

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210855

一种滚动轴承故障状态诊断方法^{*}

崔奔¹ 郭盼盼¹ 张文斌²

(1.昆明理工大学机电工程学院 昆明 650500; 2.红河学院工学院云南省高校高原机械性能分析与优化重点实验室 蒙自 661199)

摘要: 针对滚动轴承故障受噪声污染大,故障特征不明显,导致的故障诊断困难问题,提出了一种新的滚动轴承故障诊断方法。首先利用基尼指数对滚动轴承进行健康状态评估,并对状态异常的振动信号采用最优参数最大相关峭度解卷积进行降噪预处理以突出冲击成分,计算预处理信号的层次熵组成特征矩阵,最后采用布谷鸟算法优化支持向量机相关参数,并完成滚动轴承故障状态的智能诊断。通过实验分析验证了所提方法的可行性,且具有较高的准确率。

关键词: 基尼指数;最大相关峭度解卷积;布谷鸟算法;支持向量机;滚动轴承;故障诊断

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4

A method for diagnosing fault status of rolling bearings

Cui Ben¹ Guo Panpan¹ Zhang Wenbin²

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China;

2. Key Laboratory of Mechanical Performance Analysis and Optimization of Plateau in Yunnan Province,

College of Engineering, Honghe University, Mengzi 661199, China)

Abstract: Aiming at the problem of fault diagnosis caused by noise pollution and the vague of fault characteristic frequency. A new method for fault diagnosis of rolling bearings is proposed. Firstly, the Gini Index (GI) is used to evaluate the health status of rolling bearings, and the vibration signal with abnormal state is used for noise reduction preprocessing using the optimal parameter Maximum Correlated Kurtosis Deconvolution (MCKD) to highlight impact component. Then, calculate the hierarchical entropy (HE) of the preprocessed signal to form a feature matrix. Finally, the cuckoo search algorithm is used to optimize the relevant parameters of the support vector machine, and the intelligent diagnosis of the fault state of the rolling bearing is completed. The feasibility of the proposed method is verified by experimental analysis, and it has a high accuracy.

Keywords: gini index; maximum correlated kurtosis deconvolution; cuckoo search algorithm; support vector machines; rolling bearing; fault diagnosis

0 引 言

滚动轴承是旋转机械中的重要部件,可以减少运行过程中轴与轴之间的摩擦损失,同时也是极易发生失效的部件之一^[1]。滚动轴承的运转状况将直接影响到机械设备的正常运行,因此对其运行状态进行故障诊断具有重要的工程意义^[2]。基尼指数^[3](Gini index, GI)是经济学中用来衡量收入分配均匀程度的指标,本文借鉴用来处理轴承退化数据,评估判断轴承产生早期故障范围。

由于生产环境复杂,滚动轴承故障产生的瞬态冲击容易被其他信号成分淹没,因此对采集的原信号进行降噪预处理是十分有必要的。最大相关峭度解卷积^[4](maximum correlated kurtosis deconvolution, MCKD)可以消除信号中的干扰成分,增强信号中的脉冲冲击,提高信噪比,近年来受到滚动轴承领域研究人员的广泛关注^[5]。唐贵基等^[6]基于MCKD与1.5维谱实现了滚动轴承早期故障特征的提取。杨白冰等^[7]使用最大相关峭度解卷积应用于采煤机截割部齿轮,进行微弱故障特征的提取。最大相关峭度解

收稿日期:2022-07-27

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(51769007)、云南省地方本科高校基础研究联合专项重点项目(202001BA070001-002)、云南省高校重点实验室建设计划(2018ZD022)项目资助

卷积降噪效果的优劣取决于滤波器长度 L 与冲击周期 T , 但是上述研究中对于这两个参数的选取均是来自个人经验缺乏自适应性。排列熵^[8]常用于衡量时间序列的复杂程度,对突变信号高敏感,本文将通过以排列熵为标准选取滤波器长度 L ,峭度为标准选取冲击周期 T 来实现 MCKD 的参数寻优。滚动轴承信号是非线性,非平稳信号,能否从中提取到准确的故障特征信息将影响到后续的智能诊断效果。层次熵(hierarchical entropy, HE)是 Jiang 等^[9]于 2011 年提出的一种熵,它可以通过构造算子同时分析振动信号中的低频成分与高频成分,从而更加全面的提取隐藏的轴承故障特征信号。叶小芬等^[10]将小波包能量与层次熵结合用于滚动轴承的故障诊断。雷春丽等^[11]应用小波包层次熵实现了对电主轴振动信号的特征提取。支持向量机在模式识别方面得到了广泛的应用,刘栩庭等^[12]将其应用于蔗种坏芽的检测识别。刘杰等^[13]基于 SVM 对搅拌摩擦焊的表面缺陷进行识别。支持向量机的准确率主要受核函数 g 和惩罚参数 c 的影响,目前常采用粒子群算法对其进行参数优化^[14-16],但在优化过程中粒子群算法存在收敛速度慢,易陷入局部最优解等问题。布谷鸟算法^[17]具有收敛速度快,控制参量少,全局搜索能力强等特点,本文将布谷鸟算法应用于支持向量机的优化。

