

基于小波包奇异谱熵和 WOA-SVM 的 GIS 放电故障诊断

臧旭^{1*}, 龚正朋¹, 俞文帅¹, 张甜瑾¹, 杨嵩¹, 李呈营²

(1. 国网江苏省电力有限公司 镇江供电分公司, 江苏 镇江 212000;

2. 河海大学 电气与动力工程学院, 江苏 南京 211100)

GIS Discharge Fault Diagnosis Based on Wavelet Packet Singular Spectral Entropy and WOA-SVM

ZANG Xu^{1*}, GONG Zhengpeng¹, YU Wenshuai¹, ZHANG Tianjin¹, YANG Song¹, LI Chengying²

(1. Zhenjiang Power Supply Branch, State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Zhenjiang 212000, China;

2. College of Electrical and Power Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, China)

Abstract: To achieve fault diagnosis of gas-insulated switchgear (GIS) and improve diagnostic accuracy, this paper proposed a GIS discharge fault diagnosis method based on wavelet packet singular spectrum entropy and whale optimization algorithm optimized support vector machine (WOA-SVM). First, the wavelet packet singular spectrum entropy of the ultra-high frequency signals during GIS discharge was extracted as feature vectors. Then, WOA was used to find the optimal parameters for SVM, establishing an accurate classification model. Finally, experiments simulating typical GIS discharge faults were conducted, and three algorithms-SVM with grid search parameters, SVM with particle swarm optimization, and the proposed WOA-SVM-were applied to identify GIS discharge fault types. The results showed that the proposed WOA-SVM algorithm achieved higher fault identification accuracy, better fitness, and faster convergence.

Key words: whale optimization algorithm; GIS discharge fault; SVM parameter optimization; ultra-high frequency; wavelet packet singular spectrum entropy

摘 要: 为实现气体绝缘开关设备(GIS)放电故障诊断并提高诊断正确率,提出了一种基于小波包奇异谱熵和鲸鱼优化算法优化支持向量机(WOA-SVM)的GIS放电故障诊断方法。首先,提取GIS放电时的特高频信号的小波包奇异谱熵作为特征向量;然后,采用WOA寻优找到SVM的最优参数,建立准确的分类模型;最后,通过试验模拟GIS典型的放电故障,采用网格搜索参数的SVM、粒子群优化参数的SVM以及所提的WOA-SVM三种算法对GIS放电故障类型进行识别。结果表明所提的WOA-SVM

算法故障识别正确率更高、适应度更好且收敛速度更快。

关键词: 鲸鱼优化算法; GIS 放电故障; SVM 参数寻优; 特高频; 小波包奇异谱熵

0 引言

气体绝缘开关设备(Gas-Insulated Switchgear, GIS)多用于高压和超高压输电系统中进行电能传输,GIS一旦故障将威胁到电力系统的安全可靠运行。根据现有统计表明,GIS绝缘故障大多由局部放电引起,占GIS故障总数60%以上。GIS典型的绝缘故障有尖刺放电、自由金属颗粒物放电和沿面放电等^[1]。文献[2]指出目前较为常用的GIS放电故障诊断方法是采集GIS放电部位的特高频信号计算其放电量和放电重复率,通过仪器上电量-相位-时间图进行波形分析,从而判断是否出现局部放电以及导致放电的大致原因,该方法对GIS放电类型的识别准确率不高,故需采用定量方式进行GIS放电故障诊断。文献[3]指出特高频信号的时差定位法也可用于GIS局部放电定位,但放电源的定位结果中不包含特高频幅值或放电量信息,不利于对放电缺陷的严重程度进行判断也较难识别放电故障类别,此外,特高频时差法对于同步采样装置的精度有较高要求,所以也限制了该方法在在线监测上的应用。

