

# 基于 CS-BBO 优化 SVM 的汽轮机转子故障诊断\*

石志标, 葛春雪

(东北电力大学机械工程学院 吉林, 132012)

**摘要** 为了提高汽轮机转子故障诊断的准确率和识别效率,提出了一种基于混沌的生物地理学优化算法(biogeography-based optimization with chaos, 简称 CS-BBO)和支持向量机(support vector machine, 简称 SVM)相结合的故障诊断方法。首先,将混沌理论引入到生物地理学优化算法(biogeography-based optimization, 简称 BBO)中,得到 CS-BBO 算法;其次,通过 CS-BBO 算法优化 SVM 得到诊断模型的最优参数,增强 SVM 的学习能力和泛化能力;最后,通过 ZT-3 转子试验台模拟汽轮机转子故障,利用得到的 4 种状态下的试验数据验证优化模型的有效性。结果表明:CS-BBO 算法优化 SVM 的模型可以准确、高效地对汽轮机转子进行故障诊断;与 BBO 算法优化 SVM 模型相比,该方法的故障诊断准确率和识别效率更高。

**关键词** 支持向量机;参数优化;混沌生物地理学优化算法;故障诊断;汽轮机转子

**中图分类号** TK267; TH17

## 引言

汽轮机是工业生产中的重要设备,因其运行环境复杂,所以容易出现不可预知的事故。尤其是转子,一个微小的故障就可能影响整个系统的安全运行。国内外曾发生过多起因为汽轮机转子故障而导致的重大事故,对社会经济造成严重影响。因此,对汽轮机转子进行准确快速的故障诊断研究具有十分重要的现实意义<sup>[1]</sup>。

支持向量机是一种优于神经网络的机器学习算法,具有良好的推广能力,能较好地解决小样本、非线性等问题<sup>[2-3]</sup>。但 SVM 在具体应用过程中学习能力和泛化能力是由其参数决定的,因此,对其参数的优化问题显得尤为重要。目前,一般采用遗传算法、粒子群算法及退火算法等对 SVM 的参数进行优化,但这些算法都存在各自的不足。如遗传算法易陷入局部最优、收敛速度慢<sup>[4]</sup>;粒子群算法虽然收敛速度快,但局部搜索能力差,易陷入局部最优<sup>[5]</sup>。BBO 算法与其他优化算法相比,具有搜索精度高、自适应能力强、参数少及实现简单等优点,能够有效地解决全局优化问题<sup>[6]</sup>,并在函数优化、飞机传感器检测及卫星图像识别问题等实际工程优化问题求解

中获得较为成功的应用。

为提高支持向量机的故障识别准确率和识别效率,首先,将 BBO 算法与混沌思想相结合,得到一种新型混合算法 CS-BBO;其次,利用 CS-BBO 算法对支持向量机的惩罚因子  $c$  和核函数参数  $\sigma$  进行优化,得到最优诊断模型;最后,通过 ZT-3 转子试验台模拟汽轮机转子故障,得到试验数据,验证所提出的 CS-BBO 算法优化 SVM 模型的有效性,并与 BBO 算法优化 SVM 模型对比其在汽轮机转子 4 种状态下的识别准确率和识别效率。

## 1 支持向量机

### 1.1 支持向量机原理

支持向量机是一种以统计学为基础、以结构风险最小化为原则的机器学习方法,对解决小样本、非线性及高维复杂问题等方面具有明显的优势<sup>[7]</sup>。SVM 能够通过有限的样本进行学习而获得具有较强泛化能力的决策函数,其表达式为

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + b\right) \quad (1)$$

其中: $\alpha_i$  为拉格朗日乘子; $\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j$  为输入向量; $y_i$  为

\* 国家自然科学基金资助项目(51576036);吉林省科技发展计划资助项目(20100506)

收稿日期:2016-10-12;修回日期:2016-12-27

对应期望输出; $b$  为偏置常数; $K(x_i, x_j)$  为核函数。

SVM 中常用的核函数有径向基核函数(radial basis function, 简称 RBF)、多项式核函数和 Sigmoid 核函数<sup>[8-9]</sup>。其中,RBF 核函数只包含参数  $\sigma$ , 对其优化较为简单, 有利于参数优化。因此, 笔者选用 RBF 核函数作为 SVM 函数, 其函数形式为

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{x_i - x_j}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

得到的最优分类超平面为

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^l \alpha_i \exp\left(-\frac{x_i - x_j}{2\sigma^2}\right) + b\right) \quad (3)$$

