

基于改进北方苍鹰算法优化SVM的轴承故障诊断研究

吴晓君 李渠伟

(西安建筑科技大学机电工程学院, 西安 710055)

摘要: 针对群智能算法优化支持向量机(Support Vector Machine, SVM)模型时容易遭遇局部最优的问题,提出一种改进北方苍鹰优化(Improved Northern Goshawk Optimization, INGO)算法,并将其应用于滚动轴承的故障诊断。通过引入基于余弦变化的自适应惯性权重因子以及柯西变异策略来改进北方苍鹰优化(Northern Goshawk Optimization, NGO)算法,并结合SVM构建INGO-SVM故障诊断模型。为评估改进算法的性能,首先,使用基准测试函数进行了试验,并将改进算法与现有的NGO、粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法、麻雀搜索算法(Sparrow Search Algorithm, SSA)等进行比较,改进算法的性能在一定程度上有所提升。然后,通过小波包分解对原始诊断信号进行特征提取并划分出10种类别,使用第3层各频段的能量作为特征向量,输入到故障诊断模型;最后,比较了改进算法与其他3种算法在优化SVM参数进行故障分类时的性能。结果表明,改进算法能够有效准确地实现不同故障的分类,准确率可达99.39%,验证了该方法的有效性和可行性。

关键词: 故障诊断; 改进北方苍鹰优化算法; 柯西变异策略; 小波包分解; 支持向量机

中图分类号: TP18; TP133.33 **DOI:** 10.16579/j.issn.1001.9669.2025.05.010

0 引言

滚动轴承是旋转机械设备不可或缺的重要组成部分,广泛地运用于各种不同类型的设备上,如飞行器、汽车、机器人等^[1]。滚动轴承的工作环境通常较为恶劣,在一些高强度的工作中,其发生故障的概率极高,对于生产系统的安全性有非常大的影响。数据显示,45%~55%的旋转机械故障可能来自滚动轴承,在电动机领域,轴承故障所占的比例达到40%,甚至更高^[2]。因此,有效监测和诊断轴承的健康状态,对于降低旋转机械中故障的发生率,保证生产系统安全稳定地运行是十分重要的。

近年来,人工智能技术兴起,故障诊断技术也随之向智能化靠近,越来越多的新兴智能方法逐渐代替传统的人工操作,将传感器检测数据与机器学习相结合的数据驱动方法成为该领域内的研究热点^[3],常见的故障特征识别方法主要有神经网络、随机森林、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)等。李涛等^[4]根据神经网络模型缺乏对环境的适应性问题,提出一种粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法与卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)相结合的故障诊断模型,将信号的二

维时频图作为模型的输入进行故障识别;张钰等^[5]提出一种随机森林诊断方法,该方法建立在分类回归树模型的基础上,旨在提高故障诊断的准确性;针对经验模态分解技术中普遍存在的端点效应问题,徐可等^[6]提出一种改进方法,该方法通过将改进后的经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)法与PSO算法相结合,对SVM进行优化以实现故障分类,并验证了其有效性。上述方法在故障诊断中都可以发挥很重要的作用,神经网络可以高效地对故障类别进行诊断,但是本身泛化能力弱,而且参数较多,相对来说较为复杂;随机森林是多个决策树的组合,具有较强的抗过拟合能力,而且比较稳定,但是对数据要求较高,如果环境中包含噪声,抗过拟合能力也会随之降低;相比于其他两种方法,SVM适应性强,要求较低,即使在样本数量较少的情况下,SVM仍具有出色的分类推广能力,并且相对于神经网络而言,具备更强的泛化能力。

鉴于SVM在轴承故障诊断领域展现出杰出的分类普适性,该方法已被广泛采用。然而,惩罚因子 c 和核参数 g 的选择直接影响SVM的分类性能。因此,为充分发挥SVM的优势,合理优化这两个因素是至关重要的。对此,国内外不少研究人员引入各种群智能算

收稿日期: 2023-07-27 修回日期: 2023-10-05

基金项目: 陕西省科技厅产业研究攻关项目(2021GY-265)

作者简介: 吴晓君,女,1964年生,陕西西安人,博士,教授,博士研究生导师; 主要研究方向为先进制造技术; E-mail: wuxiaojun@xauat.edu.cn。

李渠伟(通信作者),男,1999年生,陕西渭南人,在读硕士研究生; 主要研究方向为机械设备状态监测及故障诊断; E-mail: 2845576166@qq.com。

引用格式: 吴晓君,李渠伟. 基于改进北方苍鹰算法优化SVM的轴承故障诊断研究[J]. 机械强度, 2025, 47(5): 80-89.

WU Xiaojun, LI Quwei. Research on bearing fault diagnosis based on improved northern goshawk algorithm optimizing SVM[J]. Journal of Mechanical Strength, 2025, 47(5): 80-89.

法和改进策略去优化 SVM 参数。赵春华等^[7]利用深度学习提取故障特征,并提出了一种鲸鱼优化算法来优化 SVM 的故障诊断模型;许迪等^[8]将量子计算与遗传算法相结合,通过改进后的遗传算法来优化 SVM 参数,在一定程度上增强了诊断精度;李昕燃等^[9]指出,目前算法在解决故障诊断中存在不易跳出局部极值和准确率低等问题,为了解决这些问题,提出了一种改进麻雀算法优化 SVM 参数的方法;吐松江·卡日等^[10]提出一种基于遗传算法和 SVM 的诊断方法,从而有效地诊断轴承故障;针对变工况下故障分类精度不高,唐贵基等^[11]提出一种将快速谱相关方法和粒子群优化相结合,然后通过 SVM 进行诊断的变工况状态识别方法;章涛等^[12]提出一种北方苍鹰优化(Northern Goshawk Optimization, NGO)算法,来解决变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)参数难选择问题,并将其应用于轴承故障诊断中,并进行了验证;EL-DABAH 等^[13]提出一种北方苍鹰优化的实际应用问题,用于光伏组件三、二极管模型的参数识别。然而,由于群智能算法本身的固有缺陷,上述算法常常面临局部最优、迭代时间长和泛化能力不足等问题。因此,对于群智能算法的进一步改进仍然具有重要意义。

针对上述问题,提出一种改进北方苍鹰优化(Improved Northern Goshawk Optimization, INGO)算法来优化 SVM 的故障诊断模型。在这个模型中,我们对原始信号进行 3 层小波包分解,并从第 3 层分解结果中提取了各频段的能量作为故障特征。采用 INGO 算法对 SVM 的 2 个参数进行迭代优化,建立 INGO-SVM 故障模型,进而将故障样本根据不同特点完成分类识别。通过试验对 10 种不同类别的样本进行分类,并与 PSO 算法、麻雀搜索算法(Sparrow Search Algorithm, SSA)和 NGO 算法进行比较,验证了改进算法的可行性和稳固性。

