on wear fault diagnosis of motorized spindle based on CGA-SVR

Wei Xujie^{1,2} Wang Hongjun^{1,2} Xing Jishou^{1,2} Xu Xiaoli^{1,2}

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China; 2. High-end Equipment Intelligent Perception and Control Beijing International Science and Technology Cooperation Base(BISTU), Beijing 100192, China)

Abstract: Motorized spindle is an important functional part of CNC machine tool, and its advantages and disadvantages directly affect the quality of parts. A support vector machine regression model (SVR) optimized by chaos genetic algorithm (CGA) is used for spindle fault diagnosis. The principle of the method is to use principal component analysis (PCA) to reduce the dimensionality of the time-frequency characteristic vector of the vibration signal of electric spindle wear fault, and input the dimensionality reduced characteristic vector into the SVR model optimized by CGA parameters for training and testing. The results show that the accuracy of training and testing is 99.272% and 95.249% respectively, which can diagnose the wear fault of motorized spindle accurately.

Keywords: motorized spindle; fault diagnosis; support vector machine for regression; chaos genetic algorithm

0 引 言

近年来,随着制造业水平的提高,数控机床在制造业领域取得了前所未有的进展。数控机床正在朝着精密化、复合化加工发展。机床各部件的功能体系更加紧密^[1],也增加了故障诊断的困难。电主轴作为数控机床实现精密、超精密的核心功能部件,其性能的优劣是直接决定数控机床整机可靠性、加工精度及加工效率的关键^[2]。电主轴的外壳采用异步电机的定子,这样的设计

取消了齿轮、传动带等中心环节,实现了“零传动”。电主轴拥有的体积小、精度高等优势,另其迅速成为数控机床的普遍选择^[3]。但由于电主轴的工况属于高速度、大负载、导致了主轴极易发生故障,会带来经济和成本的损失。因此需要一种效率高、测试准、低成本的故障诊断方法。

目前很多学者对电主轴的性能评估和故障诊断进行研究,如西南交通大学的黄海凤^[4]采用小波包进行信号去噪和特征向量提取,搭建动态模糊神经网络模型对主轴系统劣化进行研究,但神经网络的计算比较繁琐,效率

不高。浙江大学的赵月南^[5]提出通过搭建贝叶斯网络对电机进行诊断,由于贝叶斯网络存在有时不能很好的处理连续值的缺陷,可能导致最终结果不准确。北京信息科技大学的王红军等^[6]采集主轴电流信号输入到粒子群优化的支持向量机对主轴性能进行评估。上海第二工业大学的黄国荣等^[7]提出一种基于 PCA 与 KNN 的电主轴故障诊断方法,此方法对计算机造成比一般算法更大的计算压力,预测时间比较长。

针对这些问题,本文提出了基于 CGA-SVR 的电主轴磨损故障诊断方法,该方法对采集到的振动信号进行集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)降噪后提取时域、频域等典型特征值。通过 PCA 对数据进行降维,减少冗余信息提高运算速率。将降维后的特征向量输入到通过混沌遗传算法原理(CGA)算法优化的支持向量机回归模型,最终实现对电主轴磨损故障的准确诊断。

1 电主轴故障诊断模型的建立

1.1 PCA 数据降维

在进行电主轴故障时,对构建的高维数据进行数据降维,经过降维后的数据既保留了原始信号的主要成分,又可以减少重复、多余信息,提高计算机的计算效率,在机器学习中是一种常用手段。

主成分分析方法^[8](principal component analysis, PCA)是一种使用最普遍的数据降维方法。PCA 的原理是将 n 维特征映射到 k 维上,这 k 维正交特征也被称为数据主成分,是在原有 n 维特征的基础上从新提取出来的 k 维特征,既反映了全部的高维信息,同时提高的计算效率。降维过程如下:

1) 输入一个 $m \times n$ 矩阵,其中 m 为输入样本数, n 是特征向量数,计算得到其协方差矩阵 Σ 。

2) 计算协方差矩阵 Σ 的所有特征值。选取不为 0 的特征值 λ_i ,并计算它们对应的特征向量 ξ_i 。

3) 计算每个特征值的贡献率:

$$\alpha_i = \lambda_j / \sum_{i=1}^B \lambda_i \quad i, j = 1, 2, \dots \quad (1)$$