## 1.2 支持向量机参数

支持向量机的参数对其学习能力和泛化能力有着十分重要的影响, 为使支持向量机能够更好地进行故障识别, 需要对支持向量机的参数进行优化。

笔者采用的是 SVM 模式识别软件包 LIBSVM, 应用该软件可以快速有效地解决大部分问题, 而且不需要太多地调整参数。

在 SVM 参数中, RBF 核函数中包含一个参数  $\sigma$ , 当  $\sigma$  较小或较大时, 支持向量机的算法推广能力和分类能力会变差<sup>[10]</sup>。惩罚因子  $c$  的作用是在错分样本数量和算法复杂程度之间寻求一个平衡点。在数据子空间确定的前提下, 通过调整算法中经验风险和置信范围比例的大小, 改变分类器的推广能力。当  $c$  取值较小时, 对经验误差的惩罚力度会减小; 当  $c$  取值较大时, 对经验误差的惩罚力度也随之增大<sup>[5]</sup>。

## 2 CS-BBO 算法优化 SVM 参数

### 2.1 生物地理学优化算法

生物地理学优化算法是一种以遗传算法和粒子群算法为基础的新型智能全局优化算法<sup>[11]</sup>。其基本思想源于生物地理学理论, 通过模拟生物群体中相邻个体的迁徙和特别个体的变异来进行信息交流, 寻找全局最优解<sup>[6]</sup>。

#### 2.1.1 迁移操作

常见的单个栖息地物种迁移率模型有 4 种: 线性迁移率模型、二次迁移率模型、指数迁移率模型和余弦迁移率模型<sup>[12]</sup>。为了更准确地模拟生物地理环境中物种迁移过程, 笔者采用更符合自然规律的余弦迁移率模型进行计算, 如图 1 所示。

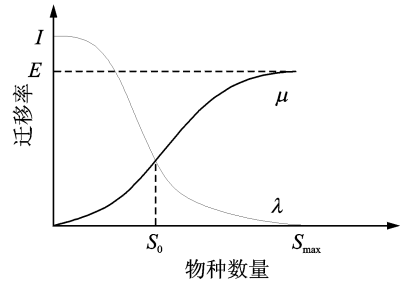


图 1 余弦迁移率模型

Fig. 1 Cosine migration rate model

其中: $I$  为最大迁入率; $E$  为最大迁出率; $S_{\max}$  为该栖息地所能容纳的最大物种数量; $\lambda$  为迁入率; $\mu$  为迁出率; $S_0$  为平衡点。

设当  $S_{\max} = n$ , 栖息地存在的物种数目为  $k$  时, 该栖息地的迁入率  $\lambda_k$ 、迁出率  $\mu_k$  分别为

$$\lambda_k = \frac{I}{2} \left[ \cos\left(\frac{k\pi}{n}\right) + 1 \right] \quad (4)$$

$$\mu_k = \frac{E}{2} \left[ \cos\left(\frac{k\pi}{n}\right) + 1 \right] \quad (5)$$

BBO 算法是通过栖息地适宜指数(habitat suitability index, 简称 HSI)所对应的适宜度函数来对栖息地进行评价。与 HSI 相关的特征因子如降雨量、温度和湿度等自然因素, 用适宜度向量(suitable index vector, 简称 SIV)表示, 因此, 可以通过解决适宜度最优化问题来寻求最优解。

在迁移操作过程中, BBO 算法通过个体迁移算子来进行信息的共享, 个体通过对各自的迁入、迁出概率进行计算来确定个体信息的迁移概率。执行迁移操作时, 首先, 计算每个栖息地的 HSI 值, 并按照从大到小依次排序; 其次, 根据迁入率  $\lambda$  确定待迁入栖息地, 再根据迁出率  $\mu$  确定需要与之互换的相邻栖息地; 然后, 从相邻栖息地中随机选取一个 SIV 替代该栖息地中的一个 SIV; 最后, 计算出每个栖息地的 HSI 值并进行排序, 最高 HSI 点对应最优解。

#### 2.1.2 变异操作

栖息地的生态环境会受自然因素影响发生突变, 物种种类和数量也会随之发生变化。BBO 算法中通过变异操作来提升物种的多样性, 为算法提供更多的搜索目标。栖息地的变异率与物种数量成反比, 即

$$m(x_1) = m_{\max} \left[ \frac{1 - P(s_1)}{P_{\max}} \right] \quad (6)$$

其中: $m_{\max}$  为最大变异率; $P(s_1)$  为栖息地中物种数量为  $S_1$  所对应的概率; $P_{\max}$  为  $P_s$  的最大值。

$P_s$  与迁入率  $\lambda$ 、迁出率  $\mu$  的关系如下

$$P_s = \begin{cases} -(\lambda_s + \mu_s)P_s + \mu_{s+1}P_{s+1} & (S = 0) \\ -(\lambda_s + \mu_s)P_s + \lambda_{s-1}P_{s-1} + \mu_{s+1}P_{s+1} & (1 \leq S \leq S_{\max} - 1) \\ -(\lambda_s + \mu_s)P_s + \lambda_{s-1}P_{s-1} & (S = S_{\max}) \end{cases} \quad (7)$$