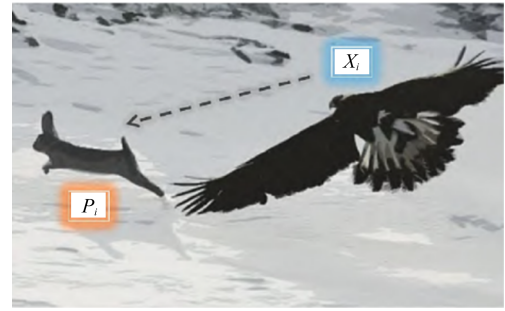
1 北方苍鹰优化算法

1.1 NGO 算法原理

北方苍鹰是一种中大型肉食性鸟类,遍布欧亚大陆和北美洲,特别喜欢栖息于北半球温带森林以及寒带森林。2022 年,DEHGHANI 等^[14]提出的 NGO 算法可以有效地模拟北方苍鹰的捕食行为,从而更好地体现其捕食策略。捕食策略分为 2 个阶段:猎物识别和攻击(探索阶段)、追捕和逃跑(开发阶段),如图 1 所示。

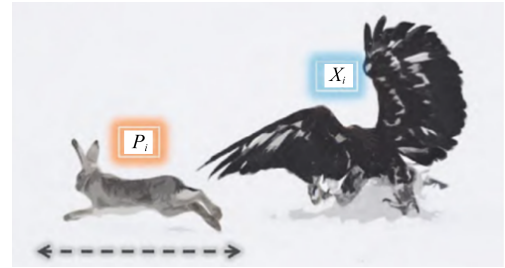
1.1.1 算法初始化

NGO 算法是一种基于种群的优化算法,在优化算



(a) 识别与攻击猎物

(a) Identifying and attacking the prey



(b) 追捕和逃跑

(b) Chasing and escaping

图 1 北方苍鹰捕食策略

Fig. 1 Predation strategy of northern goshawk

法中,北方苍鹰担任的是搜索成员,苍鹰种群可用种群矩阵来表示,种群矩阵由多个向量组成,每个向量代表一只苍鹰,用数学描述为

$$X = \begin{bmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_i \\ \vdots \\ X_N \end{bmatrix}_{N \times m} = \begin{bmatrix} x_{1,1} & \cdots & x_{1,j} & \cdots & x_{1,m} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{i,1} & \cdots & x_{i,j} & \cdots & x_{i,m} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{N,1} & \cdots & x_{N,j} & \cdots & x_{N,m} \end{bmatrix}_{N \times m} \quad (1)$$

式中, X 为北方苍鹰的种群矩阵; X_i 为第*i*只北方苍鹰的位置; $x_{i,j}$ 为第*i*只北方苍鹰的第*j*维位置; N 为种群数量; m 为求解问题的维度。

在 NGO 算法中,求解问题的目标函数可以用来计算北方苍鹰的目标函数值,北方苍鹰种群的目标函数值可以用目标函数值向量表示为

$$F = \begin{bmatrix} F_1 \\ \vdots \\ F_i \\ \vdots \\ F_N \end{bmatrix}_{N \times 1} = \begin{bmatrix} F(X_1) \\ \vdots \\ F(X_i) \\ \vdots \\ F(X_N) \end{bmatrix}_{N \times 1} \quad (2)$$

式中, F 为北方苍鹰种群的目标函数向量; F_i 为第*i*个北方苍鹰的目标函数值。

1.1.2 探索阶段(猎物识别与攻击)

北方苍鹰在探索阶段随机选择一个猎物并迅速对其发起攻击,由于在搜索空间中苍鹰选择猎物是随机的,并且进行全局搜索来确定最佳区域,因此在这一阶段增加了 NGO 算法的探索能力。北方苍鹰进行

猎物识别与攻击的行为可用数学式^[15]描述为

$$P_i = X_k, i = 1, 2, \dots, N; k = 1, 2, \dots, i - 1, i + 1, \dots, N \quad (3)$$

$$x_{ij}^{\text{new}, P_1} = \begin{cases} x_{ij} + l'(p_{ij} - Ex_{ij}), F_{P_i} < F_i \\ x_{ij} + l'(x_{ij} - Ep_{ij}), F_{P_i} \geq F \end{cases} \quad (4)$$

$$X_i = \begin{cases} X_i^{\text{new}, P_1}, & F_i^{\text{new}, P_1} < F_i \\ X_i, & F_i^{\text{new}, P_1} \geq F_i \end{cases} \quad (5)$$

式中, P_i 为第 i 个北方苍鹰的猎物的位置; P_{ij} 为第 i 个北方苍鹰在第 j 维对应猎物的位置; F_{P_i} 为第 i 个北方苍鹰猎物对应位置的目标函数值; k 为 $[1, N]$ 内的随机整数; X_i^{new, P_1} 为第 i 个北方苍鹰的新位置; x_{ij}^{new, P_1} 为第 i 个北方苍鹰在第 j 维的新位置; F_i^{new, P_1} 为第 i 个北方苍鹰新位置对应的目标函数值; l' 为 $[0, 1]$ 范围内的随机数; E 为 1 或 2 的随机整数。

1.1.3 开发阶段(追捕与逃跑)

在北方苍鹰的追捕下, 猎物会迅速逃离进行自保。然而, 北方苍鹰有着超群的速度和敏捷性, 无论猎物如何逃跑都会被抓住。这种行为的模拟对 NGO 算法在搜索空间中进行局部搜索能力的提升起到了很大的促进作用, 可将此阶段描述为

$$x_{ij}^{\text{new}, P_2} = x_{ij} + R(2r - 1)x_{ij} \quad (6)$$

$$R = 0.02(1 - \frac{t}{T}) \quad (7)$$

$$X_i = \begin{cases} X_i^{\text{new}, P_2}, & F_i^{\text{new}, P_2} < F_i \\ X_i, & F_i^{\text{new}, P_2} \geq F_i \end{cases} \quad (8)$$

式中, R 为线性收缩因子; r 为随机扰动参数, 通常取 $[0, 1]$; t 为当前迭代次数; T 为最大迭代次数; F_i^{new, P_2} 为第 2 阶段更新后第 i 个北方苍鹰新位置对应的目标函数值。