基于以上分析,本文首先利用基尼指数评估判断出退化轴承发生早期故障的范围,然后用最优参数 MCKD 对异常信号进行降噪预处理凸显脉冲特性,并采用层次熵挖掘故障特征信号组成特征矩阵,最后通过布谷鸟算法优化的支持向量机实现对滚动轴承故障状态的诊断。通过实验信号分析验证了所提方法的有效性。

1 方法原理

1.1 基尼指数

基尼指数是经济学中的一个指标,常用于反映社会财富分配的公平程度和监测社会的稳定程度^[3]。当滚动轴承发生故障时,振动信号能量通常会集中在信号序列的某些位置,故障信号呈现出的稀疏性与经济学中描述居民收入分配的不均衡性很类似。本文提出利用基尼指数对轴承退化数据进行处理,以基尼指数为标准来表征滚动轴承故障的发展趋势,进行健康状态评估。基尼指数的定义为:

1) 设时间序列为 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$, 则:

$$X_i = \left(\frac{B(i)}{F}\right) \times \left(\frac{N-i+0.5}{N}\right) \quad (1)$$

其中, B 为时间序列的正序排列, F 为时间序列的和。

$$2) \text{Gini} = 1 - 2 \sum_{i=1}^N X_i \quad (2)$$

基尼指数的取值范围为 $[0, 1]$ 。

1.2 最大相关峭度解卷积

相关峭度是以峭度为基石发展出来的概念,它能将被噪声淹没的周期冲击成分增强^[7]。MCKD 就是将相关峭

度最大作为目标函数,来检测采集的原始信号中冲击的周期性^[18]。相关峭度的定义为式(1)。

$$\max_f CK_M(T) = \max_f \frac{\sum_{n=1}^N \left(\prod_{m=0}^M y_{n-mT}\right)^2}{\left(\sum_{n=1}^N y_n^2\right)^{M+1}} \quad (3)$$

式中: y_n 为输入信号; T 为冲击信号的周期; M 为位移数; L 是滤波器长度; 滤波器系数:

$$f = [f_1 \quad f_2 \quad f_3 \quad \dots \quad f_L]^T$$

$$\frac{d}{df_k} CK_M(T) = 0; k = 1, 2, \dots, L; \quad (4)$$

可得:

$$f = \frac{|y|}{2|\beta|} (\mathbf{X}_0 \mathbf{X}_0^T)^{-1} \sum_{m=1}^M (\mathbf{X}_{mT} \mathbf{a}_m) \quad (5)$$

其中:

$$\mathbf{X}_0 = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_N \\ 0 & x_1 & \dots & x_{N-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & x_{N-L+1} \end{bmatrix}_{L \times N} \quad (6)$$

$$\mathbf{X}_{mT} = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_{N-mT} \\ 0 & x_1 & \dots & x_{N-mT-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & x_{N-mT-L+1} \end{bmatrix}_{L \times N} \quad (7)$$

$$\beta = \begin{bmatrix} y_1 & y_{1-T} & \dots & y_{1-mT} \\ y_2 & y_{2-T} & \dots & y_{2-mT} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_N & y_{N-T} & \dots & y_{N-mT} \end{bmatrix}_{N \times 1} \quad (8)$$

$$\mathbf{a}_m = \begin{bmatrix} y_{1-mT}^{-1} (y_1 y_{1-T} \dots y_{1-mT})^2 \\ y_{2-mT}^{-1} (y_2 y_{2-T} \dots y_{2-mT})^2 \\ \vdots \\ y_{N-mT}^{-1} (y_N y_{N-T} \dots y_{N-mT})^2 \end{bmatrix}_{N \times 1} \quad (9)$$

由迭代实现的 MCKD 算法的流程如下:

- 步骤 1) 确定 MCKD 的参数 L, M, T ;
- 步骤 2) 计算原始信号的 $\mathbf{X}_0 \mathbf{X}_0^T$ 和 \mathbf{X}_{mT} ;
- 步骤 3) 求得输出信号;
- 步骤 4) 计算式(6)与(7);
- 步骤 5) 更新滤波器系数 f 。

满足滤波前后信号 $\Delta CK_M(T) < \epsilon$, 则结束迭代, 执行步骤 3)。 ϵ 是迭代终止阈值, 为较小正数^[19]。

1.3 排列熵

排列熵对于信号的变化有较高的敏感性,是衡量信号时间序列复杂程度的指标^[8]。时间序列越无序,排列熵越小。时间序列越随机,排列熵越大。排列熵的定义如下:

1) 对采样序列进行相空间重构可得:

$$x(i) = [x(i), x(i+\tau), \dots, x(i+(m-1)\tau)] \quad (10)$$

式中: m 和 τ 分别为嵌入维数和延迟时间。

2) 对 $x(i)$ 的 m 个数据进行升序排列, 得到:

$$x(i+(j_1-1)\tau) \leq x(i+(j_2-1)\tau) \leq \dots \leq x(i+(j_m-1)\tau) \quad (11)$$

式中: j_1, j_2, \dots, j_m 为 $x(i)$ 重新排序后的各元素位置索引。

3) 若 $x(i)$ 中存在大小相等的两个元素, 即:

$$x(i+(j_1-1)\tau) = x(i+(j_2-1)\tau) \quad (12)$$

则按位置索引值的大小排序, 如果 $j_1 < j_2$, 则:

$$x(i+(j_1-1)\tau) < x(i+(j_2-1)\tau) \quad (13)$$

4) 对任一重构信号 $x(i)$, 均可得按升序排列的一组序列:

$$s(g) = (j_1, j_2, \dots, j_m) \quad (14)$$

式中: $g=1, 2, \dots, k$, 且 $k \leq m!$, 因此, m 维相空间重构不同的序列总共有 $m!$ 种排列方式, 序列 $s(g)$ 是其中一种排列。

5) 计算每种序列出现的概率, 即:

$$P_i = I/K \quad (15)$$

式中: I 为 $s(g)$ 出现的次数。

6) 按照 Shannon 熵的形式, 排列熵可定义为:

$$H_p(m, \tau) = - \sum_{j=1}^K p_j \ln(p_j) \quad (16)$$

7) 对 $H_p(m, \tau)$ 归一化处理, 可得:

$$H_p = \frac{H_p(m, \tau)}{\ln(m!)} \quad (17)$$

从排列熵的定义可知, H_p 的取值范围为 $[0, 1]$ 。

本文依据排列熵来衡量 MCKD 不同滤波器长度 L 所带来的降噪效果, 从而确定 L 的选值。考虑计算量和滤波器长度过大会导致降噪后的信号失去原信号的特性等因素^[20], 将滤波器长度的取值限定在 $[2, 300]$ 。参考文献^[21], 根据 Mcdonald 的研究设置初始滤波器长度 $L=100$ 。图 1 为 MCKD 参数优化流程。

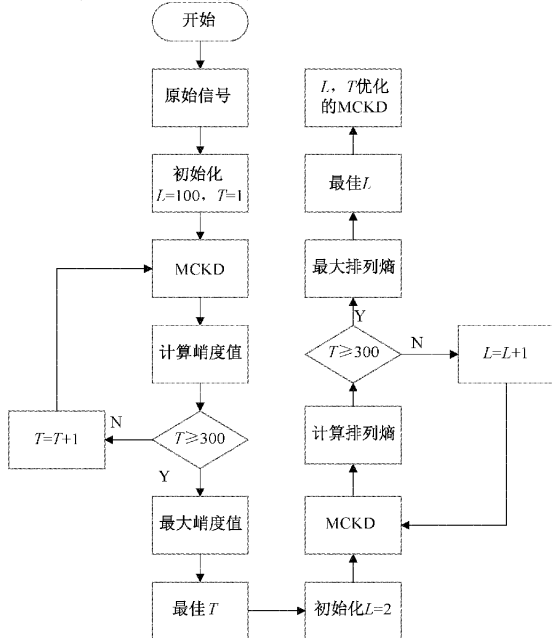


图 1 最大相关峭度解卷积参数优化流程

1.4 层次熵

层次熵的运算过程如下:

1) 对时间序列 $x = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, 构建 Q_j 算子, j 的取值为 0 或 1。

$$Q_j = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & \frac{(-1)^j}{2} & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2} & \frac{(-1)^j}{2} & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & \frac{1}{2} & \frac{(-1)^j}{2} \end{bmatrix}_{2^{j-1} \times 2^j} \quad (18)$$