在 BBO 算法中,如果某个栖息地的变异概率  $m_s$  为非零值,则根据变异操作随机产生一个 SIV,取代该栖息地已有的 SIV,以此来增加物种的多样性,提升栖息地的解集,得到最优解。

### 2.2 混沌生物地理学优化算法

由于混沌运动具有强大的遍历性和随机性,因此用混沌对 BBO 算法进行优化,得到 CS-BBO 算法,可以提高群体遍历性,增加搜索精度,并加快收敛速度。

#### 2.2.1 CS-BBO 算法的优化原理

采用文献[13]提出的分段 Logistic 混沌映射对 BBO 算法进行优化,方程如下

$$x_{i+1} = \begin{cases} 4\mu x_i(0.5 - x_i) & (0 \leq x_i \leq 0.5) \\ 1 - 4\mu x_i(0.5 - x_i) & (0.5 \leq x_i \leq 1) \end{cases} \quad (8)$$

当  $\mu=4$  时,映射方程完全处于混沌状态,所以  $\mu$  取值为 4。

利用分段 Logistic 混沌映射对种群进行初始化。首先,随机产生一个初始向量  $\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{il})$ ,其中  $l$  为目标函数解的维度;其次,通过式(8),得到  $N$  个向量  $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_n$ ,并将  $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_n$  变换到所优化的目标函数中初始变量的取值区间;最后,分别计算目标函数中每个初始变量的适宜度值,选取前  $M$  个适宜度值较高的作为 BBO 算法的初始种群。

为保证解的多样性,取得好的优化效果,利用分段 Logistic 混沌映射在已有解的基础上进行混沌搜索。首先,设已有解中搜索到的最优解为  $J_{\text{best}}$ ,混沌搜索次数为  $T$ ,以  $J_{\text{best}}$  为基础进行混沌搜索,即

$$J_n = J_{\text{best}} + \omega X_i \quad (9)$$

其中:  $X_i$  为混沌映射方程(8)的解;  $\omega$  为调整系数。

调整  $\omega$  是为了扩大解的范围,使得原本均为正数的解变得有正有负。其取值情况如下

$$\omega = \begin{cases} 1 & (\text{if rand} = (0, 1) \geq 0.5) \\ -1 & (\text{其他}) \end{cases} \quad (10)$$

通过混沌变量产生一组  $J_{\text{best}}$  的邻域解  $I_{\text{best}} = (I_1, I_2, \dots, I_m)$ ,对每一个解计算其 HSI 值,若  $I_{\text{best}}$  中的最优解的 HSI 值优于  $J_{\text{best}}$  中的 HSI 值,则用  $I_{\text{best}}$  代替  $J_{\text{best}}$  成为全局最优解,否则保持不变。

#### 2.2.2 CS-BBO 算法的优化测试

为验证 CS-BBO 算法的优化性能,笔者利用 Griewank 和 Rastrigin 测试函数对算法的优化性能进行仿真测试<sup>[14]</sup>。测试函数定义如表 1 所示。

表 1 测试函数

Tab. 1 Benchmark functions

测试函数	函数表达式	维度	最优解
Rastrigin	$f(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10]$	30	0
Griewank	$f(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}}) + 1$	30	0

两种测试函数的迭代寻优过程如图 2 所示,其中:BBO 算法对 Rastrigin 和 Griewank 函数的训练时间分别为 7.771 和 17.134s;CS-BBO 算法对 Rastrigin 和 Griewank 函数的训练时间分别为 3.713 和 9.828s。由图 2 可以看出,在 Rastrigin 和 Griewank 函数迭代过程中,CS-BBO 算法的寻优曲线较 BBO 算法的寻优曲线能更快进入最优解区间,且状态稳定。

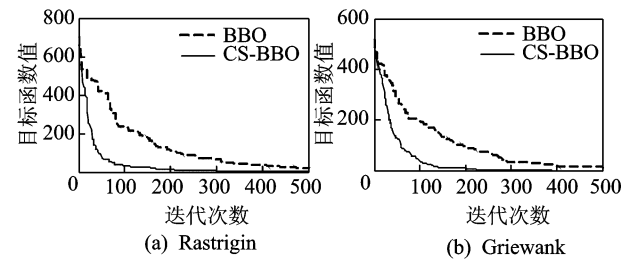


图 2 BBO 算法和 CS-BBO 算法测试函数训练曲线

Fig. 2 Benchmark function training curves of BBO and CS-BBO algorithms

### 2.3 CS-BBO 算法的 SVM 参数优化

笔者所采用的 RBF 核函数支持向量机的待优化参数为  $\sigma$  和  $c$ ,为提高 SVM 的分类准确率和识别效率,利用 CS-BBO 对 SVM 参数进行优化。设 CS-BBO 的适宜度函数为分类准确率,即

$$F = \frac{1}{m} \sum_{n=1}^m \left( \frac{l_m}{l_n} \times 100\% \right) \quad (11)$$

