DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.8.328 **中图分类号**：TM561 **文献标志码**：A

基于改进粒子群优化算法优化 SVM 的断路器故障诊断

陈国平[1]，高慧民[2](中国电源学会学生会员)，陈蒙蒙[2](中国电源学会学生会员)，
荣灿灿[2](中国电源学会会员)，夏晨阳[2](中国电源学会会员)
(1.国网宿州供电公司，宿州 234000；2.中国矿业大学电气工程学院，徐州 221116)

摘要：为了提高断路器故障诊断精度，提出通过改进粒子群优化 IPSO(improved particle swarm optimization)算法对支持向量机 SVM(support vector machine)相关参数进行优化，进而建立一种新的 IPSO-SVM 断路器故障诊断模型。其中，IPSO 算法通过混沌映射、动态调整惯性系数和更新最优粒子策略等方法对粒子群优化 PSO(particle swarm optimization)算法进行改进，提高了算法的收敛速度和精度。进一步地，结合几种典型的高压断路器故障类型和某种断路器的实际运行数据，构建 IPSO-SVM 故障诊断模型。最后，对比相同训练集下的其他断路器故障诊断模型，实验结果表明，IPSO-SVM 模型具有更高的诊断精度，降低了人为干预程度，实现了对故障类型的有效识别，保障了分合闸线圈的可靠运行。

关键词：支持向量机；改进粒子群优化算法；高压断路器；故障诊断；混沌映射

Optimization of SVM for Circuit Breaker Fault Diagnosis Based on Improved Particle Swarm Optimization Algorithm

CHEN Guoping[1], GAO Huimin[2], *Student Member*, *CPSS*, CHEN Mengmeng[2], *Student Member*, *CPSS*, RONG Cancan[2], *Member*, *CPSS*, XIA Chenyang[2], *Member*, *CPSS*
(1. State Grid Suzhou Power Supply Company, Suzhou 234000, China; 2. School of Electrical Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China)

Abstract: To enhance the diagnostic accuracy of circuit breaker faults, an improved particle swarm optimization (IPSO) algorithm is used to optimize the relevant parameters of support vector machine (SVM). Then, a novel IPSO-SVM circuit breaker fault diagnosis model is established, in which the IPSO algorithm enhances the traditional particle swarm optimization (PSO) algorithm by incorporating chaotic mapping, dynamically adjusting the inertia coefficient and updating the optimal particle strategy. Therefore, the convergence speed and accuracy of the algorithm are improved. Furthermore, the IPSO-SVM fault diagnosis model is constructed based on several typical high-voltage circuit breaker fault types and the actual operation data of one specific circuit breaker. Finally, a comparison with other circuit breaker fault diagnosis models using the same training dataset is performed. Experimental results show that the IPSO-SVM model outperformed other models in terms of diagnostic accuracy and reduced the need for manual intervention, achieving effective fault identification of fault types and ensuring the reliable operation of the circuit breaker's opening and closing coils.

Keywords: Support vector machine (SVM); improved particle swarm optimization (IPSO) algorithm; high-voltage circuit breaker; fault diagnosis; chaotic mapping

随着电力系统的快速发展和电网结构的日益复杂，断路器的可靠性和稳定性受到了前所未有的挑战。断路器是电力系统中不可或缺的组件，其故障直接影响电网的稳定性和安全性[1-6]。传统的高

收稿日期：2024-11-19；**修回日期**：2025-01-11；**录用日期**：2025-02-05；**网络首发日期**：2025-02-19
基金项目：国网宿州供电公司科技资助项目(B312Q024000B)
This work is supported by State Grid Suzhou Power Supply Company Technology Project under the grant B312Q024000B

压断路器故障诊断方法依赖于专家经验和物理模型，但在面对复杂电网条件时，这些方法的诊断效率和准确性有限[7-10]。因此，发展一种高效、准确的高压断路器故障诊断方法显得尤为重要。

目前，国内外在这一领域已经取得若干进展，并且众多新方法已经被引入应用[11-12]。常见的有人工神经网络 ANN(artificial neural network)、极限学习机 ELM(extreme learning machine)、支持向量机 SVM(support vector machine)等[13-15]。传统的 ANN(如反向传播 BP(back propagation)神经网络)具有容错性和自适应性等优点，但是需要大量的训练样本，训练时间较长[16]。基于 ELM 的断路器故障诊断模型具有更快的训练速度，但 ELM 的权值和阈值随机产生，其诊断结果的精度易受外界干扰。相比之下，SVM 诊断模型因其鲁棒性出色、准确度高和计算简便更受学术界关注[17-18]，然而，SVM 诊断模型同样需要选取合适的基函数等，且参数的设置对泛化能力和精确度均有较大影响。

为了提升上述断路器故障诊断模型的识别精度，有学者提出采用优化算法对故障诊断模型的有关参数进行优化，从而极大程度上避免了人为因素的干预。赵书涛等[19]将烟花算法与 SVM 结合，以提高故障诊断的准确率，但是这种方法较为复杂并且非常耗时；赵岩等[20]利用萤火虫算法 FA(firefly algorithm)优化 SVM 的关键参数 c 和 g，通过多轮训练提高了对断路器故障类型的识别准确性，但该算法在收敛精度和速度方面仍有待提高；逯浩坦等[21]采用灰狼优化 GWO(grey wolf optimizer)算法改进 SVM 参数，开发了一种新的断路器故障诊断方法，并通过实际故障数据验证了其有效性，但是诊断精度仍需要进一步提升；孙曙光等[22]采用遗传算法 GA(genetic algorithm)优化的多核学习 SVM 进行断路器故障诊断，解决了单核 SVM 在核函数选择和参数确定上的问题，但诊断准确率和诊断类型数量尚有不足；贾嵘等[23]采用粒子群优化 PSO(particle swarm optimization)算法对 SVM 模型进行优化，建立了断路器故障诊断模型，提升了诊断速度。然而，这些研究的优化算法收敛性较差且故障诊断模型的精度较差。因此，如何确定有效的参数设计策略，使得所构建的断路器故障诊断模型具有较强的鲁棒性和较高的诊断精度仍然是一项尚未完全解决的问题。

