基于 LCD 多尺度融合特征 GJO-SVM 的电机轴承故障诊断

王 磊,刘国龙,田 辉,王志强,冯 萌,杨 磊,姚学龙,包 桦,马向阳
宁夏银星能源股份有限公司,银川 750021

摘 要:目的 针对电机滚动轴承故障难以提取而导致诊断准确率低问题,提出了一种局部特征尺度分解(Local Characteristic-scale Decomposition, LCD)多尺度融合的特征提取方法,并将提取得到的特征向量输入到采用金豺算法(Golden Jackal Optimization, GJO)优化后的支持向量机(Support Vector Machine, SVM)里进行电机轴承故障诊断,从而提升故障诊断正确率。**方法** 首先,使用 LCD 算法对使用振动传感器采集得到的电机轴承信号进行分解,得到信号在前 3 个尺度下的内禀尺度分量(Intrinsic Scale Components, ISC);其次,求每个 ISC 的能量比和能量熵得到 6 组特征向量;然后,构建特征向量矩阵并按照 3∶2 随机选取,生成训练集和测试集;最后,把训练集输入到金豺算法优化支持向量机(GJO-SVM)中,采用 GJO 算法对支持向量机中的惩罚参数 C 和核参数 g 进行寻优选择建立出 GJO-SVM 故障诊断模型,接着将测试集输入到模型中以实现轴承的故障识别。**结果** 通过仿真实验验证,LCD 多尺度融合特征的特征提取方法能够有效地提取电机轴承的故障信息,且使用金豺算法优化支持向量机(GJO-SVM)的故障诊断准确率达 97.86%。**结论** 在同样的条件下与变分模态分解(Variational Modal Decomposition,VMD)融合特征相比,LCD 多尺度融合特征的诊断准确率提升了 1.79%;与粒子群算法优化支持向量机(PSO-SVM)方法、果蝇算法优化支持向量机(FOA-SVM)方法相比,金豺算法优化支持向量机(GJO-SVM)诊断电机轴承故障的方法具有更高的故障识别效果。

关键词:LCD;多尺度信息熵;金豺算法;支持向量机;轴承故障诊断
中图分类号:TH133.33 **文献标识码:**A doi:10.16055/j.issn.1672-058X.2024.0005.001

Motor Bearing Fault Diagnosis Based on LCD Multi-scale Fusion Features GJO-SVM

WANG Lei, LIU Guolong, TIAN Hui, WANG Zhiqiang, FENG Meng, YANG Lei, YAO Xuelong, BAO Hua, MA Xiangyang
Ningxia Yinxing Energy Co., Ltd., Yinchuan 750021, China

Abstract: Objective Aiming at the problem of low diagnostic accuracy caused by difficult extraction of motor rolling bearing faults, a feature extraction method of local characteristic-scale decomposition (LCD) multi-scale fusion was proposed. The extracted feature vectors were input into the support vector machine (SVM) optimized by golden jackal optimization (GJO) for motor bearing fault diagnosis, so as to improve the accuracy of fault diagnosis. **Methods** Firstly, the LCD algorithm was used to decompose motor bearing signals collected by the vibration sensor to obtain intrinsic scale components (ISC) of the signal at the first three scales. Secondly, the energy ratio and energy entropy of each ISC were calculated to obtain 6 sets of feature vectors. Then, the feature vector matrix was constructed and randomly selected according to 3∶2 to generate a training set and test set. Finally, the training set was input into the golden jackal algorithm optimization support vector machine (GJO-SVM), and the GJO algorithm was used to optimize the penalty parameter C and kernel parameter g in the support vector machine to establish the GJO-SVM fault diagnosis model. The test set was

收稿日期:2023-05-12 **修回日期:**2023-06-18 **文章编号:**1672-058X(2024)05-0001-08
作者简介:王磊(1987—),男,陕西神木人,工程师,从事电气设备故障诊断技术研究.
通讯作者:马向阳(1999—),男,安徽六安人,硕士,从事信号处理研究. Email:1454107734@qq.com.
引用格式:王磊,刘国龙,田辉,等. 基于 LCD 多尺度融合特征 GJO-SVM 的电机轴承故障诊断[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版),2024,41(5):1—8.
WANG Lei, LIU Guolong, TIAN Hui, et al. Motor bearing fault diagnosis based on LCD multi-scale fusion features GJO-SVM[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2024, 41(5): 1—8.

input into the model to realize the fault identification of the bearing. **Results** Through simulation experiments, it is verified that the feature extraction method of LCD multi-scale fusion features can effectively extract the fault information of motor bearings, and the fault diagnosis accuracy of GJO-SVM is 97.86%. **Conclusion** Under the same conditions, the diagnostic accuracy of the LCD multi-scale fusion feature is improved by 1.79% compared with the fusion feature of variational modal decomposition (VMD). Compared with the particle swarm optimization-support vector machine (PSO-SVM) method and the fruit fly optimization algorithm-support vector machine (FOA-SVM) method, the GJO-SVM method has a higher fault identification effect for diagnosing motor bearing faults.

Keywords: LCD; multi-scale information entropy; golden jackal algorithm; support vector machines; bearing fault diagnosis

1 引 言

评价电机性能的重要参数之一就是其轴承的运行工况,轴承故障占电机故障种类的40%以上[1],所以进行可靠的诊断对电机轴承具有重要意义。非线性、非平稳是电机轴承早期故障的振动信号的特点。