其中:  $l_m$  为第  $n$  个测试集中的正确分类个数;  $l_n$  为测试集中样本的个数。

其优化步骤如下:

- 1) CS-BBO 算法参数的设置,如混沌搜索次数  $T$ 、栖息地能容纳的最大物种数目  $S_{\max}$ 、最大迁入率  $I_{\max}$ 、最大迁出率  $E_{\max}$  及迭代次数等;

2) 利用混沌对一组栖息地进行初始化,令该栖息地的初始适宜度向量为  $\mathbf{X}_i$ ,  $\mathbf{X}_i$  中包含 SVM 的参数  $\sigma$  和参数  $c$ ;

3) 将每个栖息地设为当前个体最优解,并分别计算适宜度值  $f(i)$ ,把  $f(i)$  映射给每个物种,取适宜度最好的栖息地中的最优个体作为最初的全局最优解;

4) 对每个栖息地分别计算迁入率和迁出率,判断栖息地是否发生迁移操作,若发生迁移操作,则通过轮盘赌的方式确定替换栖息地,从而对栖息地进行修改;

5) 对栖息地进行变异操作,通过更新物种来保持解的多样性;

6) 最后进行混沌搜索,通过重新计算适宜度向量  $\mathbf{X}_i$ ,保留最优解;

7) 将得到的优化初值作为 SVM 最优诊断模型中的参数  $\sigma$  和参数  $c$ 。

其优化流程图如图 3 所示。

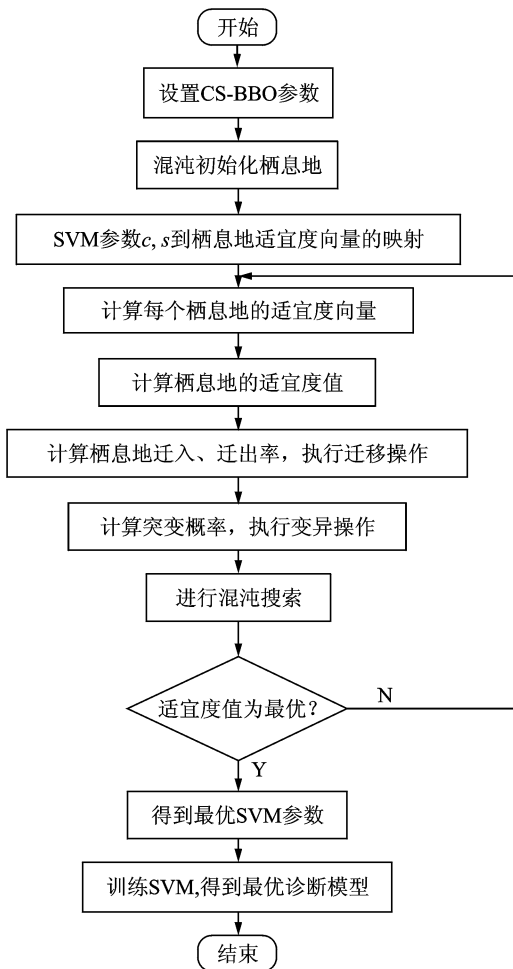


图3 CS-BBO 算法优化 SVM 参数流程图

Fig. 3 Flow chart for CS-BBO algorithm to optimize SVM parameters

### 3 转子故障诊断分析研究

#### 3.1 试验数据

为了验证笔者提出的基于 CS-BBO 算法优化 SVM 的汽轮机转子故障诊断的有效性与先进性,采用 ZT-3 转子振动模拟试验台进行故障模拟试验,分别模拟汽轮机转子处于正常状态及 3 种常见故障状态,即转子不平衡、转子不对中、动静碰磨。试验设备如图 4 所示。