1.2 改进北方苍鹰算法

1.2.1 基于余弦变化的自适应学习策略

连续迭代后, 由于迭代后期收敛方式的改变, NGO 算法容易陷入局部最优, 为提高算法寻优能力, 使得在全局搜索和局部开发能力之间取得良好的平衡, 刘翕铭等^[16]引入基于余弦变化的自适应惯性权重因子来更新北方苍鹰的位置, 表达式为

$$\omega(t) = (\omega_{\max} + \omega_{\min})/2 + (\omega_{\max} - \omega_{\min})\cos(\pi \frac{t}{T})/2 \quad (9)$$

式中, ω_{\max} 为惯性权重初始值; ω_{\min} 为惯性权重结束值。通常 ω_{\max} 取 0.9, ω_{\min} 取 0.4。

引入惯性因子后位置更新表达式为

$$x_{ij}^{\text{new}, P_1} = \begin{cases} x_{ij} + \omega(p_{ij} - Ex_{ij}), & F_{P_i} < F_i \\ x_{ij} + \omega(x_{ij} - Ep_{ij}), & F_{P_i} \geq F_i \end{cases} \quad (10)$$

1.2.2 柯西变异策略

为避免在后续迭代中出现局部最优, 需要对当前

最优苍鹰进行干扰, 以提高种群的多样性, 使其摆脱局部最优, 继续寻找新的位置。本文在开发阶段将柯西变异策略引入到苍鹰的更新表达式中, 利用柯西变异干扰苍鹰位置更新中的个体, 提高算法的局部优化能力。干扰之后的位置表达式为

$$X_{ij}^{\text{new}, P_2} = X_{ij} + f_{\text{Cauchy}}(0, 1) \oplus X_{ij} \quad (11)$$

式中, $f_{\text{Cauchy}}(0, 1)$ 为标准柯西分布函数; \oplus 相当于乘。

以原点为中心的一维柯西变异函数^[17]为

$$f(x) = \frac{1}{\pi} \left(\frac{1}{x^2 + 1} \right), -\infty < x < \infty \quad (12)$$

柯西分布与标准正态分布的相似之处在于, 它是一个连续的概率分布, 但其趋近于零的速度相对较慢, 会产生较大的扰动。因此, 利用柯西变异干扰个体可以增强算法的局部搜索能力。

1.3 INGO 算法寻优性能测试

为考察改良算法的性能和优化效果, 通过单峰、多峰、复合基准函数分别对算法的开发能力、搜索能力以及综合能力进行评估, 每种模式分别选取一个测试函数, 并且对算法的参数进行相同的设定, 种群数量为 100, 迭代次数为 1 000^[18]。基准测试函数如表 1 所示。

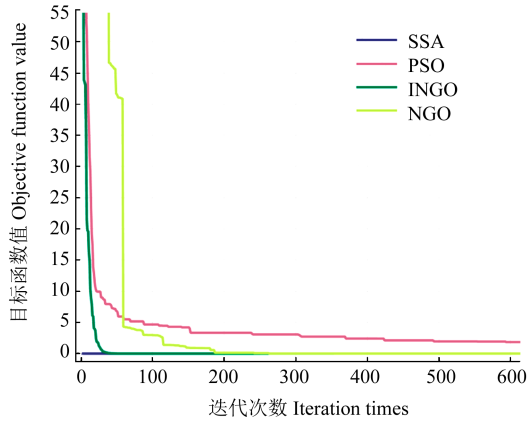
表 1 基准测试函数

Tab. 1 Benchmark test functions

测试函数 Test function	搜索范围 Search scope	理论值 Theoretical value
$F_1(x) = \max_i \{ x_i , 1 \leq i \leq n\}$	$[-100, 100]$	0
$F_2(x) = -20 \exp(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}) - \exp[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)] + 20 + e$	$[-32, 32]$	0
$F_3(x) = [\frac{1}{500} + \sum_{j=1}^{25} \frac{1}{j + \sum_{i=1}^2 (x_i - a_{ij})^2}]^{-1}$	$[-65, 65]$	1

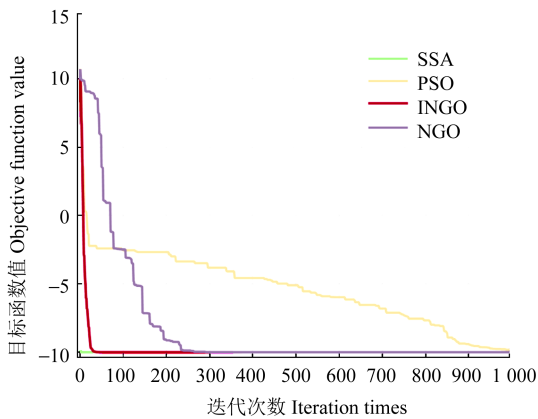
利用测试函数在 Matlab 软件中编程, 将本文改进算法和 SSA、PSO、NGO 这 3 种算法进行评估对比, 测试结果曲线如图 2 所示。

由图 2 可知, 4 种算法在搜索最优解时, INGO 算法的收敛速度相对较快。由图 2(a)、图 2(b) 可以看出, SSA 提前收敛, 陷入局部极值, 相比 NGO、PSO 算法, INGO 算法的适应度值效果更好。综上所述, INGO 算法的寻优能力与稳定性较好, 可为轴承的故障诊断提供理论依据。



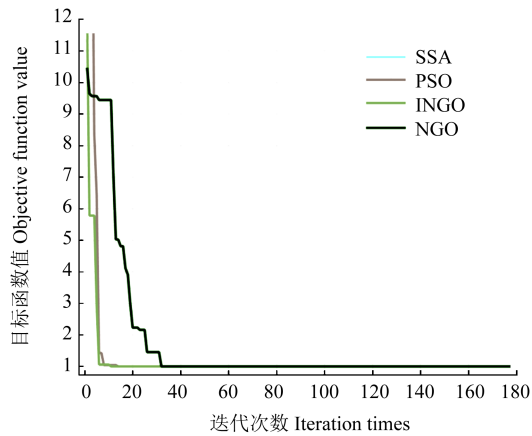
(a) F_1 函数测试曲线

(a) Test curves of F_1 function



(b) F_2 函数测试曲线

(b) Test curves of F_2 function



(c) F_3 函数测试曲线

(c) Test curves of F_3 function

图 2 基准测试函数结果曲线对比

Fig. 2 Comparison of benchmark test function result curves

2 改进北方苍鹰算法优化 SVM

2.1 支持向量机

SVM 是由 KASHEF^[19]提出的,它是一种基于统计学的二分类模型,采用的是结构风险最小化理论。其核心概念是将输入数据转化为高维空间中的向量来实现样本分类,在高维空间内寻找一个最佳的划分超

