

基于 LMD 和 SSA-SVM 的电机故障诊断

王 涛, 杨尚骏

安徽理工大学 电气与信息工程学院, 安徽 淮南 232001

摘要:针对电机故障诊断问题,尤其电机轴承方面的诊断,提出了 LMD 分解和麻雀搜索优化算法(SSA)优化支持向量机(SVM)的故障诊断方法。第一步采取小波降噪和 LMD 算法相结合去处理原始信号,经过小波降噪后的原始故障信号会去掉一部分的干扰,再分解得到原始信号的一系列 PF 分量,接着使用相关性分析法选择出有效的 PF 分量进行信号重构,重构后的故障信号再次经过 LMD 分解得到的 PF 分量求出各自的能量熵,直接用能量图展现出来。接着将各个 PF 分量的能量熵组成一组组特征向量输入到支持向量机的故障诊断模型里。利用麻雀搜索算法在支持向量机(SVM)对于电机故障的模型的分类上进行惩罚参数和核参数的挑选和模拟,选择最合适的参数组合建立 SSA-SVM 故障诊断模型进行仿真实验,通过仿真实验验证该方法的故障诊断准确率高达 99.2%,与 PSO-SVM 和 SVM 故障诊断模型进行比较分析,实验证明提出来的方案有着更适合的故障识别能力,对电机故障诊断有着很好的适应性和发展性。

关键词:LMD 分解;SSA-SVM;电机;故障诊断

中图分类号:0643 **文献标识码:**A **doi:**10.16055/j.issn.1672-058X.2023.0001.011

Motor Fault Diagnosis Based on LMD and SSA-SVM

WANG Tao, YANG Shangjun

School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Technology, Anhui Huainan 232001, China

Abstract: A fault diagnosis method based on LMD decomposition and sparrow search optimizing algorithm (SSA) optimizing support vector machine (SVM) was proposed for motor fault diagnosis, especially for motor bearing diagnosis. The first step was to take the combination of wavelet noise reduction and LMD algorithm to process the original signal. After wavelet noise reduction, part of the interference of the original fault signal was removed, and then a series of PF components of the original signal was decomposed. Then, the correlation analysis method was used to select the effective PF components for signal reconstruction. The PF components of the reconstructed fault signals were decomposed by LMD again to calculate their energy entropies, which were directly displayed by the energy diagram. The energy entropy of each PF component was formed into a group of eigenvectors and input into the fault diagnosis model of the support vector machine. The sparrow search algorithm was used to select and simulate penalty parameters and kernel parameters on the classification model of motor faults by support vector machine (SVM). The most suitable parameter combination was selected to establish the SSA-SVM fault diagnosis model for simulation experiment. The simulation experiment verified that the fault diagnosis accuracy of this method was as high as 99.2%. Compared with PSO-SVM and SVM fault diagnosis model, the experiment proves that the proposed method has more suitable fault identification ability, and has good adaptability and development for motor fault diagnosis.

Keywords: LMD decomposition; SSA-SVM; motor; fault diagnosis

收稿日期:2021-12-15 **修回日期:**2022-01-03 **文章编号:**1672-058X(2023)01-0064-07

作者简介:王涛(1997—),男,安徽马鞍山人,硕士研究生,从事电气信息监测技术,电气设备故障诊断技术研究。Email:617649731@qq.com.

引用格式:王涛,杨尚骏.基于 LMD 和 SSA-SVM 的电机故障诊断[J].重庆工商大学学报(自然科学版),2023,40(1):64—70.

WANG Tao, YANG Shangjun. Motor fault diagnosis based on LMD and SSA-SVM[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2023, 40(1): 64—70.

1 引言

随着工业大发展,生产也在高速变化,大型电机在整条生产过程中是一个很重要的电气设备,轴承在电动机里更是不停地运作,受到的压力自然很大,故障就会多^[1]。轴承一旦发生破坏的话,就会对整个生产工艺产生影响。所以,现在在对电机故障诊断方面,特别是轴承部分的技术要求很高也取得了一些研究成就。

文献[2]采用了 ITT 变换方法进行降噪提取特征值,然后识别电机的故障类型。谢国民等^[3]针对电机的轴承进行了分析后采用的是正交小波来判断出现故障的位置。1930 年,控制理论专家 Wienert 提出了功率谱的方法,其中也结合了傅里叶变换进行故障诊断^[4]。这些实验虽然能够判断出故障,但是存在着识别率低,并且需要大量的实验工作建立的实验平台,所以没有体现出提出方法的优点。正常情况下实验室采集到的故障振动信号一般都是非平稳,非线性的一种信号。轴承故障诊断的核心在于振动信号的特征向量的提取,目前来说对于不规则的振动信号处理有很多种方法,比如小波包处理法、奇异值分解法等提取特征值,但是实验证明这些方法有缺点。此次采取的是小波在固定值的降噪下进行 LMD 的分解,再筛选出分解过后的分量重构,提取有用的 PF 分量能量熵,组成一个能量熵向量,也就是特征向量。