针对这一难题,学者们提出了许多解决方法。HUANG 等[2]提出了一种信号分解方法——经验模态分解(EMD),EMD 将数据分解为数个本征模态分量,再从中提取故障特性,但该方法有着模态混叠和端点效应等问题,严重影响它的使用。在此基础上,集合经验模态分解(EEMD)采用添加白噪声的方式解决了 EMD 模态混叠的问题[3]。Yeh 等[4]提出了互补集合经验模态分解(CEEMDAN),他通过添加可以抵消的白噪声进行了优化,但其 IMF 个数在进行 EMD 分解时存在差异,会导致平均误差出现在集合平均中[5]。昝涛等[6]提出了一种诊断方法为对于早期滚动轴承故障采用 VMD 的诊断方法,通过 VMD 对振动信号进行分解,最优 IMF 通过规则筛选得出,包络谱分析用于其中的敏感分量,轴承的早期故障诊断得以实现。任朝晖等[7]将 VMD 与 DBN 相结合对轴承故障信息进行处理取得了不错的效果。唐贵基等[8]对 VMD 算法的惩罚参数 α 和分量个数 K 的最佳参数组合,采用粒子群算法进行寻优,VMD 算法诊断效率经参数优化后更高。上述信号特征提取的方法需要人为的设置参数,且数值的选取会影响分解的效果。另外,使用优化算法选取参数会降低特征提取的速度。针对上述问题,本文提出了 LCD 多尺度融合特征的信号提取方法。LCD[9]不同于 EMD、CEEMD 和 VMD 中本征模态函数(IMF)的三次样条拟合方式,它的 ISC 是通过分段线性拟合的方式得到的,并且迭代次数更少,运算速度更快,ISC 分量比 IMF 分量包含更多的特征信息。

机器学习算法是故障诊断很好的发展方向,SVM 是一种有能力处理小样本情况的机器学习,有效的防止出现过学习,其优点是具有高泛化能力和能够防止出现局部极小点。由于 SVM 性能取决于它的参数选择,因此黄晓璐等[10]采用改进的 FOA 算法对 SVM 参数进行优化,提高了故障诊断的准确性。李嫄源等[11]采用 PSO 算法对 SVM 进行优化,取得了较好的效果。而本文利用金豺算法[12]更强的寻优能力来实现参数的自适应选取。

鉴于此,提出一种基于 LCD 多尺度能量熵的电机轴承故障诊断方法,并采用寻优能力更强的金豺算法优化算法来提升支持向量机的分类精度。采用故障诊断识别样本来验证该方法在实际生产生活中的应用,有效性及优越性通过对比验证得以体现。验证结果表明该方法具有更高的识别效率和更好的性能。

2 基本原理与算法设计

2.1 LCD 算法原理

假设原始信号 $x(t)$ 可以被分解为有限个 ISC 分量之和,且每个 ISC 分量相互独立,LCD 的分解步骤如下:

1) 根据 $x(t)$ 的极值点及时刻 (X_k,τ_k), $k=1,2,3,\cdots,M$,将其分成 $M-1$ 段,使用式(1)对 $x(t)$ 的每一段构造均值曲线 H^k。

$$H^k=L_k+\frac{L_{k+1}-L_k}{X_{k+1}-X_k}(x_t-X_k),t\in(\tau_k,\tau_{k+1}) \tag{1}$$

式(1)中,H^k 为基线段信号;$L_{k+1}=aA_{k+1}+(1-a)X_{k+1}$;$A_{k+1}=X_k+\frac{\tau_{k+1}-\tau_k}{\tau_{k+2}-\tau_k}(X_{k+2}-X_k)$,$a$ 一般取 0.5。

2) 依次连接 H^k 得到 $H_1(t)$,令 $h_1(t)=x(t)-H_1(t)$。

3) 若 $h_1(t)$ 具备 ISC 分量的性质,则第一个分量 $ISC_1(t)=h_1(t)$。否则,将 $h_1(t)$ 作为原始信号重复步骤 1)和 2)直到得到 $ISC_1(t)$。

4) 令 $r_1(t)=x(t)-ISC_1(t)$,并将 $r_1(t)$ 视作原始信号,将步骤 1)—3)重复执行 $n-1$ 次,直至 $r_n(t)$ 为单调函数。此时有:

$$x(t)=\sum_{i=1}^{n-1}ISC_i(t)+r_n(t) \tag{2}$$

式(2)中,$ISC_i(t)$ 为原始信号 $x(t)$ 经 LCD 分解后的第 i 个 ISC 分量,$r_n(t)$ 为信号分解后的余量。

2.2 LCD 多尺度特征提取

信号可以被分解成多个尺度下的 ISC 分量之和,根

据式(1)、式(2)、式(3)每做一次分段线性拟合得到的信号对应一个尺度。由于在单一尺度下 ISC 分量的故障信息有限,因此本文使用 LCD 算法将信号分解成多个尺度下的 ISC 分量并计算能量比、能量熵作为故障特征。

第 i 个 ISC 分量的能量为

$$\boldsymbol{E}_i = \int_{-\infty}^{+\infty} e_i(t)\,\mathrm{d}t \tag{3}$$

式(3)中,$e_i(t)=|f_{ISC,i}(t)|^2$,$f_{ISC,i}(t)$ 为第 i 个 ISC 分量中在 t 时刻的幅值。

每个 ISC 分量的能量与所有 ISC 分量的总能量之比为 ISC 的能量比。其计算公式如下:

$$\boldsymbol{E}^i = \frac{E_i}{\sum_{i=1}^{n} E_i} \tag{4}$$

LCD 能量熵公式为

$$\boldsymbol{H}_i = -\sum_{t=1}^{n} p_t \log(p_t) \tag{5}$$

式(4)、式(5)中,$p_t=e_i(t)/\boldsymbol{E}_i$ 为第 i 个 ISC 分量第 t 个时刻的能量占此分量的能量比值。

笔者使用 LCD 算法将采集的原始信号 $x(t)$ 分成 3 个 ISC 分量,并对其求能量比和能量熵作为特征输入到分类器中。

2.3　金豺优化算法简介

金豺优化(Golden Jackal Optimization,GJO)算法是一种模仿金豺的合作狩猎行为的新型智能优化算法。GJO 算法包括三个基本步骤是搜索猎物、包围猎物和攻击猎物。

2.3.1　灵感来源

金豺狩猎过程主要分为 3 个基本阶段:

(1) 搜索猎物,并逼近猎物;