基于上述缺陷，本文提出一种基于改进粒子群优化 IPSO(improved particle swarm optimization)算法优化 SVM 的断路器故障诊断方法。基于 PSO 算法现有缺陷，本文从初始化种群、惯性系数和最优粒子策略等方面分别提出改进，提升了收敛速度和收敛精度，最终建立了基于核参数和惩罚因子的 IPSO-SVM 模型。实验结果表明，IPSO 优化算法具有更好的收敛特性，所构建的 IPSO-SVM 故障诊断模型具有更高的诊断准确率，对断路器工作状况诊断机构的设计具有指导意义。

1　电流动作特征参数分析

断路器分合闸操作的实际电流波形是判断断路器性能和状态的重要工具。具体而言，通过分析断路器分合闸操作时的电气参数，了解断路器在开通和关断过程中的电流特性变化情况，可以预测断路器的异常工作状况，如触头磨损卡涩、绝缘损坏导致接触不良或其他机械故障[24-25]，进而指导断路器等设备的检修工作。本文主要针对分闸扣卡涩、操作机构卡涩、操作电源过低、铁心空行程过大、辅助开关接触不良、铁心卡涩和供电回路接触不良共 7 种常见的断路器故障类型进行研究。此外，上述故障类型仅作为本文所建立的断路器故障诊断模型所选取的常见故障种类，其不会影响到所建立的 IPSO-SVM 模型的建立过程。某种断路器的典型分合闸电流波形如图 1 所示，基于电流波形分析断路器状态的工作原理如下。

当断路器动作时，分合闸线圈电流开始发生变化，并且其电流信号中含有丰富的状态信息。图 1 中：T_1 为分合闸命令到达的时间点；T_2 为分合闸线圈中电流上升至反电动势占主导的时间点；T_3 为断路器铁心运动到最大行程的时间点；T_4 为辅助开关断开的时间点。本文所选取的故障类型的监测可分

为 4 个阶段。

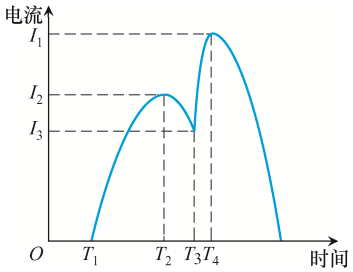


图 1 断路器分合闸电流波形

Fig. 1 Current waveform of circuit breaker during its switching operation

T_1~T_2：电磁力增强阶段。线圈在 T_1 时刻通电时，线圈中会产生阻碍电流增大的反电动势，最初铁心运动速度较小，所产生的运动反电动势在总反电动势中占比较低，线圈电流持续增大。电磁力随着电流指数上升而持续增加，此过程电磁力小于铁心所受的外界阻力，当 T_2 时刻电流增至波峰 I_2 时，电磁力超过了作用在铁心上的外力，使得铁心开始位移。当该阶段发生操作机构卡涩或操作电源过低故障时，峰值电流 I_2 下降，同时 T_1 和 T_2 增加。因此，在此阶段可以排查操作机构卡涩和操作电源过低的故障。

T_2~T_3：电磁力减弱阶段。T_2 以后，铁心运动速度增大，运动反电动势占总反电动势的比值增大，线圈电流明显减少。到 T_3 时刻，铁心运动到最大行程位置且此时电流降低到极小值，电流值为 I_3。当该阶段发生铁心空行程过大或铁心卡涩故障时，动静铁心间隙变大，导致磁通回路中线圈电感变小，使得电流 I_3 降低。铁心运动行程增加，使得 T_2 和 T_3 也相应变大。因此，在此阶段可以排查铁心空行程过大和铁心卡涩的故障。

T_3~T_4：分闸阶段。T_3 时刻铁心停止运动后，操作机构会释放储能弹簧或激活分闸线圈，分闸弹簧开始工作，当电流持续上升至 T_4 时刻时达到峰值，此时电流值为 I_1。当该阶段发生分闸扣卡涩故障时，线圈电阻增大，线圈电流下降，电流上升速度明显变缓，使得电流最大值 I_1 减小。因此，在此阶段可以排查分闸扣卡涩的故障。

T_4 之后：T_4 时刻后辅助开关完全断开，切断线圈电源，触头间产生电弧，电流急剧减小直至为 0。当该阶段发生辅助开关接触不良或供电回路接触不良时，线圈电流下降速度减慢，使得 T_4 增大。因此，在此阶段可以排查辅助开关接触不良和供电回路接触不良的故障。

根据工程经验可知，断路器分合闸线圈电流波形和动作时间较好地反映了断路器分合闸时的工作状况[26]。值得注意的是，特征向量的选取方式应当与故障诊断模型的故障类型有关。因此，基于上述分析和本文主要针对的断路器工作状况，特征向量[T_1 T_2 T_3 T_4 I_1 I_2 I_3]被选取作为故障诊断模型的特征参数。

