

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2208856

IAO 优化 SVM 的电机滚动轴承故障诊断*

李红月 高英杰 朱文昌

(安徽理工大学电气与信息工程学院 淮南 232001)

摘要: 对于当前存在电机滚动轴承多种类型故障分类准确率不高的现象,提出一种改进天鹰优化算法(IAO)优化支持向量机(SVM)的电机滚动轴承故障诊断方法。首先,介绍了基本天鹰优化算法,然后引入 Tent 混沌映射和自适应权重对其改进,提高收敛速度,防止陷入局部最优;其次,对 10 种状态下的滚动轴承故障时域信号样本进行 VMD 分解,得到不同状态的时频域特征组成特征样本集。最后,利用 IAO 算法对支持向量机的惩罚参数(c)和核参数(g)进行优化,从而构建 IAO-SVM 滚动轴承故障诊断模型。最终结果表明,IAO-SVM 诊断模型对电机滚动轴承 10 种状态下的故障诊断准确率最高达 100%。

关键词: 滚动轴承;变分模态分解;天鹰优化算法;支持向量机;故障诊断

中图分类号: U226.8+1;TH133.33 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.4

Fault diagnosis of motor rolling bearing based on IAO optimized SVM

Li Hongyue Gao Yingjie Zhu Wenchang

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

Abstract: In order to solve the problem that the accuracy of multi-type fault classification of motor bearing is not high, a fault diagnosis method of motor bearing based on the improved Aquila optimization algorithm (IAO) is proposed, which is used to optimize the Support vector machine of motor bearing. Firstly, the basic Aquila optimization algorithm is introduced, and then Tent chaotic map and adaptive weight are introduced to improve the algorithm. Secondly, VMD is performed on the time domain signal samples of rolling bearing faults under 10 states, and the time and frequency domain features of different states are obtained. Finally, the penalty parameter (C) and kernel parameter (g) of support vector machine were optimized by the IAO algorithm, so as to construct the IAO-SVM rolling bearing fault diagnosis model. The final results show that the IAO-SVM model has a high accuracy of 100% in fault diagnosis under 10 states of motor rolling bearings.

Keywords: rolling bearing; VMD; aquila optimization algorithm; SVM; fault diagnosis

0 引言

近年来,伴随着我国工业发展需求和科技革新,交流电机成为了工厂机床、航天、风力发电、新能源汽车等领域不可或缺的一部分,交流电机作为重要的工业装置,其能否一直保持正常工作直接影响整个运行系统的可靠性以及企业效益^[1]。滚动轴承是维持交流电机的运行的重要部件,当转子进行旋转时,其内外圈保持相对运行状态而且同时承受径向和轴向的共同负荷作用,在高强度的长期工作下,轴承容易发生损坏,据统计资料表明,轴承故障在所有电机故障中占比高达 40%^[2]。在电机轴承工作过程中,事先安装不当、过载和润滑不良等原因也很容易使轴承产生局部损

伤或整体磨损,而一旦发生故障时,对轴承进行早期诊断可以避免故障进一步加剧,使得对电机设备的后期维修更简单,而且有利于降低维修成本^[3]。

目前为止,涌出了许多机器学习分类算法被用于滚动轴承故障诊断中。李兵等^[4]对随机森林算法中的决策树算法和集成投票方法进行改进,使得电机轴承故障诊断可以使用多种特征提取方法。黄文超等^[5]将经验模态分解能量比与时域特征相组合的特征向量作为 BP 神经网络^[6]的输入,对滚动轴承不同工况下的故障进行识别。郑小霞等^[7]通过变分模态分解处理信号得到一组本征模态分量,通过计算各模态分量的模糊熵值作为输入,使用改进的极限学习机模型进行轴承的故障诊断。

收稿日期:2022-01-14

* 基金项目:安徽省高校自然科学基金项目(KJ2021A0471)资助

上述方法中, BP神经网络训练速度慢, 训练耗时较长, 容易陷入局部最小值, 无法到达全局最小, 随机森林算法极限学习机可能会出现过度拟合的问题, 可控性能差, 当数据集中存在离群时, 模型的性能会受到很大影响^[8]。

