

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211049

## ISSA 优化 SVM 的电机滚动轴承故障诊断\*

杨旭<sup>1,2</sup> 张涛<sup>1,2</sup> 李玉梅<sup>1,2</sup> 刘洪<sup>1,2</sup>

(1.北京信息科技大学高动态导航技术北京市重点实验室 北京 100101;

2.北京信息科技大学现代测控技术教育部重点实验室 北京 100101)

**摘要:**针对电机轴承易发生故障,传统故障诊断方法具有耗时长、诊断精度低、调节参数多等问题,提出一种改进麻雀搜索算法 ISSA 优化支持向量机 SVM 的轴承故障诊断方法。该分类算法在传统麻雀寻优算法中引入改进 Tent 混沌映射、鸡群算法随机跟随策略、自适应 t 分布与动态选择策略,首先采用 CEEMDAN 能量熵对振动信号进行分解,选取与原信号相关性最大的 5 个 IMF 分量的能量熵值作为特征向量,然后输入到 ISSA-SVM 分类器中进行轴承故障诊断。分别与 PSO-SVM、GWO-SVM、SSA-SVM 分类模型进行实验对比,结果表明 ISSA-SVM 诊断模型的诊断精度最高可达到 100%。

**关键词:**支持向量机;滚动轴承;麻雀搜索算法;相关系数

**中图分类号:** TH113 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.8

## ISSA optimizes SVM's motor rolling bearing fault diagnosis

Yang Xu<sup>1,2</sup> Zhang Tao<sup>1,2</sup> Li Yumei<sup>1,2</sup> Liu Hong<sup>1,2</sup>

(1. Beijing Key Laboratory of High Dynamic Navigation Technology, Beijing Information Science &amp; Technology University,

Beijing 100101, China; 2. Key Laboratory of Modern Measurement &amp; Control Technology, Ministry of Education,

Beijing Information Science &amp; Technology University, Beijing 100101, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of motor bearings being prone to failure, the traditional fault diagnosis method has long time, low diagnostic accuracy and many adjustment parameters, and this paper proposes a bearing fault diagnosis method for support vector machine SVM optimized by improving sparrow algorithm ISSA. The classification algorithm introduces improved Tent chaos mapping, flock algorithm random following strategy, adaptive t distribution and dynamic selection strategy in the traditional sparrow optimization algorithm, and first uses CEEMDAN energy entropy to decompose the vibration signal, selects the energy entropy values of the five IMF components with the greatest correlation with the original signal as the eigenvector, and then inputs it to the ISSA-SVM classifier for bearing fault diagnosis. Experimental comparison with PSO-SVM, GWO-SVM and SSA-SVM classification models shows that the diagnostic accuracy of the ISSA-SVM diagnostic model can reach up to 100%.

**Keywords:** support vector machine; rolling bearing; sparrow search algorithm; correlation coefficient

## 0 引言

滚动轴承是旋转机械中的关键组成部分,一旦发生损坏,将会影响旋转机械的正常使用甚至会引发系统瘫痪,造成严重的后果<sup>[1-3]</sup>,因此检测滚动轴承故障情况十分必要。滚动轴承振动信号具有非线性、非平稳等特征,轴承故障特征提取方法已经成为轴承故障领域的研究热点。

时频分析方法已经逐渐成为近年来主要的故障特征提

取方法,其中集合经验模态分解在轴承故障诊断领域被广泛应用,但该算法具有工作量大、重构信号中伴随残余噪声等缺陷。针对这种情况 Torres 等提出了一种具有自适应白噪声的完整集成经验模态分解方法(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN)<sup>[4]</sup>,该算法在较少的平均次数下就可以具有较好的完备性,计算速度更快,效率更高。在故障诊断方面,支持向量机(support vector machine, SVM)<sup>[5-8]</sup>被广泛应

收稿日期:2022-08-12

\* 基金项目:北京信息科技大学重点研究培育项目(2121YJPY220)、北京市教委一般项目(KM202111232004)、中国石油天然气集团有限公司-中国石油大学(北京)战略合作科技专项(ZLZX2020-03)资助