2 基于 IPSO-SVM 的断路器故障诊断模型

2.1 非线性 SVM 模型

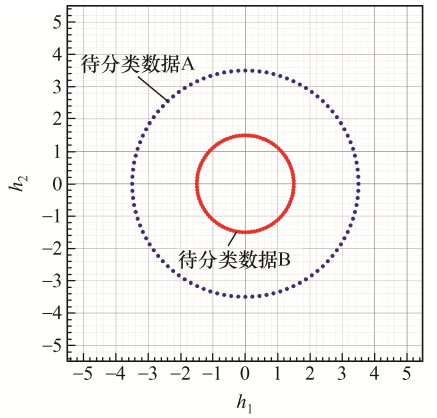
SVM 算法是由 Vapnik 教授基于特征空间的间隔提出来的一种用于解决多分类问题的监督学习算法，具有良好的泛化能力。具体而言，其利用核函数将训练集数据从低维空间映射到高维空间，将原本低维空间内复杂的分类问题转化为在高维空间中寻找最优分类超平面的寻优问题，图 2 以二维空间映射到三维空间进行举例说明。图中：$\boldsymbol{\omega}$ 为最优超平面对应的法向量；q 为高维超平面偏移量；h_1、h_2、h_3 分别为不同维度空间下的特征值。

由图 2(b)可见，SVM 算法的核心思想是寻找一个最优分割平面，使得映射到高维空间后的训练数据集中所有的点在高维空间内与该分割平面之间的几何距离最远。此时，对于分类问题，SVM 的优化目标可被描述为

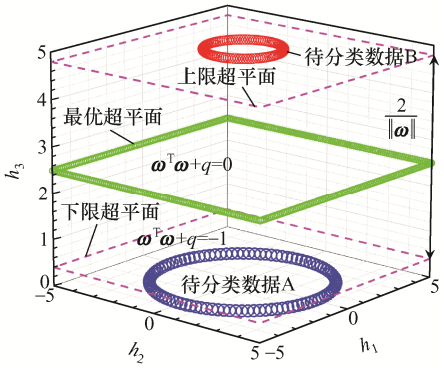
$$\begin{cases} \min\limits_{\boldsymbol{\omega}} \left(\dfrac{1}{2}\|\boldsymbol{\omega}\|^2 + c\sum\limits_{i=1}^{m} g_i\right) \\ \text{s.t. } y_i(\boldsymbol{\omega}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\varphi}(x)+q) \geqslant 1-g_i \\ g_i \geqslant 0 \end{cases} \quad i=1,2,\cdots,m \tag{1}$$

式中：c 为惩罚因子，决定高维超平面的寻优速度，c 越大则超平面寻优越快，但是寻优情况越差，误判越多，c 越小则超平面寻优越慢，但是寻

优情况更好，判断更为准确；m 为训练集数据维数；g_i 为松弛变量；y_i 为待分类数据类型；$\varphi(x)$为训练集数据映射到高维空间中的高维训练集的特征向量。



(a) 低维空间



(b) 高维空间

图 2　不同维度空间待分类数据间的关系

Fig. 2 Relationship between data to be classified in different dimensions

SVM 算法寻优分割超平面的过程是基于不同的工况需求选择不同的核参数，将低维空间的数据集映射到高维空间，使数据集线性可分，进而简化最优平面的寻优过程。目前，常见的核函数有线性核函数、高斯径向基核函数、神经网络核函数等。为了提高算法分类的准确性，本文采用多项式核函数，表达式为

$$\boldsymbol{K}(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{x}_j)=(\gamma \boldsymbol{x}_i^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x}_j+b)^d \tag{2}$$

式中：$\boldsymbol{K}(\boldsymbol{x}_i,\ \boldsymbol{x}_j)$为多项式核函数，其本质为样本 $\boldsymbol{x}_i$ 与 $\boldsymbol{x}_j$ 经非线性映射后在高维特征空间中的内积，用于度量样本间的相似性；$\boldsymbol{x}_i$ 和 $\boldsymbol{x}_j$ 分别为第 i 个和第 j 个样本的特征向量；γ、b、d 均为核参数。

此时，SVM 分类间隔表达式可化简为

$$f(x)=\sum_{i=1}^{m}\alpha_i y_i \boldsymbol{K}(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{x}_j)+b \tag{3}$$

式中，α_i 为训练集数据对应的拉格朗日算子。

2.2 IPSO 算法

受鸟群的活动范围及觅食行为启发，PSO 算法的特点在于鸟群在飞行过程中个体会突然改变方向，行为不可预测，但整体仍保持一致性，即生物群体中存在着某种社会信息共享机制为群体的前进方向做出指导。相应地，PSO 算法迭代过程中，不同个体均对应着当前状态搜索空间中的一个粒子，所有的粒子均具有由一个被确定的函数所决定的适应度值，用以作为群体社会共享信息的载体。此外，每个粒子还有一个速度，该速度决定它们飞翔的方向和距离，然后粒子们就追随当前的最优粒子。

PSO 算法的具体流程如下。

(1)种群初始化：在给定的优化范围内初始化种群的速度和位置，并设定当前种群全局最优、每个粒子个体历史最优、局部和全局搜索因子及惯性系数。

(2)适应度函数：根据优化目标确定每个粒子对应的适应度值。

(3)更新迭代：随着迭代次数改变，更新全局最优、个体历史最优，更新粒子速度和位置。

(4)迭代完成：满足迭代要求则跳出循环。

相比于 GA、FA 等优化算法，PSO 算法直接对粒子本身进行改动，不需要进行选择、交叉和变异等操作，因而具有更强的可操作性。然而，与其他优化算法类似的是，PSO 算法仍受限于收敛速度慢、易陷入局部最优、收敛精度低、缺乏速度的动态调节等问题。此外，考虑到故障诊断模型的非线性及核参数的凹凸性，本文针对种群初始化策略、惯性系数和最优粒子全局性等缺陷，提出 IPSO 算法以提高算法的收敛精度，进而提高断路器故障诊断模型的诊断精度。