而支持向量机能解决小样本情况下的机器学习, 高泛化能力强, 不会出现过度学习的现象, 也不会出现局部极小值现象。如胡业林等^[9]提出一种基于人工鱼优化支持向量机的电机轴承故障诊断方法, 该方法寻优时间效果好, 但容易陷入局部最小值。许迪等使用一种量子遗传算法^[10]对支持向量机全局参数进行寻优的故障诊断模型, 但计算量大且收敛速度较慢。

针对上述方法存在的问题, 本文首先采用变分模态分解 (variational mode decomposition, VMD) 将电机滚动轴承故障信号进行分解提取, 得到故障信号的特征向量。然后采用两种改进策略对 AO (aquila optimizer) 进行优化, 并在单峰函数和多峰函数上进行测试, 表明改进后 IAO 的收敛速度等性能比 AO 更好。最后通过 IAO (improved aquila optimizer) 对 SVM 的参数进行优化, 构建 IAO-SVM 故障分类模型, 在采样频率为 12 kHz 和 48 kHz 下电机滚动轴承的故障诊断实验表明, 所提方法在准确率上有很大提高。

1 IAO 优化算法

AO 优化算法, 其灵感来自于 Aquila 在捕食过程中的自然行为。该算法的优化过程分为 4 个过程: 用垂直弯曲的方式选择搜索空间; 用短滑翔的方式在发散搜索空间内探索; 用慢下降的方式在收敛搜索空间内探索; 用步行和捕食的方式突袭。AO 算法保证了在优化过程中不论在宽视野还是窄视野下都能成功进行搜索区域的创建, 天鹰使用的四种狩猎方式如下^[11]。

1) 扩展探索 (X_1): 在第 1 种狩猎方式中, 天鹰使用高空飞行和垂直飞行方法识别猎物所在的区域, 并选择最佳狩猎区域, 这种行为在数学上如式(1)所示。

$$X_1 = X_{best}(t) \times \left(1 - \frac{t}{T}\right) + (X_M(t) - X_{best}(t)) \times rand \quad (1)$$

式中: $X_{best}(t)$ 是第 t 次迭代前的最优解, 代表了猎物的近似位置。 $1 - t/T$ 用于通过迭代次数控制扩展搜索。 $X_M(t)$ 表示第 t 次迭代时连接的当前解的位置均值。 $rand$ 为 0 到 1 之间的随机值。 t 和 T 分别表示当前迭代和最大迭代次数。

2) 缩小探索范围 (X_2): 在第 2 种方法中, 当从高空发现猎物后, 天鹰会在目标猎物上方盘旋, 仔细地探索目标猎物选定的区域, 然后发动攻击, 这种方法称为轮廓飞行短滑翔攻击, 这种行为在数学上如式(2)所示。

$$X_2 = X_{best}(t) \times Levy(D) + X_R(t) + (y - x) \times rand \quad (2)$$

式中: D 为维数空间, $Levy(D)$ 为 $Levy$ 飞行分布函数, 由式(3)计算。 $X_R(t)$ 为第 R 次迭代时在 $[1, N]$ 范围内取的随机解。

$$Levy(D) = s \times \frac{u \times \sigma}{|v|^{\frac{1}{\beta}}} \quad (3)$$

式中: s 为固定为 0.01, 在式(3)中, 用 y 和 x 表示搜索中的螺旋形状, 计算如下:

$$y = r \times \cos(\theta), x = r \times \sin(\theta) \quad (4)$$

$$r = r_1 + U \times D_1, \theta = -\omega \times D_1 + \frac{3\pi}{2} \quad (5)$$

r_1 取 1 到 20 之间的值, U 取 0.005 65。 D_1 是从 1 到搜索空间长度的整数, ω 固定为小数 0.005。

3) 扩大开发 (X_3): 在第 3 种方法中, 当精确锁定了猎物区域, 且准备着陆和攻击时, 天鹰垂直下降飞行并尝试进行攻击操作, 以此来判断猎物的反应, 这种方法叫做低飞慢降攻击。在这里, 天鹰利用目标选定的区域接近猎物并攻击。这种行为在数学上如式(6)所示。

$$X_3 = (X_{best}(t) - X_M(t)) \times \alpha - rand + ((UB - LB) \times UB + LB) \times \delta \quad (6)$$