用,其在解决小样本、非线性问题中表现性良好。在 SVM 中,核参数以及惩罚因子的值对于诊断准确度具有决定性作用,为了提高诊断精度,张小龙等<sup>[9]</sup>提出一种基于粒子群算法优化支持向量机(particle swarm optimization-support vector machine, PSO-SVM)的滚动轴承故障诊断方法,时培明等<sup>[10]</sup>提出一种基于遗传算法优化支持向量机(genetic algorithm-support vector machine, GA-SVM)的滚动轴承故障诊断方法,但传统的寻优算法在优化 SVM 的参数时,容易陷入局部最优,并且具有寻优速度慢,调节参数多等问题,进而导致轴承故障分类精度较低。伴随着麻雀寻优算法的提出,李怡等<sup>[11]</sup>提出一种基于麻雀算法优化支持向量机(sparrow search algorithm-support vector machine, SSA-SVM)的轴承故障诊断方法,故障诊断效果良好。但该算法容易在靠近全局最优解时,陷入“早熟”现象,仍然存在收敛精度低的问题。

针对上述问题,本文提出一种基于 CEEMDAN 和改进麻雀搜索算法优化 SVM 的滚动轴承故障诊断方法。首先,利用 CEEMDAN 方法将振动信号进行分解,得到一系列本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)分量,计算各个分量与原始信号之间的相关系数,选取相关系数最大的 5 个 IMF 分量的能量熵作为特征向量。通过引入改进 Tent 混沌映射与自适应 t 分布动态选择策略,并且将鸡群优化算法<sup>[12]</sup>中的随机跟随策略引入到加入者位置更新过程中改进麻雀搜索算法。构建改进麻雀算法优化支持向量机(improved sparrow search algorithm-support vector machine, ISSA-SVM)的故障分类模型,在空载以及 1 hp 负载电机滚动轴承的诊断实例表明,本文所提方法在诊断精度上有很大提高。

## 1 故障特征提取

### 1.1 基于 CEEMDAN 的振动特征提取

CEEMDAN 分解方法是在经验模态分解<sup>[13]</sup>(empirical mode decomposition, EMD)的基础上加以改进,同时借用了集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)方法中加入高斯噪声以及多次叠加并平均以抵消噪声的思想。该算法的优势体现在以下 3 个方面:完备性,在较小的平均次数下就可以有很好的完备性;计算速度更快,相较于 EEMD<sup>[14]</sup>,不需要太多平均次数,可以缩短特征提取时间;具有更好的模态分解结果, EEMD 分解会出现多个幅值很小的低频 IMF 分量,但是这些分量对于信号分析意义不大, CEEMDAN 分解方法可以减少这些分量数目。

### 1.2 能量熵

能量熵<sup>[15]</sup>的容错性比较强,轴承振动信号分解之后,产生的 IMF 分量对应的能量分布均匀性不同,电机发生故障时,能量会集中在某些特定频段,熵值大小可以反映出能量分布的均匀性,因此,可以选择能量熵作为特征向量,算

法如下:

1)对轴承振动信号进行 CEEMDAN 分解,获得 IMF 分量;

2)计算各个分量的能量值  $E_1, E_2, \dots, E_n$ ;

3)计算能量熵  $H_{E_n}$ ;

$$H_{E_n} = - \sum_{i=1}^n p_i \log p_i \quad (1)$$

$$E = \sum_{i=1}^n E_i, p_i = E_i / E \quad (2)$$

4)构造特征向量;

$$\mathbf{T} = \left[ \frac{E_1}{E}, \frac{E_2}{E}, \dots, \frac{E_n}{E} \right] \quad (3)$$

## 2 基于改进麻雀搜索算法的参数优化

### 2.1 传统麻雀搜索算法

麻雀搜索算法<sup>[16]</sup>是 2020 年提出的一种新型元启发式算法,该算法是受到麻雀的觅食以及反捕食行为的启发而提出的,算法新颖,寻优能力强、收敛速度快,原理如下:

麻雀种群内部分为发现者、加入者与侦查者。发现者负责为整体寻找觅食区域以及方向,加入者根据发现者提供的信息获取食物,为了获得食物,发现者与加入者的身份是动态变化的。由  $n$  只麻雀组成的种群可以表示为如下形式:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \dots & x_{1,d} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \dots & x_{2,d} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n,1} & x_{n,2} & \dots & x_{n,d} \end{bmatrix} \quad (4)$$

适应度函数表示为:

$$\mathbf{F}_X = \begin{bmatrix} \lambda [x_{1,1} \ x_{1,2} \ \dots \ x_{1,d}] \\ \lambda [x_{2,1} \ x_{2,2} \ \dots \ x_{2,d}] \\ \vdots \\ \lambda [x_{n,1} \ x_{n,2} \ \dots \ x_{n,d}] \end{bmatrix} \quad (5)$$