式中: B 表示值不为 0 的特征值个数。

4) 计算累计贡献率,提取所有主成分选择原理通常根据累计贡献率:

$$D(r) = \sum_{i=1}^k \lambda_i / \sum_{j=1}^r \lambda_j > 0.85 \quad i, j = 1, 2, \dots \quad (2)$$

式中:为了实现降维,选取贡献率达到了 85% 的前 k 位特征值。至此,完成了高维数据的降维。

1.2 混沌遗传算法原理

遗传算法是一种借助生物选择和进化机制发展的一

种全局优化概率搜寻算法^[9]。首先产生初始种群,通过选择、交叉、变异产生新种群,再次进化,然后得到一个最佳种群,从而得到参数最优解。

混沌是自然界较为广泛的现象,看似混沌却有着精致的内在结构,具有“随机性”和“规律性”等特点^[10]。在某一范围内能按照本身“规律”不重复地经历一切状态。

混沌遗传算法根本是在优化变量中添加混沌理论,优化变量的取值范围由于混沌运动范围的添加而“扩大”。之后编码得到的混沌变量,表示成“染色体”,将这些“染色体”置于问题中,根据“适者生存”原则,对其进行选择、复制、交叉、变异,然后对各个混沌变量添加混沌小波动,经过不断进化,最终收敛到一个最合适环境个体上,获得问题最优解^[11-12]。

1.3 支持向量机回归模型

支持向量机回归模型(SVR)是支持向量机(support vector machine, SVM)的一个主要分支,经常应用在回归学习中^[13]。在 SVR 中首先考虑用线性回归函数 $f(x) = (w \cdot x) + b$ 估计训练样本集 $D = \{(x_i, y_i)\}, i = 1, 2, \dots, n, x_i \in R^d, y_i \in R$ 。假定训练数据进行无误差的线性拟合,且拟合精度为 ε ,既:

$$\begin{cases} y_i - w \cdot x_i - b \leq \varepsilon \\ w \cdot x_i + b - y_i \leq \varepsilon \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

则目标函数为:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (4)$$

综合考虑允许范围内的拟合精度误差问题,增加松弛变量因子 $\xi_i \geq 0$ 和 $\xi_i^* \geq 0$,式(3)变成:

$$\begin{cases} y_i - w \cdot x_i - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ w \cdot x_i + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

则式(4)的目标函数变成:

$$\min \left\{ \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \right\} \quad (6)$$

式中: $C > 0$,表示对超出误差 ε 的样本的惩罚程度。

为解决这个凸二次规划问题,搭建 Lagrange 函数,为:

$$\begin{aligned} L(w, \xi_i, \xi_i^*) = & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) - \\ & \sum_{i=1}^n \alpha_i^* [\varepsilon + \xi_i^* + y_i - w \cdot x_i - b] - \\ & \sum_{i=1}^n \alpha_i [\varepsilon + \xi_i - y_i + (w \cdot x_i - b)] - \\ & \sum_{i=1}^n (\xi_i^* \gamma_i^* + \xi_i \gamma_i) \end{aligned} \quad (7)$$

式中: $\alpha_i, \alpha_i^* \geq 0, \gamma_i, \gamma_i^* \geq 0 \quad i = 1, 2, \dots, n$ 。

应用优化方法求得对偶问题,为:

$$\max; W(\alpha^* + \alpha) = -\varepsilon + \sum_{i=1}^n (\alpha_i^* + \alpha_i) + \sum_{i=1}^n y_i (\alpha_i^* - \alpha_i) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (\alpha_i^* - \alpha_i) (\alpha_j^* - \alpha_j) (x_i \cdot x_j)$$

(8)

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^n (\alpha_i^* - \alpha_i), 0 < \alpha_i, \alpha_i^* < C, i = 1, 2, \dots, n$$

(9)

得到的回归函数为:

$$f(x) = (w \cdot x) + b = \sum_{i=1}^n (\alpha_i^* + \alpha_i) (x_i \cdot x) + b^*$$

(10)