(2) 包围猎物,并刺激猎物直到它们停止运动;

(3) 攻击猎物。

2.3.2　数学模型与算法

(1) 搜索空间模型。金豺种群初始化数学描述如下:

$$Y_0 = Y_{\min} + \mathrm{rand}() * (Y_{\max} - Y_{\min}) \tag{6}$$

式(6)中,Y_0 为初始金豺种群的位置;rand( )是 rand[0,1)范围内的随机数;$Y_{\max}$ 和 $Y_{\min}$ 分别是求解问题的上下边界。

在 GJO 算法中,猎物矩阵表示为

$$\boldsymbol{Prey} = \begin{bmatrix} Y_{1,1} & \cdots & Y_{1,j} & \cdots & Y_{1,d} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Y_{i,1} & \cdots & Y_{i,j} & \cdots & Y_{i,d} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Y_{n,1} & \cdots & Y_{n,j} & \cdots & Y_{n,d} \end{bmatrix} \tag{7}$$

式(7)中,$\boldsymbol{Prey}$ 为猎物矩阵;$Y_{i,j}$ 为第 i 个猎物的第 j 维位置;$\boldsymbol{Prey}$ 中第 1 和 $\boldsymbol{Prey}$ 第 2 的胜者一起作为豺狼对;n 为猎物的数量;d 为问题求解的维度。

在优化过程中,采用适应度(目标)函数估计每个猎物的适应度值,所有猎物的适应度值矩阵表示如下:

$$\boldsymbol{F}_{\mathrm{OA}} = \begin{bmatrix} f(Y_{1,1}, Y_{1,2}, \cdots, Y_{1,d}) \\ f(Y_{2,1}, Y_{2,1}, \cdots, Y_{2,d}) \\ \vdots \\ f(Y_{n,1}, Y_{n,2}, \cdots, Y_{n,d}) \end{bmatrix} \tag{8}$$

式(8)中,$\boldsymbol{F}_{\mathrm{OA}}$ 为猎物的适应度值矩阵;$f(\ )$ 为适应度函数或目标函数;适应度值最优的作为雄豺,适应度值次优的作为雌豺。根据式(8)得到相应猎物的位置。

(2) 搜索猎物(勘探阶段)。正如豺狼的本性,它们知道如何感知并跟随猎物,但偶尔猎物不会轻易被抓住从而逃脱。因此,豺狼就会等待和寻找其他的猎物。狩猎工作由雄性豺狼领导。雌性豺狼跟随雄性豺狼。

$$Y_1(t) = Y_{\mathrm{M}}(t) - E \cdot |Y_{\mathrm{M}}(t) - r_1 \cdot \boldsymbol{Prey}(t)| \tag{9}$$

$$Y_2(t) = Y_{\mathrm{FM}}(t) - E \cdot |Y_{\mathrm{FM}}(t) - r_1 \cdot \boldsymbol{Prey}(t)| \tag{10}$$

式(9)、(10)中,t 为当前迭代次数;$\boldsymbol{Prey}(t)$ 为第 t 次迭代的猎物的位置;$Y_{\mathrm{M}}(t)$,$Y_{\mathrm{FM}}(t)$ 分别为第 t 次迭代的雄性豺狼和雌性豺狼的位置;$Y_1(t)$,$Y_2(t)$ 分别为第 t 次迭代的与猎物相应的雄性豺狼和雌性豺狼更新后的位置。

E 为猎物的逃脱能量,可用如下公式计算:

$$E = E_1 * E_0 \tag{11}$$

式(11)中,E_1 表示猎物能量的下降过程,E_0 表示猎物能量的初始状态。

$$E_0 = 2 * r - 1 \tag{12}$$

式(12)中,r 为(0,1)范围内的随机数。

$$E_1 = c_1 * (1 - (t/T)) \tag{13}$$

式(13)中,T 为最大迭代次数;c_1 为一个常数,取值为 1.5;t 为当前迭代次数。在整个迭代过程中,E_1 从 1.5 线性减少到 0。

在式(9)和式(10)中,r_1 表示一个基于莱维分布的随机数,可用如下式(14)计算:

$$r_1 = 0.05 * LF(y) \tag{14}$$

式(14)中,$LF(\ )$ 是莱维飞行函数,其计算方法如下:

$$LF(y) = 0.01 \times (\mu \times \sigma) / (|v^{(1/\beta)}|)$$

$$\sigma = \left(\frac{\Gamma(1+\beta) \times \sin(\pi\beta/2)}{\Gamma\left(\frac{1+\beta}{2}\right) \times \beta \times (2^{\frac{\beta-1}{2}})} \right)^{1/\beta} \tag{15}$$

式(15)中,μ 和 v 为(0,1)范围内的随机数;β 为一个默认常数,取值为 1.5。

综上,豺狼的位置更新公式如下:

$$Y(t+1) = \frac{Y_1(t) + Y_2(t)}{2} \tag{16}$$

式(16)中:$Y(t+1)$为第 $t+1$ 次迭代后的豺狼的位置。

(3) 包围并攻击猎物(开发阶段)。当猎物被豺狼侵扰时,它们的逃脱能量会减少,然后豺狼对会将在前一阶段检测到的猎物包围起来。当豺狼对将猎物包围后,开始攻击并吞食猎物。雄性和雌性豺狼一起捕猎的行为的数学模型如下:

$$Y_1(t)=Y_M(t)-E\cdot|r_1\cdot Y_M(t)-\boldsymbol{Prey}(t)| \quad (17)$$

$$Y_2(t)=Y_{FM}(t)-E\cdot|r_1\cdot Y_{FM}(t)-\boldsymbol{Prey}(t)| \quad (18)$$

式(17)、式(18)中:t 为当前迭代次数;$\boldsymbol{Prey}(t)$为第 t 次迭代的猎物的位置;$Y_M(t)$,$Y_{FM}(t)$分别为第 t 次迭代的雄性豺狼和雌性豺狼的位置;$Y_1(t)$,$Y_2(t)$分别为第 t 次迭代的与猎物相应的雄性豺狼和雌性豺狼更新后的位置。