2.2.1 Chebyshev 混沌映射初始化种群

在种群初始化时，若初始种群分布不均，易

导致算法陷入局部最优，则对算法优化结果的全局性、收敛性产生较大影响。因此，本文采用 Chebyshev 混沌映射作为种群初始化策略，即

$$x(i+1)=\cos\{a\cdot\arccos[x(i)]\} \tag{4}$$

式中：a 为 Chebyshev 混沌映射参数，决定种群初始化的均匀效果；$x(i)$为第 i 次迭代时产生的混沌状态值。

经过前期研究，本文取 a=3.7。值得提出的是，以往混沌映射初始化种群的方案中混沌轨道状态值常被限制在(0, 1)，基于鸟群实际状况，本文提出采用混沌轨道状态值(−1, 1)，以进一步提高种群初始性能。需要注意的是，在实际执行中采用 Chebyshev 混沌映射代替执行语言中的伪随机后，需要对粒子的速度和位置进行再次映射，以保证群体的初始位置和初始速度在搜索空间内。

2.2.2 惯性系数动态化

惯性系数被用于衡量算法的全局和局部的搜索能力：过大标志着个体更易受群体最优结果影响，导致算法群体搜索能力较强，种群收敛过慢；过小标志着个体更易受个体历史最优影响，导致算法局部搜索能力更强，影响种群优化结果的全局性。基于种群进化特性和模糊分类算法，为提高惯性系数的动态性，本文采用随机惯性系数代替标准 PSO 算法中恒定的惯性系数，即

$$\omega(k)=\omega_{\min}-(\omega_{\max}-\omega_{\min})\text{rand}(0,1)+\sigma\cdot\text{randn}(0,1) \tag{5}$$

式中：$\omega_{\min}$ 和 $\omega_{\max}$ 分别为最小和最大惯性系数；rand(0, 1)为(0, 1)之间的随机数；σ 用于衡量随机惯性系数与期望值之间的偏离程度，帮助 $\boldsymbol{\omega}$ 进行进化；randn(0, 1)为正态分布的随机数。

2.2.3 基于黄金正弦和高斯扰动重构群体的全局最优

当种群陷入局部最优时，需要采用一定策略使得算法可以跳出局部最优。因此，本文提出采用黄金正弦算法和高斯扰动重构粒子全局最优的表达式，即假想生物界中的鸟群领导者在种群所有个体均发生运动后再次运动，以避免鸟群遭到危险，进而提高收敛结果的全局性。从中可提取数学模型：根据种群迭代次数，最优粒子基于高斯扰动算子和黄金正弦算法发生偏移，从而改变最优粒子的位置。方程为

$$\begin{aligned}\text{gbest}_d^{t+1}=\ &\text{gbest}_d^t\left|\sin[\text{rand}(0,2\pi)]\right|L(t)+\\ &\text{rand}(0,\pi)\left|x_1\text{Ggbest}_d^t-x_2\text{gbest}_d^t\right|[1-L(t)]\end{aligned} \tag{6}$$

$$\begin{cases}x_1=-\pi\tau+2\pi(1-\tau)\\ x_2=-\pi(1-\tau)+2\pi\tau\end{cases} \tag{7}$$

$$\begin{cases}L(t)=\dfrac{1}{1+1.5\text{e}^{-2.6(t/m)}}\\ \text{Ggbest}_d^t=\text{gbest}_d^t+(X_{\max}^d-X_{\min}^d)\cdot\\ \qquad\text{Gaussian}\left[0,\left(1-\dfrac{t}{m}\right)^2\right]\end{cases} \tag{8}$$

式中：t 为当前迭代次数；gbest_d^t 为第 t 代群体最优结果；$L(t)$为当前迭代次数下的高斯扰动因子；Ggbest_d^t 为第 t 次迭代时群体全局最优粒子在第 d 维的高斯扰动值；x_1 和 x_2 为黄金分割系数；m 为迭代回合数；$X_{\max}^d$ 和 $X_{\min}^d$ 分别为当前迭代次数下所有粒子每一维的最大值和最小值。

为验证 IPSO 算法的优越性，基于二维 Griewank 函数对 IPSO 算法和其他群体优化算法的性能进行对比。其中，Griewank 公式为

$$G(t,u)=1+\frac{1}{4\,000}t^2+\frac{1}{4\,000}u^2-\cos(t)\cos\left(\frac{\sqrt{2}u}{2}\right) \tag{9}$$

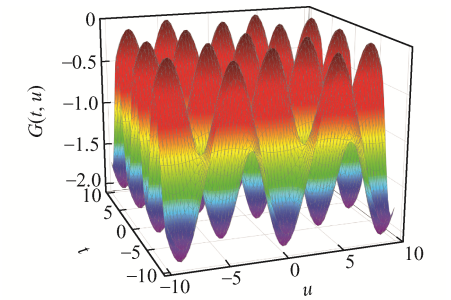
式中，u 为粒子位置变量。

所用测试函数及 IPSO、GA、PSO 和自适应粒子群优化 APSO(adaptive particle swarm optimization)算法的收敛结果如图 3 所示。其中，种群数量均为 200，迭代次数均为 1 000，以避免无关变量的影响。

