DOI: 10. 13382/j. jemi. B2306910

多策略改进黏菌算法阶段优化 HSVM 变压器故障辨识*

谢国民 林忠宝

(辽宁工程技术大学电气与控制工程学院 葫芦岛 125105)

摘 要:为解决变压器故障诊断精度较低的问题,提出了一种多策略改进黏菌算法(ISMA)阶段优化混合核支持向量机(HSVM)的变压器故障诊断新方法。首先,利用主成分分析(PCA)来消除变量之间的信息冗余并降低数据集维度。其次,引入 黏菌算法(SMA),并结合 Logistic 混沌映射、二次插值、自适应权重多策略改进 SMA,以提高 SMA 算法收敛速度和局部搜索能力;然后,与原始 SMA、WHO 和 GWO 算法进行寻优测试,对比验证改进后 SMA 算法的优越性;最后,使用改进 SMA 算法分阶段 对混合核支持向量机参数寻优,构建 ISMA-HSVM 变压器故障诊断模型。将降维后的特征数据输入 HSVM 模型与 BPPN、ELM 和 SVM 进行比较,HSVM 模型的诊断准确性分别提高了 5.55%、8.89%、5.55%。使用 ISMA 优化 HSVM 模型参数,与 WHO、 GWO、SMA 算法优化效果比较,结果准确性提高了 13.33%、12.22%、5.55%。其中,ISMA-HSVM 模型的诊断精度为 93.33%。 实验结果表明,所提模型有效提升故障诊断分类性能,且具有较高的故障诊断精度。

关键词:故障诊断;主成分分析;黏菌算法;混合核支持向量机

中图分类号: TM407; TN06 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 470.40

ISMA algorithm stage optimization for HSVM transformer fault identification

Xie Guomin Lin Zhongbao

(Faculty of Electrical and Control Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China)

Abstract: A new method for transformer fault diagnosis has been proposed to address the issue of low diagnostic accuracy. This approach involves the use of a multi-strategy improved slime mould algorithm (ISMA) for phase optimization in conjunction with a hybrid kernel support vector machine (HSVM). Firstly, principal component analysis (PCA) is employed to eliminate information redundancy among variables and reduce the dimensionality of the dataset. Secondly, the slime mould algorithm (SMA) is introduced, and a Logistic chaotic mapping, quadratic interpolation, and adaptive weight multi-strategy improved SMA are proposed to enhance the convergence speed and local search capability of the SMA algorithm. Subsequently, optimization tests are conducted by comparing the improved SMA algorithm with the original SMA, WHO, and GWO algorithms to validate its superiority. Finally, the improved SMA algorithm is utilized in a phased manner for parameter optimization of HSVM, leading to the construction of the ISMA-HSVM transformer fault diagnosis model. After inputting the dimension-reduced feature data into the HSVM model and comparing it with BPPN, ELM, and SVM, the diagnostic accuracy of the HSVM model improved by 5.55%, 8.89%, and 5.55%, respectively. By optimizing the HSVM model using ISMA and comparing it with WHO, GWO, and SMA algorithm optimizations, the accuracy increased by 13.33%, 12.22%, and 5.55%, respectively. Specifically, the diagnostic accuracy of the ISMA-HSVM model reached 93.33%. The experimental results indicate that the proposed model effectively enhances fault diagnosis classification performance and demonstrates a high level of diagnostic accuracy. **Keywords**; fault diagnosis; principal component analysis; slime mold algorithm; hybrid kernel support vector machine

收稿日期: 2023-09-20 Received Date: 2023-09-20

^{*}基金项目:国家自然科学基金(51974151)、辽宁省教育厅重点实验室基金(LJZS003)项目资助

0 引 言

电力变压器是电力系统的关键部分,通过配电网络 进行电压升降^[1]。如果不及时诊断变压器的运行故障, 会危及电力系统的安全运行。变压器一旦故障不仅带来 严重的安全风险,还会造成重大经济成本损失,并影响电 气系统的稳定运行^[2]。因此,变压器故障诊断对电气系 统的安全和稳定运行至关重要。

进行数据进行采集时,实测数据具有一定的波动性, 而且某些特殊关键部位难以直接安装检测装置,获取的 数据不完备^[3]。对不完备数据进行故障诊断时易误判, 降低诊断准确率。为获取完备数据,基于变压器油中的 溶解气体成分分析(dissolved gas analysis, DGA)法成为 了一种主要的变压器故障诊断手段^[4]。DGA 是各种变 压器故障诊断方法的基础,如关键气体法^[5]和三比值 法^[6]。然而,上述方法通常由于缺乏编码方法而导致故 障诊断精度得不到保证。