式中: α 和 δ 固定为 0.1。 LB 为问题的下界, UB 为问题的上界。

4) 缩小开发范围 (X_4): 在第 4 种方法中, 当天鹰接近猎物时, 它会根据猎物的随机运动在陆地上行走攻击猎物, 这种行为在数学上如式(7)所示。

$$X_4 = QF \times X_{best} - (G_1 \times X(t) \times rand) - G_2 \times Levy(D) + rand \times G_1 \quad (7)$$

式中: QF 表示用于均衡搜索策略的质函数, 表示为:

$$QF(t) = t^{\frac{2 \times rand - 1}{(1-t)^2}} \quad (8)$$

G_1 表示天鹰跟踪逃跑猎物的各种运动, 表示为:

$$G_1 = 2 \times rand - 1 \quad (9)$$

G_2 的值从 2 下降到 0, 这表示天鹰在跟踪猎物过程中从第一个位置(1)到最后一个位置(t)的飞行斜率, 表示为:

$$G_2 = 2 \times \left(1 - \frac{t}{T}\right) \quad (10)$$

2 改进的 AO 算法

普通 AO 算法作为一种元启发式算法, 虽然平衡了探索和开发能力, 具有优秀的搜索能力, 但是其扩展探索和缩小探索能力上具有进一步的改进空间, 为此, 在 AO 算法基础上, 做出一些内容改进。

2.1 基于混沌 Tent 映射初始化种群方法^[12]

在优化领域, 由混沌映射产生的混沌序列可以被用于解决种群初始化问题上, 往往能达到预期目的。所以在扩展探索阶段, 引入 Tent 混沌映射生成良好的初始化种群, 改善种群多样性, 防止在优化过程中出现可能产生的种群分布不均匀问题, 加快收敛速度, 提高收敛精度。Tent 混

沌映射的数学表达式为:

$$x_{i+1} = \begin{cases} 2x_i, & x_i < 0.5 \\ 2(1-x_i), & x_i \geq 0.5 \end{cases} \quad (11)$$

2.2 自适应权重因子策略^[13]

权重能够反映全局搜索和局部探索间的平衡程度。在迭代初期,需要一个较大的权重,加强全局探索能力,在迭代后期,需要较小的权重,加强局部探索能力。为进一步平衡 AO 算法中扩展探索和缩小探索能力,本文提出一种自适应惯性权重 ω , 在迭代初期,让天鹰以更快速度移动,快速到达目标值附近,在迭代后期,让天鹰以较小速度移动,不易出现陷入局部最优的困扰。自适应惯性权重计算方式为:

$$\omega = c \exp \left(\frac{t - t_{\max}}{t_{\max}} \right) \quad (12)$$

其中, t_{\max} 为最大迭代次数,改进后的计算公式为:

$$X_i = x_{best} \times \left(1 - \exp \left(\frac{t - t_{\max}}{t_{\max}} \right) \right) \quad (13)$$

通过图 1 可以看出总迭代次数为 1 000 次,在迭代前期,非线性变化速率比较快,权重较大,有利于全局探索能力;在迭代后期,非线性变化速率比较慢,权重较小,有利于局部探索能力。

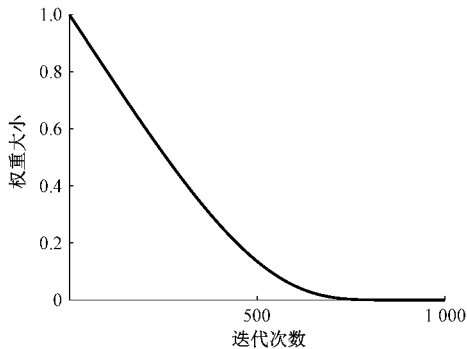


图 1 自适应权重变化曲线图

2.3 AO 与 IAO 算法性能对比

为了验证 IAO 算法性能,将 AO 算法作为对比实验,参数设置为最大迭代次数 1 000,种群规模为 30,使用表 1 中 4 个基准函数进行测试,其中 F1 和 F2 为单峰函数,F3 和 F4 是多峰函数。使用的两个测试指标 mean 是平均值, std 是标准差。表 2 是 10 次实验后的平均测试结果,理论最优数据已加黑标出。测试结果如表 2 所示。