发现者位置更新迭代公式如下:

$$x_{i,d}^{t+1} = \begin{cases} x_{i,d}^t \cdot \exp\left(\frac{-i}{a \cdot T}\right), & R_2 < ST \\ x_{i,d}^t + Q \cdot L, & R_2 \geq ST \end{cases} \quad (6)$$

式中:  $T$  代表当前迭代次数,  $\alpha$  为  $0 \sim 1$  的随机数,  $R_2$  表示  $0 \sim 1$  的报警值,  $ST$  表示  $0.5 \sim 1$  的安全阈值,  $Q$  表示服从正态分布的随机数,  $L$  为  $1 \times d$  的矩阵,矩阵内每个元素都为 1。当  $R_2 < ST$  时,周围没有捕食者,可以继续执行广泛的搜索操作,  $R_2 \geq ST$  时,发现捕食者,此时麻雀需要飞往安全地方进行觅食。

加入者的位置更新公式如下:

$$x_{i,d}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{X_{worst}^t - X_{ij}^t}{i^2}\right), & i > \frac{n}{2} \\ X_p^{t+1} + |X_{ij}^t - X_p^{t+1}| \cdot A^+ \cdot L, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $X_p$  表示当前全局最优位置,  $X_{worst}$  表示全局最差位置,  $A$  表示 1 或  $-1$  的随机数,  $A^+ = A^T \cdot A^T \cdot (AA^T)^{-1}$

侦察者的位置更新公式如下:

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{ij}^t - \beta \cdot |X_{ij}^t - X_b^t|, & f_i > f_j \\ X_{ij}^t + K \cdot \left( \frac{|X_{ij}^t - X_b^t|}{(f_i - f_w) + \epsilon} \right), & f_i = f_j \end{cases} \quad (8)$$

式中:  $X_b^t$  为当前全局最优位置,  $\beta$  为服从标准正态分布的随机数,  $K$  为  $0 \sim 1$  的随机数,  $f_i$  为当前适应度,  $f_g$ 、 $f_w$  为当前全局最佳和最差适应度。

### 2.2 麻雀算法改进

#### 1) 改进 Tent 混沌映射

在优化领域,混沌映射可以用于代替伪随机数生成器,生成  $0 \sim 1$  的混沌数字,利用混沌序列进行种群初始化,常常会取得比伪随机数更好的效果。常见的混沌映射有 Logistic 映射与 Tent 映射<sup>[17]</sup>,如图 1 所示。

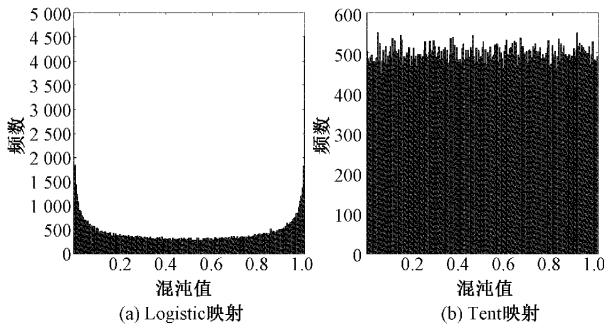


图 1 混沌序列分布图

相较于 Logistic 映射, Tent 映射结构简单,分布更均匀,将 Tent 映射引入到麻雀搜索算法中,可有效保持种群多样性,有利于跳出全局最优,表达式如下:

$$x_{i+1} = \begin{cases} 2x_i, & 0 \leq x \leq \frac{1}{2} \\ 2(1-x_i), & \frac{1}{2} < x \leq 1 \end{cases} \quad (9)$$

对上式进行伯努利变化:

$$x_{i+1} = (2x_i) \bmod 1 \quad (10)$$

Tent 序列中存在不稳定周期点,为改善这一缺陷,在原有表达式中引入随机变量  $rand(0,1) \times \frac{1}{N_T}$ ,改进后的表达式为:

$$x_{i+1} = \begin{cases} 2x_i + rand(0,1) \times \frac{1}{N_T}, & 0 \leq x \leq \frac{1}{2} \\ 2(1-x_i) + rand(0,1) \times \frac{1}{N_T}, & \frac{1}{2} < x \leq 1 \end{cases} \quad (11)$$