当 $j=0$, Q_0 为经过一层分解后得到的低频成分。当 $j=1$ 时, Q_1 为对应得到的高频成分。

$$Q_0 = \frac{x(2j) + x(2j+1)}{2}; Q_1 = \frac{x(2j) - x(2j+1)}{2}; \quad (19)$$

$j = 0, 1, 2, \dots, 2^{n-1}$

2) 定义一个 n 维向量 $[v_1, v_2, \dots, v_n]$ 其中 V_n 的取值为 0 或 1, 且存在唯一的整数 e 与之相对应。 e 的表达式为:

$$e = \sum_{j=1}^n v_j 2^{j-1} \quad (20)$$

因此, 时间序列分解得到的层次分量可以表示为:

$$X_{n,e} = Q_{v_1} \times Q_{v_2} \times \dots \times Q_{v_n}(X) \quad (21)$$

1.5 布谷鸟算法

布谷鸟算法^[17]是一种通过对自然界中的布谷鸟的育雏行为进行模仿, 并结合莱维飞行来增强全局搜寻能力的启发式算法。布谷鸟算法流程如下:

1) 设置分布 N 个鸟窝, 和布谷鸟的初始位置 Y_i, i 的取值为 $[1, N]$ 。计算各鸟窝的适应度值, 取适应度最大的鸟窝为最优鸟窝并保留。

2) 将其他鸟窝进行位置的更新并计算适应度值。位置状态更新公式如式(22)所示。

$$x_i^{(t+1)} = x_i^t + \alpha \otimes \text{levy}(\mu, \nu) \quad (22)$$

$x_i^{(t+1)}$ 为第 i 个鸟巢在 $t+1$ 更新后的新位置, α 为步长因子, $\text{levy}(\mu, \nu)$ 为莱维飞行的搜索路径, 满足小步长的短距离行走, 与大步长的长距离行走原则。 u 为莱维飞行的步长因子, v 为莱维飞行指数。 u, v 均为满足高斯分布的变量。

3) 将当前最大的适应度值与保留的适应度值进行比较, 若大于, 则更新最优鸟窝并保留。

4) 位置更新后, 采用随机数 $r \in [0, 1]$ 与发现概率 P_n 进行比较。 $r < P_n$, 则该鸟窝的位置进行更新, $r \geq P_n$ 则不变, 保留鸟窝位置。

5) 若没有达到设定的迭代次数则返回流程 2), 否则输出最优的的鸟窝位置及适应度值。

1.6 布谷鸟算法优化支持向量机

支持向量机是一种基于 VC 维理论同时又满足结构风

险最小状态原则的机器学习算法,具有适应于小样本,泛化能力强等优点^[22-23],主要是通过寻找一种满足公式 $W^T X + b$ 的最优的超平面,来实现滚动轴承故障状态的区分,其分类效果的优劣主要受参数 c, g 的影响。因此,为了保证支持向量机具有较高的分类准确率,本文选用布谷鸟优化算法对支持向量机进行参数寻优。具体优化流程如图 2 所示。

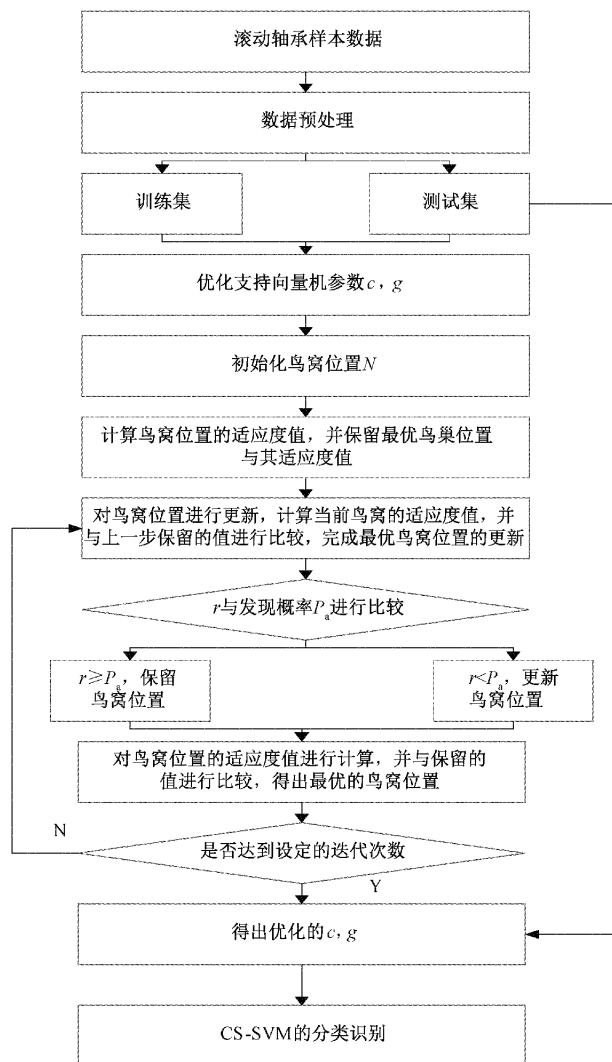


图 2 布谷鸟算法优化支持向量机流程

2 诊断步骤

对滚动轴承的诊断步骤如下(如图 3 所示):