在故障诊断模型部分,以前都是一些经验性的诊断方法,现在主要的发展方向是机器学习,针对小样本的实验诊断,发现 SVM 特别适用,同时它还具有高效的分类能力,不足的是 SVM 故障诊断模型一般受到参数的影响比较大,所以需要对其参数进行择优组合。这里引入麻雀搜索算法^[5](SSA)优化 SVM 的参数,利用麻雀的捕食行为去寻找最优解,后面的仿真实验也证明了这种方法的识别率高,诊断效率变得更加高效。

2 局部均值分解法

对于电机的非线性故障来说,处理起来还是比较困难的,而 LMD 在这个方面有着优秀的处理技能。把原始故障信号进行 LMD 分解,它可以自己把信号分解成多个调频信号和包络信号的乘积^[6-7],同时原始信号还可以通过相关性大的 PF 值进行重构得到。

算法过程:针对采集的电机故障信号 $X(t)$ 进行分解操作,第一个分量称之为 PF1,剩下来的其他信号就一直做分解操作,一直分解到剩下来的信号是一个单调的函数才停止运行^[8]。原始信号 $x(t)$ 则被分解为若

干 PF 分量和残余量 $u(t)$ 。

3 小波降噪及提取特征值

首先用小波降噪和局部均值分解这两种方法相结合去处理电机的故障信号。原始信号在经过 LMD 分解之后会得到多个 PF 分量^[6],之后通过相关系数法去对 PF 分量进行一些选择,然后进行分量的重构,提取重构后信号的 PF 分量能量熵作为特征向量。

每一个故障信号,都需要经过小波降噪,图 3-5 就是 3 种不同方法的不同情况的降噪图,但是使用的是不同的方法去进行处理,观察每一种方法的处理结果去选择一个适合自己的去解决相对应的问题。

做电机实验的时候选择一些针对性比较强的故障类型来诊断^[8]。由于电动机工作环境嘈杂,运行时会产生振动和噪声,经过一般处理方法无法准确地反映出故障特征,故障类型表示很容易分辨^[9]。所以对刚开始的信息要选择,也就是去掉一些没有用的信号,其他的重新组合。重构信号得到的 PF 分量能量熵有着较高故障特征点,可以当作特征向量^[10]。

4 基于 SSA-SVM 的分类模型构建

4.1 麻雀搜索算法(SSA)

麻雀搜索算法(SSA)是在 2020 年提出的^[5],原理就是研究麻雀的寻找食物和反捕食的动作,麻雀在寻找食物的时候就是最优化解的过程,其算法流程如下:

在麻雀的觅食过程中,将整个群体划分为探索者和追随者,探索者主要就是指指挥官,指引着整个种群在某个地方和方向去寻找食物,追随者就是听从指挥去行动。最后,当整个种群遇到危险或面临威胁时会做出反捕食的行为。比如处在一个多维度的空间中,这里面有很多只麻雀在寻找食物,那么在这个多维空间中,第 i 只麻雀的位置则表示为 $X_i = [X_{i1}, \dots, X_{id}, \dots, X_{id}]$ ($i = 1, 2, \dots, N$)^[12]。探索者一般占总群数量的 10%~20%,则每次迭代过程中,探索者的位置更新公式为

$$x_{id}^{t+1} = \begin{cases} x_{id}^t \cdot \exp\left(\frac{-i}{\alpha \cdot T}\right), R_2 < ST \\ x_{id}^t + Q \cdot L, R_2 \geq ST \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中, R_2 和 ST 代表的分别是发出警报的数字和安全的数字,当 $R_2 < ST$ 时,未发现捕食者或者危险,探索者可以进行广泛的搜索,以使种群获得更高的适应度;当 $R_2 \geq ST$ 时,表示有麻雀发现了捕食的人,立马发出了注意信号。种群调整搜索策略,做出向安全区靠拢

的反捕食行为^[13]。除了探索者剩下就是追随者了,追随者随着探索者的位置变化也会变换位置公式如下:

$$x_{id}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{x\omega_d^t - x_{id}^t}{t^2}\right), i > \frac{n}{2} \\ xb_d^{t+1} + \frac{1}{D} \sum_{d=1}^D (\text{rand} \{-1, 1\} \cdot |x_{id}^t - xb_d^{t+1}|), i \leq \frac{n}{2} \end{cases} \quad (2)$$