随着机器学习技术不断发展,多种机器学习方法被应用到变压器故障诊断中,如支持向量机^[7]、神经网络^[8]和极限学习机^[9]等。但是,神经网络训练成本高,需要大量数据样本。极限学习机虽然算法简单,但是在分类小样本数据时准确率有待提高。支持向量机具有突出的泛化能力,且训练不需要大量数据,在变压器故障诊断中表现优异^[10]。

在文献[11]中,以特征气体浓度为特征,采用支持 向量机(support vector machine, SVM)的变压器故障方 法,其诊断精度得到提升。在文献[12]中,采用混合采 样和 SVM 的变压器故障诊断方法,进一步提高了诊断准 确率。在文献[13]中,采用 SVM 用于故障诊断,解决了 样本数量少和非线性分类的常见问题。在文献[14]中, 采用采用高斯核函数和二项式核函数混合方法提高了故 障诊断精度,但是核函数参数影响诊断效果。在文 献[15]和[16]中,分别用 PSO 和 GWO 算法优化 SVM 模 型。但算法在收敛速度和达到全局最优解方面存在缺 点,容易陷入局部最优,影响支持向量机的分类准确性。 通过上述文献分析可知,现有的 DGA 和 SVM 的变压器 故障诊断方法仍然存在以下问题:首先,使用 SVM 的单 核学习方法并未解决数据异构问题。其次,在 SVM 参数 优化中如何快速捕捉最优参数仍是一个很大的挑战。

智能算法易陷入局部最优,是目前大多算法的缺点, 但是黏菌算法相比其他算法结构简单,准确率高。因此, 本文提出了一种由多策略改进的黏菌算法(improving slime mold algorithm, ISMA)优化的混合核支持向量机 (hybrid kernel support vector machine, HSVM)故障诊断 方法。该方法通过 Logistic 混沌映射、自适应权重和二插 值改进 SMA,全面提高算法收敛速度和局部寻优能力。 并采用改进后的 ISMA 阶段优化混合核函数模型参数, 取得较好效果。实验结果表明,建立的 ISMA-HSVM 故 障诊断模型比其他传统方法具有更高的诊断准确性,且 克服数据异构以及模型参数选取的难题。

1 数据特征提取

油浸式变压器中绝缘油是一种含有多种碳氢化合物 基团的混合物,当变压器发生故障时,绝缘油中溶解的碳 氢化合物混合物的含量会发生改变。传统上, H_2 、 C_2H_6 、 C_2H_4 、 $CH_4 和 C_2H_2$ 等5种故障特征气体被用作变压器的 故障诊断^[17]。然而,这些气体仅包含不完整的故障信 息,导致诊断准确性较低。因此,将数据扩展到21维,可 以有效提高信息完整性^[18]。原始5种气体浓度由 $S_1 \sim S_5$ 表示,10种气体的相对浓度则分别用 $S_6 \sim S_{15}$ 表示,6种 气体与总碳氢化合物*TH*的比率则用 $S_{16} \sim S_{21}$ 表示。其 中,*TH* = $H_2 + CH_4 + C_2H_2 + C_2H_4 + C_2H_6$ 。特征数据的详 细信息如表1所示。

表1 变压器特征数据

Table 1 Characteristics of transformer

21 维特征					
H_2	CH_4	C_2H_2	C_2H_4	C_2H_6	
CH_4	C_2H_2	C_2H_4	C_2H_6	C_2H_2	
$\overline{H_2}$	H_2	H_2	H_2	$\overline{CH_4}$	
C_2H_4	C_2H_2	CH_4	C_2H_2	C_2H_4	
$\overline{CH_4}$	$\overline{C_2H_4}$	$\overline{C_2H_6}$	$\overline{C_2H_6}$	$\overline{C_2H_6}$	
C_2H_4	CH_4	C_2H_6	C_2H_2	H_2	
TH	TH	TH	TH	\overline{TH}	
$H_2 + C_2 H_4$					
TH					

为了解决数据高维度问题,本文采用主成分分析 (principal component analysis, PCA)^[19]来降低数据的维 度。PCA保留了数据的有效信息,并进一步减少了数据 的维度,从而加快了训练过程。累积方差的贡献率计算 步骤如下:

第1步:计算矩阵R。

$$\boldsymbol{R} = \begin{pmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & \cdots & a_{nn} \end{pmatrix}$$
(1)

式中: a_{n,n} 为相关系数。

第2步:分解协方差矩阵。

$$\boldsymbol{R} = \boldsymbol{U}\boldsymbol{S}\boldsymbol{U}^{\mathrm{T}} \tag{2}$$

式中:U为特征向量矩阵;S为对角矩阵。

第3步:计算前 m 个主元累积方差贡献率。

$$PV_{i} = \frac{\sum_{i=1}^{m} \lambda_{i}}{\sum_{i=1}^{n} \lambda_{i}}$$
(3)

式中: PV_i 代表方差贡献率, λ_i 是协方差矩阵的特征值。 考虑了 21 维的故障特征作为输入来计算累积方差 比率。累积方差比率结果如图 1 所示。



Fig. 1 Cumulative variance contribution rate

根据观察图 1 中的累积方差贡献率,前 8 个主元累 积方差贡献率超过 95%,因此,将维度设置为 8。其中:8 个主元分别为原始 5 种气体浓度 $S_1 \sim S_5, S_8, S_{13}, S_{15}$ 。降 维前后运行时间与诊断准确率如表 2 所示。

表 2 故障诊断比较

 Table 2
 Test function

	运行时间/s	诊断准确率/%
降维前	1.322 1	72.56
降维后	0.936 1	78.89

由结果可知,在 PCA 降维后,诊断准确性提高了 6.33%,诊断时间缩短了 0.386 s。

2 改进黏菌算法

2.1 黏菌算法

黏菌算法(slime mould algorithm, SMA)^[20]由李在 2020年提出。与其他智能算法相比, SMA 虽然简单, 但 提供了更高效的优化性能。黏菌是一种生存在湿润环境 中的真核生物, 其营养主要来自外部有机物。当黏菌靠 近食物时, 其生物振荡器会通过静脉生成传播波, 增加细 胞质流动。食物的浓度越高, 生物振荡器产生的传播波 越强, 细胞质流动越快, 在这个过程中鼓励了黏菌包裹食 物。以下是对此过程的近似模拟模型。

当黏菌接近食物时,黏菌通过味觉来接近食物,接近

食物的规则如下:

$$\overrightarrow{X(t+1)} = \begin{cases} \overrightarrow{v_c} \cdot \overrightarrow{X(t)}, r > p \\ \overrightarrow{X_b(t)} + \overrightarrow{v_b} \cdot (\overrightarrow{X_A(t)} - \overrightarrow{X_B(t)}) , r \le p \end{cases}$$
(4)

其中, t 表示在那个时间点的迭代次数; $X_b(t)$ 是最 佳个体的位置; $X_A(t)$ 和 $X_B(t)$ 分别是在第 t 次迭代中的 两个随机个体的位置。 v_b 和 v_c 是控制参数。

在上述公式中,
$$p, a$$
 和 w 被定义为:
 $p = \tanh | S(i) - D_F |, i = 1, 2, 3, \dots, n$ (5)

$$\iota = \arctan h \left(- \left(\frac{t}{t_{\max}} \right) + 1 \right)$$
(6)

$$\overrightarrow{W(S_{dex})} = \begin{cases} 1 + rand() \times \lg\left(\frac{bF - s(i)}{bF - \omega f} + 1\right), i = C\\ 1 - rand() \times \lg\left(\frac{bF - s(i)}{bF - \omega f} + 1\right), i = 0 \end{cases}$$
(7)

其中, S(i) 是适应度值; D_F 是最佳适应度。C 是总 群体的前半部分; bF 和 wf 分别是种群的最佳适应度值 和最差适应度值, 而 S_{dex} 是适应度计算序列。

当黏菌包裹食物时,它们受到食物气味浓度的影响。 黏菌的位置更新公式如下:

$$\overrightarrow{W^{*}} = \begin{cases} r_{a} \cdot (U_{b} - L_{b}), r_{a} < z \\ \overrightarrow{v_{c}} \cdot \overrightarrow{X(t)}, r \ge p \\ \overrightarrow{X_{b}(t)} + \overrightarrow{v_{b}} \cdot (\overrightarrow{X_{A}(t)} - \overrightarrow{X_{B}(t)}), r < p \end{cases}$$
(8)