步骤 1)对采集到的滚动轴承振动信号采用基尼指数进行健康状态的评估,并完成故障阶段的界定。

步骤 2)对故障阶段的信号采用最优参数最大相关峭度解卷积进行降噪预处理并突出其冲击成分。

步骤 3)采用层次熵提取各阶段振动信号的特征,并采用布谷鸟算法优化的支持向量机完成滚动轴承故障状态的分类。

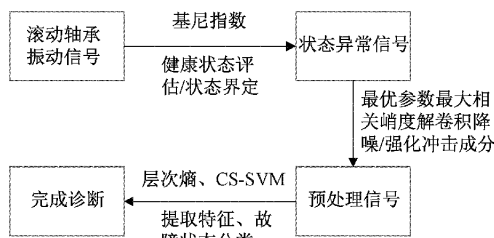


图 3 诊断流程

3 实验信号分析

3.1 状态评估

实验信号来自 NSFI/UCR 智能维护系统中心的滚动轴承全寿命周期加速度试验^[24]。试验台结构如图 4 所示。该试验台由交流电机,主轴,轴承部件,加载装置,润滑系统,测试装置等组成。转轴转速为 2 000 r/min,在滚动轴承的水平垂直方向分别布置加速度传感器采集信号,滚动轴承的参数如表 1 所示。实验共采集了 4 组数据,在采集第 2 组数据时,1 号轴承在超过设计寿命后发生外圈故障,因此本文选取第 2 组数据进行分析^[18,25]。采样频率 20 kHz,根据经验公式可得外圈故障频率为 230 Hz。第 2 组试验持续时间为 164 h,共采集数据文件 984 个,采样间隔为 10 min,采样点数为 20 480 个点。

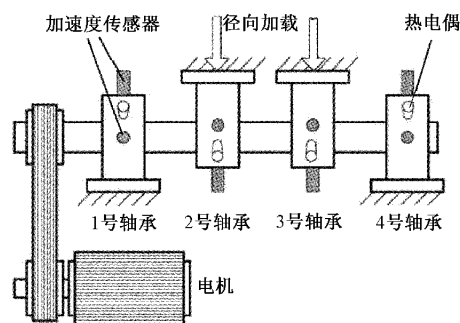


图 4 滚动轴承试验台示意图

表 1 滚动轴承结构参数

参数	数据
型号	ZA2115
轴承节径/mm	71.5
滚动体直径/mm	8.4
滚动体个数	16
接触角/°	15.17

在对滚动轴承全寿命数据进行分析时,常采用均方根值进行状态的界定^[5,18]。图 5 为采用均方根值对实验信号进行分析的运行状态趋势图,从图中可以看出在 5 330 min 时刻滚动轴承的运行状态开始发生变化(从 5 330 min 开始,均方根值曲线有上升的趋势)。

图 6 为采用经济学中的基尼指数对实验信号进行分析

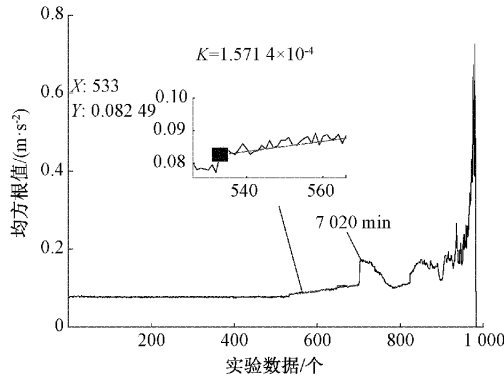


图 5 均方根值趋势图

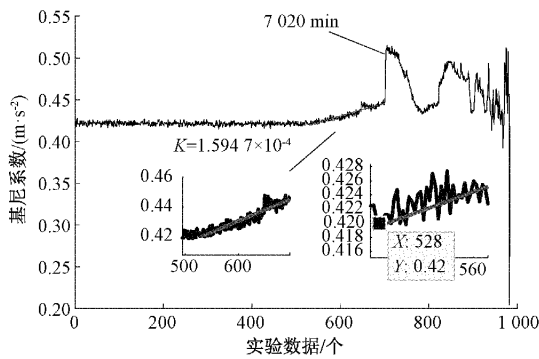
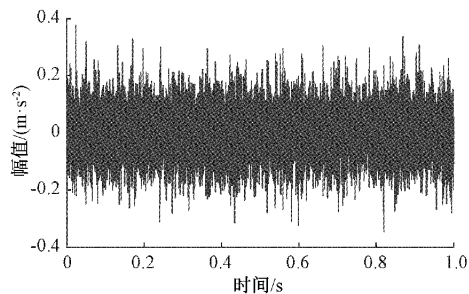