在式(2)中, xb_d^{t+1} 表示探索者占据的最优位置, $x\omega_d^t$ 表示当前全局最差位置。当 $i > n/2$ 时,表示适应度较低的第 i 加入者没有获得食物,处于饥饿状态,需要飞到别处进行觅食;当 $i \leq n/2$ 时,此时那个参加的麻雀就会在最优位置 xb 的旁边随便找个地方去扑杀食物。当种群中的麻雀意识到危险时,就会触发到预警,发出警示信号,参加到这场活动的麻雀一般有麻雀全部的 0.1 ~ 0.2,其数学表达式如下:

$$x_{id}^{t+1} = \begin{cases} xb_d^{t+1} + \beta(x_{id}^t - xb_d^{t+1}), i > \frac{n}{2} \\ x_{id}^t + K \left(\frac{x_{id}^t - x\omega_d^t}{|f_t - f_\omega|} \right), f_t = f_g \end{cases} \quad (3)$$

4.2 SSA-SVM 电机轴承故障分类模型建立

支持向量机(SVM)对于非线性的不可分的问题上处理得较好。此次选择径向基作为 SVM 的核函数,利用 SSA 对 SVM 中的核和惩罚参数寻找最优的组合^[11-12],借助最优参数组合来提高故障诊断模型的识别率。具体步骤如下:

步骤 1 用上面提到的方法去获得故障的特征向量,然后得到测试和训练的信号。

步骤 2 通过麻雀搜索算法来寻优建立诊断模型,主要的步骤如下:

(1) 对整个麻雀群体来一个初始化,放哨的麻雀有 P 个,专门发报警信号的麻雀有 S 个,对于要捕食的范围是一个维的,整个界限上下值是 T_u, T_d 。

(2) 接着需要找到不同的麻雀的适合范围区域,在大的区域里面找到最适合的一个位置,可以把这个地方叫作最佳点 $X(C, g)$ 。

(3) 分类的成功率就是由当前麻雀的准确度来反映的,通常情况下选择效率高的麻雀作为适应值把高效率的麻雀选取出来当探索者,剩下来的麻雀就当追随者,式(1)和式(2)就是用来确定不停改变的位置信息。

(4) 从所有的麻雀里面任意抽取几只麻雀当作

小侦探,专门打探消息。位置由式(3)来定位。

(5) 根据所有的麻雀活动和他们寻找最佳的位置来选择出最好的参数值,同时也能找到最好的适应度。

(6) 最后通过专门的算法来判断有没有满足收敛条件,如果是的话,输出最优结果 $X(C^*, g^*)$;否则返回到第 4 个步骤继续寻找下去。

步骤 3 使用 SSA 算法优化的 SVM 构建的模型,进行电机故障分类,输出预测结果。具体的电机故障诊断流程^[12]可以参考图 1。

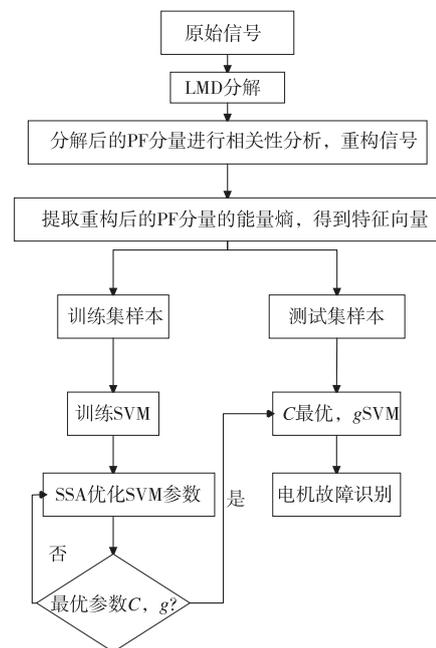


图 1 电机轴承故障诊断流程图

Fig. 1 The flow chart of motor bearing fault diagnosis

5 电机轴承故障诊断仿真实验

5.1 原始信号预处理

电机故障方面也有很多实验结果,本次的仿真实验采用的是美国凯斯西储大学实验室的轴承故障实验数据。电机的数据可以参考表 1。首先采集 4 种电机轴承故障的原始信号,根据实验室里采集到轴承故障振动信号,可以仿真出不同故障情况下的波形时域图,如图 2 所示,振动信号是杂乱无序的,并且也没有大的冲击波,所以单靠原始信号还是无法准确快速地进行区分。

从原始故障信号时域图中观察得出还是有噪声影响的,所以在进行 LMD 分解前需要对其进行降噪处理,采用小波阈值的方法对原始故障信号进行处理,图 3—图 5 分别是 3 个故障类型的阈值降噪图,其中每

个图中包含了硬阈值、软阈值和固定阈值法这 3 种不同的降噪法,很明显可以看出固定阈值法的降噪比较好,所以本次实验也将采取这种方法进行分析。具体的结果还需要看具体数据实验,不同的故障数据可能有一点差别,但是都不会影响到故障特征的提取。