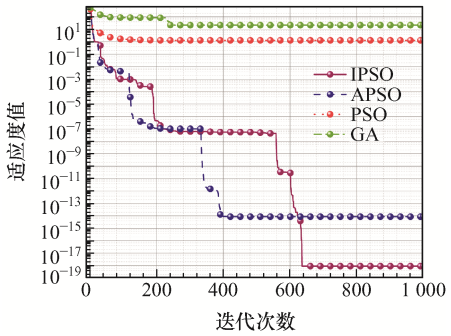
由图 3 可见，IPSO 算法的收敛速度较慢，但是其收敛性能较优，且能更好地跳出局部最优的陷阱。因此，IPSO 算法的收敛性和鲁棒性更强，可以有效避免最终解陷入局部最优。

2.3 基于 IPSO-SVM 的断路器故障诊断模型

传统 SVM 模型的分类效果受到核参数及惩罚



(a) 测试函数



(b) GA、PSO、APSO、IPSO收敛结果对比

图 3　算法对比结果

Fig. 3 Result of comparison among different algorithms

因子影响，导致针对断路器故障诊断问题所构建的故障诊断模型存在复杂的调参过程，并且分类精度较差，不利于实际使用。因此，本文提出利用 IPSO 算法对核参数和惩罚因子等影响 SVM 模型分类精度的参数进行迭代优化，进而提高断路器故障诊断模型的诊断精度。相较于基于人为选取核参数和惩罚因子的传统 SVM 模型，所提 IPSO-SVM 模型的核参数和惩罚因子完全由给定的训练集数据决定，避免了人为因素的影响，进而提高了断路器故障诊断模型的诊断精度。进一步，以第 1 节所述的特征参量作为特征向量，以断路器故障类型作为输出量，建立 IPSO-SVM 的断路器故障诊断模型，训练流程如图 4 所示，主要步骤如下。

步骤 1 编码断路器的不同工作状况。

步骤 2 输入断路器不同工作状况的数据，将其随机分为训练集样本和测试集样本。

步骤 3 设置 IPSO 相关参数：种群数量、惩罚因子、核参数初始值、算法最大迭代次数。本文选取的种群数量为 100，迭代次数为 100，惩罚因子初始值为 10，迭代范围为[0.01, 100.00]，核参数 γ、b 和 d 分别被设置为 0.01，0.10 和 3.00，迭代范围分别为[0.01, 100.00]，[0.01, 100.00]和[3.00, 7.00]。

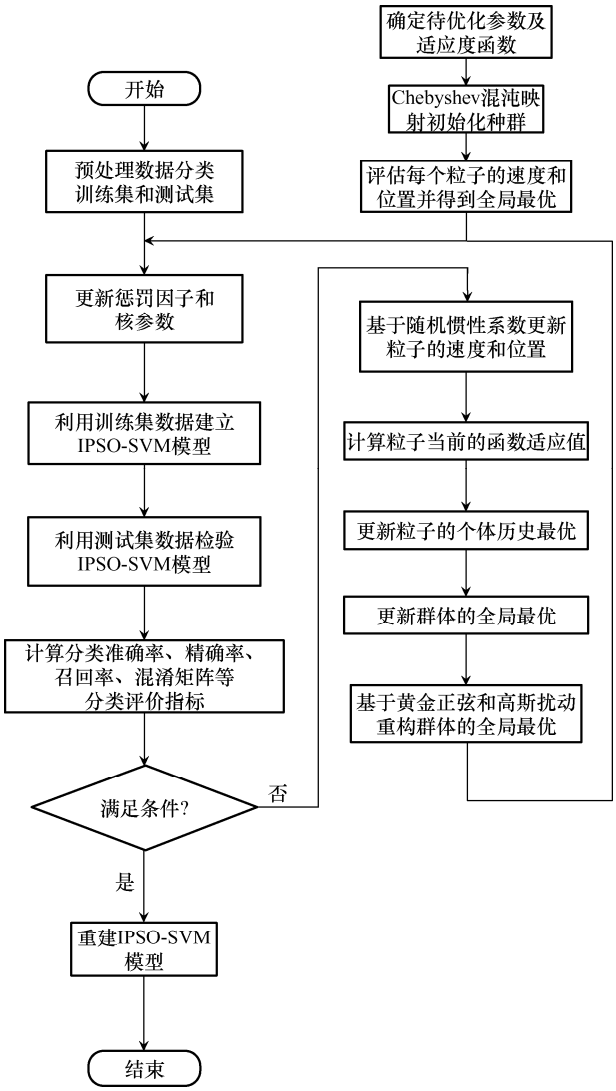


图 4　IPSO-SVM 模型训练流程

Fig. 4 Flow chart of training of IPSO-SVM model

步骤 4 采用 Chebyshev 混沌映射初始化种群中各粒子的速度和位置，并得到种群当前全局最优，如式(4)所示。

步骤 5 更新 SVM 的惩罚因子和核参数。

步骤 6 利用训练集建立 IPSO-SVM 监督学习模型。

步骤 7 利用测试集检验 IPSO-SVM 监督学习模型。

步骤 8 计算当前模型的错误率，并将模型的

错误率设置为 IPSO 算法的适应度函数，即

$$\zeta = \frac{N}{M} \tag{10}$$

式中：ζ 为错误率；N 为测试集中分类错误的样本数量；M 为测试集中总样本数量。

步骤 9 基于随机惯性系数更新当前粒子群的速度和位置，并计算全局最优，如式(5)所示。

步骤 10 基于黄金正弦和高斯扰动重构当前群体的全局最优，如式(6)所示。

步骤 11 返回步骤 5 直至评价指标满足条件，IPSO-SVM 监督学习模型成功建立。

3 基于IPSO-SVM的断路器故障诊断模型算法实例

收集某种断路器正常状态、分闸扣卡涩、操作机构卡涩、操作电源过低、铁心空行程过大、辅助开关接触不良、铁心卡涩和供电回路接触不良各 100 组数据进行模型分析，断路器工作状况编码见表 1。