表 1 四种基准函数

编号	函数	维数	搜索区间	理论极值
F1	Sphere	30	[-100,100]	0
F2	Schwefell.2	30	[-100,100]	0
F3	Rastrigin	30	[-5.12,5.12]	0
F4	Ackley	30	[-32,32]	0

由表 2 可知,对于单峰函数 F1 和 F2,搜索区间只有一

个最优解。从平均值可以看出,IAO 总是能寻到理论极值 0,而 AO 只能寻到一个趋近于 0 的值。并且 std 都为 0,说明 IAO 每次都是很稳定的寻到接近于理论极值的值,而 IAO 是每次都寻到理论极值 0。

表 2 五种基准函数测试结果

函数	指标	AO	IAO
F1	mean	8.26×10^{-202}	0
	std	0	0
F2	mean	6.46×10^{-200}	0
	std	0	0
F3	mean	3.68×10^{-6}	0
	std	1.10×10^{-5}	0
F4	mean	8.88×10^{-16}	8.88×10^{-16}
	std	0	0

以 F1 函数为例,其收敛曲线如图 2 所示。从图 2 的收敛曲线可以看出,IAO 的收敛速度明显比 AO 更快,所以使用单峰函数检测,经过对比 IAO 算法收敛速度更快,性能优于 AO 算法。

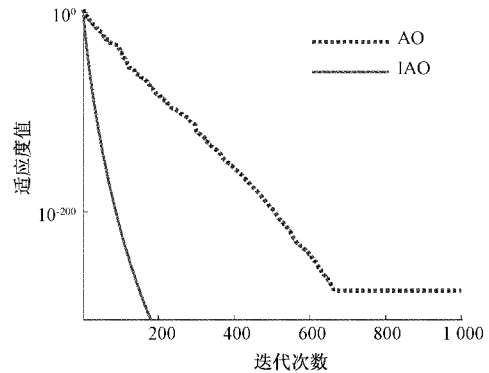


图 2 F1 收敛曲线

对于多峰函数 F3,从 mean 可以看出,IAO 总是能寻到理论极值 0,而 AO 只能寻到某个趋近于 0 的值,并且 IAO 的 std 为 0,AO 的 std 不为 0,说明在这里 IAO 的稳定性比 AO 要好。收敛曲线如图 3 所示,从收敛曲线可以看出,IAO 的收敛速度明显比 AO 更快,而且 AO 经历了很多局部的最优值,但是始终无法跳出。

对于多峰函数 F4,搜索区间有很多极值,从 mean 和 std 可以看出 AO 和 IAO 都能稳定寻到相同的接近于理论极值 0 的一个值,为 8.88×10^{-16} 。收敛曲线如图 4 所示,可以看到,IAO 在迭代初期可以迅速找到最优值,AO 则经过 200 代以后才寻到最优值,所以函数 F4 的测试依然表明 IAO 比 AO 表现更好。所以使用多峰函数检测,经过对比 IAO 算法收敛速度更快,全局搜索能力更强。

综合以上 4 个基准函数的测试,可以得出结论:单峰函数测试中,IAO 可以寻到理论极值 0,但 AO 不能,且 IAO

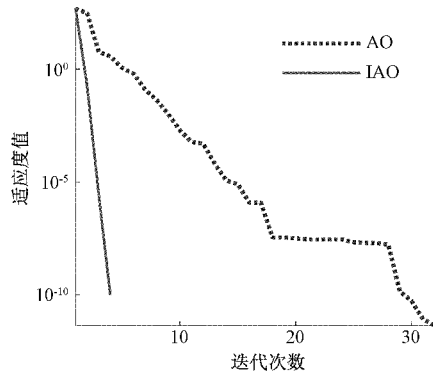


图3 F3收敛曲线

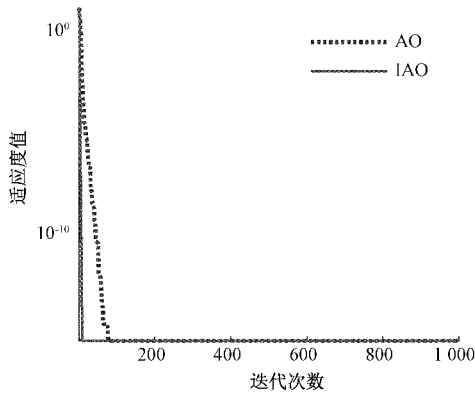


图4 F4收敛曲线

收敛速度更快,稳定性也好;多峰函数测试中,IAO同样可以搜寻到理论极值或者接近于理论极值的一个值,AO不能,且IAO收敛速度依然比AO更快,稳定性也好。所以IAO算法在收敛速度和稳定性上都优于AO算法。