最后,豺狼的位置更新仍然按照式(16)计算。

3 滚动轴承故障诊断方法

3.1 LCD 多尺度能量熵

使用 LCD 算法将采集的电机振动信号 $x(t)$分成 3 个 ISC 分量,根据式(3)、式(4)、式(5)对其求能量比($\boldsymbol{E}^1$、$\boldsymbol{E}^2$、$\boldsymbol{E}^3$)和能量熵($\boldsymbol{H}_1$、$\boldsymbol{H}_2$、$\boldsymbol{H}_3$)作为特征输入到 GJO 优化 SVM 中。

3.2 GJO 优化 SVM

使用 GJO 优化 SVM 的惩罚参数 C 和径向基核函数参数 g,其流程图如图 1 所示。

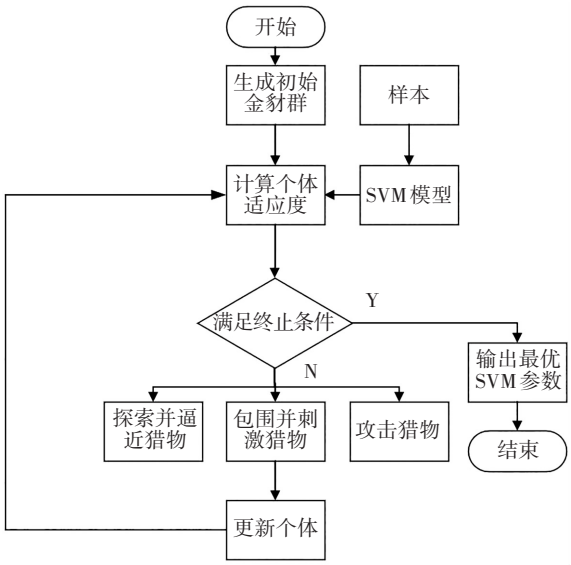

图 1 GJO-SVM 优化流程

Fig. 1 GJO-SVM optimization process

具体步骤如下:

步骤 1 将训练数据输入 SVM。

步骤 2 初始化 GJO 参数,由于优化 SVM 的参数 C 和 g,所以空间上界设为[100,100],空间下界设为[0.01,0.01],种群规模设为 20,迭代次数 100。

步骤 3 计算个体适应度,将种群中最优的个体和次优的个体作为一对金豺,这两个金豺既是金豺对,又充当猎物。

步骤 4 金豺群通过探索并逼近猎物、包围并刺激猎物和攻击猎物来更新猎物的位置。

步骤 5 猎物位置更新,选择最优的个体和次优的个体并替换它们,即更新个体。

步骤 6 重复步骤 3—步骤 5,迭代更新直到满足终止条件,输出所求参数,之后将测试集输入 SVM 验证其分类准确率。

3.3 电机轴承故障诊断

诊断方法与流程如图 2 所示:

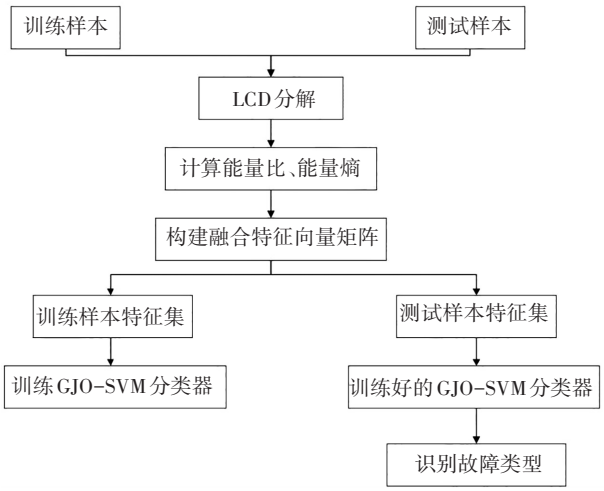

图 2 故障诊断流程

Fig. 2 Fault diagnosis process

其步骤如下:

(1) 使用 LCD 算法将振动信号进行分解,分解成 3 个 ISC 分量;

(2) 使用式(3)、式(4)、式(5)计算每个 ISC 分量的能量比和能量熵,得到 6 组特征值($\boldsymbol{E}^1$、$\boldsymbol{E}^2$、$\boldsymbol{E}^3$、$\boldsymbol{H}_1$、$\boldsymbol{H}_2$、$\boldsymbol{H}_3$),构建融合特征向量矩阵;

(3) 将融合特征向量矩阵输入 GJO-SVM 模型用于模型的训练与测试。

4 实验结果与分析

4.1 数据样本来源

采用美国西储大学实验室提供的数据。选择支承电机驱动轴端部的深沟球轴承 6205-2RSSKF 作为试验轴承,在 0HP 状态下采集加速度传感器信号数据,采样频率为 12 kHz。本文识别的轴承故障状态主要包括内圈轻度故障、滚动体轻度故障、外圈轻度故障、内圈中度故障、滚动体中度故障和外圈中度故障六种状态,轻度损伤直径为 0.007 inch(1 inch 为 2.54 cm),中度损伤直径为 0.014 inch。数据取样获得 N(正常)、IR1(内圈轻度故障)、BA1(滚动体轻度故障)、OR1(外圈轻度故障)、IR2(内圈中度故障)、BA2(滚动体中度故障)、

OR2(外圈中度故障)7 种工况各 100 000 个数据点,每个样本 1 000 个数据点。训练样本和测试样本按照 3∶2 随机分配。所用电机滚动轴承参数如表 1 所示,样本标签如表 2 所示。