其中, U_b 和 L_b 是搜索范围的边界值; 是在[0,1]范围内的随机数。

2.2 黏菌算法改进

由于黏菌算法的局部搜索能力有限,提出将 Logistic 映射、自适应权重和二插值算法相结合,引入到黏菌算 法,提升算法局部搜索能力。

1)Logistic 映射

种群的初始多样性有利于加快黏菌算法的收敛速度 和精度。这是因为 SMA 使用随机方法来初始化种群,导 致后期的多样性较低。在迭代后期可能导致在解决复杂 优化问题时易于收敛到局部最优。Logistic 映射结构更 简单,收敛速度更快,并提供更好的一致性。因此,在 SMA 迭代之前,通过 Logistic 映射初始化种群,以便种群 的各个位置在空间中均匀分布^[21]。Logistic 映射数学表 达式为:

$$X_{n+1} = \mu X(n) \cdot (1 - X(n))$$
(9)

其中, n 代表映射的次数, X_n 是第 n 次的函数映射数, μ 为随机参数。当 3.57 $\leq \mu \leq 4$ 时处于完全混沌映射状态, 当 μ 取 4 时可获得较好的效果, 这里取 $\mu = 4$ 。 Logistic 映射分布图如图 2 所示:



Fig. 2 Logistic distribution map

2) 二次插值方法

二次插值算法是一种局部搜索操作,通过求解拟合 函数的最小二乘法来采用二次函数拟合,以获得函数的 系数。该方法获得拟合函数,然后使用这个拟合函数来 估算中间点的值。

在实验中, X 和 Y代表 K 维问题中的种群维度, 全局 位置 $Z = (Z_1, Z_2, \dots, Z_K)$ 是最优的, 其最佳适应度分别 是 F(X), F(Y), F(Z)。然后, 根据式(10) 更新以形成 一个新的个体:

$$X_{q} = \frac{(z_{q}^{2} - y_{q}^{2}) \times F(X) + (x_{q}^{2} - z_{q}^{2}) \times F(Y) + (y_{q}^{2} - x_{q}^{2}) \times F(Z)}{2[(z_{q} - y_{q}) \times F(X) + (x_{q} - z_{q}) \times F(Y) + (y_{q} - x_{q}) \times F(Z)]}$$
(10)

在两种插值改进的黏菌算法中,个体根据式(11)来 更新位置。计算得到的新位置然后与当前的全局最优位 置进行比较,以获得新的全局最优位置*X*_b。式(11)提供 了具体的计算过程:

$$X_{b} = \begin{cases} \overline{X}, F(\overline{X}) < F(Z) \\ Z, F(Z) \leq F(\overline{X}) \end{cases}$$
(11)

适当的惯性权重可以有效地协调全局搜索和局部搜 索。在此基础上,提出了一种新的加权自适应算法,该算 法使用最小自适应加权来增强黏菌的局部优化,并在黏 菌接近目标的情况下调整当前的最优位置。改进前后自 适应权重迭代曲线如图 3 所示。自适应加权公式如 式(12)所示,式(4)的改进公式如式(13)所示:

$$\omega = \sin\left(\frac{\pi \times t}{2T_{\max}} + \pi\right) + 1 \qquad (12)$$

$$\overrightarrow{X(t+1)} = \begin{cases} \omega \cdot \overrightarrow{v_c} \cdot \overrightarrow{X(t)}, r \ge p \\ \omega \cdot \overrightarrow{X_b(t)} + \overrightarrow{v_b} \cdot (\overrightarrow{X_A(t)} - \overrightarrow{X_B(t)}), r
(13)$$

由图 3 可知,纵坐标对应的为随机数的值,横坐标代



表迭代次数。在迭代过程中, F₁ 线性递减到 0, F₂ 从 1 指数递减到 0。在初始迭代过程中,算法具有较强的全 局探索能力;在迭代后期,算法具有较强的局部探索能 力。采用自适应权重策略改进 SMA 算法后,提升了算法 的寻优能力。

ISMA 算法总体流程如图 4 所示。





2.3 改进后 SMA 算法性能测试

为了充分验证 ISMA 算法的优越性,选择了 SMA、 GWO 和 WHO 算法进行比较。在测试中,种群大小为 50,迭代次数为 500。每组算法都独立运行 25 次,取平均 值作为最优结果。选取的测试函数如表 3 所示。不同算 法寻优过程曲线如图 5~8 所示。