3 基于天鹰优化器优化的SVM

3.1 支持向量机(SVM)^[14]

SVM是由vipnik提出的一种机器学习方法,最先应用于统计学方面。SVM是从平面线形可分的前提下寻找最优分类线的概念发展而来的,映射到高维空间时演化为最优超平面。当遇到线性不可分时,引入松弛变量 ξ ,从而变成软间隔支持向量机,最终得到下面优化问题求解公式。

$$\min \frac{1}{2} \omega^T \omega + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (14)$$

$$\begin{aligned} \text{s. t. } & y_i [\omega^T \varphi(x_i) + b] \geq 1 - \xi_i \\ & \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (15)$$

式中: b 为偏移量, ω 为权向量, C 是惩罚参数。

如果将上述问题转化为对偶二次规划,则需要加入拉格朗日乘子 α ,从而得到最优分类决策函数:

$$f(x) = \text{sgn} \sum_{i=1, j=1}^n \alpha_i^* y_i (x_i, x) + b^* \quad (16)$$

如果是解决非线性分类问题通常需要加入输入变量 x 来进行非线性变换,将问题映射到高维空间中,在高维空间中去

寻找最优分类面,所以引入一种核函数映射 $K(x_i, x_j)$ 。

$$K(x_i, x_j) = [\varphi(x_i), \varphi(x_j)] \quad (17)$$

从而得到非线性最优分类决策函数:

$$f(x) = \text{sgn} \sum_{i=1, j=1}^n \alpha_i^* y_i K(x_i, x_j) + b^* \quad (18)$$

式中: α_i^* , b^* 为上式的解, n 为训练样本数, y_i 为对应期望输出; x_j 为输入向量,一般核函数采用径向基核函数(RBF),其形式为:

$$K(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{2g^2}\right) \quad (19)$$

由以上各式可以看出,惩罚参数(C)和核参数(g)决定了SVM的分类性能,所以提出采用IAO对SVM参数进行寻优选择,从而大幅提升SVM的分类效果。

3.2 IAO优化SVM流程

图5为IAO优化SVM模型流程,优化相关参数的步骤为:

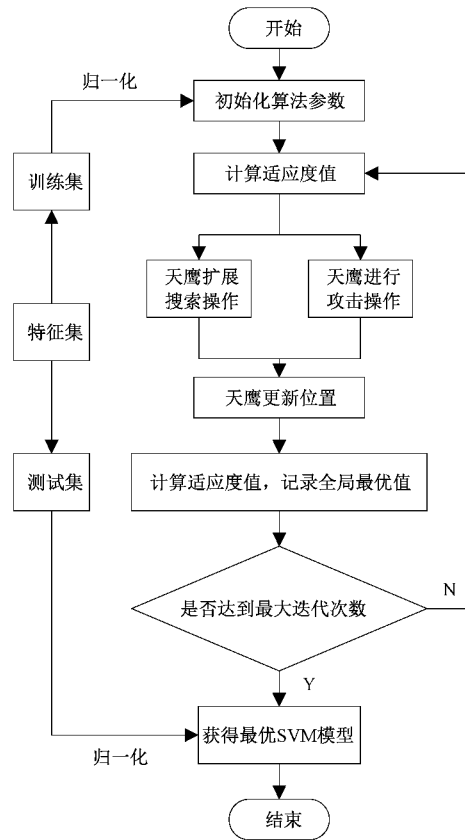


图5 IAO优化SVM模型流程

1)读取训练集,测试集数据,数据预处理,将训练集和测试集归一化。

2)初始化IAO算法参数,如天鹰种群数量,最大迭代次数, c, g 上下界范围等。

3)通过交叉验证,对训练样本进行训练,交叉验证准确率作为天鹰个体适应度值,获得最优适应度和位置。

4)计算天鹰新个体适应度值,并与最优新个体进行适

应度比较。

5)判断迭代次数是否满足,如满足,得到最优参数,获得最优模型,诊断结束,如不满足,重复 IAO 算法中天鹰扩展搜索和攻击等行为,直到输出最优解。得到 IAO-SVM 模型。