表 1　电机滚动轴承参数

Table 1　Parameters of motor rolling bearing

轴承位置	参　数
轴承节径/mm	39.04
滚动体直径/mm	7.94
外径/mm	52
内径/mm	25
转速/(r·min^{-1})	1 797

表 2　电机轴承样本制作

Table 2　Prduction of motor bearing samples

状态类型	训练样本	测试样本	标　签
N	60	40	1
IR1	60	40	2
BA1	60	40	3
OR1	60	40	4
IR2	60	40	5
BA2	60	40	6
OR2	60	40	7

4.2　信号分解与特征提取

对以上 N(正常)、IR1(内圈轻度故障)、BA1(滚动体轻度故障)、OR1(外圈轻度故障)、IR2(内圈中度故障)、BA2(滚动体中度故障)、OR2(外圈中度故障)7 种工况用 LCD 算法分别分解成 3 组 ISC 信号,由于样本较多,只展示每种工况随机取一个样本的 ISC 分量,它们如图 3—图 6 所示。

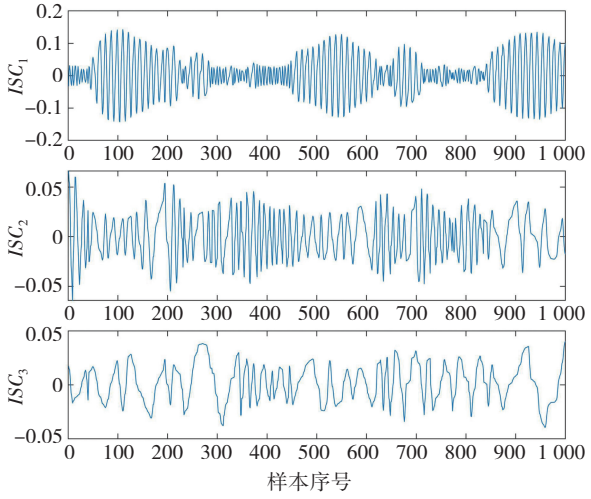

图 3　正常信号的 ISC 分量曲线

Fig. 3　ISC component curve of normal signals

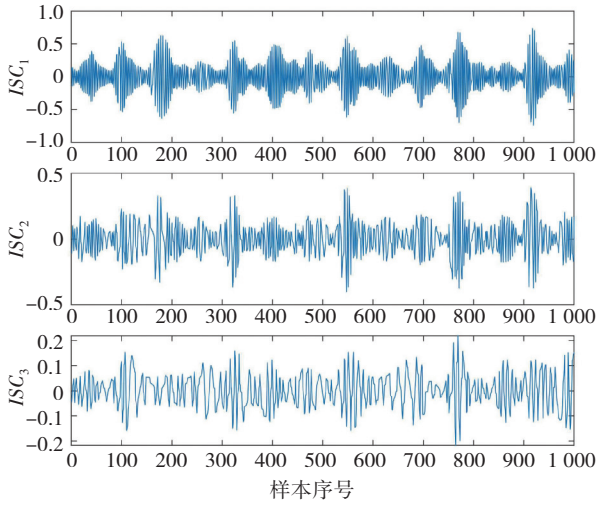

图 4　内圈轻度故障信号的 ISC 分量曲线

Fig. 4　ISC component curve of mild fault signals in the inner ring

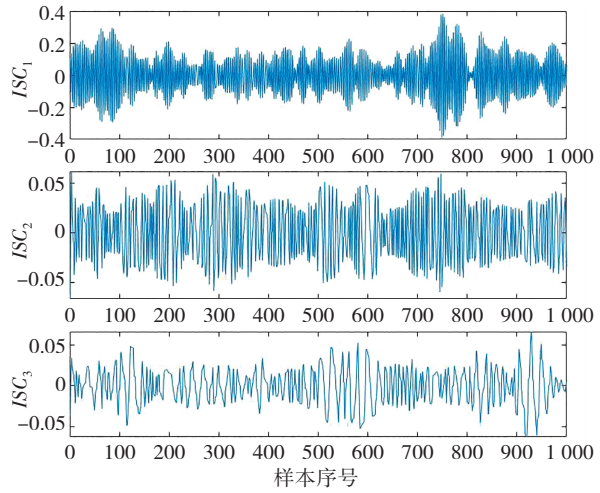

图 5　滚动体轻度故障信号的 ISC 分量曲线

Fig. 5　ISC component curve of mild fault signals in the rolling body

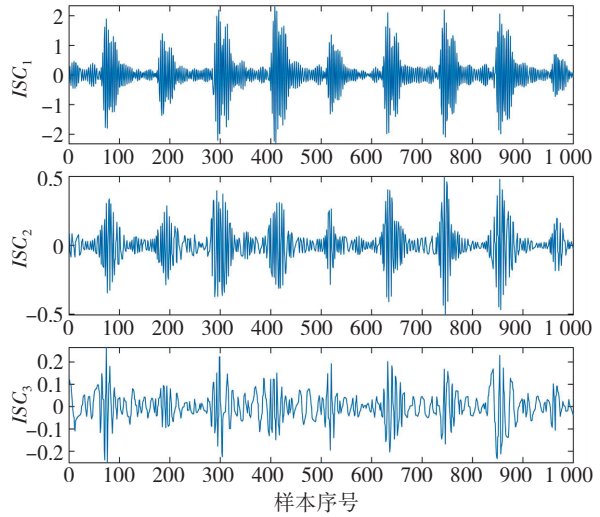

图 6　外圈轻度故障信号的 ISC 分量曲线

Fig. 6　ISC component curve of mild fault signals in the outer ring

从图 3—图 9 可以看出,外圈故障信号的 ISC 分量的幅值明显高于另外 3 种工况。这是因为轴承外圈的比较固定,当电机轴承外圈发生故障时,振动信号所表现的冲击性比较强、信号的能量也就较大。而当轴承滚动体发生故障时,滚动体还会随着轴转动,其信号的不规则度就会更大。发生内圈故障时信号具有较大的脉冲性。根据故障信号的特征计算它们的能量比和能量熵,其中能量比表征信号的冲击性,能量熵表征信号的不规则性。随后使用式(3)、式(4)、式(5)对 4 种工况的三组 ISC 分量计算能量比、能量熵,将其作为输入分类器中的特征向量。由于样本较多且本文篇幅有限,故只展示部分特征向量,如表 3 所示。从表 3 可以看出同种工况信号的特征值分布比较稳定,几乎没有出现跳变的情况,外圈轻、中度故障信号的 ISC_1 所占能量相比其他工况最大,其表征出外圈故障信号冲击性强的特点。滚动体故障信号的 3 种能量熵的方差最大,表示其信号的不规则性。正常信号和内圈故障信号的特征值与它们之间也具有较大的差异。这就保证了分类器可以更准确地识别出各种工况。从表 3 中可以观察到 OR1(外圈轻度故障)的 $\boldsymbol{H}_1$ 特征向量为负值,这表示外圈故障振动信号第一个尺度 ISC 分量的不同频段能量分布的不规则度为负值,也就是说其不同频段能量有序度为正值,代表它能量分布的规则度。