对上式进行伯努利变化:

$$x_{i+1} = (2x_i) \bmod 1 + rand(0,1) \times \frac{1}{N_T} \quad (12)$$

式中:  $N_T$  表示混沌序列中的粒子个数。

#### 2) 加入者位置更新改进

传统 SSA 算法中,种群多样性容易受到加入者位置更

新影响,当加入者逼近最优位置时,种群多样性降低,会增大陷入局部最优的可能性。将鸡群优化算法中的随机跟随策略引入到 SSA 中的加入者位置更新过程中,不仅可以保持原有的收敛性,还可以保证种群多样性,改进后的加入者跟随位置更新表达式如下:

$$x_{i,d}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{X_{worst}^t - X_{ij}^t}{i^2}\right), & i > \frac{n}{2} \\ X_{i,d}^t + S_3 rand(0,1)(X_{kj}^t - X_{i,d}^t), & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

式中:  $S_3 = \exp(f_s - f_i)$ 。

#### 3) 自适应 t 分布与动态选择

学生 t 分布简称为 t 分布<sup>[18]</sup>,该分布的形态变化与自由度大小有关,当自由度为 1 时,t 分布变为柯西分布,当自由度为无穷时,t 分布变为高斯分布,自由度越小,t 分布曲线越低平,函数分布如图 2 所示。

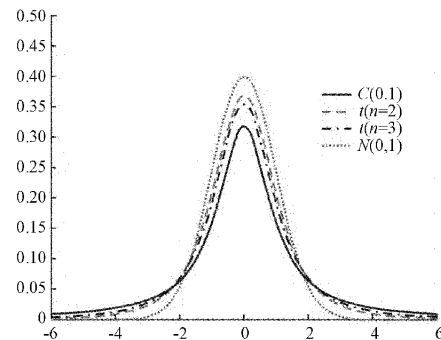


图 2 柯西分布、t 分布、高斯分布概率密度图对比

将 t 分布引入到麻雀位置更新公式中,可以进一步平衡算法前期全局开发以及后期局部探索能力,位置更新迭代公式如下:

$$X_i^{t+1} = X_i^t + X_i^t \cdot t(ite\text{r}) \quad (14)$$

t 分布随机干扰项的增加,虽然可以提高算法性能,但是对每个个体均使引入变异算子,会阻碍算法本身的优势,增加迭代时间,因此需要采取动态选择策略,通过概率  $p$  来调节变异算子的使用频率,计算公式如下:

$$p = \omega_1 - \omega_2 \times (\max\text{ iter} - \text{ite\text{r}}) / \max\text{ iter} \quad (15)$$

其中,  $\max\text{ iter}$  表示最大迭代次数,  $\text{ite\text{r}}$  表示当前迭代次数,  $\omega_1 = 0.5$ ,  $\omega_2 = 0.1$ 。

### 2.3 改进麻雀算法性能测试

为验证 ISSA 算法有效性,选取四个标准函数进行算法性能测试,函数相关信息如表 1 所示,测试函数三维图像如图 3 所示。

表 1 测试函数信息表

序号	函数名称	维度	搜索空间
F1	<i>Sphere</i>	30	$[-100, 100]$
F2	<i>Schweffel 2.22</i>	30	$[-100, 100]$
F3	<i>Schweffel 1.2</i>	30	$[-100, 100]$
F4	<i>Schweffel 2.21</i>	30	$[-100, 100]$

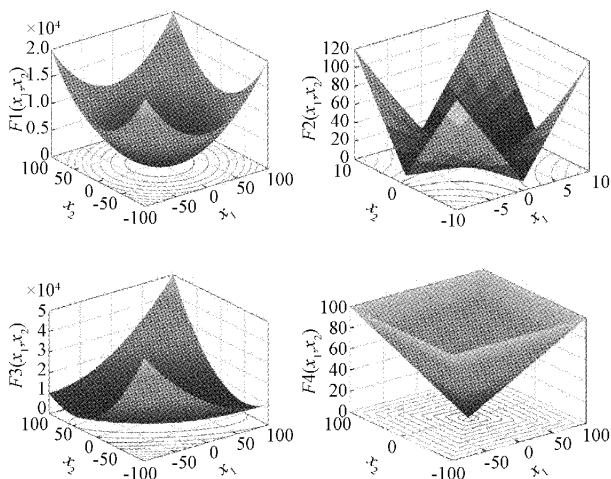


图 3 测试函数 3 维图像

设置算法最大迭代次数为 500 次,种群数量为 25,对 ISSA 与 SSA 进行性能比较,以平均值(*mean*)和方差(*var*)作为测试指标,结果如表 2 所示。