4 IAO-SVM 轴承故障诊断仿真实验

4.1 实验设计

本文采用美国凯斯西储大学轴承数据中心的实验数据来检验本文方法的有效性,实验平台如图 6 所示。

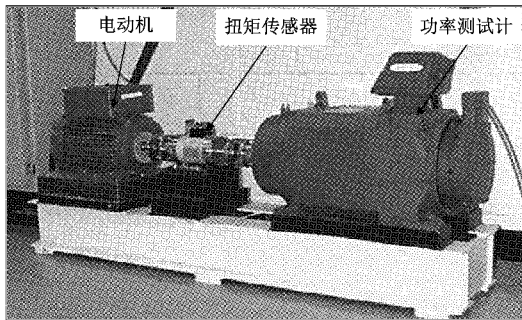


图 6 实验平台

深沟球轴承型号为 SKF6205-2RS,规格为数据在采样频率为 12 kHz、转速为 1 797 r/min 情况下测得;分别采集轴承在正常状态下以及内圈故障,滚动体,外圈故障时故障直径分别为 0.177 8,0.355 6,0.533 4 mm 状态下的的振动信号,不同故障直径代表轴承的不同磨损程度,共 10 种状态类别^[15]。使用 VMD 分解信号,并提取信号特征,组成特征数据集。其中每种轴承状态分别选取 100 组数据,共 1 000 个数据样本,80 组作为训练集,20 组作为测试集,具体故障分类和样本数如表 3 所示。

表 3 故障分类及样本数

故障类别	故障直径/mm	故障程度	标签	训练样本数	测试样本数
正常	0	正常	0	80	20
内圈故障	0.177 8	轻度	1	80	20
	0.355 6	中度	2	80	20
	0.533 4	重度	3	80	20
滚动体故障	0.177 8	轻度	4	80	20
	0.355 6	中度	5	80	20
	0.533 4	重度	6	80	20
外圈故障	0.177 8	轻度	7	80	20
	0.355 6	中度	8	80	20
	0.533 4	重度	9	80	20

4.2 实验分析

IAO 适应度曲线如图 7 所示。由图 7 可知,使用 IAO 算法优化 SVM,只进行 2 次迭代就到达交叉验证准确率最

优值 99.125%,此时惩罚参数 $c = 46.018 2$, $g = 15.256 9$,表明了 IAO 优化 SVM 的明显优势。

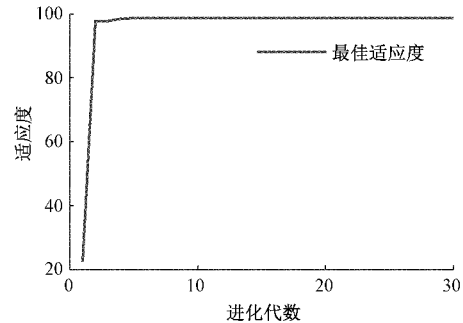


图 7 IAO 参数寻优适应度曲线

比较 SVM 模型的预测测试集分类和实际测试集分类的一致性可以衡量该模型的预测准确率,AO 和 IAO 优化支持向量机测试集预测类型与实际类型对比图如图 8 和 9 所示。

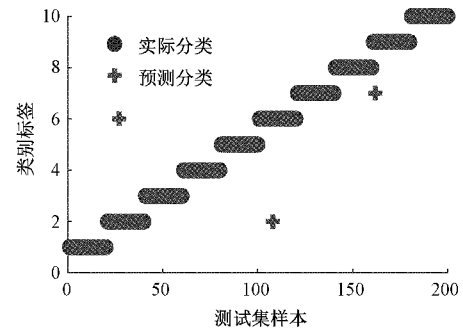


图 8 AO-SVM 预测类型分类结果

由图 8 可知,AO-SVM 分类准确率最高达到 98.5% (197/200),分类准确率较高。由图 9 和 10 可知,IAO-SVM 分类准确率最高达到了 100% (200/200),比 AO-SVM 分类准确率提高了 1.5%,所有故障类型分类全部正确。