综上,N(正常)、IR1(内圈轻度故障)、BA1(滚动体轻度故障)、OR1(外圈轻度故障)、IR2(内圈中度故障)、BA2(滚动体中度故障)、OR2(外圈中度故障)七种工况共 700 组样本,经 LCD 分解后得到的 3 个 ISC 分量,将其能量比和能量熵构成融合特征向量矩阵,然后输入到 GJO-SVM 进行训练和测试。

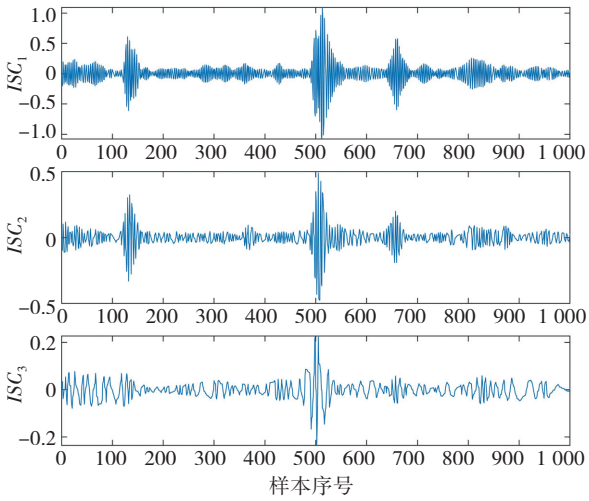

图 7 内圈中度故障信号的 ISC 分量曲线

Fig. 7 ISC component curve of moderate fault signals in inner ring

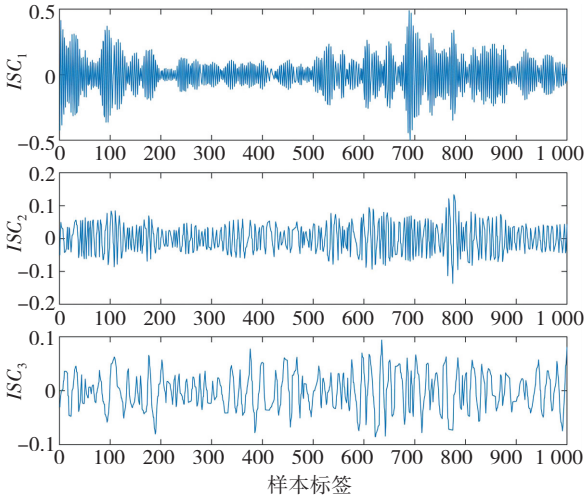

图 8 滚动体中度故障信号的 ISC 分量曲线

Fig. 8 ISC component curve of moderate fault signals in the rolling body

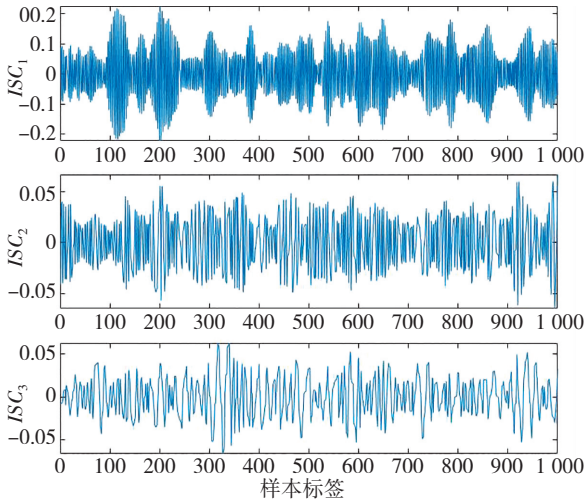

图 9 外圈中度故障信号的 ISC 分量曲线

Fig. 9 ISC component curve of moderate fault signals in the outer ring

表 3 部分样本特征向量展示

Table 3 Partial sample feature vector display

	E^1	E^2	E^3	H_1	H_2	H_3
N	0.815 0	0.113 4	0.071 6	7.107 2	10.259 3	10.912 0
	0.731 8	0.157 0	0.111 2	7.553 3	10.182 3	10.343 9
	0.779 6	0.150 5	0.066 9	7.103 6	9.794 2	10.862 9
IR1	0.757 3	0.188 3	0.054 4	3.088 3	5.007 9	6.951 7
	0.766 0	0.163 2	0.077 8	3.020 1	5.369 8	6.530 5
	0.750 8	0.187 0	0.062 2	3.158 1	5.203 5	6.759 5
BR1	0.934 9	0.040 2	0.025 0	5.041 3	9.775 9	10.129 2
	0.866 2	0.080 8	0.053 0	5.554 3	8.789 9	9.217 1
	0.908 9	0.055 9	0.035 2	4.888 9	8.981 3	9.487 2
OR1	0.953 9	0.035 7	0.010 4	-0.494 3	4.219 8	6.430 0
	0.946 6	0.042 0	0.011 4	-0.602 5	4.046 4	5.937 3
	0.919 5	0.068 7	0.011 8	-0.559 5	2.930 8	5.876 8