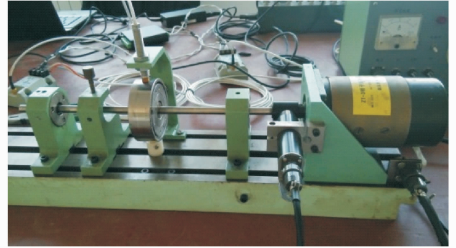


图4 ZT-3 转子振动模拟试验台

Fig. 4 ZT-3 simulation experiment bench of rotor vibration

设置转速为 3 kr/min,采样频率为 5 kHz,并采集振动信号。下面以转子处于正常状态和动静碰磨状态为例,其原始振动信号如图 5 所示。

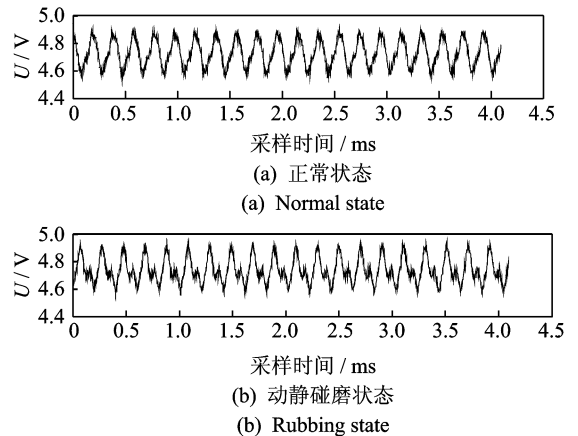


图5 正常状态和动静碰磨状态的原始振动信号图

Fig. 5 Original vibration signals of normal and rubbing states

采用软阈值小波降噪方法对采集到的原始振动信号进行降噪<sup>[15-16]</sup>。降噪后,正常状态和动静碰磨故障状态的降噪信号图如图 6 所示。

通过信噪比(signal noise ratio, 简称 SNR)<sup>[17]</sup>改善量  $\Delta$ SNR 验证降噪效果,降噪后,正常状态、动静碰磨、转子不对中及转子不平衡的信噪比分别为 18.234 4,19.361 6,21.621 4,18.316 9。

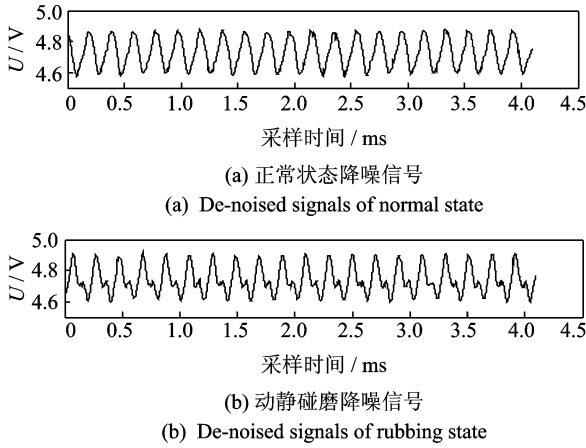


图 6 正常状态和动静碰磨状态的降噪信号图  
Fig. 6 De-noised signals of normal and rubbing states

### 3.2 特征提取

局部均值分解法 (local mean decomposition, 简称 LMD) 是一种新型的自适应时频分析方法<sup>[18]</sup>。其本质是从原始信号中分离出纯调频信号和包络信号, 相乘后得到一系列瞬时频率具有物理意义的乘积函数 (production function, 简称 PF), 通过组合所有 PF 分量, 得到完整的原始信号的时频分布<sup>[19]</sup>。以转子处于正常状态和动静碰磨故障状态为例, 对其进行 LMD 分解后所得的 PF 分量如图 7、图 8 所示。