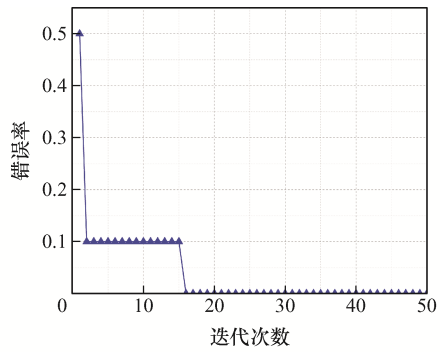
表 1 断路器工作状况编码

Tab. 1 Codes for operating statuses of circuit breaker

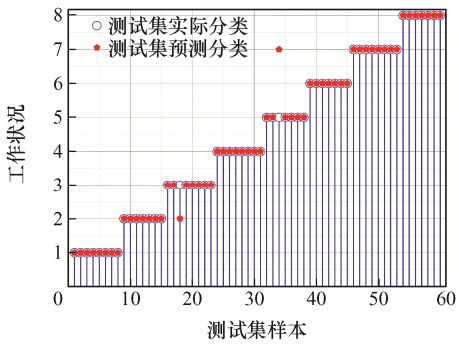
工作状况	工作状况编码
正常	1
分闸扣卡涩	2
操作机构卡涩	3
操作电源过低	4
铁心空行程过大	5
辅助开关接触不良	6
铁心卡涩	7
供电回路接触不良	8

根据前文分析，选取训练集数据建立基于 IPSO-SVM 的断路器故障诊断模型。IPSO 算法的收敛结果和 IPSO-SVM 模型的故障诊断结果如图 5 所示。IPSO-SVM 模型中优化后的多项式核参数及惩罚因子见表 2。

进一步，为了对比验证 IPSO-SVM 模型的优越性，本文选取了 APSO-SVM 模型、GA-SVM 模型、GWO-SVM 模型、WOA-SVM 模型、PSO-SVM 模型和 FA-SVM 模型进行对比。其中，WOA 代表鲸鱼优化算法 WOA(whale optimization algorithm)。各断路器故障诊断模型的诊断结果如图 6 所示，其中，各故障诊断模型的训练集和测试集均保持一致，以减少无关变量的影响。



(a) IPSO算法收敛结果



(b) IPSO-SVM模型诊断结果

图 5 IPSO-SVM 模型性能测试结果

Fig. 5 Performance evaluation results of the IPSO-SVM model

表 2 IPSO-SVM 模型的核参数及惩罚因子

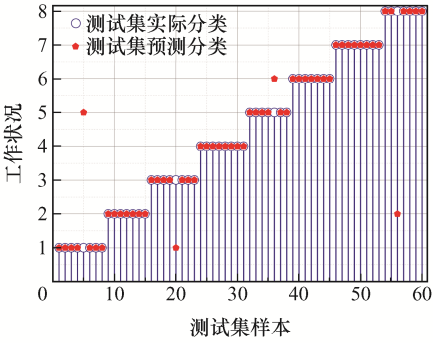
Tab. 2 Kernel parameters and penalty factor of IPSO-SVM model

惩罚因子/核参数	数值
c	29.675 3
γ	0.014 87
b	1.26
d	3.591

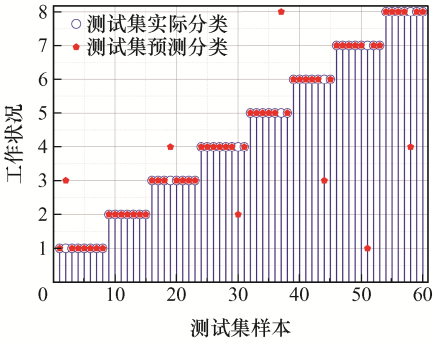
为了进一步对比 7 种模型的诊断效果，将 7 种模型的故障诊断指标列于表 3。

对比上述故障诊断结果可知，IPSO-SVM 模

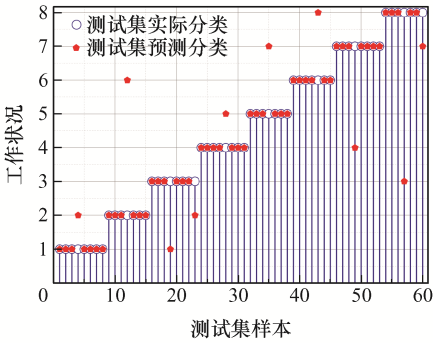
型的准确率高达 96.7%，表明了 IPSO-SVM 模型能够显著提高该种断路器异常工况诊断的准确率，验证了本文所提故障诊断方法的有效性及分析的正确性。事实上，基于优化算法的 SVM 监督学习模型的本质在于利用优化算法迭代出最契合工程应用问题的核参数及惩罚因子。