平面,如图 3 所示,以将不同类别的样本有效地区分开来,并确保各个样本与该划分超平面之间的距离最大化,从而提高其泛化能力。轴承故障诊断属于非线性多分类问题,利用 SVM 进行非线性多分类可用数学表达式^[20]描述为

$$\min(\boldsymbol{\omega}, \xi) = \frac{1}{2} \|\boldsymbol{\omega}\|^2 + c \sum_{i=1}^l \xi_i \quad (13)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} y_i [\boldsymbol{\omega}^T \phi(x_i) + b] \geq 1 - \xi_i \\ \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (14)$$

式中, $\boldsymbol{\omega}$ 为超平面法向量; c 为惩罚因子; ξ_i 为松弛变量; x_i 为输入样本; y_i 为故障类型; b 为偏置量; $\phi(x_i)$ 为非线性映射函数; l 为采样数。

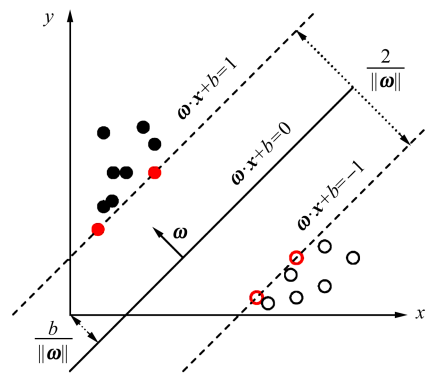


图 3 最优超平面

Fig. 3 Optimal hyperplane

将样本数据集映射到高维空间,并构造拉格朗日函数和决策函数为

$$L(\boldsymbol{\omega}, b, \xi, \alpha, \beta) = \frac{1}{2} \|\boldsymbol{\omega}\|^2 + c \sum_{i=1}^l \xi_i - \sum_{i=1}^l \beta_i \xi_i - \sum_{i=1}^l \alpha_i \{ y_i [\boldsymbol{\omega}^T \phi(x_i) + b] - 1 + \xi_i \} \quad (15)$$

$$f(x) = \text{sign} \left[\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i K(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{x}_i) + b \right] \quad (16)$$

式中, α_i, β_i 为拉格朗日乘子; $K(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{x}_i)$ 为核函数; \boldsymbol{x} 为特征向量。

SVM 分类效果受核函数的影响较大,高斯函数具有很好的泛化能力,并且需要确定的自由参数也只有一个 g ,故选取核函数为

$$K(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{x}_i) = \exp(-g \|\boldsymbol{x}, \boldsymbol{x}_i\|^2), g > 0 \quad (17)$$

SVM 分类器对故障类别的分类准确率严重依赖于惩罚因子 c 和核参数 g 的选择, c 影响模型的稳定性和复杂度, g 影响故障诊断率,因此,选取最佳的 c 和 g 可以在很大程度上提高故障诊断精度。

2.2 INGO-SVM 故障诊断模型

为了提升故障分类精度,本文采用群智能算法 INGO 对 SVM 模型参数进行动态迭代优化,构建 INGO-SVM 故障诊断模型,总体设计流程如图 4 所示,包括以下具体步骤:

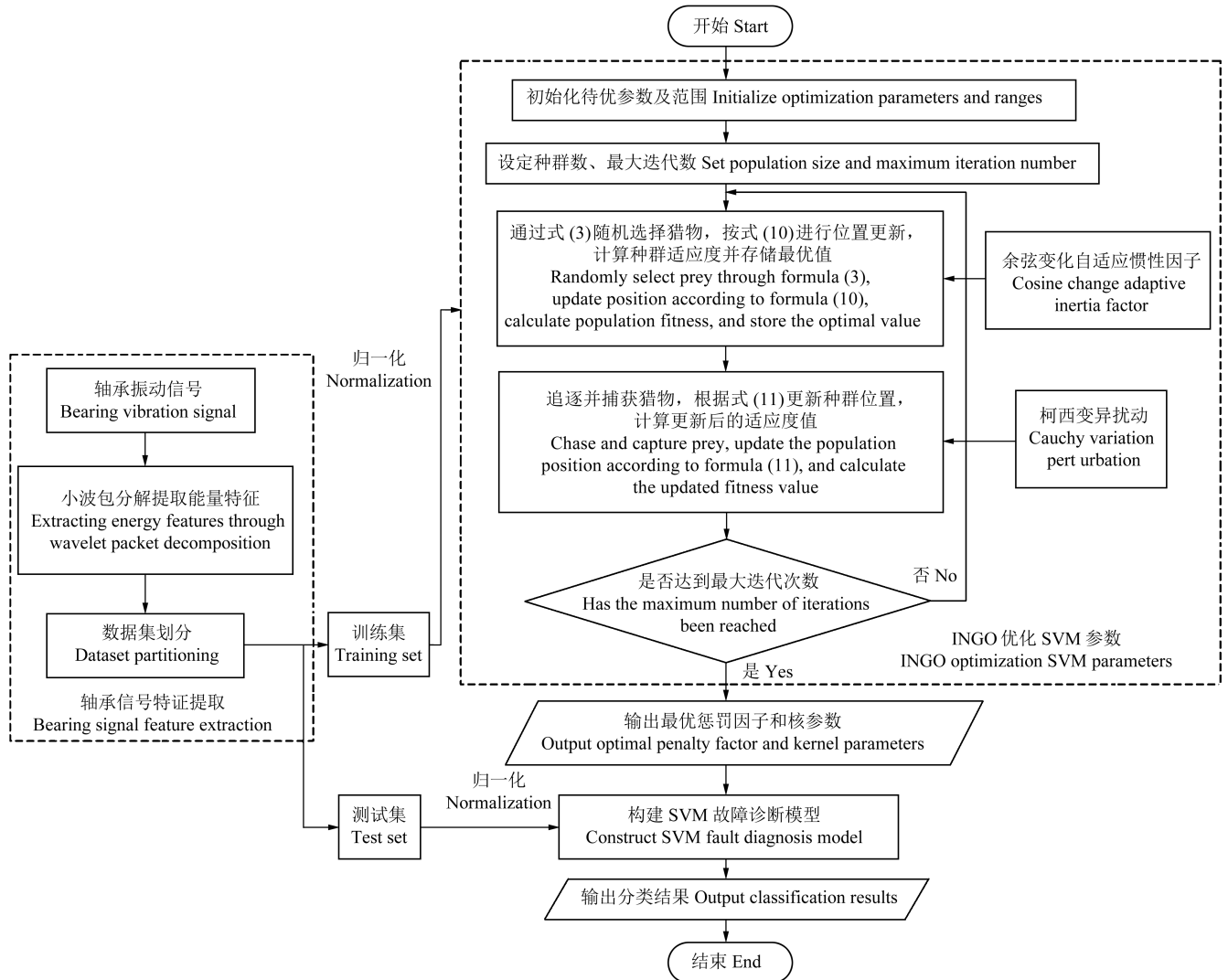


图4 设计流程图

Fig. 4 Designed flow chart

步骤1:对初始振动信号进行小波包分解,计算分解后每个子频带的分解系数的信号能量值,并将其作为故障特征向量,再按照7:3的比例划分为训练集和测试集,之后对训练集和测试集进行归一化处理。