表 1 电机参数表

Table 1 Motor parameters

电机轴承位置	轴承节径	外径	内径	滚动体直径	转速
数据参数	39.04 mm	52 mm	25 mm	7.94 mm	1 791 r/min
故障类型	内圈故障	外圈故障	滚动体故障	采样频率	转频
特征频率	162.1 Hz	105.8 Hz	141.2 Hz	12 kHz	29.95 Hz

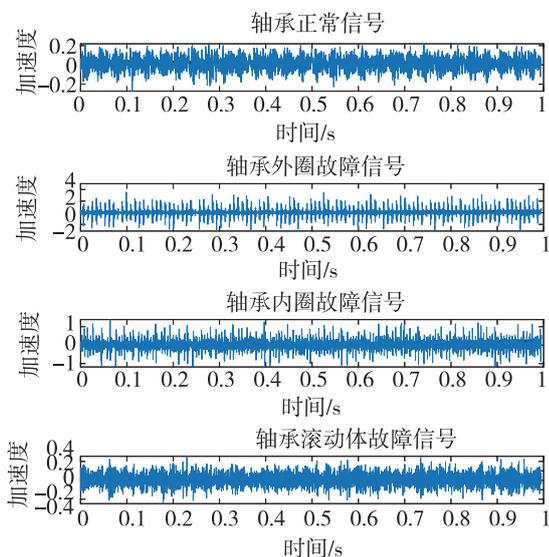


图 2 原始信号图

Fig. 2 Original signal diagram

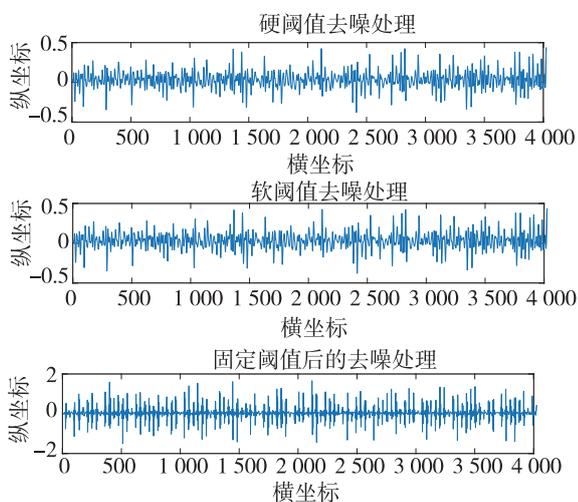


图 3 外圈降噪图

Fig. 3 Noise reduction of outer ring

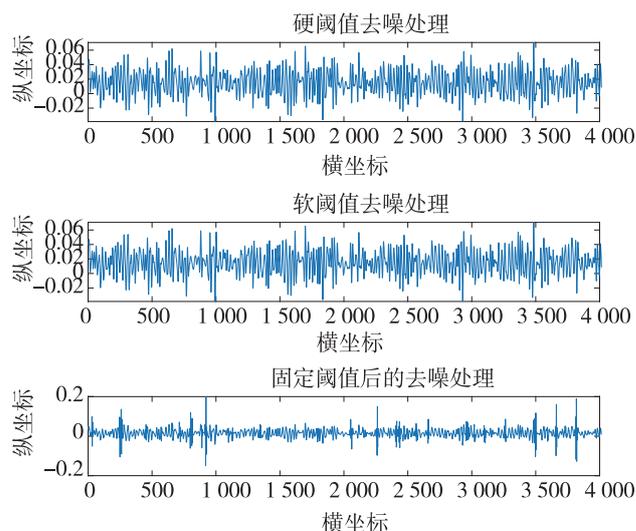


图 4 滚动体降噪图

Fig. 4 Noise reduction diagram of rolling body

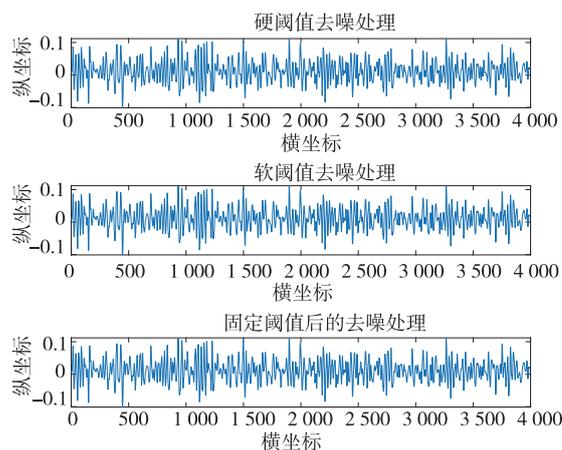


图 5 内圈降噪图

Fig. 5 Noise reduction diagram of inner ring

5.2 LMD 分解与重构

经过小波降噪后的故障信号就要开始进入 LMD 的分解操作,处理的结果会得到多个 *PF* 分量^[11-13]。再将它们与原始的故障信号做相关性分析,去掉关系不大的一些影响分量,把剩下下来的其他的分量进行重构。LMD 分解的结果如下面 4 个状态分解图所示:

由图 6—图 9 可以看得出来,经过了 LMD 分解的原始信号在前几个 *PF* 分量中信号强度比较明显^[6]。后面的 *PF*4 和残余量的幅值都比较小,所以需要进行筛选。LMD 的分解过程比较明显地反映出信号的频率特征。如果某个 *PF* 分量有比较高的原始振动信号中的特征频率的话,那么它们之间就会存在着比较高的相关性,反之相关性系数就不会那么大。所以接下来准备将所有的 *PF* 分量与原始信号做一个相关性分析,去除相关性低的分量,将其余的分量进行一次重构。由于篇幅的限制,在这里就列出滚动体故障的相关性分析表,如表 2 所示,列出了 6 组数据和他们的平均值。

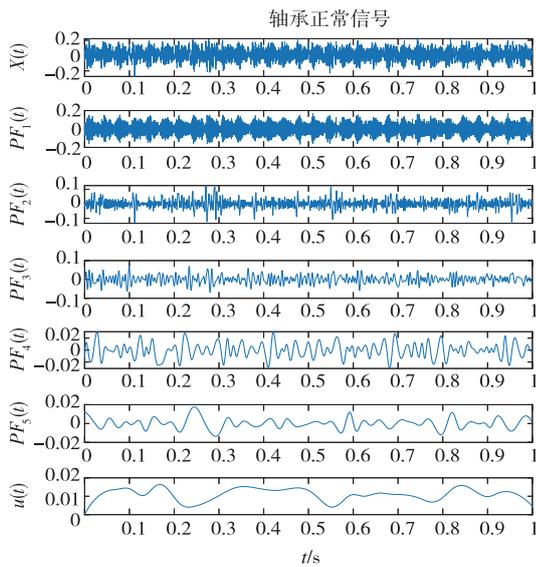


图 6 正常信号的 LMD 分解图

Fig. 6 LMD decomposition diagram of normal signals

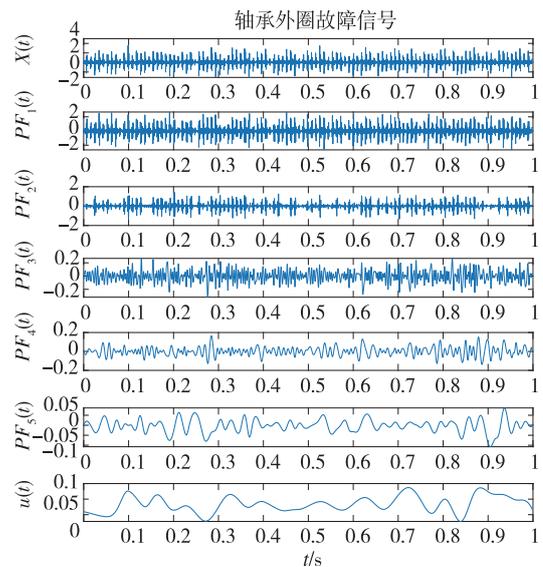


图 9 外圈故障信号的 LMD 分解图

Fig. 9 LMD decomposition diagram of outer ring fault signal

取出相关性系数大于 0.01 的 PF 分量进行信号重构,从表 2 中判断出来, $PF_1 \sim PF_4$ 分量的相关性系数是满足要求的,所以将它们进行重构。其他几种故障信号的相关性也能通过这种方法获得。然后进行故障信号重构,分解出相对应信号的多个 PF 分量,再求出它们的能量熵(图 10—图 13),进行特征的提取,从中抽出多组的分量能量熵作为特征向量。把它们分别输入以下实验的 3 种不同的诊断模型中。