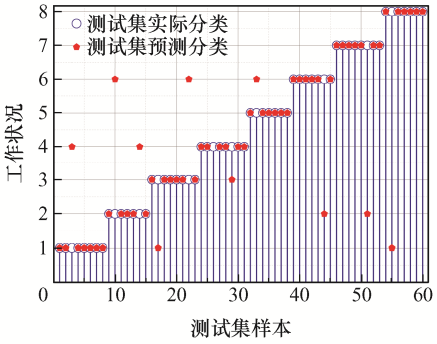
(a) APSO-SVM



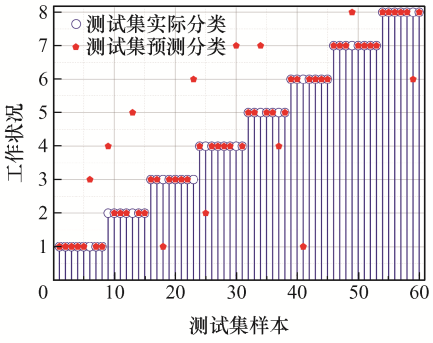
(b) GA-SVM



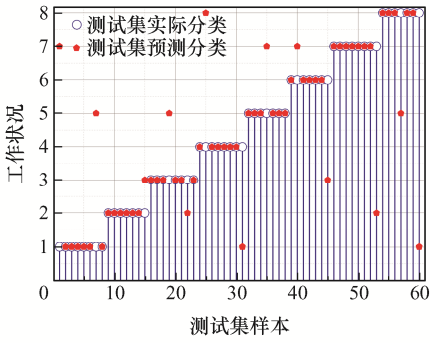
(c) GWO-SVM



(d) WOA-SVM



(e) PSO-SVM



(f) FA-SVM

图 6　各断路器故障诊断模型诊断结果

Fig. 6 Diagnosis results of different circuit breaker fault diagnosis models

表 3　故障诊断指标对比

Tab. 3 Comparison of fault diagnosis index

模型	准确率/%
IPSO-SVM	96.7
APSO-SVM	93.3
GA-SVM	88.3
GWO-SVM	83.3
WOA-SVM	81.7
PSO-SVM	80.0
FA-SVM	78.3

4　结语

针对断路器故障诊断问题，本文基于 PSO 算法现有的种群初始化、惯性系数、最优粒子全局性等缺陷，提出一种 IPSO 算法，用以优化 SVM 算法的核参数及惩罚因子，提高优化结果的全局

性与收敛速度；随后将采集到的不同工况下的电流、时间等作为输入特征向量，并将断路器工作状态作为输出量，采用 IPSO 算法建立了基于 IPSO-SVM 的断路器故障诊断模型；最后，用同种断路器不同工况下的数据集作为测试集与其他断路器故障诊断模型进行对比，结果表明 IPSO-SVM 模型的综合准确率为 96.7%，优于其他故障诊断模型，验证了本文分析的正确性和实用性。

参考文献：

[1] Zhang Xiangyu, Zhan Liangtao, Qi Lei. Performance enhancement method for power electronic switch in hybrid DC circuit breaker based on partial precooling [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2023, 38(1): 118-122.

[2] 薛国清, 贵献国, 李雄. 适用于 HVDC 和 HVAC 高效稳定互联的 MMC 双端口电网形成控制[J]. 电源学报, 2024, 22(3): 287-297.
Xue Guoqing, Gui Xianguo, Li Xiong. MMC dual-port grid-forming control for efficient and stable interconnection of HVDC and HVAC [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(3): 287-297. (in Chinese)

[3] 韩翔宇, 纽春萍, 何海龙, 等. 电磁式断路器状态监测与智能评估技术综述[J]. 电工技术学报, 2023, 38(8): 2191-2210.
Han Xiangyu, Niu Chunping, He Hailong, et al. Review of condition monitoring and intelligent assessment of electromagnetic circuit breaker [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(8): 2191-2210. (in Chinese)

[4] 黄新波, 许艳辉, 朱永灿. 基于混合分类器的高压断路器故障诊断[J]. 高压电器, 2022, 58(10): 149-157.
Huang Xinbo, Xu Yanhui, Zhu Yongcan. Fault diagnosis of high voltage circuit breaker based on hybrid classifier [J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(10): 149-157. (in Chinese)

[5] 胡江. 主动限流在电力系统换流器故障诊断中的应用[J]. 电源学报, 2025, 23(2): 283-289.
Hu Jiang. Application of active current limiting in fault diagnosis of converter in power system [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(2): 283-289. (in Chinese)

[6] 许水清, 许晓凡, 何怡刚, 等. 基于自适应滑模观测器的中点钳位型三电平并网逆变器开关管和电流传感器故障诊断[J]. 电工技术学报, 2024, 39(13): 4066-4078.
Xu Shuiqing, Xu Xiaofan, He Yigang, et al. A diagnosis method for power switch and current sensor faults in grid-connected three-level neutral-point clamped inverters based on adaptive sliding mode observer [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(13): 4066-4078. (in Chinese)

[7] Tahvilzadeh M, Aliyari-Shoorehdeli M, Razi-Kazemi A A. Model-aided approach for intelligent fault detection system for SF_6 high-voltage circuit breaker with spring operating mechanism [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2023, 38(5): 3356-3365.

[8] 孙培胜, 陈堂贤, 程陈, 等. 基于 SOA-SVM 模型的光伏阵列故障诊断研究[J]. 电源学报, 2025, 23(1): 143-150.
Sun Peisheng, Chen Tangxian, Cheng Chen, et al. Research on fault diagnosis of photovoltaic array based on SOA-SVM Model [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(1): 143-150. (in Chinese)

[9] 徐翊宸, 杨双寿, 王悦, 等. 单相级联整流器开路故障诊断和容错均压空间矢量脉宽调制算法[J]. 电工技术学报, 2024, 39(14): 4432-4444.
Xu Yichen, Yang Shuangshou, Wang Yue, et al. Open-circuit fault diagnosis and fault-tolerant voltage balancing space vector pulse width modulation algorithm of single-phase cascaded rectifier [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(14): 4432-4444. (in Chinese)

[10] Li Tao, Li Yongli, Liu Ningning. A new topological structure of Z-source DC circuit breaker [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2022, 69(7): 3294-3298.

[11] Gao Wei, Qiao Supeng, Wai R J, et al. A newly designed

diagnostic method for mechanical faults of high-voltage circuit breakers via SSAE and IELM [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 3500613.