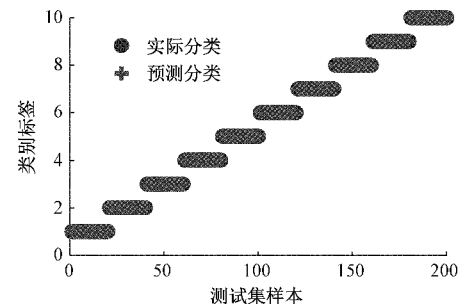


图 9 IAO-SVM 预测类型分类结果

为了更好证明 IAO-SVM 算法模型在滚动轴承故障上的分类准确率,增加数据与实验证明。与上述实验使用相同规格转速和故障直径,采样频率变为 48 kHz,将实验数据同样分为表 3 所示的故障类别和样本数。实验数据使用 VMD 分解提取特征后,将得到的测试集和特征集分别带

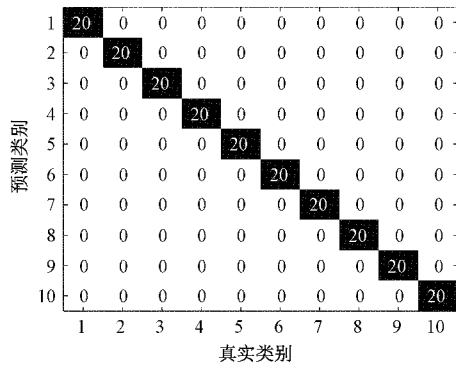


图10 IAO-SVM混淆矩阵

入AO-SVM和IAO-SVM模型中。AO和IAO优化支持向量机测试集预测类型与实际类型对比图如图11和12所示。由图11可知, AO-SVM分类准确率最高达到99.5%(199/200)。

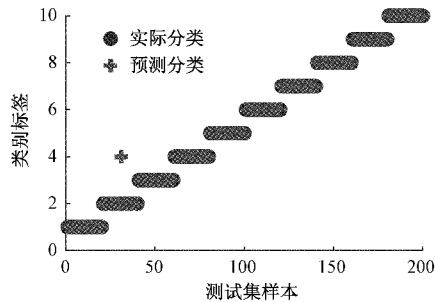


图11 AO-SVM预测类型分类结果

由图12可知, IAO-SVM分类准确率同样达到了100%(200/200),比AO-SVM分类准确率高0.5%,滚动轴承故障类型分类依然全部正确。

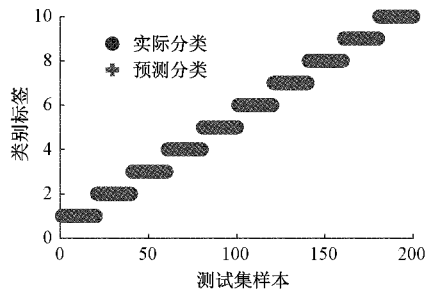


图12 IAO-SVM预测类型分类

为了更好地体现IAO-SVM算法的分类效果,再采用其他算法模型对电机滚动轴承故障进行诊断作为对比。使用相同的滚动轴承故障信号的测试集和训练集,并分别采用粒子群算法优化支持向量机^[16](PSO-SVM),鲸鱼算法优化支持向量机(WOA-SVM)^[17]进行训练和测试,对比结果如表4所示,结果均为10次测试结果的平均值。

从表4可以看出,IAO-SVM算法模型最高分类准确率达到100%,比PSO-SVM模型高2%,比WOA-SVM模型高1.7%,在分类识别准确率上有明显优势。平均准确

表4 不同算法模型分类效果对比 %

分类算法	平均准确率	最高准确率
PSO-SVM	97.7	98
WOA-SVM	97.9	98.3
AO-SVM	97.85	98.5
IAO-SVM	99.75	100