对于非线性问题,需要经过运算将非线性问题转换为高维空间的线性问题。为实现数据的非线性拟合,常常使用核函数 $K(x_i \cdot x_j)$ 代替原来的内积 $(x_i \cdot x_j)$, 本文模型使用的是 RBF(径向基核函数),如式(11)所示。

$$K(x_i \cdot x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2)$$

(11)

式中: γ 是径向基核函数的参数。

1.4 建立基于 CGA-SVR 的电主轴磨损故障模型

根据上述的知识建立了一种基于 CGA-SVR 的电主轴磨损故障诊断模型其流程如图 3 所示。

使用 CGA-SVR 电主轴磨损故障诊断的流程如下:

1) 信号前期处理:将采集到的电主轴振动信号通过 EEMD 进行去噪。EEMD 的优点是可以避免 EMD 产生的端点效应、模态混叠等问题和不足^[14-15]。参数设置:高斯白噪声标准差 ($Nstd = 0.2$), 添加噪声的次数 ($NE = 50$)。去噪结果如图 1、2 所示。

2) 对去噪后的数据进行计算得到典型的时域、频域特征值,为了将这些不同量纲和不同数量级的特征值可以相互进行数学运算,因此需要进行数据归一化。利用 MATLAB 中的 mapminmax 函数就可以完成归一化。

3) 将归一化后的 20 维高维空间利用 PCA 算法进行数据降维

4) 设定 SVR 参数的取值范围。

5) 使用 CGA 产生初始种群,将其作为 SVR 模型的初始参数。

6) 将训练样本输入到 SVR 模型,利用 GCA 算法对 SVR 参数不断迭代进化,最终得到参数 (C, γ, ε) 的最优解。

7) 将测试样本输入到优化完成的 SVR 模型,进行磨损故障诊断。

2 实例分析

2.1 实验与故障现象

用于本次实验的电主轴型号为 170XDS30Q22,电主

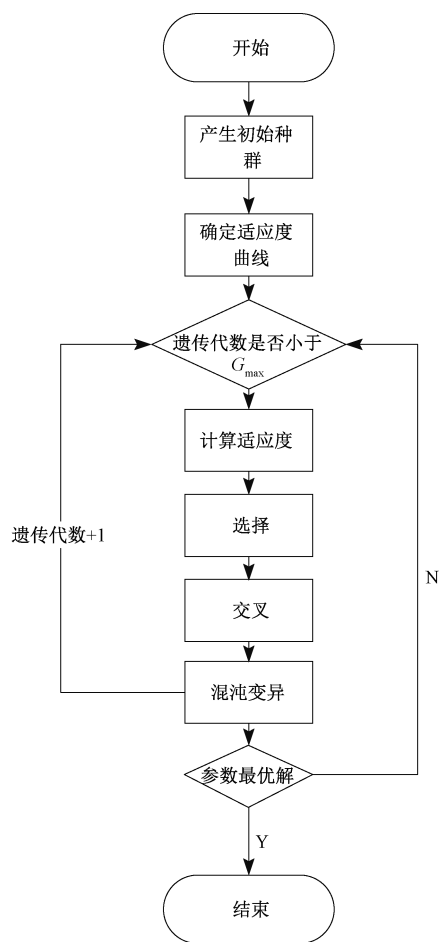


图 1 CGA 参数寻优流程

Fig. 1 Flow chart of CGA parameter optimization

轴实验台如图 3 所示,整个实验台由电主轴、转轴、测功机、液压加载系统、变频器、采集卡等组成。设置主轴转速为 800 r/min,采用压电式加速度传感器采集电主轴前端振动信号,采样频率为 102.4 kHz,采集时间为 10 s。

在电主轴使用 10 个月 after 发生故障,在主轴转速为 800 r/min,测功机对电主轴施加 0.5 N·mm 的反向扭矩时电主轴转速严重掉速,再增加扭矩时,主轴转速变为 0。停机检查后发现故障部位是转轴与刀柄之间磨损严重,有明显划痕并产生碎屑。导致电主轴无法高速运转甚至停止转动。故障照片如图 4 所示。