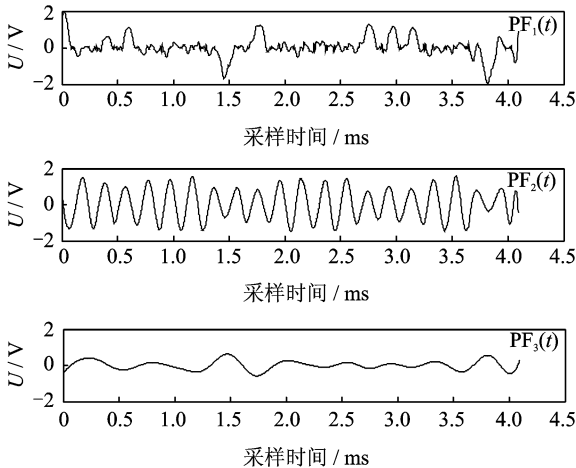


Fig. 7 LMD decomposition result of rotor vibration under normal state

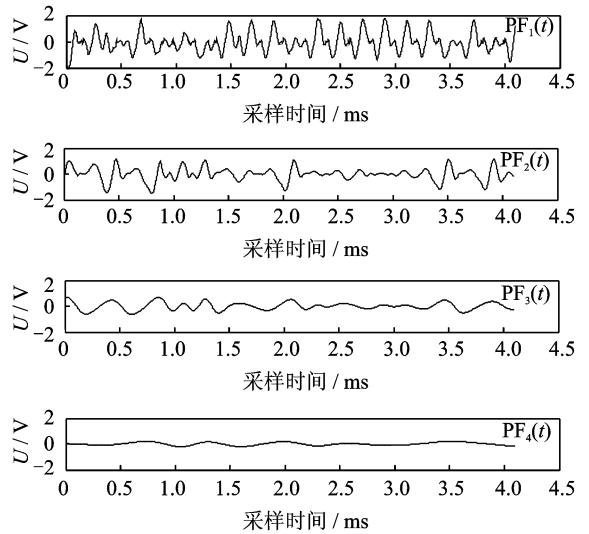


Fig. 8 LMD decomposition result of rotor vibration under rubbing state

PF<sub>1</sub> 分量提取的特征值为例, 如图 9 所示。

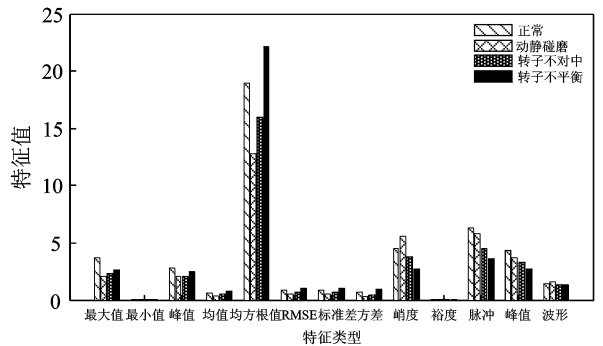


Fig. 9 Distinguishing degree of component characteristic value of PF<sub>1</sub> under 4 states

由图 9 可以看出, 均方根值、峭度、脉冲指标及峰值指标对 4 种状态的区分程度较好。以脉冲指标为例, 4 种故障的箱线图如图 10 所示。

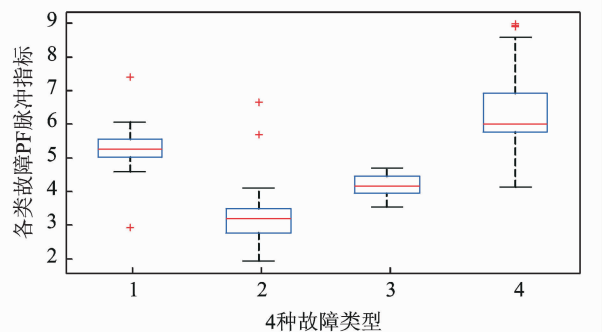


Fig. 10 Pulse index boxplot of 4 states rotor

依次提取各个 PF 分量的均值、均方根值、均方根误差、标准差、峰值、峭度、裕度指标、脉冲指标、峰值指标及波形指标等特征值, 并通过直方图对比 4 种故障状态的区分程度, 以 4 种状态 LMD 分解后

图 10 中:箱线图的高度表示 25% 位数到 75% 位数的距离;箱线图图中的横线表示中位数的数值大小;+ 表示存在的异常值<sup>[20]</sup>。由图 10 可以看出,利用脉冲指标作为特征值构造特征向量区分效果明显。同理,均方根值、峭度、峰值指标均可作为故障识别特征。因此,笔者采用上述 4 种特征作为故障特征,对各类故障类型经 LMD 分解后,选取前两个 PF 分量,并构造特征向量,特征向量的维数均为 8。

### 3.3 故障识别与比较

二分类支持向量机是构造多分类的基础,在解决多分类问题时,主要方法是将多个二分类 SVM 进行组合。常用的多分类方法有“一对多”、“一对一”、“二叉树”等<sup>[21]</sup>。笔者采用的是“一对多”多分类方法来识别转子系统的 4 种状态。

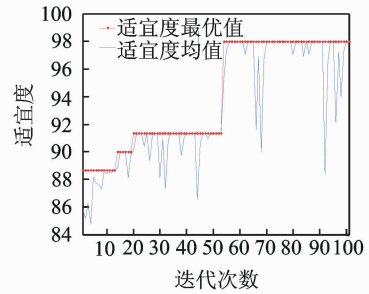
为验证 CS-BBO 算法优化 SVM 诊断模型的有效性性与先进性,与 BBO 算法优化 SVM 的训练和诊断结果进行比较。采用转子常见的 4 种状态数据(正常状态、转子不平衡、转子不对中和动静碰磨)为试验数据,每类故障选取 40 组样本,共 160 组样本,从中随机选取 112 组样本进行训练,剩余 48 组样本进行测试。CS-BBO 算法初始参数设置如表 2 所示。

表 2 CS-BBO 算法参数

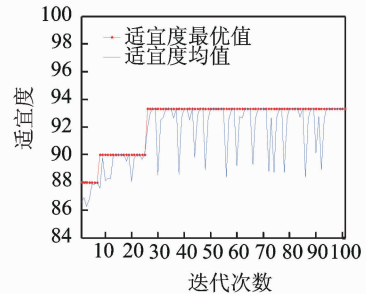
Tab. 2 Parameters of CS-BBO algorithm

参数	数值
物种数量	30
最大迁入率	1
最大迁出率	1
突变概率	0.005
迁移概率取值范围	[0,1]
步长	1
混沌搜索次数	30

图 11 为 CS-BBO 算法和 BBO 算法对 SVM 的故障诊断模型进行参数优化的适宜度曲线。其中,适宜度均值曲线表示所有种群在每一代中的平均适宜度值,适宜度最优值曲线表示所有种群在每一代中的最大适宜度值。由图 11 可知,CS-BBO 算法在第 13,20,53 代多次跳出局部最优后,在第 54 代,收敛水平趋近一致,达到最大适宜度;BBO 算法在 7,25 代跳出局部最优后所达到的最大适宜度要低于 CS-BBO 算法所达到的最大适宜度。至此,两种算法均可对 SVM 参数进行优化,但 CS-BBO 算法的优化能力明显强于 BBO 算法的优化能力。