步骤2:初始化北方苍鹰算法参数,设定种群数、最大迭代数、优化参数维度以及初始值边界条件。

步骤3:通过式(3)随机选择猎物,对搜索空间进行全局搜索,引入自适应余弦变化惯性因子,按式(10)进行位置更新,计算种群适应度并存储最优适应度值。

步骤4:追逐并捕获猎物,对个体进行柯西变异干扰,根据式(11)来对种群位置进行更新,计算更新后的适应度值。

步骤5:通过判断当前迭代次数是否超过设定的最大值,来确定是否往下进行。如果是,则输出最优惩罚因子 c 和核参数 g 以及最佳适应度;反之,跳回步骤3继续循环。

步骤6:将最佳参数 c 和 g 输入到INGO-SVM模型中,然后导入划分的测试样本进行测试验证。

3 试验验证

3.1 数据准备

采用美国凯斯西储大学提供的滚动轴承故障信号对INGO-SVM模型进行性能验证,通过试验,可以进一步探索该模型的应用潜力,并评估其在故障信号分类中的性能表现。凯斯西储大学的试验平台包括电动机、转矩传感器以及示功器,具体配置如图5所示。振动信号是在转速为1 797 r/min、采样频率为12 kHz的条件下,对型号为SKF6205轴承的驱动端数据进行采样,并作为本文研究的试验数据,包括轴承内圈、外圈和滚动体。

为了研究轴承振动信号,选取10种不同状态的轴承作为试验数据,包括正常状态和外圈、内圈、滚动体故障的不同直径(分别为0.177 8、0.355 6、0.533 4 mm)的轴

承。其中每种类别选取 600 个样本, 总共 6 000 个样本, 每个采样长度按 1 024 个点进行分割, 试验类别与标签如表 2 所示。

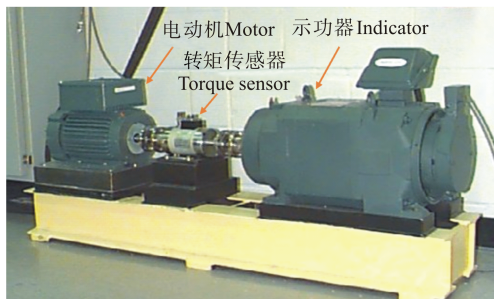


图 5 试验平台
Fig. 5 Test platform

3.2 小波包分解特征提取

相比于时域和频域分析, 小波包更能提取到振动信号的深层特征, 使得提取的信息更加完整。因此, 本文选用小波包分解对原始信号进行特征提取, 主要任务是选取合适的小波基函数。根据研究, 小波基函数在处理信号时的能力大同小异, 没有表现得出色的。但根据文献[5]¹⁰⁰⁻¹⁰⁴, db 小波系在轴承信号处理方面比较常见。在此基础上, 本文采用小波基函数 db4 对原始信号进行 3 层小波包分解, 并从第 3 层分解结

表 2 类别与标签
Tab. 2 Categories and labels

标签 Label	故障尺寸 Fault size /mm	故障位置 Fault location
1	0.177 8	滚动体 Rolling element
2	0.355 6	滚动体 Rolling element
3	0.533 4	滚动体 Rolling element
4	0.177 8	内圈 Inner ring
5	0.355 6	内圈 Inner ring
6	0.533 4	内圈 Inner ring
7	0.177 8	外圈 Outer ring
8	0.355 6	外圈 Outer ring
9	0.533 4	外圈 Outer ring
10	0.177 8	正常 Normal

果中提取了 8 个节点的小波包系数, 计算各个频带的能量, 利用第 3 层各频带能量占比构建特征向量。

为确保模型诊断的准确性和数据的均匀性, 对所有状态的样本进行特征向量提取, 共得到 6 000 组特征向量。将每种状态的 600 组样本以 7:3 随机划分为训练样本和测试样本, 其中 420 组用作训练样本, 剩余的 180 组用作测试样本。原始信号经过小波包变换后, 部分样本的能量特征值如表 3 所示。

表 3 小波包分解能量特征值
Tab. 3 Energy eigenvalue of wavelet packet decomposition

故障位置 Fault location	故障尺寸 Fault size/mm	E_1	E_2	E_3	E_4	E_5	E_6	E_7	E_8
滚动体 Rolling element	0.177 8	0.007 14	0.007 38	0.001 40	0.013 05	0.023 42	0.001 70	0.005 10	0.001 30
		0.008 08	0.005 08	0.000 72	0.013 02	0.021 35	0.004 02	0.003 64	0.003 35
	0.355 6	0.014 04	0.015 79	0.001 04	0.003 75	0.004 00	0.001 66	0.005 88	0.000 64
		0.011 11	0.013 96	0.001 08	0.003 84	0.004 49	0.000 90	0.005 95	0.000 54
	0.533 4	0.014 47	0.008 23	0.001 23	0.009 88	0.013 59	0.005 64	0.020 64	0.001 52
		0.011 48	0.009 61	0.000 52	0.009 34	0.013 37	0.004 14	0.022 10	0.002 76
内圈 Inner ring	0.177 8	0.044 03	0.237 50	0.031 59	0.057 04	0.072 39	0.086 60	0.074 96	0.027 74
		0.047 06	0.246 84	0.024 33	0.057 98	0.071 48	0.031 61	0.061 67	0.016 49
	0.355 6	0.038 07	0.010 88	0.007 82	0.019 31	0.039 37	0.050 91	0.029 42	0.021 91
		0.034 19	0.006 34	0.003 15	0.020 95	0.044 81	0.019 02	0.028 78	0.007 57
	0.533 4	0.161 44	0.089 87	0.011 74	0.249 42	0.242 68	0.020 98	0.038 39	0.016 32
		0.152 49	0.113 55	0.012 35	0.249 78	0.263 48	0.015 76	0.038 67	0.021 49
外圈 Outer ring	0.177 8	0.026 62	0.042 96	0.019 71	0.343 42	0.404 54	0.157 88	0.289 32	0.213 38
		0.027 22	0.036 36	0.018 70	0.312 08	0.383 25	0.141 78	0.426 25	0.237 26
	0.355 6	0.009 43	0.007 59	0.000 47	0.003 61	0.009 58	0.007 64	0.045 40	0.016 64
		0.009 16	0.003 95	0.000 28	0.003 67	0.008 18	0.009 36	0.030 87	0.025 67
	0.533 4	0.293 75	0.216 37	0.057 30	0.485 16	0.454 54	0.680 80	0.124 55	0.571 83
		0.300 65	0.266 79	0.040 54	0.363 05	0.432 97	0.081 04	0.124 31	0.032 01
正常 Normal	0.177 8	0.012 34	0.070 95	0.001 04	0.000 00	0.000 00	0.000 03	0.000 44	0.000 03
		0.011 44	0.078 14	0.000 99	0.000 02	0.000 01	0.000 01	0.000 29	0.000 06