³⁾ 自适应权重

Table 3 Test function 测试函数 搜索范围 维度 $F_1 = \max\{|x_i|, 1 \le i \le n\}$ [-100,100] 10 $F_2 = \sum_{i=1}^{n} |x_i| + \prod_{i=1}^{n} |x_i|$ [-100, 100]10 $F_3 = \sum_{i=1}^{n} -x_i \sin \sqrt{|x_i|}$ [-1.28, 1.28]10 $F_4 = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{(1/n) \sum_{i=1}^n x^2}\right) -$ [-40, 40]10

表3



测试函数



F1 function image and test results Fig. 5



Fig. 6 F2 function image and test results



Fig. 7 F3 function image and test results



F1 和 F2 测试函数是具有全局最小点的单峰函数。 对于这些函数,改进的 SMA 算法具有比其他算法更好的 收敛速度。F3 和 F4 是具有多个全局最小点的多峰函 数,可以用来检验改进的 SMA 算法跳出局部最优点的能 力。正如图中所示,改进的 SMA 算法可以成功地收敛到 全局最小点。

实验表明,将 Logistic 映射、自适应权重和二次插值 方法集成到 SMA 中,显著提高了 SMA 寻优能力。而且, 与其他算法相比,改进的 SMA 在使用不同的测试函数时 表现出强大的泛化性能。

2.4 混合核支持向量机模型

SVM 是一种模型识别和分类模型,在数据集进行分 类的过程中,通过引入核函数方法,将低维空间中的线性 不可分数据映射到高维空间中。然后在新空间中找到最 佳的分类超平面。

高斯核函数是一种局部核函数,定义如下:

$$K_{\rm rbf} = (x, x_i) = \exp\left(-\frac{\parallel x, x_i \parallel}{2\sigma^2}\right)$$
(14)

指数参数 $a = 2\sigma^2$ 是核函数的一个参数。

多项式核是具有以下形式的全局核函数:

$$\xi_{poly}(x, x_i) = ((x, x_i) + q)^p$$
(15)

其中, p和q分别是核函数的常数和指数参数。由 于单核学习方法无法解决数据异构性问题,因此采用多 核方法以提高处理复杂数据的能力是至关重要。因此, 通过引入一个权重,构造了新的核函数:

 $K(x, x_i) = v \cdot K_{rbf} + (1 - v) \cdot K_{rady}, v \in [0, 1] (16)$

其中, v 是混合核函数的权重系数,可以为两个核函 数分配不同的权重。模型参数会影响其性能。因此,为 了提升的模型分类能力和泛化效果,确定最优核函数的 参数至关重要。在迭代初期阶段,增加高斯核函数的比 重:在迭代中期阶段,柔性调节高斯核函数与多项式核函 数的比重;在算法迭代后期,柔性增加多项式核函数比 重,彻底解决数据异构等问题。

3 基于 ISMA-HSVM 变压器故障诊断模型

将初始数据降维后,使用改进的 SMA 算法来优化包括 c、g、v、p和 q 在内的 5个 HSVM 参数,参数优化分为 3 个阶段进行。在算法迭代优化模型的不同阶段,分区间限制权重 v 取值范围,对 HSVM 参数寻优,最后在对得到的参数进行整合,得到 ISMA-HSVM 故障诊断模型,实现变压器运行状态的精确诊断。优化步骤如下:

步骤1):确定变压器故障诊断模型的输入和输出, 划分训练集和测试集,对样本进行归一化处理和 PCA 降维。

步骤 2):设置初始化参数。黏菌总群体数量,即 N= 30,维度 dim = 5, $T_{max} = 200$,参数 c 的搜索范围为 0.000 1~1,参数 g 的搜索范围为 0.001~1 000,参数 p 的 搜索范围为 0.001~1 000,参数 q 的搜索范围为 1~10。 分区间设置参数 v 的搜索范围,在迭代初期 $v \in [1 000,$ 10];在迭代中期 $v \in [10, 0.1]$;在迭代后期 $v \in [0.1,$ 0.001]。

步骤 3):Logistic 初始化位置并生成黏菌,并分配初 期迭代 v 比重。

步骤 4):提取黏菌的当前个体适应度值,并通过排 序选择最佳和最差的个体。

步骤 5):使用式(5)计算适应度值权重 v。

步骤 6):更新黏菌的最佳位置和适应度,生成新的 黏菌。

步骤7):通过式(6)更新黏菌的个体位置和相关 参数。

步骤 8):判断是否满足迭代终止条件,未满足进一 步判断模型优化阶段。如果优化阶段未改变,返回步骤 4)继续迭代。如果改变优化阶段,切换优化模式,重新限 制 v 比重范围,进行继续迭代。