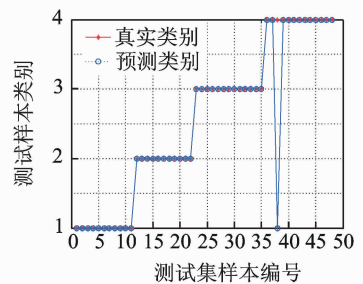
(a) CS-BBO算法  
(a) CS-BBO algorithm



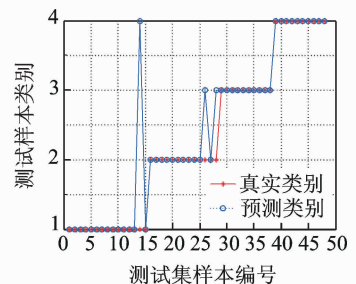
(b) BBO算法  
(b) BBO algorithm

图 11 CS-BBO 和 BBO 优化 SVM 参数的适宜度曲线  
Fig. 11 Fitness curves for CS-BBO and BBO algorithms to optimize SVM parameters process

由图 12 可知,CS-BBO 算法优化 SVM 诊断模型经过训练后,48 组测试样本中,仅有 1 组样本本出



(a) CS-BBO算法  
(a) CS-BBO algorithm



(b) BBO算法  
(b) BBO algorithm

图 12 CS-BBO 和 BBO 优化 SVM 的测试与预测结果对比  
Fig. 12 Comparison of CS-BBO and BBO algorithms to optimize the SVM test and prediction results

现识别错误(转子不平衡故障);而BBO算法优化SVM的诊断模型经48组测试样本测试后,有3组样本出现识别错误(1组正常状态和2组转子不对中故障)。表3为两种算法优化SVM的故障识别统计结果。

表3 两种算法优化SVM故障识别对比结果

Tab.3 Fault recognition results of two algorithms to optimize the SVM

模型 类型	测试样本 数目/组	识别准 确率/%	运行 时间/s
CS-BBO 优化 SVM	48	97.916 7	6.709
BBO 优化 SVM	48	93.750 0	16.428

由表3可知,在相同试验条件下,与BBO算法优化SVM诊断模型相比,CS-BBO算法优化SVM诊断模型的识别准确率更高,运行时间更短,效率更高,验证了提出的汽轮机转子故障诊断方法的可行性与优越性。

## 4 结 论

1) 利用混沌理论强大的遍历性与搜索性提高BBO算法的收敛速度和寻优精度。经测试函数验证,CS-BBO算法优于BBO算法。

2) 利用CS-BBO算法获得SVM分类模型的最优参数,提高了SVM的学习能力和泛化能力,获得最佳故障诊断模型。

3) 汽轮机转子故障诊断分析表明,提出的基于CS-BBO算法优化SVM的汽轮机转子故障诊断方法能准确、有效地对汽轮机转子进行故障诊断。在相同条件下,与BBO算法优化SVM方法相比,该方法具有更高的故障诊断准确率与识别效率。

## 参 考 文 献

[1] 何青,解芳芳,李红,等. 基于流形学习方法的汽轮机机组振动特征提取[J]. 振动、测试与诊断, 2014,34(4):705-708.  
He Qing, Xie Fangfang, Li Hong, et al. Feature extraction of vibration of turbine unit based on manifold learning method[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2014,34(4):705-708. (in Chinese)

[2] Suykens J A K, Vandewalle J. Least squares support vector machine classifiers[J]. Neural Processing Letters, 1999,9(3):293-300.

[3] 赵冲冲,廖明夫,于潇. 基于支持向量机的旋转机械故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2006,26(1):53-57.  
Zhao Chongchong, Liao Mingfu, Yu Xiao. Application of support vector machine to fault diagnosis of rotation machinery[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2006,26(1):53-57. (in Chinese)

[4] 黄慧,顾波. 改进遗传算法在电网规划中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2012,40(22):64-67.  
Huang Hui, Gu Bo. Application of improved genetic algorithm in the network planning[J]. Power System Protection and Control, 2012,40(22):64-67. (in Chinese)

[5] 朱凤明,樊明龙. 混沌粒子群算法对支持向量机模型参数的优化[J]. 计算机仿真, 2010,27(11):183-186.  
Zhu Fengming, Fan Minglong. Chaos particle swarm optimization algorithm for optimizing the parameter of SVM[J]. Computer Simulation, 2010,27(11):183-186. (in Chinese)

[6] DAN S. Biogeography-based optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2008,12(6):702-713.