表 2 4 种标准函数测试结果

函数	指标	SSA	ISSA
F1	<i>mean</i>	$3.04 \times 10^{-2}$	$8.26 \times 10^{-4}$
	<i>var</i>	$2.58 \times 10^{-2}$	$2.15 \times 10^{-3}$
F2	<i>mean</i>	$1.75 \times 10^0$	$5.31 \times 10^{-2}$
	<i>var</i>	$2.36 \times 10^0$	$1.68 \times 10^{-2}$
F3	<i>mean</i>	$1.16 \times 10^{-1}$	$4.10 \times 10^{-3}$
	<i>var</i>	$4.20 \times 10^{-1}$	$2.07 \times 10^{-2}$
F4	<i>mean</i>	$5.36 \times 10^0$	$3.75 \times 10^{-2}$
	<i>var</i>	$9.28 \times 10^{-1}$	$1.59 \times 10^{-1}$

从表 2 中可以看出,ISSA 的平均值以及方差都小于 SSA,说明改进后的麻雀寻优算法相较于传统麻雀寻优算法,可以更稳定的寻找到接近理论极值的值,具有更好的寻优效果。

### 3 ISSA-SVM 轴承故障诊断实验

#### 3.1 数据选择

本文采用美国凯斯西储大学实验数据进行测试,以 12 kHz 的采样频率采集轴承正常状态、外圈故障、滚动体故障、内圈故障下对应于不同故障直径下的数据,绘制不同故障直径下 4 种状态对应的振动数据,如图 4~6 所示。

设置 10 种标签类型,每类标签对应 50 组数据样本,其中每个样本对应 2 048 个采样点,30 组样本作为训练集,剩余 20 组样本作为测试集,具体分类如表 3 所示。