步骤 9):提取最优参数 $c g v_p q$,并建立 HSVM 故 障诊断模型。

故障诊断流程图如图9所示。该模型的框架如图10 所示。





4 故障诊断实验分析

使用从南方电网某地区收集的变压器特征数据。数据集包括变压器 6 种运行状态:正常、高能量放电、低能量放电、局部放电、高温过热和中低温过热。在研究过程中,首先将将现有的 344 组 21 维特征数据进行归一化处理,并采用 PCA 对数据降维,最后将处理后的特征数据

按 3:1 的比例分成训练集和测试集,完成数据的预处 理。运行数据状态如表 4 所示。

表4 数据分类

Table 4Data classification

	正常	高能放电	低能放电	局部放电	中低温过热	、高温过热
状态编号	1	2	3	4	5	6
训练集数量	70	37	38	35	36	38
测试集数量	24	13	13	13	13	14



图 10 模型框架 Fig. 10 Model framework

4.1 不同机器学习模型和 HSVM 模型的诊断性能比较

为了验证 HSVM 模型的优越性,使用了包括 BPPN、 ELM 和 SVM 在内的四种常见机器学习模型进行比较。 将归一化且 PCA 降维后的数据输入到不同的模型中,不 同模型故障诊断实验结果如图 11~14 所示。





图 11~14 显示,使用 ELM 模型的诊断准确率为 75.55%,有 22 次误判;SVM 和 BPPN 的诊断准确率为 78.89%,有 19 次误判;而使用混合核函数模型的诊断准 确率为 84.44%,有 14 次误判。以上结果证明 HSVM 模 型的诊断准确性高于其他比较模型。

4.2 不同算法优化 HSVM 模型的诊断性能比较

为了验证 ISMA 优化的 HSVM 故障诊断模型的优越 性,将其性能与 WHO-HSVM、GWO-HSVM 和 SMA-HSVM 模型进行比较。实验结果如图 15~18 所示。不同模型 预测准确率及平均准确率如表 5 所示。



Fig. 12 ELM model fault diagnosis results



从图 15~18 可以看出, WHO-HSVM 有 18 次误判, GWO-HSVM 有 17 次误判, SMA-HSVM 有 10 次误判, 而 ISMA-HSVM 只有 6 次误判。结果显示, ISMA-HSVM 具 有最高的诊断准确性, 比上述 3 种模型高出至少 5%。为



图 14 HSVM 故障诊断结果

Fig. 14 HSVM Fault Diagnosis Results









图 16 GWO 优化 HSVM 故障诊断结果











图 18 ISMA 优化 HSVM 故障诊断结果 Fig. 18 ISMA optimized HSVM fault diagnosis results

的诊断准确率。可以看到,在正常运行和高能放电方面, 其诊断准确率为100%;在低能放电、局部放电、中温过热 和高温过热方面分别为92.31%、92.31%、84.62%和 85.71%。6种故障类型的诊断准确率也都在84%以上, 总体诊断准确率达到了93.33%。与上述3种方法相比, ISMA-HSVM的故障诊断准确度分别提高了13.33%、 12.22%和5.55%。

表 5 诊断准确率对比分析	
---------------	--

 Table 5
 Comparative analysis of diagnostic accuracy

壮陪米刑	故障诊断精度/%				
	WHO	GWO	SMA	ISMA	
正常运行	95.83	91.67	100	100	
高能放电	84.62	92.31	92.31	100	
低能放电	76.92	92.31	92.31	92.31	
局部放电	69.23	38.46	84.62	92.31	
中低温过热	76.92	76.92	64.29	84.62	
高温过热	64.29	85.71	78.57	85.71	
综合故障诊断准确率	80.00	81.11	87.78	93.33	

5 结 论

针对变压器故障诊断精度低的问题,提出了基于 PCA数据降维的多策略改进黏菌算法阶段优化混合核支 持向量机的变压器故障诊断模型。其结论如下:

1)使用 PCA 剔除 21 维数据中的冗余数据,得到了 8 维有效信息来表征变压器故障。显著降低了模型数据 复杂性,同时也降低了所需的训练时间,有利于提高诊断 准确性。

2) SMA 算法容易收敛到局部最优解,且通常收敛较 慢。为了解决这些问题,采用了 Logistic 映射初始化、自 适应权重和二插值方法。与传统算法相比较,证明了改 进算法的优越性。

3)为了进一步提高 SVM 的学习和泛化能力,引入 了混合核函数来替代传统 SVM 中的单一核函数。同时, 引入权重因子分阶段优化模型函数,进一步提高模型分 类的准确性。

参考文献

 [1] 赵莉华,张振东,张建功.运行工况波动下基于振动信号的变压器故障诊断方法[J].高电压技术,2020, 46(11):3925-3933.