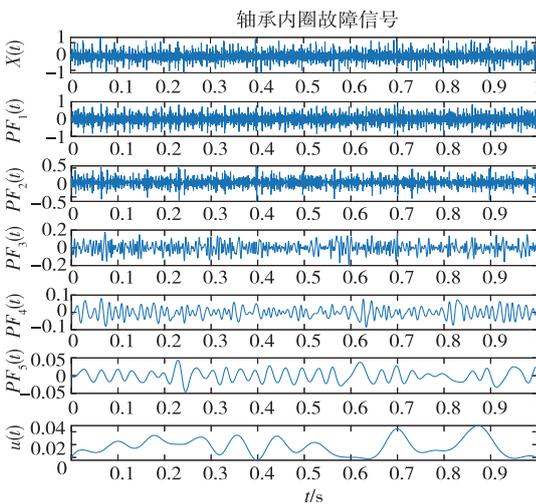


图 7 内圈故障信号的 LMD 分解图

Fig. 7 LMD decomposition diagram of inner ring fault signal

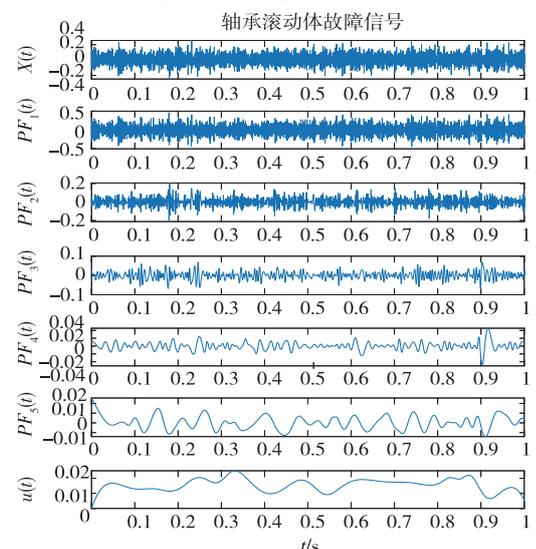


图 8 滚动体故障信号的 LMD 分解图

Fig. 8 LMD decomposition diagram of rolling body fault signal

表 2 PF 分量与原始信号的相关性

Table 2 Correlation between PF components and original signals

组数	PF_1	PF_2	PF_3	PF_4	PF_5	$u(t)$
1	0.935 7	0.253 7	0.046 5	0.011	0.003 7	0.002 3
2	0.921	0.232 4	0.039 1	0.021	0.002 3	0.002 1
3	0.942 3	0.281	0.052 1	0.023	0.003 8	0.002
4	0.95	0.218	0.062 4	0.009	0.004 2	0.001 2
5	0.910 2	0.286	0.018 1	0.018	0.006 3	0.001 8
6	0.923 8	0.202	0.045 6	0.032	0.004 2	0.001 7
平均值	0.930 5	0.245 52	0.043 9	0.019	0.004 8	0.001 85

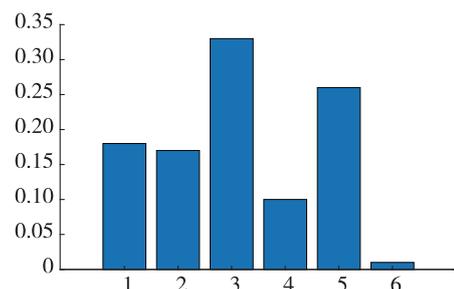


图 10 正常信号能量熵

Fig. 10 Energy entropy of normal signal

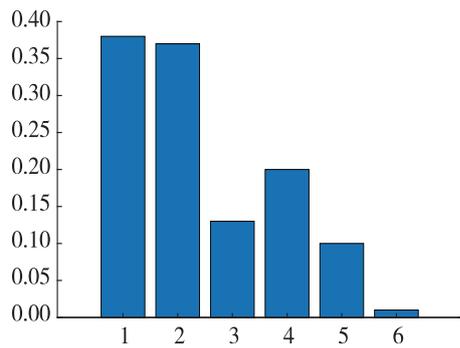


图 11 外圈故障能量熵

Fig. 11 Energy entropy of outer ring fault

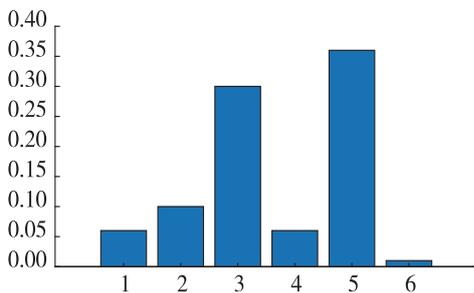


图 12 内圈故障能量熵

Fig. 12 Energy entropy of inner ring fault

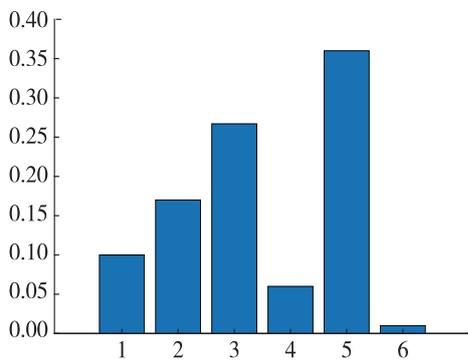


图 13 滚动体故障能量熵

Fig. 13 Energy entropy of rolling body fault

5.3 SSA-SVM 故障诊断

本文采用 MATLAB 编程语言来构建 SSA-SVM 模型,把 LMD 分解提取出来的 4 种故障信号状态取 600 组样本,随机地抽取 480 组样本作为训练集,剩下的 120 组作为测试集,经过训练集的输入,利用 SSA 对 SVM 的参数进行最优解的组合。然后将最优参数代入再次进行测试,观察此时的准确率。实验结果如图 14—图 16。