#### 3.2 特征提取

首先,以轴承外圈 0.177 8 mm 故障为例,利用 CEEMDAN 对振动数据进行分解,获得相对应的 10 个

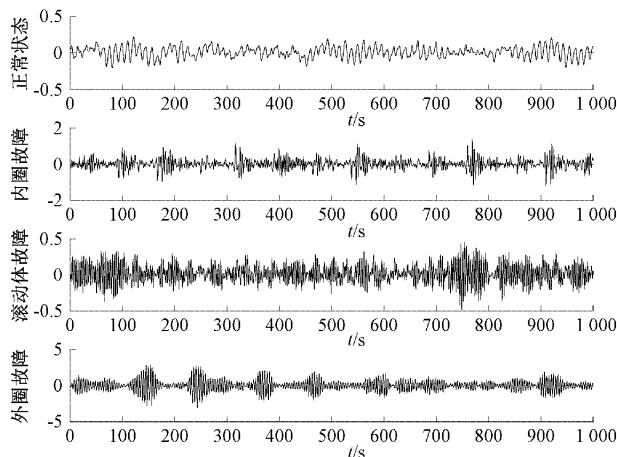


图 4 0.177 8 mm 故障不同状态下信号波形图

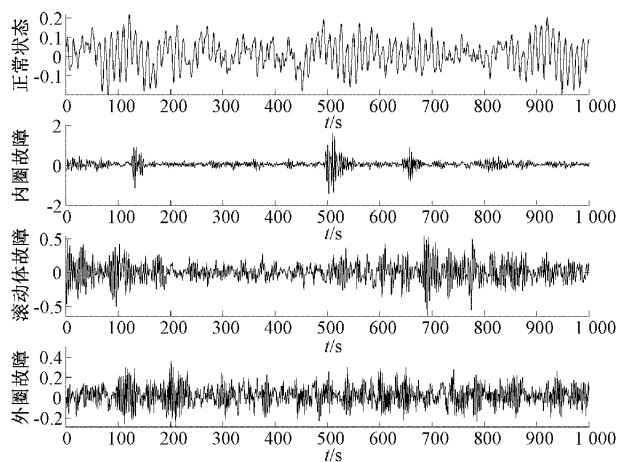


图 5 0.355 6 mm 故障不同状态下信号波形图

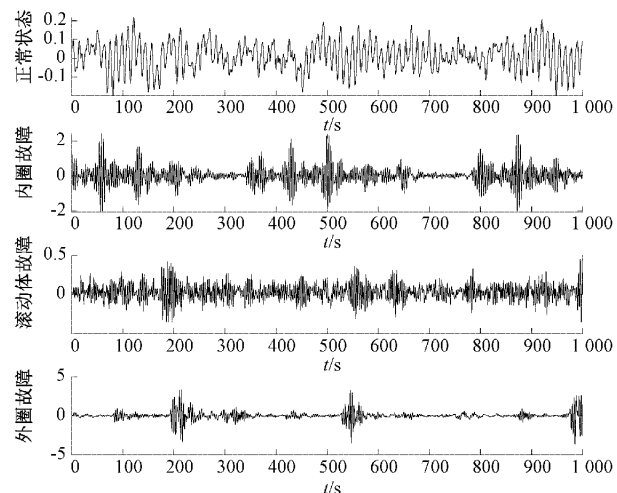


图 6 0.533 4 mm 故障不同状态下信号波形图

IMF 分量,采用相关系数法计算出各个分量与原始信号之间的相关性,如表 4 所示。选取与原信号相关性比较强的 5 个 IMF 分量,可有效避免数据冗余所造成的诊断耗时长等问题。

表 3 数据分类表

数据类型	故障直径/ mm	标签	训练 样本数	测试 样本数
正常状态	0	0	30	20
	0.177 8	1	30	20
内圈故障	0.355 6	2	30	20
	0.533 4	3	30	20
	0.177 8	4	30	20
滚动体故障	0.355 6	5	30	20
	0.533 4	6	30	20
	0.177 8	7	30	20
外圈故障	0.355 6	8	30	20
	0.533 4	9	30	20

表 4 各分量相关系数表

IMF 分量	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5
相关系数	0.994 1	0.080 2	0.068 6	0.042 2	0.024 4
IMF 分量	IMF6	IMF7	IMF8	IMF9	IMF10
相关系数	0.014 9	0.005 6	0.001 3	0.001 1	$6.816 9 \times 10^{-4}$

对选取出来的前五个 IMF 分量求解能量熵以及归一化处理,构造特征向量,原始振动信号以及前 5 个 IMF 分量波形图如图 7 所示。

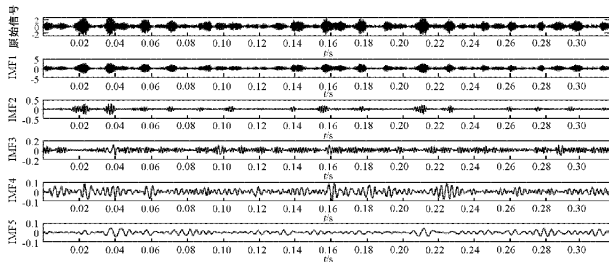


图 7 原始信号与 IMF 分量波形图

对分解得到的前 5 个 IMF 分量求解能量熵,最后进行归一化处理,采用能量百分比构造特征向量,4 种不同轴承状态下的能量对比柱状图如图 8 所示,由图 8 可知,不同工况对应能量熵值差别较大,特征较为明显。

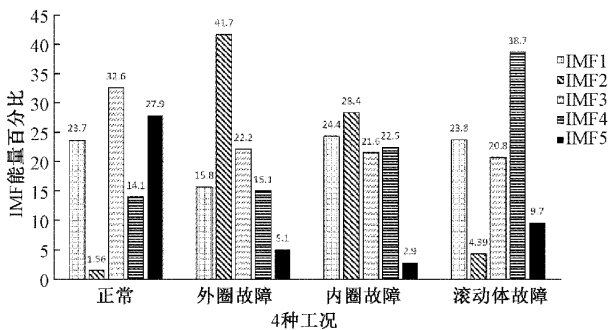


图 8 不同工况能量熵值对比图

### 3.3 轴承故障识别

在电机空载状态下,按照表 3 所示的方式分别提取轴承不同状态下对应的振动数据,其中 30 组作为训练集,剩余 20 组作为测试集,测试样本预测效果如图 9 及图 10 所示,ISSA-SVM 模型的单次分类准确率最高可达 100% (200/200),比 SSA-SVM 模型的分分类准确率提高 1.5%。