ZHAO L H, ZHANG ZH D, ZHANG J G. Diagnosis methods for transformer faults based on vibration signal under fluctuating operating conditions [J], High Voltage Engineering, 2020, 46(11): 3925-3933.

 [2] 方涛,钱晔,郭灿杰.基于天牛须搜索优化支持向量机 的变压器故障诊断研究[J].电力系统保护与控制, 2020,48(20):90-96.

FANG T, QIAN Y, GUO C J. Research on transformer fault diagnosis based on a beetle antenna search optimized support vector machine[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(20):90-96.

[3] 向家伟.机械故障数值模拟驱动的生成式对抗网络及 智能诊断原理[J].中国科学:技术科学,2021,51(3): 341-355.

XIANG J W. Numerical simulation driving generative adversarial networks in association with the artificial intelligence diagnostic principle to detect mechanical faults [J]. Scientia Sinica (Technologica), 2021, 51(3):341-355.

[4] 许海林,林春耀,罗颖婷.基于 Shapelet 识别的变压器 在线 DGA 异常检测[J].高压电器,2021,57(7): 175-181.

XU H L, LIN CH Y, LUO Y T. Online DGA abnormal detection on power transformer based on shapelet identification [J]. High Voltage Apparatus, 2021, 57 (7): 175-181.

- [5] ZENG B, GUO J, ZHU W, et al. A transformer fault diagnosis model based on hybrid grey wolf optimizer and LS-SVM [J]. Energies, 2019, 12(21):4170.
- [6] 田凤兰,张恩泽,潘思蓉.基于特征量优选与 ICA-SVM 的变压器故障诊断模型[J].电力系统保护与控制, 2019,47(17):163-170.

TIAN F L ZHANG EN Z, PAN S R. Fault diagnosis model of power transformers based on feature quantity optimization and ICA-SVM [J]. Power System Protection and Control, 2019,47 (17): 163-170.

[7] 党东升,张树永,葛鹏江.基于改进量子粒子群优化支持向量机的变压器故障诊断方法[J].电力科学与技术学报,2019,34(3):108-113.

DANG D SH, ZHANG SH Y, GE P J. Transformer fault diagnosis method based on support vector machine optimized by improved quantum-behaved particle swarm optimization [J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2019,34 (3): 108-113.

[8] 于达,张玮,王辉. 基于 LSTM 神经网络的油浸式变压器异常声纹诊断方法研究[J]. 智慧电力, 2023, 51(2):45-52.
 YU D, ZHANG W, WANG H. Abnormal voiceprint

diagnosis method of oil-immersed transformer based on LSTM neural network [J]. Smart Power, 2023,51 (2): 45-52.

- [9] 谢国民,刘东阳,刘明. 多策略改进 MPA 算法与 HKELM 的变压器故障辨识[J]. 电子测量与仪器学 报,2023,37(4):172-182. XIE G M, LIU D Y, LIU M. Transformer fault identification based on multi-strategy improved MPA algorithm and HKELM [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37 (4): 172-182.
- [10] 谢国民,蔺晓雨. 基于改进 SSA 优化 MDS-SVM 的变压 器故障诊断方法 [J]. 控制与决策, 2023, 38 (2): 459-467.

XIE G M, LIN X Y. Transformer fault diagnosis method based on improved SSA optimization MDS-SVM [J]. Control and Decision, 2023,38 (2): 459-467.

[11] 刘云鹏,和家慧,许自强,等. 基于 SVM SMOTE 的电力 变压器故障样本均衡化方法[J].高电压技术,2020, 46(7):2522-2529.
 LIU Y P, HE J H, XU Z Q, et al. Equalization method of

LIU Y P, HE J H, XU Z Q, et al. Equalization method of power transformer fault sample based on SVM SMOTE [J]. High Voltage Engineering,2020,46(7):2522-2529.