观察图 14 可以看出 SSA 的准确率已经非常高,此时 SVM 最优参数 $C=390, g=18.7$ 。为了展现出提出的诊断模型的优越性,构建了另外的两种模型:PSO-SVM 和 SVM 模型来对处理好的故障信号进行分类,分别使用上述样本来预测故障类型,仿真结果如图 15 和图 16。把 3 种模型的诊断结果做个比较,见表 3。

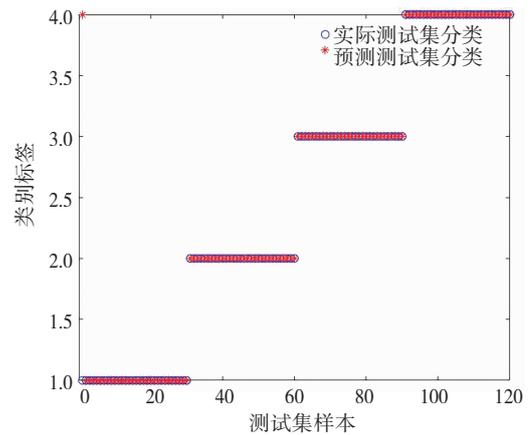


图 14 SSA-SVM 预测结果

Fig. 14 Prediction results of SSA-SVM

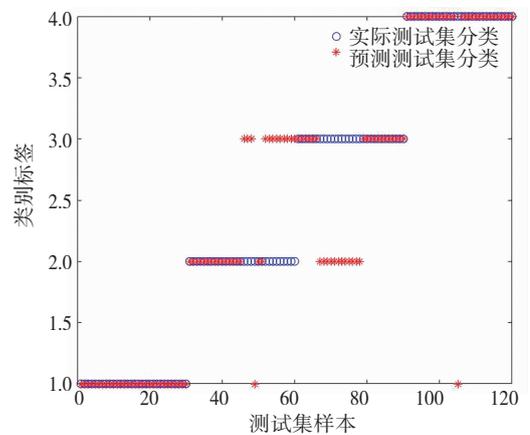


图 15 PSO-SVM 预测结果

Fig. 15 Prediction results of PSO-SVM

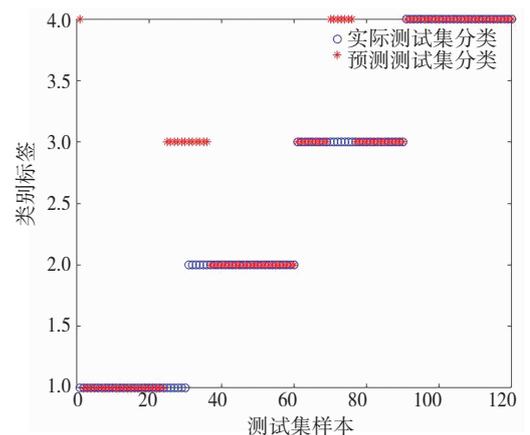


图 16 SVM 预测结果

Fig. 16 Prediction results of SVM

表 3 模型诊断结果对比

Table 3 Comparison of model diagnosis results

算法	识别组数(60)	正确率/%
SSA-SVM	119	99.2
PSO-SVM	100	83.30
SVM	94	78.3

由 Matlab 仿真结果可以看到,经过 SSA 和 PSO 优化参数之后的 SVM 的分类表现得更加好,它们之间的比较结果表明 SSA 的识别率最好。通过小波降噪后的 LMD 分解得到的 4 种故障信号的能量熵,SSA-SVM 在 120 个测试样本中识别出 119 个,准确率为 99.2%,实验证明 SSA-SVM 模型有着高效的诊断能力。

6 结束语

本文研究了 SSA-SVM 算法,用它来对遇到的电机轴承发生故障时进行分类操作。结合了小波降噪和 LMD 分解两种方法,得到起始的 PF 分量,再经过筛选得到与原始信号相关性大的 PF 分量重构,提取此时的 PF 分量中的能量熵构建特征向量,输入到 SSA-SVM 模型里面进行故障识别,在上述实验中可以清楚地看到准确率得到了很大的提高,比较了 PSO-SVM 模型和 SVM 模型,结果明显好于其他两种,所以本文所提出的 SSA-SVM 模型是很适应于故障诊断的,日后也可以应用于其他领域的故障诊断中。