[7] 丁世飞,齐丙娟,谭红艳. 支持向量机理论与算法研究综述[J]. 电子科技大学学报, 2011,40(1):2-10.  
Ding Shifei, Qi Bingjuan, Tan Hongyan. An overview on theory and algorithm of support vector machines [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2011, 40(1):2-10. (in Chinese)

[8] 费胜巍,苗玉彬,刘成良,等. 基于粒子群优化支持向量机的变压器故障诊断[J]. 高电压技术, 2009, 35(3):509-513.  
Fei Shengwei, Miao Yubin, Liu Chengliang, et al. Fault diagnosis of transformer based on particle swarm optimization-based support vector machine [J]. High Voltage Engineering, 2009, 35(3):509-513. (in Chinese)

[9] 姜久亮,刘文艺,侯玉洁,等. 基于内积延拓LMD及SVM的轴承故障诊断方法研究[J]. 振动与冲击, 2016,35(6):104-108.  
Jiang Jiuliang, Liu Wenyi, Hou Yujie, et al. Bearing fault diagnosis based on integral waveform extension LMD and SVM[J]. Journal of Vibration and Shock, 2016, 35(6):104-108. (in Chinese)

[10] 李学军,何能胜,何宽芳,等. 基于小波包近似熵和SVM的圆柱滚子轴承诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2015,35(6):1031-1036.  
Li Xuejun, He Nengsheng, He Kuanfang, et al. Cylindrical roller bearing diagnosis based on entropy and support vector wavelet packet approximate machines

- [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2015, 35(6):1031-1036. (in Chinese)
- [11] 张萍,魏平,于鸿洋,等. 基于混沌的生物地理分布优化算法[J]. *电子科技大学学报*, 2012, 41(1):65-69.  
Zhang Ping, Wei Ping, Yu Hongyang, et al. Biogeography-based optimization algorithm by using chaotic search[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2012, 41(1):65-69. (in Chinese)
- [12] 马海平,李雪,林升东. 生物地理学优化算法的迁移率模型分析[J]. *东南大学学报*, 2009, 39(SI):16-21.  
Ma Haiping, Li Xue, Lin Shengdong. Analysis of migration rate models for biogeography-based optimization[J]. *Journal of Southeast University*, 2009, 39(SI):16-21. (in Chinese)
- [13] 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.  
Fan Jiulun, Zhang Xuefeng. Piecewise logistic chaotic map and its performance analysis[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2009, 37(4):720-725. (in Chinese)
- [14] Shahrzad S, Seyedala M, Andrew L. Biogeography-based optimization with chaos[J]. *Neural Comput & Applic*, 2014, 25:1077-1097.
- [15] 侯新国,刘开培,魏建华. 最佳小波包基改进软阈值的消噪方法及应用[J]. *振动、测试与诊断*, 2008, 28(4):366-368.  
Hou Xinguo, Liu Kaipei, Wei Jianhua. Application of improved soft threshold noise eliminating method based on optimal wavelet packet[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2008, 28(4):366-368. (in Chinese)
- [16] Donoho D L, Johnstone I M. Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage[J]. *Journal of the American Statistical Association*, 1995, 90(432):1200-1224.
- [17] 侯平魁,龚云帆,杨毓英,等. 水下目标辐射噪声时间序列的非线性降噪处理[J]. *声学学报*, 2001, 26(3):207-211.  
Hou Pingkui, Gong Yunfan, Yang Yuying, et al. Nonlinear noise reduction of the underwater target radiated noise time series[J]. *Acta Acustica*, 2001, 26(3):207-211. (in Chinese)
- [18] Smith J S. The local mean decomposition and its application to EEG perception data[J]. *Journal of the Royal Society Interface*, 2005, 2(5):443-454.
- [19] 李琳,张永祥,明廷锋. 改进的 LMD 方法及其在滚动轴承故障诊断中的应用研究[J]. *振动与冲击*, 2016, 35(8):183-186.  
Li Lin, Zhang Yongxiang, Ming Tingfeng. An improved LMD algorithm and its application in bearing fault diagnosis[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2016, 35(8):183-186. (in Chinese)
- [20] 李志华,曾慧毅,聂超,等. 一种优化迭代权因子的组合代理模型构建方法[J]. *农业机械学报*, 2016, 47(7):391-397.  
Li Zhihua, Zeng Huiyi, Nie Chao, et al. Optimal iterative weight factors method for constructing ensemble of surrogate model[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2016, 47(7):391-397. (in Chinese)
- [21] Ren Neng, Liang Jun, Gu Bo, et al. Fault diagnosis strategy for incompletely described samples and its application to refrigeration system[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2008, 22(2):436-450.



**第一作者简介:**石志标,男,1960年6月生,博士、教授。主要研究方向为机械故障诊断和仿生嗅觉。曾发表《基于FOA-SVM的汽轮机振动故障诊断》(《振动与冲击》2014年第33卷第22期)等论文。

E-mail:Shizhibiao@163.com