2.2 故障样本获取

采集电主轴初期正常、初期轻度磨损、中期中度磨损、后期严重磨损 4 组振动信号,其时域如图 5 所示。并分别定义为状态 1、2、3、4 这 4 种标签。

由于信号具有很大的不确定性和偶然性,所以每一类信号都采集了 12 组数据,防止偶然数据对结果产生偏差。经过 EEMD 降噪处理后,分别提取均值、方差、最大峰值、歪度、峭度、峰峰值、方根幅值、方根均值、峰值指

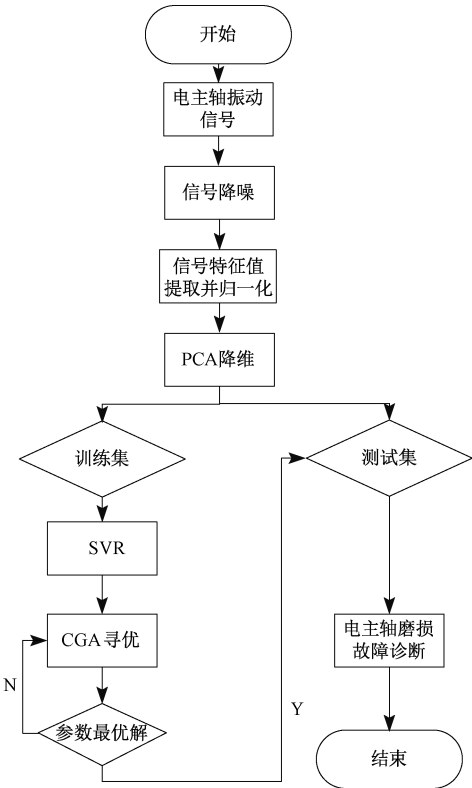


图 2 基于 CGA-SVR 电主轴磨损故障诊断流程

Fig. 2 The flow chart of wear fault diagnosis of motorized spindle based on CGA-SVR

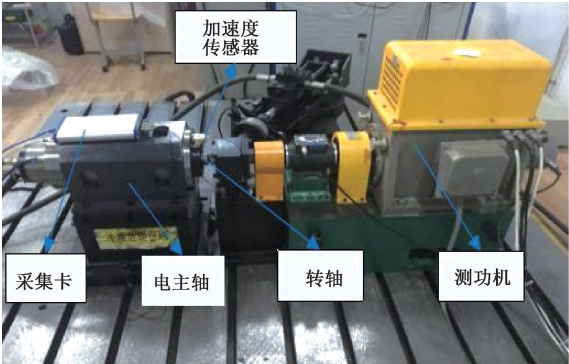


图 3 电主轴实验台

Fig. 3 Motorized spindle test bench

标、波性指标、脉冲指标、裕度指标、峭度指标、平均频率、谱峰稳定指数、5 个频带的相对功率谱能量,这 20 个时、频域指标。构成了 48×20 维的矩阵。

将这 48×20 维的数据进行归一化后,利用 PCA 算法进行数据降维,参数设置主成分百分比 85%,目标维数 4。降维得到 48×4 维的矩阵。选取其中 36 组为训练样本,12 组为测试样本。