率IAO-SVM达到了99.75%,比PSO-SVM高2.05%,比WOA-SVM高1.85%。上述实验体现了IAO-SVM模型在电机滚动轴承故障诊断实验中的优越性,准确率证明了该方法的可行性,为电机滚动轴承故障诊断提供了新思路,也为该方法应用于其他领域提供了新的参考方向。

5 结论

提出的改进的天鹰优化算法与支持向量机结合应用于电机滚动轴承故障诊断中,实验对轴承不同故障程度的9种故障和正常状态下的时域信号进行VMD分解,并提取其信号特征,可以得到良好的特征数据集。

引入Tent映射和自适应权重因子,对基本AO算法作进一步改进,从而得到IAO算法并对SVM参数进行寻优。实验结果得出,针对电机故障多分类问题,AO算法优化SVM参数可以取得较好的分类效果,但经过改进后的AO算法优化SVM的故障分类准确率优于改进前。

相对于PSO-SVM、WOA-SVM分类模型,IAO-SVM轴承故障诊断模型分类准确率更高,具有一定的实际应用价值。

参考文献

- [1] 赵小惠,张梦洋,石杨斌,等.改进CEEMDAN算法的电机轴承振动信号降噪分析[J].电子测量与仪器学报,2020,34(12):159-164.
- [2] 宋向金,赵文祥.交流电机信号特征分析的滚动轴承故障诊断方法综述[J].中国电机工程学报:2022,42(4):1582-1596.
- [3] 杨小东,纪国宜.基于融合CNN的滚动轴承剩余寿命预测[J].国外电子测量技术,2021,40(3):62-67.
- [4] 李兵,韩睿,何怡刚,等.改进随机森林算法在电机轴承故障诊断中的应用[J].中国电机工程学报,2020,40(4):1310-1319,1422.
- [5] 黄文超,王林军,刘晋玮,等.基于多特征融合与GA-BP模型的滚动轴承故障识别[J].机床与液压,2021,49(6):89,170-173.
- [6] 官文峰,陈辉,张美玲,等.基于深度学习的电机轴承微小故障智能诊断方法[J].仪器仪表学报,2020,41(1):195-205.
- [7] 郑小霞,蒋海生,刘静,等.基于变分模态分解与灰狼算法优化极限学习机的滚动轴承故障诊断[J].轴承,2021,(9):48-53.
- [8] 刘洋,孟祥川,许同乐.基于LMD-SVD和极限学习机

- 的滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 机械设计与制造, 2021(8):107-112.
- [9] 胡业林,代斌,宋晓. 基于小波包和 AFSA-SVM 的电机故障诊断[J]. 电子测量技术, 2021, 44(2): 48-55.
- [10] 许迪,葛江华,王亚萍,等. 量子遗传算法优化的 SVM 滚动轴承故障诊断[J]. 振动. 测试与诊断, 2018, 38(4):843-851,879.
- [11] ABUALIGAH L, YOUSRI D, ABD D, et al. Aquila optimizer: A novel meta-heuristic optimization algorithm[J]. Computers & Industrial Engineering, 2021, 157.
- [12] 林杰,何庆,王茜,等. 基于混沌的正余弦鲸鱼优化算法[J]. 智能计算机与应用, 2020, 10(9):43-48, 52.
- [13] 段玉先,刘昌云. 基于 Sobol 序列和纵横交叉策略的麻雀搜索算法[J]. 计算机应用, 2022, 42(1):36-43.
- [14] 马晨佩,李明辉,巩强令,等. 基于麻雀搜索算法优化支持向量机的滚动轴承故障诊断[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(10):4025-4029.
- [15] 李嫻源,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, 2018, 41(1):99-107.
- [16] 张龙,宋成洋,邹友军,等. 基于 VMD 多特征融合与 PSO-SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 机械设计与研究, 2019, 35(6):96-104.
- [17] 徐航,张达敏,王依柔,等. 混合策略改进鲸鱼优化算法[J]. 计算机工程与设计, 2020, 41(12):3397-3404.

作者简介

李红月,副教授,硕士生导师,主要研究方向为电力电子与电力传动。

E-mail:2082382659@qq.com

高英杰,硕士研究生,主要研究方向为电机智能故障诊断,人工智能算法等。

E-mail:17354189868@qq.com