针对以上不足,本文采用小波包奇异谱熵对不同放电类型的特高频信号进行特征提取。该方

法将小波包分解和奇异谱熵结合,将信号分解重构为多个频段的时域信号,并得到其系数矩阵,再求得这些系数矩阵的奇异值形成奇异值集合,计算奇异值集合的信息熵。本文方法可定量反映信号复杂程度,简单信号的能量模式较少且集中,小波奇异谱熵较小;复杂信号的能量模式较多且分散,小波奇异谱熵较大^[4]。因此,可将小波包变换后各频段信号奇异谱熵作为特征信息进行故障识别。文献[5]利用小波包奇异谱熵和支持向量机(Support Vector Machine, SVM)对滚动轴承的早期故障进行预判。

对于样本数量少、模式多的分类识别问题。文献[6]研究表明虽然 SVM 具有较好的适应性,但其分类准确性取决于惩罚因子 c 与核函数 g 的选择。鲸鱼优化算法(Whale Optimization Algorithm, WOA)具有理论简单易实现、所需调整参数少以及收敛速度快等优点。

为提高分类的准确性,本文采用鲸鱼优化算法优化支持向量机(WOA-SVM),以不同放电故障时特高频信号的小波包奇异谱熵为输入量进行故障识别^[6]。首先,建立多层深度学习网络,逐步挖掘数据特征;其次,通过多次包围迭代寻优找到 SVM 的最优参数;最后,与网格搜索参数的 SVM 和粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法优化的 SVM 进行对比分析。分类结果表明本文所提的 WOA-SVM 识别正确率更高、适应度更好。

1 小波包奇异谱熵

小波包奇异谱熵的提取过程为将原始信号经过小波包分解并重构后形成系数矩阵,计算系数矩阵的奇异值,再对奇异值集合求取信息熵。因此,提取 GIS 放电时的特高频信号的小波包奇异谱熵作为特征信息,可以对 GIS 放电故障进行识别^[6-7]。

1.1 小波包分解层数和小波基函数选择

利用小波包分解提取 GIS 特高频信号特征时,提取效果在于选择合适的分解层数和小波基函数。由于放电时特高频信号存在突变点,因此选择规则性系数较小的小波基函数效果更好。为准确反映特高频信号中的突变点,本文选择 db4 小波基函数^[8-9]。

1.2 小波包奇异谱熵特征提取

小波包奇异谱熵特征提取的步骤如下:

(1) 对信号 $x(t)$ 进行以小波基函数为 db4 的小波包分解,即 3 层小波包分解。得到从低频到高频的 8 个子频带分解系数,如式(1)和式(2)所示:

$$b_{j,k}(i) = \sum_n a_{j-1,k}(n) q_{n-2i}^* \quad (1)$$

$$a_{j,k}(i) = \sum_n a_{j-1,k}(n) p_{n-2i}^* \quad (2)$$

式中: $a_{j,k}(i)$ 、 $b_{j,k}(i)$ 分别为低频、高频分解系数(j 为小波包分解层数; $i=0, 1, 2, \dots, N-1$, 且 N 为信号采样点; $k=0, 1, 2, \dots, 15$); $a_{0,k}(i)=x(i)$, $x(i)$ 为离散时域信号; p^* 、 q^* 分别为共轭镜像滤波器 P 、 Q 的脉冲响应。

(2) 对分解系数进行重构,得到重构系数:

$$a_{j,k}(i) = \sum_n a_{j-1,k}(n) p_{i-2n} + \sum_n b_{j+1,k}(n) q_{i-2n} \quad (3)$$

(3) 对重构系数进行奇异值分解,则每个样本均可得到一组奇异值 $r_1, r_2, \dots, r_n$, 并进行归一化可得:

$$g_i = r_i / \sum_{i=1}^n r_i \quad (4)$$

定义小波包奇异谱熵为

$$S_i = -g_i \log_2 g_i \quad (5)$$

2 基于 WOA 的 SVM 参数优化分类

2.1 WOA 的算法原理

WOA 优化算法通过收缩包围圈、螺旋式位置更新和随机捕猎机制进行参数选择^[10-12]。

2.1.1 环绕式包围捕食

座头鲸在寻找猎物时,会先选择一个理想的猎物 X^* ,剩下的鲸鱼个体向目标位置逐步靠近包围猎物,位置更新计算式为

$$\begin{cases} X(t+1) = X^*(t) - A \cdot D \\ \|D\| = \|C \cdot X^*(t) - X(t)\| \end{cases} \quad (6)$$