续表(表3)

	E^1	E^2	E^3	H_1	H_2	H_3
IR2	0.830 2	0.139 0	0.030 8	2.542 4	4.792 8	7.840 4
	0.878 6	0.099 0	0.022 4	2.468 7	5.486 5	9.331 1
	0.847 5	0.130 5	0.021 9	2.498 3	5.204 8	9.161 1
BR2	0.865 4	0.078 2	0.056 4	4.625 0	8.476 4	8.946 5
	0.792 0	0.093 7	0.114 2	5.579 2	9.293 7	8.798 5
	0.707 8	0.115 9	0.176 3	6.690 7	9.530 4	8.626 7
OR2	0.877 6	0.065 3	0.057 1	6.237 7	10.024 8	10.022 0
	0.871 1	0.069 6	0.059 2	6.327 4	9.914 7	10.008 9
	0.872 4	0.070 1	0.057 5	6.164 6	9.757 9	9.724 1

4.3　特征提取算法对比

在信号分解尺度数、能量比和能量熵相同的情况下,即使用 VMD 算法,并根据中心频率法[13]设置其参数,即设置分解层数 $K=3$,二次惩罚因子 $\alpha=1\ 000$ 后,分解信号得到 3 个 IMF 分量,再求其能量比和能量熵共 6 组特征作为融合特征矩阵,输入到 GJO-SVM 中。它的适应度曲线如图 10 所示,分类结果如图 11 所示。

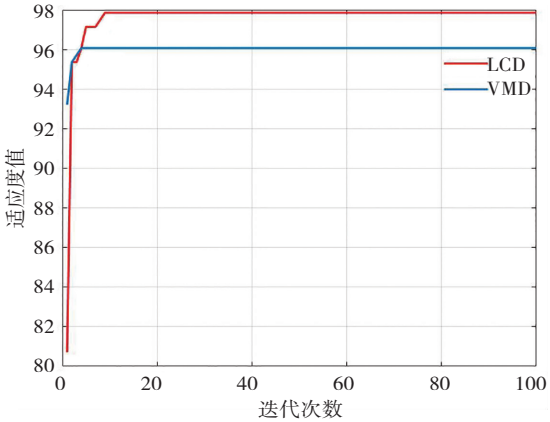

图 10　特征提取算法适应度曲线对比

Fig. 10　Comparison of fitness curves of feature extraction algorithms

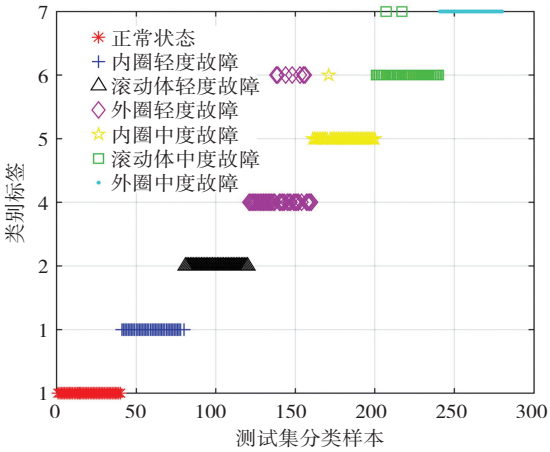

图 11　VMD-GJO-SVM 分类结果图

Fig. 11　VMD-GJO-SVM classification result

从图 10 和图 11 可以看出:LCD-GJO-SVM 与 VMD-GJO-SVM 相比故障诊断正确率提升了 1.79%。在识别精度上,LCD 多尺度融合特征的信号特征提取方法具有更好的效果。

4.4　算法优化 SVM 对比

将所提的 LCD 多尺度融合特征 GJO-SVM 方法与 PSO-SVM、FOA-SVM 方法进行对比。三个算法的初始参数设定一样,适应度曲线如图 12 所示,分类结果如图 13 所示。

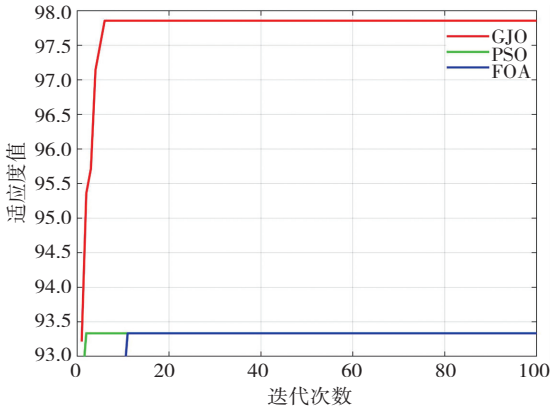

图 12　算法优化 SVM 适应度曲线对比

Fig. 12　Comparison of SVM fitness curves optimized by GJO, PSO and FOA

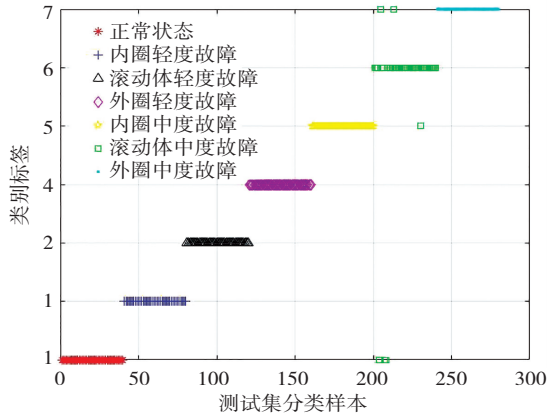

图 13　LCD-GJO-SVM 分类结果图

Fig. 13　LCD-GJO-SVM classification results

由图 12 可知,GJO-SVM 在前五代就迭代到了最优,并且收敛速度明显优于 PSO-SVM、FOA-SVM。为避免一次识别存在的偶然性而进行多次识别,运行时间和平均识别率如表 4 所示,其有效性及优越性在实际工程中通过本文所提方法可以实现。