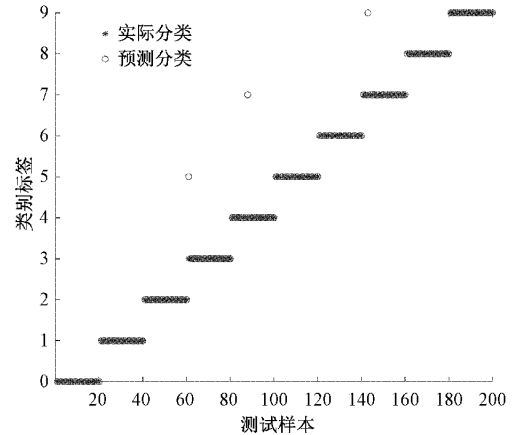


图 9 SSA-SVM 分类效果图

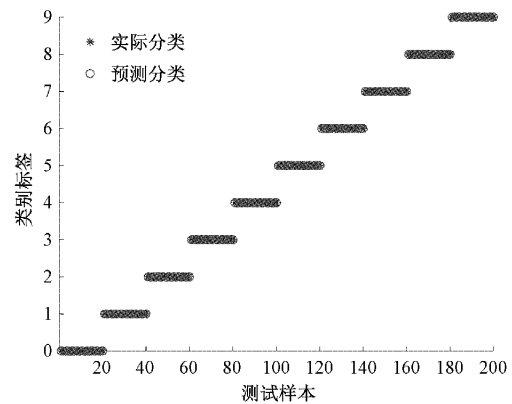


图 10 ISSA-SVM 分类效果图

在电机 1 hp 负载状态下,分别选取在 0.177 8 mm、0.355 6 mm 以及 0.533 4 mm 故障直径下同轴承状态对应的振动数据,共 9 种状态,测试样本预测效果如图 11 及图 12 所示。

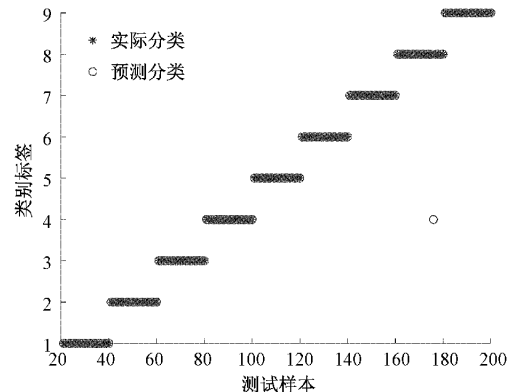


图 11 SSA-SVM 分类效果图



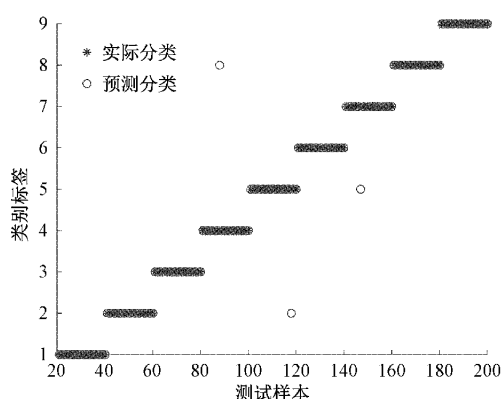


图 12 ISSA-SVM 分类效果图

所示,ISSA-SVM 模型的单次分类准确率最高可达 99.4% (179/180),比 SSA-SVM 模型的分类准确率提高 1.1%。

#### 4 对比分析

为了进一步证明改进麻雀算法优化下的 SVM 分类器优势,将特征向量分别输入到 PSO-SVM、GWO-SVM、SSA-SVM、ISSA-SVM 分类模型中,进行对比,每种分类模型的迭代次数为 50 次,种群数量为 20。用 4 种分类算法的平均准确率、最高准确率、准确率方差作为指标,对 4 种模型的性能进行分析对比,如表 5 所示。

表 5 4 种模型性能比较图

分类方法	平均准确率/%	最高准确率/%	准确率方差	平均诊断时间/s
PSO-SVM	95.74	96.13	10.25	10.47
GWO-SVM	97.28	97.95	7.83	6.82
SSA-SVM	96.97	98.50	3.58	5.73
ISSA-SVM	99.65	100	2.69	3.04

通过表 5 分析可得,PSO-SVM 模型的平均准确率为 95.74%,最高准确率为 96.13%,准确率方差为 10.25,该模型的稳定性、分类效果最差;GWO-SVM 模型较 PSO-SVM 准确率高,SSA-SVM 分类器分类准确介于两种模型之间,但模型稳定性高。ISSA-SVM 分类器在 SSA-SVM 的基础上,平均分类准确率提高了 2.68%,最高准确率提升 1.5%,并且准确率方差最小,诊断时间最短,收敛速度快,稳定性最好。综上所述,ISSA-SVM 分类器,在轴承故障诊断中表现出了更为优越的性能。