式中: X^* 为最优鲸鱼位置向量; $X(t)$ 为其余鲸鱼位置向量; t 为当前迭代次数; D 为鲸鱼个体向 X^* 靠近的步长向量; A 、 C 为系数,其计算式为

$$\begin{cases} A = 2a \cdot r - a \\ C = 2r \end{cases} \quad (7)$$

式中: $a=2-2t/t_{\max}$ 为收敛因子, $t_{\max}$ 为最大迭代次

数, $a \in [0, 2]$; r 为 $[0, 1]$ 上的随机数^[13-14]。

2.1.2 泡网搜索寻优

根据泡网搜索原理, 提出两种方法进行寻优搜索。

(1) 收缩包围圈机制, 即减小式(7)中的 a , 此时 A 随着 a 的减小而减小。

(2) 座头鲸以螺旋运动方式向最优解方向移动, 螺旋运动数学模型为

$$\mathbf{X}(t+1) = \mathbf{X}^*(t) + \mathbf{D}' e^{bl} \cos(2\pi l) \quad (8)$$

式中: b 为对数螺旋系数; l 为 $[-1, 1]$ 上的随机数; $\mathbf{D}'$ 为鲸鱼与 $\mathbf{X}^*$ 之间的距离向量, 其表达式为

$$\|\mathbf{D}'\| = \|\mathbf{X}^*(t) - \mathbf{X}(t)\| \quad (9)$$

座头鲸捕食时收缩包围和螺旋运动更新位置是同步。因此, 建立鲸鱼螺旋式收缩包围圈的数学模型, 如式(10)所示:

$$\mathbf{X}(t+1) = \begin{cases} \mathbf{X}^*(t) - A \cdot \mathbf{D}, & p < 0.5 \\ \mathbf{X}^*(t) + \mathbf{D}' e^{bl} \cos(2\pi l), & p \geq 0.5 \end{cases} \quad (10)$$

式中: p 为 $[0, 1]$ 上的随机数, 假设选择收缩包围圈机制或螺旋位置更新的概率 p 均为 50%^[15-16]。

2.1.3 随机搜索捕食

座头鲸随机选择一个鲸鱼个体位置 $\mathbf{X}_{\text{rand}}$ 作为种群最优解, 根据相互间位置进行随机搜索, 具体搜索过程如式(11)所示:

$$\begin{cases} \mathbf{X}(t+1) = \mathbf{X}_{\text{rand}} - A \cdot \mathbf{D} \\ \|\mathbf{D}\| = \|C \cdot \mathbf{X}_{\text{rand}} - \mathbf{X}(t)\| \end{cases} \quad (11)$$

式中: $\mathbf{X}_{\text{rand}}$ 为当前群体中随机选择的鲸鱼个体位置向量。

2.2 基于 WOA 优化的 SVM 参数

为选取合适的惩罚因子 c 及核函数 g 以提高 SVM 算法的性能, 本文采用 WOA 对 SVM 参数进行优化^[17-19]。参数优化流程如图 1 所示, 具体步骤如下:

(1) 搜集训练集和测试样本, 进行归一化处理;

(2) WOA 参数初始化, 设置对数螺旋系数 b 、种群规模 N 和最大迭代次数 t_{max} , 设置参数 c 和 g 取值范围为 $[0.001, 100]$, 初始化鲸群位置;

(3) 在搜索空间中随机产生由 N 个鲸鱼个体组成的初始种群, 进化过程根据当前种群选取最优鲸鱼个体或随机选取一个鲸鱼个体后更新各

自的位置;

(4) 给定随机数 p 决定鲸鱼个体进行螺旋或包围, 对 c 与 g 进行快速寻优, 寻优过程中以 SVM 的平均分类正确率作为适应度函数评价鲸群中每个个体的适应度, 将适应度较高的成员保留;