3.3 基于 INGO-SVM 模型的故障诊断

SVM 分类器的分类性能在很大程度上受惩罚因子 c 和核参数 g 的影响,因此,利用 INGO 对 SVM 的参数进行迭代寻优,参数的初始设置值如表 4 所示。

表 4 INGO-SVM 参数设置

Tab. 4 INGO-SVM parameters setting

种群数量 Population size	迭代次数 Iteration times	优化参数 Optimization parameter	搜索范围 Search scope
10	20	c	[0.1, 100]
		g	[0.01, 1 000]

本文使用 INGO 算法对已经划分好的训练样本进行迭代训练,以获得最佳的 SVM 参数 c 和 g 。然后,使用这些参数对测试样本进行分类,来验证算法的有效性。为了准确划分故障类型来进行故障诊断,采用分类预测错误率作为适应度函数,以评估故障诊断的性能和实施效果。适应度函数为

$$F_{\text{Fitness}} = 1 - \frac{a_{\text{acc}}}{100} \quad (18)$$

式中, a_{acc} 为分类准确率。

INGO 算法优化 SVM 参数的适应度曲线如图 6 所示。由图 6 明显看出,经过几次迭代后,适应度值达到一个很好的状态,然后整体趋于稳定,说明 INGO 算法在优化 SVM 参数时可以快速达到收敛,减少寻优时间并提高精度。

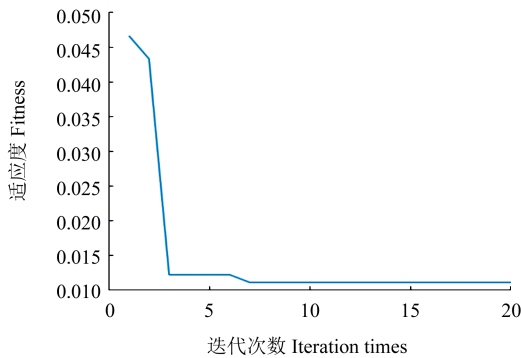


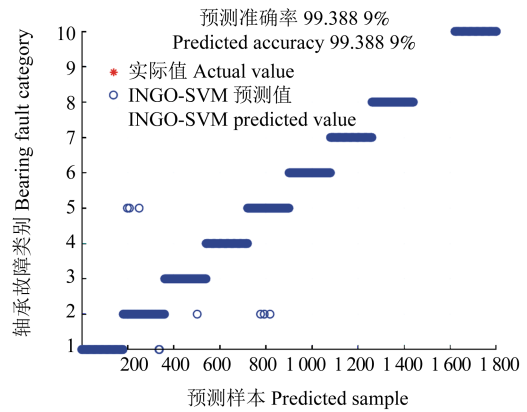
图 6 INGO-SVM 参数优化适应度曲线

Fig. 6 Curve of INGO-SVM parameter optimization fitness

SVM 利用经 INGO 算法优化得到的参数 c 和 g 对测试样本进行测试,结果如图 7 所示。

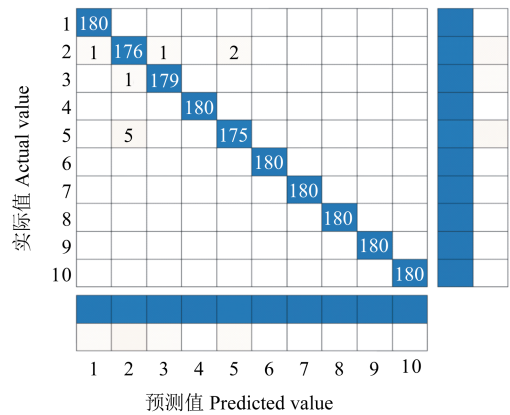
图 7(a)中左侧的编号“1,2,⋯,10”分别代表轴承的 10 种不同状态,对轴承的故障诊断识别准确率达到 99.39%;图 7(b)为分类的混淆矩阵图。从图 7(b)中可以明显看到模型的误判信息,模型将 4 个类别 2 的样本分别错判给类别 1、类别 3 和类别 5,将 1 个类别 3 的样本错判给类别 2,将 5 个类别 5 的样本错判给类别 2。综合比较之后可见,本文的方法对于故障类型的分类具有很高的诊断精度,模型的最优参数优化结果

如表 5 所示。



(a) 预测结果

(a) Predicted result



(b) 分类混淆矩阵图

(b) Matrix diagram of classification confusion

图 7 INGO-SVM 测试分类结果

Fig. 7 Classification results of INGO-SVM test

表 5 参数优化结果

Tab. 5 Parameter optimization results

算法模型 Algorithm model	惩罚因子 Penalty factor c	核参数 Kernel parameter g	准确率 Accuracy/%	寻优时间 Optimization time/s
INGO-SVM	37.350 1	28.734 8	99.39	53.31

3.4 不同模型故障诊断试验

为进一步更准确地验证本文所采用的方法对轴承不同状态的分类性能,采用第 3.2 节中提取的故障特征数据,种群规模、迭代次数以及其他的参数均和第 3.3 节中模型一致,分别对 PSO-SVM、SSA-SVM、INGO-SVM 这 3 种分类模型进行了测试试验,测试的分类结果如图 8、图 9 和图 10 所示。

由图 8~图 10 可以看出,本文所提出的 INGO-SVM 故障分类模型的准确率达到 99.39%,而 PSO-SVM、SSA-SVM、INGO-SVM 模型的准确率分别为 97.11%、97.67%、98.83%,INGO 相比其他 3 种方法效果较好。由此表明,该模型对于轴承的故障诊断具有较高的可靠性和优越性。