#### 5 结论

针对 SVM 在轴承故障诊断方面存在参数多、容易陷入局部最优等问题,提出了一种 CEEMDAN 结合 ISSA-SVM 的轴承故障诊断方法,该分类算法在传统麻雀寻优算法中引入改进 Tent 混沌映射、鸡群算法随机跟随策略、自

适应 t 分布与动态选择策略。

该故障诊断方法利用 CEEMDAN 能量熵以及相关系数法对振动数据进行特征提取与筛选,再利用 ISSA-SVM 分类器对特征信息进行分类。利用美国凯斯西储大学轴承数据设计对比实验,实验结果表明:相比于 PSO-SVM、GWO-SVM、SSA-SVM 模型,ISSA-SVM 模型具有诊断精度高、收敛速度快、稳定性能好等特点,在电机滚动轴承故障诊断方面,具有一定的实际应用价值。

本文研究的轴承故障诊断方法主要针对电机轴承单一元件故障情况,但是电机长期处于高转速、高负载的工作环境中,容易出现轴承多个元件同时发生故障的情况,复合故障情况较为复杂,该分类算法在故障耦合状况下存在一定的局限性。

#### 参考文献

- [1] CHOW M Y. Guest editorial special section on motor fault detection and diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2000, 47(5): 982-983.
- [2] WILLIAM T, THOMSON, FENGER M. Current signature analysis to detect induction motor faults[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2001, 12(8): 26-34.
- [3] 杨蕊,李宏坤,贺长波,等.利用最优小波尺度循环谱的滚动轴承早期故障特征提取[J].机械工程学报,2018, 54(17):208-217.
- [4] 邢响,荣剑.常见不同模态信号分解方法探讨[J].现代计算机(专业版),2018(36):7-11.
- [5] 黄晓璐,周湘贞.基于改进果蝇优化算法优化支持向量机的故障诊断[J].机械强度,2019,41(3):568-574.
- [6] 李慧,徐海亮,王浩,等.基于改进鲸鱼算法优化支持向量机的故障诊断的研究与应用[J].科学技术与工程,2022,22(13):5284-5290.
- [7] 朱哈娜,刘慧明.基于改进 VMD 与 GS\_SVM 的轴承故障诊断[J].电子测量技术,2020,43(21):71-76.
- [8] 但长林,李三雁,张彬.基于样本熵和 SVM 的滚动轴承故障诊断方法研究[J].中国测试,2020,46(11):37-42.
- [9] 张小龙,张氢,秦仙蓉,等.基于 ITD 复杂度和 PSO-SVM 的滚动轴承故障诊断[J].振动与冲击,2016, 35(24):102-107,138.
- [10] 时培明,梁凯,赵娜,等.基于分形维数和 GA-SVM 的风电机组齿轮箱轴承故障诊断[J].计量学报,2018, 39(1):61-65.
- [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.
- [12] 陈梅,侯颂原,何慧敏.基于改进鸡群算法的焊接机器人运动学逆解[J].机械设计与研究,2022,38(2):88-92,104.

- [13] 赵博,李鹤. 结合 EMD 和 LSF 的振动信号降噪方法的研究[J]. 振动. 测试与诊断, 2022, 42(3): 606-610, 624.
- [14] 李良钰,苏铁熊,马富康,等. 基于集合经验模态分解-支持向量机的高压共轨系统故障诊断方法[J]. 兵工学报, 2022, 43(5): 992-1001.
- [15] 黄鑫,张小栋,刘洪成,等. 涡轮叶片早期裂纹的三维叶尖间隙 EEMD 能量熵融合诊断方法[J]. 航空动力学报, 2020, 35(5): 918-927.
- [16] 薛建凯. 一种新型的群智能优化技术的研究与应用[D]. 上海: 东华大学, 2020.
- [17] 范九伦,张雪峰. 分段 Logistic 混沌映射及其性能分析[J]. 电子学报, 2009, 37(4): 720-725.
- [18] 李楠,薛建凯,舒慧生. 基于自适应 t 分布变异麻雀搜索算法的无人机航迹规划[J]. 东华大学学报(自然科学版), 2022, 48(3): 69-74.

#### 作者简介

杨旭, 硕士, 主要研究方向为电机轴承故障检测方法研究、电机在线监测系统设计。

E-mail: 13673283583@163.com