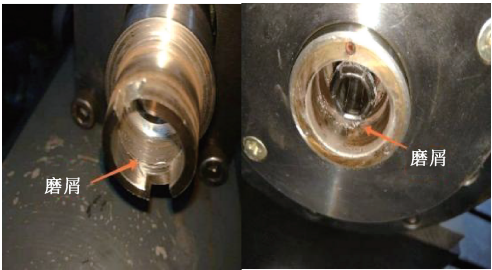


图 4 电主轴磨损故障现象

Fig. 4 Wear failure of motorized spindle

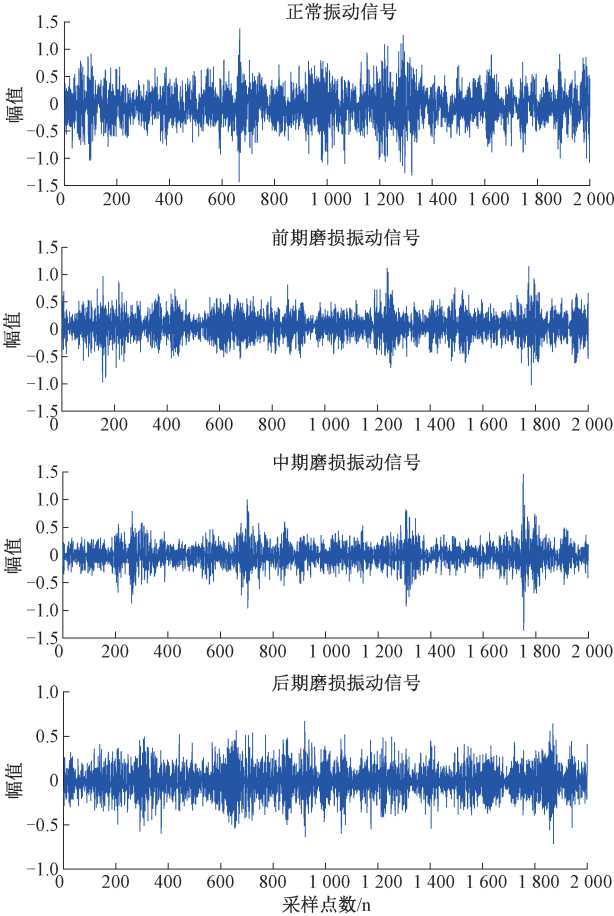


图 5 各状态时域图

Fig. 5 Time domain diagram of each state

2.3 结果分析

运用 CGA 算法对 SVR 进行参数寻优,CGA 算法参数设置为种群规模 20,迭代次数 100。SVR 参数范围设置为 $[C \in (0,100), \gamma \in (0.01,1), \varepsilon \in (0.01,1)]$ 。将训练样本和测试样本分别输入到 CGA-SVM 模型中。CGA 优化后获得的最佳参数为 $C = 3.084\ 6, \gamma = 0.052\ 548, \varepsilon = 0.008\ 414\ 3$ 最终结果如图 7、8、9 所示,构建的 CGA-SVR 模型对训练样本和测试样本准确率分别为 99.272% 和 95.249%。结果较为理想。