(5) 循环迭代至 WOA 算法满足终止条件, 结束优化, 否则继续循环;

(6) 输出最佳鲸鱼群个体适应度值所对应的空间位置, 即为最优参数 c 和 g 。

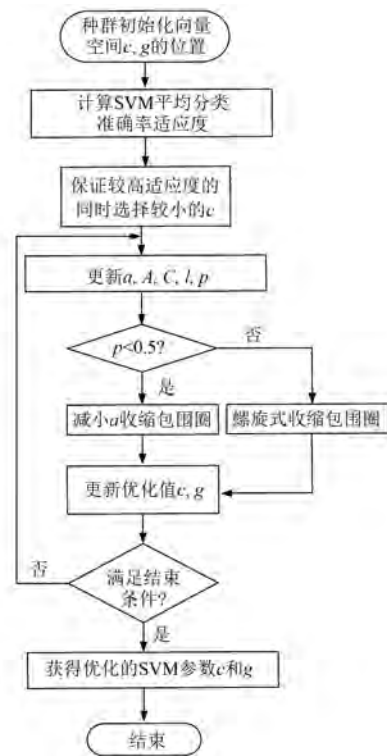


图1 WOA-SVM流程图

Fig.1 WOA-SVM flow chart

3 试验与算法验证

3.1 试验设置

针对 GIS 常见故障, 搭建如图 2 所示试验平台模拟绝缘故障。主要包括三种典型的放电缺陷: 线形金属尖刺放电、盆式绝缘子沿面闪络放电和圆形金属颗粒物放电^[20-22]。圆形金属颗粒物放电与沿面闪络放电均属于较严重的放电故障, 因此具有一定的研究意义。抽取 GIS 试验设备的空气以实现部分真空, 设置绝缘故障模拟试验, 对放电时特高频信号进行采集, 并作为故障诊断依据。特高频传感器布置方式采用外置式, 频率测

量范围为 3 MHz~3 GHz, 传感器传感器的检测灵敏度达 5 pC, 工作温度为 $-40\text{ }^{\circ}\text{C} \sim +65\text{ }^{\circ}\text{C}$, 输出接头为 N 型, 增益 30 dB, 连接至检测装置, 采样频率为 1 GHz, 固定于盆式绝缘子外侧。



图 2 GIS 放电故障模拟试验装置

Fig. 2 GIS discharge fault simulation test set

高压试验回路由工频高压试验装置、隔离滤波装置、充气式无局放试验变压器、10 k Ω 保护电阻、耦合电容器以及 GIS 腔体构成, 现场试验回路连接如图 3 所示。其中, 工频高压试验装置容量为 5 kVA, 额定电压为 220 V, 工频为 50 Hz; 隔离滤波装置型号为 GDLB-5KVA, 用来滤除工频高压试验装置输出信号中的谐波防止波形畸变; 充气式无局放变压器型号为 YDQ(W), 其高压侧额定电压为 100 kV, 额定容量为 5 kVA, 放电量小于 1.5 pC; 保护电阻为 10 k Ω ; 耦合电容器的额定电压为 100 kV, 电容为 0.196 μF 。信号测量单元包括振动信号测量单元、特高频信号测量单元和超声信号测量单元。



图 3 高压试验回路连接图

Fig. 3 High voltage test circuit connection diagram

试验测试原理如图 4 所示。整个试验过程如下: 首先, 在电压发生器上调节交流电压的输出值, 经过无局放变压器升压后经过保护电阻和耦合电容器对 GIS 进行通电试验; 然后, 通电时在 GIS 腔体内设置不同的绝缘缺陷; 再次, 调节电压