[12] Chen Lei, Wan Shuting, Dou Longjiang. Improving diagnostic performance of high-voltage circuit breakers on imbalanced data using an oversampling method [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2022, 37(4): 2704-2716.

[13] Cao Chengcheng, Liu Mingliang, Li Bing, et al. Mechanical fault diagnosis of high voltage circuit breakers utilizing VMD based on improved time segment energy entropy and a new hybrid classifier [J]. IEEE Access, 2020, 8: 177767-177781.

[14] Wang Yanxin, Yan Jing, Ye Xinyu, et al. Few-shot transfer learning with attention mechanism for high-voltage circuit breaker fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2022, 58(3): 3353-3360.

[15] Saminathan N, Aditya P, Banavath S N, et al. Bidirectional hybrid DC circuit breaker with zero voltage and current switching for radar power system [J]. IEEE Open Journal of Industry Applications, 2024, 5: 224-234.

[16] 余锋, 许开熙, 黄俊, 等. 基于 BP 神经网络的高压断路器故障诊断[J]. 真空科学与技术学报, 2019, 39(3): 249-253.
Yu Feng, Xu Kaixi, Huang Jun, et al. Novel BP neural network model for fault diagnosis of high voltage circuit breaker [J]. Chinese Journal of Vacuum Science and Technology, 2019, 39(3): 249-253. (in Chinese)

[17] Obarcanin K, Skulj D, Lacevic B. Condition assessment of power circuit breakers based on machine learning algorithms [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2023, 38(4): 2596-2606.

[18] Gao Wei, Wai R J, Qiao Supeng, et al. Mechanical faults diagnosis of high-voltage circuit breaker via hybrid features and integrated extreme learning machine [J]. IEEE Access, 2019, 7: 60091-60103.

[19] 赵书涛, 马莉, 朱继鹏, 等. 基于 CEEMDAN 样本熵与 FWA-SVM 的高压断路器机械故障诊断[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(3): 181-186.
Zhao Shutao, Ma Li, Zhu Jipeng, et al. Mechanical fault diagnosis of high voltage circuit breaker based on CEEMDAN sample entropy and FWA-SVM [J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(3): 181-186. (in Chinese)

[20] 赵岩, 党康佳, 孙江山. 萤火虫算法优化 SVM 的高压断路器故障诊断方法[J]. 黑龙江科技大学学报, 2023, 33(1): 123-128.
Zhao Yan, Dang Kangjia, Sun Jiangshan. Fault diagnosis method of high-voltage circuit breaker based on SVM optimized by firefly algorithm [J]. Journal of Heilongjiang University of Science and Technology, 2023, 33(1): 123-128. (in Chinese)

[21] 逯浩坦, 伊力哈木·亚尔买买提, 刘鹏伟, 等. 基于 GWO-SVM 的高压断路器故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2022(1): 103-107.
Lu Haotan, Yilihamu Yaermaimaiti, Liu Pengwei, et al. Fault diagnosis of high voltage circuit breaker based on GWO-SVM [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2022(1): 103-107. (in Chinese)

[22] 孙曙光, 张强, 杜太行, 等. 基于分合闸线圈电流的万能式断路器故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(2): 130-140.
Sun Shuguang, Zhang Qiang, Du Taihang, et al. Fault diagnosis for conventional circuit breaker based on switching coil current [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(2): 130-140. (in Chinese)

[23] 贾嵘, 洪刚, 薛建辉, 等. 粒子群优化-最小二乘支持向量机算法在高压断路器机械故障诊断中的应用[J]. 电网技术, 2010, 34(3): 197-200.
Jia Rong, Hong Gang, Xue Jianhui, et al. Application of particle swarm optimization-least square support vector machine algorithm in mechanical fault diagnosis of high-voltage circuit breaker [J]. Power System Technology, 2010, 34(3): 197-200. (in Chinese)

[24] Gan Zhizheng, Qu Lu, Yu Zhanqing, et al. A multi-break mechanical switch applicable for medium voltage natural commutation DC circuit breakers [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers, 2024, 71(8): 3915-3925.

[25] 彭在兴, 王颂, 易林, 等. 基于 SVM 主成分分析的高压断路器分合闸线圈故障诊断研究[J]. 高压电器, 2019, 55(7): 39-46.
Peng Zaixing, Wang Song, Yi Lin, et al. Research on fault diagnosis of high voltage circuit breaker opening/closing coils based on SVM principal component analysis [J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(7): 39-46. (in Chinese)

[26] Augustin T, Parekh M, Magnusson J, et al. Thomson-coil actuator system for enhanced active resonant DC circuit breakers [J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2022, 10(1): 800-810.



陈国平

作者简介：

陈国平(1991—)，男，硕士，工程师。研究方向：电力系统继电保护及其自动化。E-mail：253766475@qq.com。

高慧民(2001—)，男，中国电源学会学生会员，硕士研究生。研究方向：无线电能传输技术和电力设备的状态检测与故障判断。E-mail：ts23230015a31ld@cumt.edu.cn。

陈蒙蒙(2000—)，男，中国电源学会学生会员，硕士研究生。研究方向：中距离无线电能传输，优化算法和电力设备的状态检测与故障判断。E-mail：17184992@cumt.edu.cn。

荣灿灿(1991—)，男，中国电源学会会员，博士，副教授。研究方向：无线电能传输技术与电磁超材料。E-mail：ccrong@cumt.edu.cn。

夏晨阳(1982—)，男，中国电源学会会员，通信作者，博士，教授。研究方向：无线电能传输技术，高性能电力电子变换器与先进控制技术。E-mail：bluesky198210@163.com。

(责任编辑：耿越)