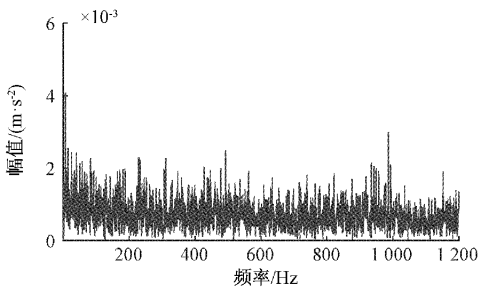
图 6 基尼指数趋势图

的运行状态趋势图,从图中可以看出在 5 280 min 时刻滚动轴承的运行状态开始发生变化(从 5 280 min 开始,基尼指数曲线有上升的趋势)。

有提取 5 280 min 时刻与 5 330 min 时刻的信号,并对其进行包络处理,结果如图 7、8 所示。从图中可知,

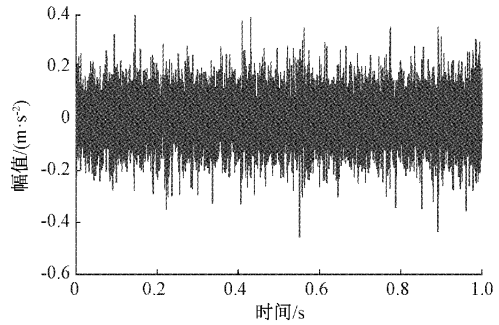


(a) 5 280 min 时刻的时域波形

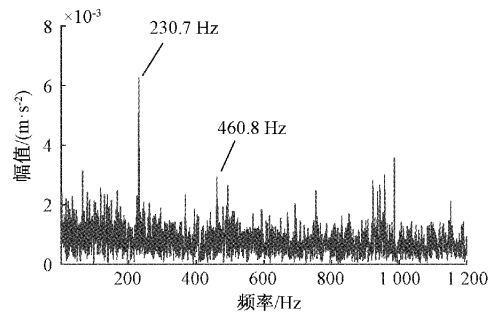


(b) 5 280 min 时刻的包络谱

图 7 5 280 min 时刻的时域波形与包络谱



(a) 5 330 min 时刻的时域波形



(b) 5 330 min 时刻的包络谱

图 8 5 330 min 时刻的时域波形与包络谱

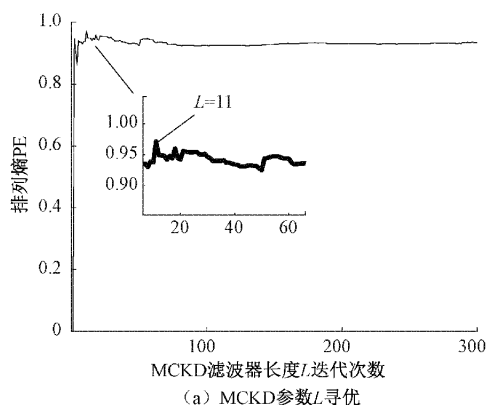
5 330 min 时刻的包络谱中特征频率与倍频较为明显,而在图 6 的基尼指数趋势图中已明显看出 5 280 min 时刻的信号为状态异常信号,说明采用均方根值对滚动轴承进行异常状态评估的时刻与真正产生早期故障的时刻存在一定的延时。由于 5 280 min 时刻的包络谱受噪声干扰严重,特征频率难以提取,因此必要对其进行降噪处理进一步提取故障特征。

采用本文提出的最优参数 MCKD 对 5 280 min 时刻的信号进行降噪处理。利用排列熵选取的滤波器长度 $L = 11$,用峭度筛选的故障周期 $T = 5$,如图 9 所示。

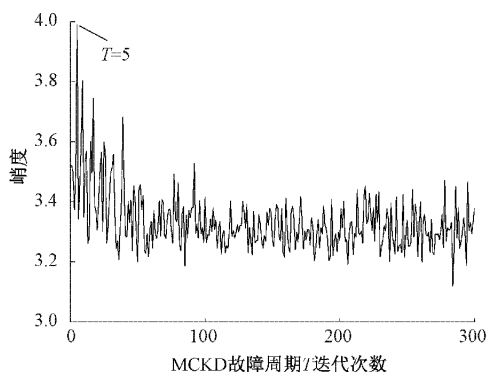
图 10 为采用最优参数 MCKD 对 5 280 min 时刻的信号进行降噪后的包络谱,从图中可以清楚的观测到滚动轴承的故障特征频率。由此可以证明基尼指数在对滚动轴承状态变化判断准确性与最优参数 MCKD 降噪效果的有效性,且通过采用最小二乘法对轴承状态开始发生变化的上升沿数据进行直线拟合,对直线斜率 K 值进行对比可以看出,基尼指数相对于均方根值对于滚动轴承状态的变化更敏感。