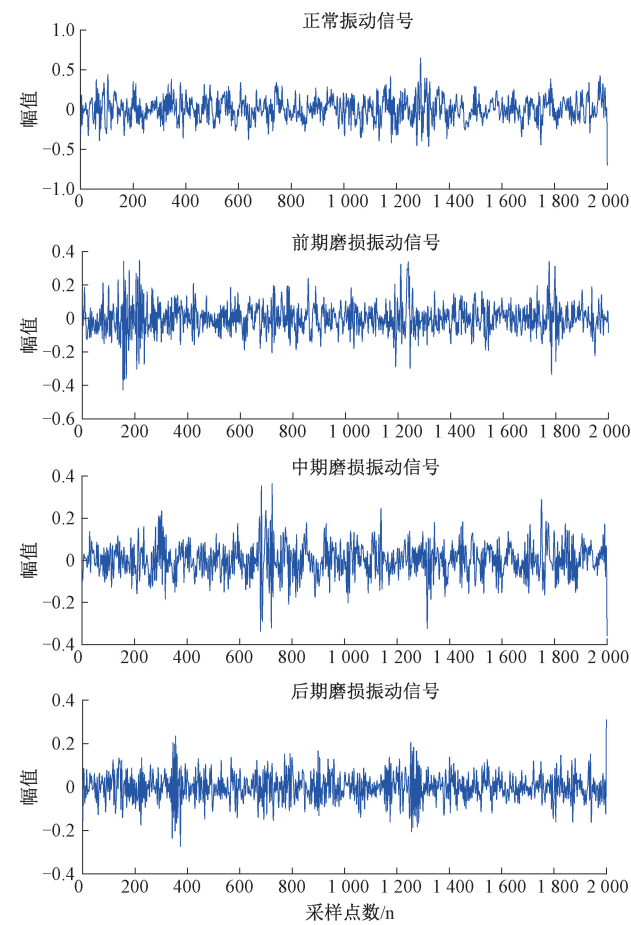


图6 EEMD处理后各状态时域图

Fig. 6 Time domain diagram of each state after EEMD processing

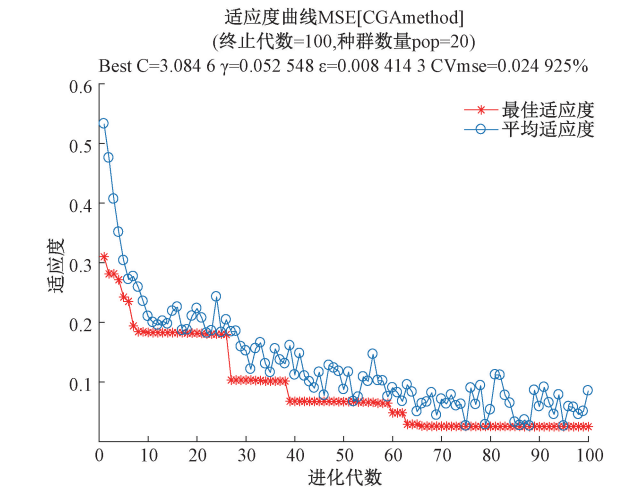


图7 适应度曲线

Fig. 7 Fitness curve

从表1可以看出,CGA-SVR模型的准确率要由于其他几种模型,且运行时间较短。不经过数据降维的CGA-

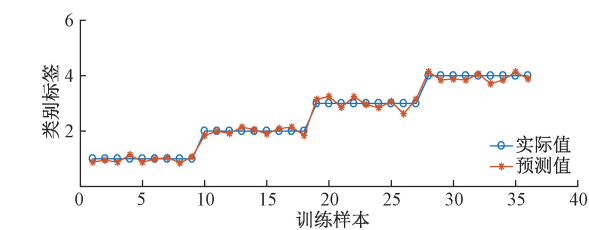


图8 训练样本测试结果

Fig. 8 Training sample test results

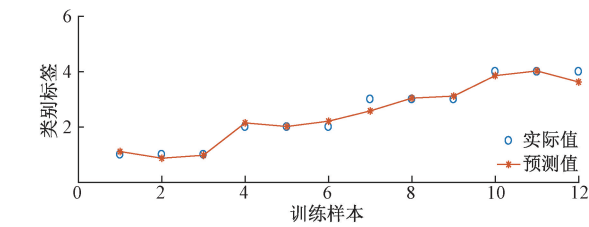


图9 测试样本测试结果

Fig. 9 Test sample test results

SVR虽然准确率较高,但运行时间较长,应用在海量数据背景下,缺陷会更明显。因此,CGA-SVR方法可以快速有效地对电主轴进行故障诊断分析。

表1 不同方法的诊断结果

Table 1 Diagnosis results of different methods			
诊断方法	运行时间/s	训练准确率/%	测试准确率/%
CGV-SVR	3.56	99.272	95.249
网格搜索优化的SVR模型	4.72	98.102	94.798
粒子群优化的SVR模型	3.94	96.646	94.784
不经数据降维CGV-SVR模型	8.73	99.347	96.548

3 结论

本文提出了通过CGA-SVR的方法来进行电主轴的磨损故障诊断,应用EEMD对采集到的振动信号进行去噪,可以有效的排除干扰信息,防止偶然因素对结果的产生影响。利用PCA对样本进行降维,既保留了主要信息成分,又可以降低计算机的计算压力提升效率。基于CGA优化的SVR模型避免了人工选优可能导致的欠学习或过学习的问题,同时在磨损故障诊断中的准确率达到到了95%以上,在未来机床诊断方向有一定的应用价值。

参考文献

[1] 杨兆军,陈传海,陈菲,等.数控机床可靠性技术的研究进展[J].机械工程学报,2013,49(20):130-139.
YANG ZH J, CHEN CH H, CHEN F, et al. Research progress of reliability technology of CNC machine tools [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013,49(20):130-139.

[2] 朱光.基于对拖加载的电主轴可靠性试验台研制[D].