[12] 李亮,范瑾,闫林,等.基于混合采样和支持向量机的 变压器故障诊断[J].中国电力,2021,54(12): 150-155.

LI L, FAN J, YAN L, et al. Transformer fault diagnosis based on hybrid sampling and support vector machines [J]. Electric Power, 2021, 54(12):150-155.

- [13] 周莉,鲍志伟. 基于灰狼算法优化 SVM 的变压器故障 诊断[J]. 长江信息通信,2022,35(9):27-29.
 ZHOU L, BAO ZH W. Transformer fault diagnosis of SVM based on grey wolf optimizer [J]. Changjiang Information & Communications, 2022,35 (9): 27-29.
- [14] 汤三,武红玉.基于 K 均值聚类和混合核函数相关向 量机的变压器故障诊断方法[J].中小企业管理与科 技,2020(7):165-167.

TANG S, WU H Y. Power transformer fault diagnosis method based on K-means clustering and relevance vector machine with the optimized combined kernel function [J]. Management & Technology of SME, 2020 (7): 165-167.

[15] HONG Z M, ZHANG W, WU R, et al. A power transformers fault diagnosis model based on three DGA

ratios and PSO optimization SVM[J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2018, 339(1):012001.

 [16] 罗超月岭,郑韵馨,徐帧雨. 基于 Borderline-SMOTE-IHT 混合采样的改进 GWO-SVM 变压器故障诊断方法[J]. 智 慧电力,2023,51(7):108-114.

> LUO CH Y L, ZHENG Y X, XU J Y. Improved GWO-SVM transformer fault diagnosis method based on Borderline SMOTE-IHT mixed sampling [J]. Smart Power, 2023,51 (7): 108-114.

[17] 商立群,侯亚东,黄辰浩,等. 基于 IDOA-DHKELM 的 变压器故障诊断[J]. 高电压技术, 2023, 49(11): 4726-4735.

SHANG L Q, HOU Y D, HUANG CH H. Transformer fault diagnosis based on IDOA-DHKELM [J]. High Voltage Engineering, 2023,49(11):4726-4735.

[18] 杨森,陈莎莎,李光茂,等.基于变分模态分解与特征 选择的变压器有载分接开关机械故障诊断[J].南方 电网技术,2019,13(1):39-47.

> YANG S, CHEN SH SH, LI G M, et al. Mechanical fault diagnosis of transformer on-load tap-changer based on variational mode decomposition and feature selection [J]. Southern Power System Technology, 2019, 13(1):39-47.

- [19] 张晓虎,李斌. 基于 DGA 和 AO-PNN 的变压器故障诊断方法研究[J]. 电工技术,2023(3):66-69.
 ZHANG X H, LI B. Transformer fault diagnosis method based on DGA and AO-PNN [J]. Electric Engineering, 2023 (3): 66-69.
- [20] ZHU Z X. An improved solution to generation scheduling problem using slime mold algorithm [J]. Frontiers in Energy Research, 2022, 10: 878810.

[21] 王雨虹,王志中,付华,等. 多策略改进麻雀算法与 BiLSTM 的变压器故障诊断研究[J]. 仪器仪表学报, 2022,43(3):87-97.

> WANG Y H, WANG ZH ZH, FU H, et al. Research on transformer fault diagnosis based on the improved multistrategy sparrow algorithm and BiLSTM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(3):87-97.

作者简介



谢国民,1991年于辽宁工业大学获得 学士学位,2003年于辽宁工程技术大学获 得硕士学位,2012年于辽宁工程技术大学 获得博士学位,现为辽宁工程技术大学教 授,主要研究方向为电力系统信息检测与故 障诊断。

E-mail: lngdxgm@ 163. com

Xie Guomin received his B. Sc. degree from Liaoning University of Technology in 1991, M. Sc. degree from Liaoning Technical University in 2003 and Ph. D. degree from Liaoning Technical University in 2012, respectively. Now he is a professor in Liaoning Technical University. His main research interests include power system information detection and fault diagnosis.



林忠宝(通信作者),2022 年于辽宁工 程技术大学获得学士学位,现为辽宁工程技 术大学研究生,主要研究方向为电力系统信 息检测与故障诊断。

E-mail: 2276594903@ qq. com

Lin Zhongbao (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Liaoning Technical University in 2022. Now he is a M. Sc. candidate of Liaoning Technical University. His main research interests include power system information detection and fault diagnosis.