参考文献(References):

- [1] 蓝雄,刘胜永. 轴承故障稀疏编码特征提取与多分类 SVM 识别[J]. 机械设计与制造, 2020(10): 182—186.
LAN Xiong, LIU Sheng-yong. Sparse coding feature extraction and multi-classification SVM recognition for bearing faults[J]. Machinery Design & Manufacture, 2020 (10): 182—186.
- [2] 唐贵基,庞彬. ITT 变换在风电机组滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(9): 83—89.
TANG Gui-ji, PANG Bin. Application of ITT transform in rolling bearing fault diagnosis of wind turbine [J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(9): 83—89.
- [3] 谢国民,佟莹,陆文斌. 小波在采煤机异步电动机故障诊断中的应用[J]. 控制工程, 2013, 20(4): 711—714.
XIE Guo-min, TONG Ying, LU Wen-bin. Application of wavelet in shearer asynchronous motor fault diagnosis [J]. Control Engineering of China, 2013, 20(4): 711—714.
- [4] 张澎涛. 齿轮箱故障振动信号去噪及特征提取算法研究[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2014.
ZHANG Peng-tao. Research on denoising and feature extraction algorithm of gearbox fault vibration signal [D]. Harbin: Northeast Forestry University, 2014.
- [5] 汤安迪,韩统,徐登武. 基于混沌麻雀搜索算法的无人机航迹规划方法[J]. 计算机应用, 2021, 41(7): 2128—2136.
TANG An-di, HAN Tong, XU Deng-wu. UAV track planning method based on chaotic sparrow search algorithm [J]. Computer Applications, 2021, 41 (7): 2128—2136.
- [6] 赵伟杰,杨乐乐,郝旺身,等. 奇异值分解与 LMD 结合的滚动轴承故障诊断研究[J]. 机械设计与制造, 2018 (5): 51—54.
ZHAO Wei-jie, YANG Le-le, HAO Wang-shen, et al. Research on fault diagnosis of rolling bearing based on singular value decomposition and LMD[J]. Mechanical Design and Manufacturing, 2018 (5): 51—54.
- [7] HAN M H, PAN J L. A fault diagnosis method combined with LMD, sample entropy and energy ratio for roller bearings[J]. Measurement, 2015, 76(2): 7—19.
- [8] 张玉学,潘宏侠. 局域均值分解与矩阵分形的自动机故障诊断[J]. 机械设计与制造, 2017(7): 144—147.
ZHANG Yu-xue, PAN Hong-xia. Automata fault diagnosis based on local mean decomposition and matrix fractal [J]. Mechanical Design and Manufacturing, 2017 (7): 144—147 .
- [9] 张华,曾文韬,鄢威. 基于符号动力学信息熵与 SVM 的液压泵故障诊断[J]. 振动. 测试与断, 2017, 37(2): 288—293+403—404.
ZHANG Hua, ZENG Wen-tao, YAN Wei. Fault diagnosis of hydraulic pump based on symbolic dynamics information entropy and SVM[J]. Vibration. Test and Disconnection, 2017, 37 (2): 288—293 + 403—404 .
- [10] 刘永亮. 基于振动信号多特征与 PSO-SVM 的齿轮箱关键部件故障诊断方法研究[D]. 包头: 内蒙古科技大学, 2016.
LIU Yong-liang. Research on fault diagnosis method of key components of gearbox based on multi feature of vibration signal and PSO-SVM [D]. Baotou: Inner Mongolia University of Science and Technology, 2016.
- [11] 李怡,李焕锋,刘自然. 基于 CEEMDAN 多尺度熵和 SSA-SVM 的滚动轴承故障诊断研究 [J]. 机电工程, 2021, 38 (5): 599—604.
LI Yi, LI Huan-feng, LIU Zi-ran. Research on rolling bearing fault diagnosis based on CEEMDAN multi-scale entropy and SSA-SVM [J]. Electromechanical Engineering, 2021, 38 (5): 599—604.
- [12] 高兵,郑雅,秦静. 基于麻雀搜索算法改进粒子群优化算法的网络入侵检测方法[J/OL]. 计算机应用: 1—7[2021-12-07].
GAO Bing, ZHENG Ya, QIN Jing. Optimization algorithm [J/OL] Computer Application: 1—7 [2021-12-07].
- [13] 孙喜晨,贺仁亚,封举富. 一种新的分类方法——属性均值聚类属性支持向量机(AMC-ASVM) [J]. 北京大学学报(自然科学版), 2007(1): 82—84.
SUN Xi-chen, HE Ren-ya, FENG Ju-fu. A new classification method-attribute mean clustering attribute support vector machine (AMC-ASVM) [J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitat Pekinensis, 2007(1): 82—84.