- 长春:吉林大学,2016.
- ZHU G. Development of a reliability test bed for motorized spindle based on drag and load [D]. Changchun:Jilin University,2016.
- [3] 严道发. 电主轴技术综述[J]. 机械研究与应用, 2006(6):1-3.
- YAN D F. Summarization of electronic spindle [J]. Mechanical Research & Application, 2006(6):1-3.
- [4] 黄海凤. 数控机床滚珠丝杠副性能退化机理与评估技术研究[D]. 成都:西南交通大学,2013.
- HUANG H F. Research on performance degradation mechanism and evaluation technology of ball screws of CNC machine tools [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2013.
- [5] 赵月南. 基于贝叶斯网络的电机故障诊断研究[D]. 杭州:浙江大学,2016.
- Zhao Yuenan. The Research on Motor Fault Diagnosis Based on Bayesian Network [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2016.
- [6] 王红军,邹安南,左云波. 基于电流的主轴性能退化评估方法[J]. 北京理工大学学报, 2019, 39(1): 22-27.
- WANG H J, ZOU AN N, ZUO Y B. Evaluation method of spindle performance degradation based on Current [J]. Journal of Beijing Institute of Technology, 2019, 39(1): 22-27.
- [7] 黄国荣,何亚飞,杭琦. 基于PCA和KNN的电主轴故障诊断方法研究[J]. 上海第二工业大学学报, 2018, 35(4): 273-279.
- HUANG G R, HE Y F, HANG Q. Research on fault diagnosis method of electric spindle based on PCA and KNN [J]. Journal of Shanghai Second Polytechnic University, 2018, 35(4): 273-279.
- [8] 洪涛,李辉,邱畅啸. 基于PCA相似系数与SVM的涡轮增压故障检测算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2012, 26(6): 514-520.
- HONG T, LI H, QIU CH X. Turbopump fault detection algorithm based on PCA similarity coefficient and SVM [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2012, 26(6): 514-520.
- [9] 彭基伟,吕文华,行鸿彦,等. 基于改进GA-BP神经网络的湿度传感器的温度补偿[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(1): 153-160.
- PENG J W, LYU W H, XING H Y, et al. Temperature compensation for humidity sensor based on improved GA-BP neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(1): 153-160.
- [10] 胥小波,郑康锋,李丹,等. 新的混沌粒子群优化算法[J]. 通信学报, 2012, 33(1): 24-30, 37.
- XU X B, ZHENG K F, LI D, et al. New chaotic particle swarm optimization algorithm [J]. Journal of Communications, 2012, 33(1): 24-30, 37.
- [11] 康波,陈光,吕炳朝. 基于混沌遗传算法的故障测试集最小化方法[J]. 仪器仪表学报, 2005(1): 100-103.
- KANG B, CHEN G, LYU B CH. Minimization of fault test set based on chaotic genetic algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2005(1): 100-103.
- [12] 姚俊峰,梅炽,彭小奇,等. 混沌遗传算法及其应用[J]. 系统工程, 2001(1): 70-74.
- YAO J F, MEI CH, PENG X Q, et al. Chaos genetic algorithm and its application [J]. Systems Engineering, 2001(1): 70-74.
- [13] 康守强,叶立强,王玉静,等. 基于MCEA-KPCA和组合SVR的滚动轴承剩余使用寿命预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(9): 1365-1371.
- KANG SH Q, YE L Q, WANG Y J, et al. Remaining service life prediction of rolling bearings based on MCEA-KPCA and combined SVR [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(9): 1365-1371.
- [14] WU Z, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41.
- [15] 巩晓赞,王宏超,杜文辽,等. EEMD方法在转子碰摩故障诊断中的研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(3): 415-421.
- GONG X K, WANG H CH, DU W L, et al. Research on EEMD method in rotor rub-fault diagnosis [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(3): 415-421.

作者简介



魏许杰, 就读于北京信息科技大学, 主要研究方向为机床主轴的轴心轨迹研究与故障劣化溯源研究。

E-mail: 1031364726@qq.com

Wei Xujie is studying in Beijing University of Information Science and Technology. His main research interests include the research on the axis track of machine tool spindle and the tracing of fault deterioration.



王红军 (通信作者), 2005 年于北京理工大学获得博士学位, 现为北京信息科技大学教授、博导, 主要研究方向为高端装备智能感知与控制、故障诊断与维护。

E-mail: wanghj86@163.com

Wang Hongjun (Corresponding author) received her Ph. D. degree from Beijing Institute of Technology in 2005. Now she is a professor in Beijing Information Science and Technology University. Her main research interests include intelligent perception and control, fault diagnosis and maintenance.