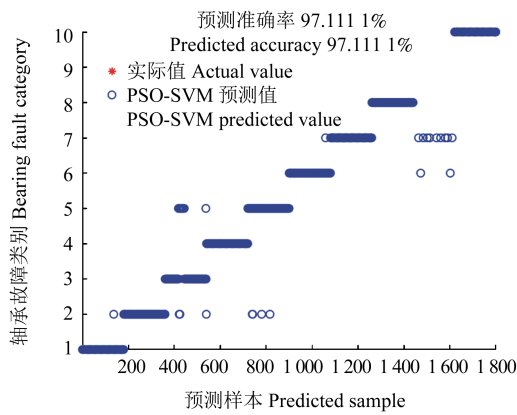


图 8 PSO-SVM 测试分类结果

Fig. 8 Classification results of PSO-SVM test

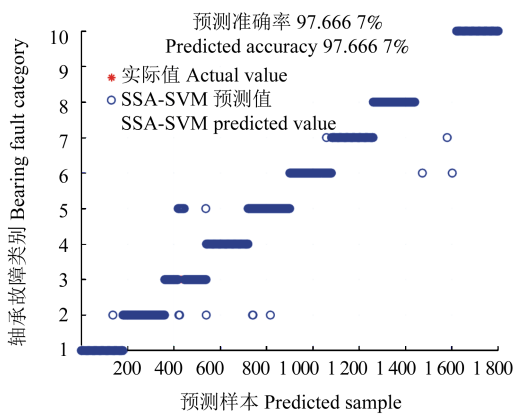


图 9 SSA-SVM 测试分类结果

Fig. 9 Classification results of SSA-SVM test

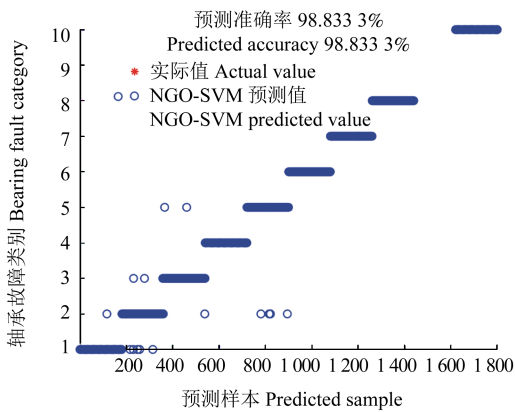


图 10 NGO-SVM 测试分类结果

Fig. 10 Classification results of NGO-SVM test

由于群智能算法每次迭代寻优结果随机性较大,每次测试的分类准确率有所偏差,所以在保证试验条件一致的情况下,对 4 种方法分别独立进行 20 次试验,通过求平均分类准确率来进行对比,以确保模型的可行性,4 种模型的平均准确率如表 6 所示。4 种模型的准确率对比关系如图 11 所示。

由图 11、表 6 可知,本文提出的 INGO-SVM 故障诊断模型在平均分类准确率、鲁棒性上都高于其他 3 种模型,验证了 INGO-SVM 在轴承故障诊断中具有很

高的识别率,能够更好地实现轴承故障的正确诊断。

表 6 4 种模型分类结果对比

Tab. 6 Comparison of classification results of four models

算法模型 Algorithm model	PSO-SVM	SSA-SVM	NGO-SVM	INGO-SVM
平均准确率 Average accuracy/%	97.445 0	97.513 9	98.842 9	99.202 8

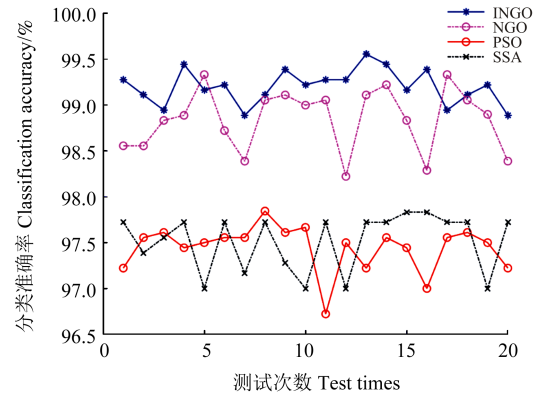


图 11 4 种模型分类准确率对比

Fig. 11 Comparison of classification accuracy of four models

4 结论

针对 NGO 算法容易陷入局部最优,影响故障类型的诊断准确率问题,提出了一种 INGO 算法优化 SVM 参数的方法,解决了传统算法在故障诊断方面的短板,提高了诊断的准确性,得出的结论如下:

1)对 NGO 算法进行了两个方面的改进。一方面在猎物识别阶段引入基于余弦变化的自适应惯性权重因子来更新北方苍鹰的位置,防止算法处于局部最优状态,增强算法的全局搜寻能力;另一方面在追捕和逃跑阶段,引入柯西变异策略,并通过柯西变异干扰精英个体,提高种群多样性,进一步提高算法的局部寻优能力。

2)在 Matlab 平台上利用测试基准函数,将本文所提方法与 NGO、PSO、SSA 这 3 种群智能算法进行比较,结果表明,该算法在寻优能力以及稳定性上都优于其他 3 种算法。

3)通过小波包对采样信号进行分解,提取信号的深层特征,利用 INGO-SVM 故障诊断模型,对 10 个故障类别进行识别分类,同时与其他故障模型进行对比,结果表明,所提方法具有更高的精度,能够有效实现轴承故障的正确诊断,充分证明了该算法的优越性与稳定性。

参考文献 (References)

[1] ZHANG Y, LÜ Y, GE M. Time-frequency analysis via complementary ensemble adaptive local iterative filtering and enhanced