3.2 故障诊断

如图 6 所示,通过基尼指数可以将全寿命滚动轴承的运行状态分为 3 个阶段:0~5 280 min 为运行正常阶段,5 280~7 020 min 为早期故障阶段,7 020~9 840 min 为逐渐失效阶段。现分别提取 3 阶段的各 100 组数据,共 300 组数据进行故障状态诊断,每个阶段各选取 30 组数据组成训练集,其余的 70 组数据组成测试集。标签 1 为运行正常阶段信号,标签 2 为早期故障阶段信号,标签 3 为逐渐失效阶段信号。采用层次熵(本文取层次熵的分解层数 $n = 1$)



(a) MCKD参数L寻优



(b) MCKD参数T寻优

图 9 5 280 min 时刻信号 MCKD 参数寻优

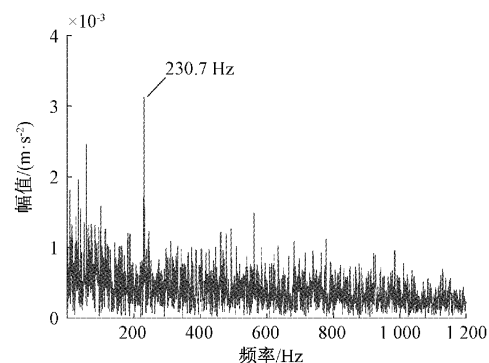


图 10 5 280 min 时刻信号降噪后的包络谱

对训练集与测试集数据进行特征提取组成特征矩阵,把训练集特征矩阵输入到布谷鸟算法优化的支持向量机中进行训练,用训练到的模型进行预测,识别结果如图 11 所示,准确率到达了 100%。

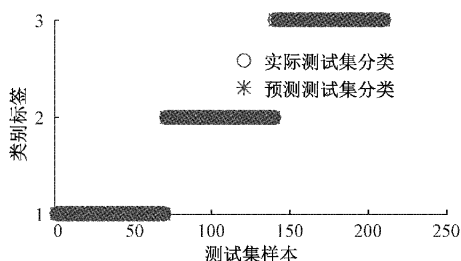


图 11 状态识别结果图

ELM 与 SVM 同为常用的机器学习分类算法,PSO 算法也在 SVM 的参数优化中得到了广泛的应用。将本文提出的方法与上述常用方法做对比,结果如图 12 和表 2 所示,可以看出本文诊断方法的优越性。

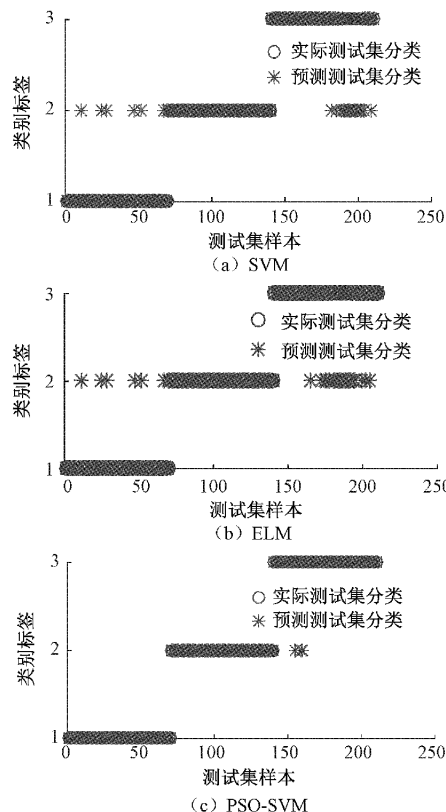


图 12 对比实验结果图

表 2 实验对比结果

算法	分类准确率/%
SVM	88.09
ELM	86.19
PSO-SVM	98.57
CS-SVM	100

4 结 论

针对滚动轴承的健康检测问题,本文提出了一种采用基尼指数来构建健康指标的新方法。通过与常用指标均方根值的对比,证实了基尼指数可以很好的描述轴承的退化过程,且对于早期故障更为敏感。

针对 MCKD 的降噪效果的优劣主要取决于滤波器长度 L 与故障周期 T 两个参数的问题,提出了采用排列熵选取滤波器长度,峭度选取故障周期的最优参数选择方法,使 MCKD 更具自适应性,克服了人为经验选取的参数的局限性。