表 4　不同方法识别轴承状态的实验结果

Table 4　Experimental results of identifying bearing status using different methods

方　法	运行时间/s	平均识别率/%
GJO-SVM	6.237	97.86
PSO-SVM	10.393	93.33
FOA-SVM	11.025	93.33

从表 4 可以看出,GJO-SVM 对比 PSO-SVM、FOA-SVM 其正确率提升了 4.53%,运行时间分别提高了 4.156 s、4.788 s,GJO-SVM 优越性得以验证。

4.5 融合特征数据消融

从表 3 可以看出不同工况下特征向量如 $\boldsymbol{E}^2$、$\boldsymbol{E}^3$ 的数据差异不明显,最后对六组特征进行消融实验,在保证正确率的同时减少特征向量的组数,以达到最好的效果。经过多次实验分析,得出使用 $\boldsymbol{E}^1$、$\boldsymbol{E}^2$、$\boldsymbol{H}_1$、$\boldsymbol{H}_2$、$\boldsymbol{H}_3$ 五组特征就能达到 97.86% 的正确率而使用 $\boldsymbol{E}^1$、$\boldsymbol{H}_1$、$\boldsymbol{H}_2$、$\boldsymbol{H}_3$4 组特征正确只能达到 97.14%。它们的迭代曲线如图 14 所示。

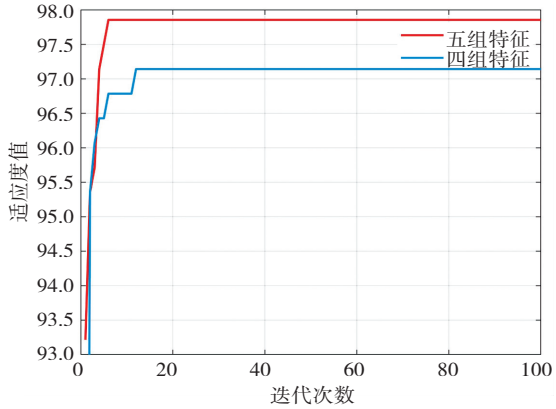

图 14 不同特征组数的适应度曲线

Fig. 14 Fitness curves of different feature groups

5 结 论

通过研究,可以得出以下结论:

(1) 针对电机轴承早期故障信息难提取的问题,提出基于 LCD 多尺度融合特征的特征提取方法,依据求解三组 ISC 分量的能量比和能量熵构建融合特征向量矩阵,并进行数据消融,在特征数据不冗余的前提,保证了诊断的正确率,有效地提高了特征提取效率。

(2) 在 SVM 参数惩罚因子 C 和参数 g 优化上,采用金豺算法对其进行寻优操作,使得可以自适应确定参数,提升了支持向量机的分类精度。

(3) 对于滚动体中度故障的诊断还欠缺,可以考虑更优的信号处理方法和智能优化算法。

参考文献(References):

[1] ZHOU W, HABETLER T G, HARLEY R G. Bearing fault detection via stator current noise cancellation and statistical control[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2008, 55(12): 4260—4269.

[2] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[C]//Proceedings of the Royal Society of London Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences. 1998, 454(1971): 903—995.

[3] 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.

[4] YEH J R, SHIEH J S, HUANG N E. Complementary ensemble empirical mode decomposition: a novel noise enhanced data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2010, 2(2): 135—156.

[5] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531—544.

[6] 昝涛, 庞兆亮, 王民, 等 基于 VMD 的滚动轴承早期故障诊断方法[J]. 北京工业大学学报, 2019, 45(2): 103—110.
ZAN Tao, PANG Zhao-liang, WANG Min, et al. Early fault diagnosis method of rolling bearings based on VMD[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2019, 45(2): 103—110.

[7] 任朝晖, 于天壮, 丁东, 等. 基于 VMD-DBN 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2021, 42(8): 1105—1110.
REN Zhao-hui, YU Tian-zhuang, DING Dong, et al. Fault diagnosis method of rolling bearing based on VMD-DBN[J]. Journal of Northeastern University(Natural Science Edition), 2021, 42(8): 1105—1110.

[8] 唐贵基, 王晓龙. 参数优化变分模态分解方法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(5): 73—81.
TANG Gui-ji, WANG Xiao-long. Parameter optimized variational mode decomposition method with application to incipient fault diagnosis of rolling bearing[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(5): 73—81.

[9] 李梅红. 基于 LCD 多尺度散布熵的数控机床故障诊断[J]. 机械强度, 2019, 41(3): 581—587.
LI Mei-hong. Fault diagnosis of CNC machine tools based on LCD multi scale scatter entropy[J]. Mechanical Strength, 2019, 41(3): 581—587.

[10] 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.
HUANG Xiao-lu, ZHOU Xiang-zhen. A fault diagnosis method based on support vector machine optimized by improved fruit fly optimization algorithm[J]. Journal of Mechanical Strength, 2019, 41(3): 568—574.

[11] 李嫄源, 袁梅, 王瑶, 等. SVM 与 PSO 相结合的电机轴承故障诊断[J]. 重庆大学学报(自然科学版), 2018, 41(1): 99—107.
LI Yuan-yaun, YUAN Mei, WANG Yao, et al. Fault diagnosis of motor bearings based on SVM and PSO[J]. Journal of Chongqing University(Natural Science Edition), 2018, 41(1): 99—107.

[12] CHOPRA N, ANSARI M M. Golden jackal optimization: A novel nature-inspired optimizer for engineering applications[J]. Expert Systems with Applications, 2022(198): 1—15.

[13] 赵志杰, 曾劲松, 郝旺身, 等. 基于 VMD 与发育网络的滚动轴承故障检测[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2021(5): 81—85.
ZHAO Zhi-jie, ZENG Jin-song, HAO Wang-shen, et al. Rolling bearing fault detection based on VMD and developmental network[J]. Modular Machine Tool and Automatic Machining Technology, 2021 (5): 81—85.

责任编辑:陈 芳