- maximum correlation kurtosis deconvolution for wind turbine fault diagnosis[J]. *Energy Reports*, 2021, 7: 2418-2435.
- [2] RAI A, UPADHYAY S H. A review on signal processing techniques utilized in the fault diagnosis of rolling element bearings [J]. *Tribology International*, 2016, 96: 289-306.
- [3] 尹文哲, 夏虹, 彭彬森, 等. 基于 CNN-SVM 的核电厂轴承故障诊断方法[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2023, 44(3): 410-417.
YIN Wenzhe, XIA Hong, PENG Binsen, et al. Bearing fault diagnosis method in nuclear power plants based on CNN-SVM[J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2023, 44(3): 410-417. (In Chinese)
- [4] 李涛, 段礼祥, 张东宁, 等. 自适应卷积神经网络在旋转机械故障诊断中的应用[J]. *振动与冲击*, 2020, 39(16): 275-282.
LI Tao, DUAN Lixiang, ZHANG Dongning, et al. Application of adaptive convolutional neural network in rotating machinery fault diagnosis[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2020, 39(16): 275-282. (In Chinese)
- [5] 张钰, 陈珺, 王晓峰, 等. 随机森林在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. *计算机工程与应用*, 2018, 54(6): 100-104.
ZHANG Yu, CHEN Jun, WANG Xiaofeng, et al. Application of random forest on rolling element bearings fault diagnosis [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2018, 54(6): 100-104. (In Chinese)
- [6] 徐可, 陈宗海, 张陈斌, 等. 基于经验模态分解和支持向量机的滚动轴承故障诊断[J]. *控制理论与应用*, 2019, 36(6): 915-922.
XU Ke, CHEN Zonghai, ZHANG Chenbin, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on empirical mode decomposition and support vector machine[J]. *Control Theory & Applications*, 2019, 36(6): 915-922. (In Chinese)
- [7] 赵春华, 胡恒星, 陈保家, 等. 基于深度学习特征提取和 WOA-SVM 状态识别的轴承故障诊断[J]. *振动与冲击*, 2019, 38(10): 31-37.
ZHAO Chunhua, HU Hengxing, CHEN Baojia, et al. Bearing fault diagnosis based on the deep learning feature extraction and WOA-SVM state recognition[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2019, 38(10): 31-37. (In Chinese)
- [8] 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.
XU Di, GE Jianghua, WANG Yaping, et al. Rolling bearing fault diagnosis of SVM based on improved quantum genetic algorithm [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2018, 38(4): 843-851. (In Chinese)
- [9] 李昕燃, 靳伍银. 基于改进麻雀算法优化支持向量机的滚动轴承故障诊断研究[J]. *振动与冲击*, 2023, 42(6): 106-114.
LI Xinran, JIN Wuyin. Fault diagnosis of rolling bearings based on ISSA-SVM[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2023, 42(6): 106-114. (In Chinese)
- [10] 吐松江·卡日, 高文胜, 张紫薇, 等. 基于支持向量机和遗传算法的变压器故障诊断[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2018, 58(7): 623-629.
KARI·Tusongjiang, GAO Wensheng, ZHANG Ziwei, et al. Power transformer fault diagnosis based on a support vector machine and a genetic algorithm[J]. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 2018, 58(7): 623-629. (In Chinese)
- [11] 唐贵基, 田甜, 庞彬. 基于快速谱相关和 PSO-SVM 的变工况滚动轴承状态识别[J]. *电力自动化设备*, 2019, 39(7): 168-174.
TANG Guiji, TIAN Tian, PANG Bin. State identification of rolling bearing under variable working condition based on fast spectral correlation and PSO-SVM [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2019, 39(7): 168-174. (In Chinese)
- [12] 章涛, 陈勇旗, 廖紫洋, 等. 一种北方苍鹰参数优化的 VMD-MRE 轴承故障诊断方法[J/OL]. *机械科学与技术*: 1-8 (2023-04-26) [2023-07-22]. <https://doi.org/10.13433/j.cnki.1003-8728.20230226>.
ZHANG Tao, CHEN Yongqi, LIAO Ziyang, et al. A VMD-MRE bearing fault diagnosis method for optimizing the parameters of northern hawks [J/OL]. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*: 1-8 (2023-04-26) [2023-07-22]. <https://doi.org/10.13433/j.cnki.1003-8728.20230226>. (In Chinese)
- [13] EL-DABAH M A, EL-SEHIEMY R A, HASANIEN H M, et al. Photovoltaic model parameters identification using northern goshawk optimization algorithm[J]. *Energy*, 2023, 262: 125522.
- [14] DEGHANI M, HUBALOVSKY S, TROJOVSKY P. Northern goshawk optimization: a new swarm-based algorithm for solving optimization problems[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 162059-162080.
- [15] LI K, HUANG H S, FU S W, et al. A multi-strategy enhanced northern goshawk optimization algorithm for global optimization and engineering design problems [J]. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 2023, 415: 116199.
- [16] 刘翕铭, 于永进, 杨洋. 基于改进麻雀算法的园区综合能源系统优化研究[J]. *智慧电力*, 2021, 49(6): 9-16.
LIU Ximing, YU Yongjin, YANG Yang. Optimization of regional integrated energy system based on improved sparrow algorithm [J]. *Smart Power*, 2021, 49(6): 9-16. (In Chinese)
- [17] 李爱莲, 全凌翔, 崔桂梅, 等. 融合正余弦和柯西变异的麻雀搜索算法[J]. *计算机工程与应用*, 2022, 58(3): 91-99.
LI Ailian, QUAN Lingxiang, CUI Guimei, et al. Sparrow search algorithm combining sine-cosine and Cauchy mutation[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2022, 58(3): 91-99. (In Chinese)
- [18] 李斌, 郭自强, 高鹏. 改进北方苍鹰算法在光伏阵列中应用研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2023, 37(7): 131-139.
LI Bin, GUO Ziqiang, GAO Peng. Application of improved northern goshawk optimization algorithm in photovoltaic array[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2023, 37(7): 131-139. (In Chinese)
- [19] KASHEF R. A boosted SVM classifier trained by incremental learning and decremental unlearning approach[J]. *Expert Systems with Applications*, 2021, 167: 114154.
- [20] YANG L Y, ZHANG K, CHEN Z H, et al. Fault diagnosis of WOA-SVM high voltage circuit breaker based on PCA principal component analysis[J]. *Energy Reports*, 2023, 9(8): 628-634.

Research on bearing fault diagnosis based on improved northern goshawk algorithm optimizing SVM

WU Xiaojun LI Quwei

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China)

Abstract: An improved northern goshawk optimization (INGO) algorithm was proposed to address the local optimization problem that swarm intelligence algorithms often encounter when optimizing support vector machine (SVM) models, and it was applied to fault diagnosis of rolling bearings. By introducing an adaptive inertia weight factor based on the cosine variation and a Cauchy mutation strategy, the northern goshawk optimization (NGO) algorithm was improved, and an INGO-SVM fault diagnosis model was constructed using SVM. In order to evaluate the performance of the improved algorithm, firstly, benchmark testing functions were used for experiments, and the improved algorithm was compared with existing optimization algorithms such as NGO, particle swarm optimization (PSO), sparrow search algorithm (SSA), etc. The results show that the performance of the improved algorithm is improved to a certain extent. At the same time, the original diagnostic signals were feature extracted through wavelet packet decomposition and divided into 10 categories. The energy of each frequency band in the 3rd layer was used as the feature vector and input into the fault diagnosis model. Finally, the performance of the improved algorithm was compared with the other three algorithms in optimizing SVM parameters for fault classification. The results show that the improved algorithm can effectively and accurately achieve different fault classifications, with an accuracy rate of 99.39%, verifying the effectiveness and feasibility of this method.

Key words: Fault diagnosis; Improved northern goshawk optimization algorithm; Cauchy mutation strategy; Wavelet packet decomposition; Support vector machine

Corresponding author: LI Quwei, E-mail: 2845576166@qq.com

Fund: Shaanxi Provincial Department of Science and Technology Industrial Research (2021GY-265)

Received: 2023-07-27 Revised: 2023-10-05