通过布谷鸟算法对故障诊断分类模型进行参数优化能

有效提高故障诊断模型的诊断准确率。

参考文献

- [1] 杨斌,张家玮,王建国,等. 基于 MED-RSSD 的滚动轴承早期故障特征提取[J]. 机械传动, 2018, 42(6): 120-128.
- [2] 陈剑,阚东,孙太华,等. 基于 SVD-VMD 和 SVM 滚动轴承故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(1):220-226.
- [3] 张姝,付晓萌,龚卉,等. 发展中国家经济发展对全民健康及医疗保障制度的影响[J]. 中国卫生经济, 2014, 33(5):93-96.
- [4] 于元灏,杨光永,戈一航,等. Shannon 能量与 MCKD 的电机早期故障诊断[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(10):165-169.
- [5] 祝小彦,王永杰. 基于自相关分析与 MCKD 的滚动轴承早期故障诊断[J]. 振动与冲击, 2019, 24(38): 183-188.
- [6] 唐贵基,王晓龙. 最大相关峭度解卷积结合 1.5 维谱的滚动轴承早期故障特征提取方法[J]. 振动与冲击, 2015, 34(12):79-84.
- [7] 杨白冰,冷军发,荆双喜,等. 最大相关峭度解卷积方法在采煤机故障诊断中的应用[J]. 矿山机械, 2021, 49(1):14-18.
- [8] ZHANG W B, WANG Y, YU SH T, et al. Application of adaptive local iterative filtering and permutation entropy in gear fault recognition [J]. Hindawi, Mathematical Problems in Engineering, 2021, (2021): 1-8.
- [9] JIANG Y, PENG C K, XU Y. Hierarchical entropy analysis for biological signals [J]. Journal of Computational & Applied Mathematics, 2011, 236(5): 728-742.
- [10] 叶小芬,王起梁,祝敏,等. 基于小波包能量和层次熵的 D-S 证据理论的轴承故障诊断技术[J]. 失效分析与预防 2021, 16(3):209-214, 220.
- [11] 雷春丽,杨晓燕,成彦伟,等. 基于小波包层次熵的电主轴振动信号特征提取方法[J]. 兰州理工大学学报, 2018, 44(5):40-45.
- [12] 刘栩庭,刘姣娣,王明明,等. 基于 SVM 的蔗种坏芽检测识别[J]. 石河子大学(自然科学版), 2022, 4(20): 1-6.
- [13] 刘杰,丁武学,孙宇,等. 基于 SVM 的搅拌摩擦焊表面缺陷分类[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2022(3): 130-133, 137.
- [14] YE M Y, YAN X AN, JIA M P. Rolling bearing fault diagnosis based on VMD-MPE and PSO-SVM [J]. Entropy, 2021, 23(6): 762-762.
- [15] ZAN T, LIU Z H, WANG H, et al. Prediction of performance deterioration of rolling bearing based on JADE and PSO-SVM[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part C Journal of Mechanical Engineering Science, 2020, 235(9): 095440622095120.
- [16] HAN D Y, ZHAO N, SHI P M. Gear fault feature extraction and diagnosis method under different load excitation based on EMD, PSO-SVM and fractal box dimension [J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2019, 33(2): 487-494.
- [17] 张永韡,汪镭,吴启迪. 动态适应布谷鸟搜索算法[J]. 控制与决策, 2014, 29(4):617-622.
- [18] 刘尚坤,王家忠,王泽河,等. 改进 MCKD 方法及轴承早期故障诊断研究[J]. 机械设计与制造, 2021(5): 56-58.
- [19] 唐道龙,李宏坤,王朝阁,等. 基于参数优化的 MCKD 的行星齿轮箱微弱故障诊断研究[J]. 机电工程, 2018, 35(8):779-785.
- [20] BANDT C, POMPE B. Permutation entropy: A natural complexity measure for time series[J]. Physical Review Letters, the American Physiological Society, 2002, 88(17): 174102.
- [21] MCDONALD G L, ZHAO Q, ZHOU M J. Maximun correlated kurtosis dexonvolution and application on gear tooth chip fault detection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012(33):237-255.
- [22] 罗巍,卢博,陈菲,等. 基于 PSO-SVM 及时序环节的数控刀架故障诊断方法[J]. 吉林大学学报(工学版), 2022, 52(2):392-399.
- [23] 肖圳,何彦,李育峰,等. 改进 MDSMOTE 与 PSO-SVM 在汽车组合仪表分类预测中的应用[J]. 工程设计学报, 2022, 29(1):20-27.
- [24] 唐贵基,王晓龙. IVMD 融合奇异值差分谱的滚动轴承早期故障诊断[J]. 振动, 测试与诊断 2016. 36(4): 700-707, 810.
- [25] 贺志远,陈果,何超,等. 一种 MED 最优滤波长度选择新方法及其应用[J]. 航空学报, 2020, 41(10):394-408.

作者简介

崔奔, 硕士研究生, 主要研究方向为旋转机械的故障诊断。

E-mail: 1342526240@qq.com

张文斌(通信作者), 博士, 教授, 主要研究方向为模式识别与智能诊断。

E-mail: 190322507@qq.com