发生器输出值对 GIS 设备进行加压, 在逐渐升压过程中由于绝缘缺陷的存在最终会导致 GIS 击穿放电; 最后, 测量并记录放电击穿时的特高频信号。

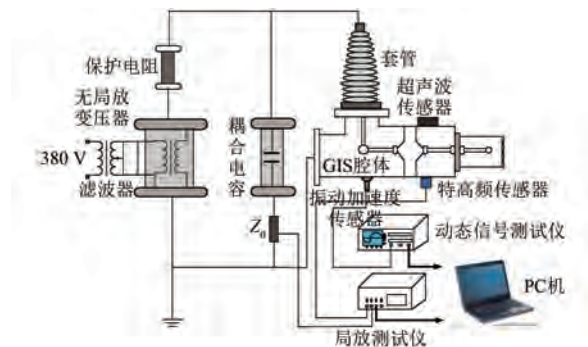


图 4 试验测试原理图

Fig. 4 Schematic diagram of experimental test

GIS 设备在加工与安装的过程中可能会遗留一些金属屑, 这些金属屑沉淀于腔体内部, 在电场作用下会起跳, 当跳动严重时会引发电晕放电。因此, 试验采用圆形金属颗粒物来模拟 GIS 腔体内的金属屑。在 GIS 腔体内放置少许直径为 1 mm 的金属颗粒, 放电实拍图如图 5 所示。

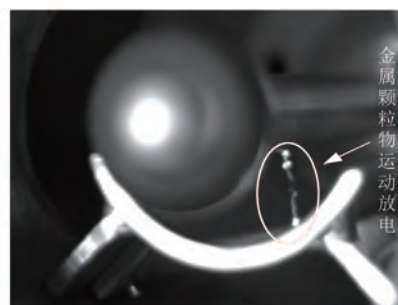


图 5 圆形金属颗粒放电模拟试验图

Fig. 5 Simulation experiment diagram of circular metal particle discharge

采用线形金属尖刺来模拟 GIS 腔体内壁上的金属毛刺, 相比于圆形金属颗粒物, 线形金属尖刺不会起跳, 站立起来的线形金属尖刺形成内壁金属毛刺, 从而导致周围电场发生严重畸变而引发气隙击穿, 并产生一定强度的局部放电。试验采用的线形金属尖刺长度为 9 mm, 半径为 0.2 mm, 将其放置于 GIS 腔体内壁上, 放电实拍图如图 6 所示。

盆式绝缘子表面因粘上金属污染物或长期运行导致表面绝缘老化绝缘强度降低, 使绝缘子发生沿面闪络放电。利用现有条件在盆式绝缘子表

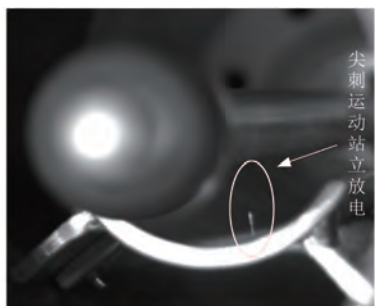


图6 线形金属尖刺放电模拟试验图

Fig. 6 Simulation experiment diagram of linear metal spike discharge

面粘附丝状放电物,丝状放电物的直径为0.2 mm,长度约8 mm。逐渐升高电压至发生绝缘子的沿面闪络,放电实拍图如图7所示。

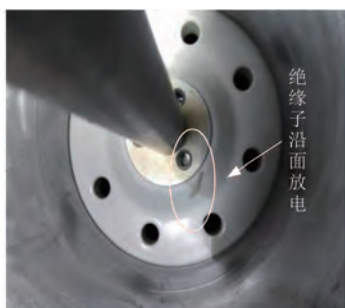


图7 盆式绝缘子沿面闪络放电模拟试验图

Fig. 7 Simulation experiment diagram of basin-type insulator surface flashover discharge

3.2 不同放电故障特高频信号差异原因

不同放电故障产生的放电信号幅值不同,且对应的图谱特征有差异。沿面放电是由于绝缘子表面污秽、有毛刺或裂纹导致表面电阻不均匀,引起局部电场增强,使得介质表面的原电场畸变,从而形成沿面闪络放电。圆形金属颗粒物放电是由于在电场作用下金属颗粒物自身带有电荷,从而发生跳动,当落下接触腔体或碰撞其他颗粒时发生放电,在颗粒触碰到腔体瞬间,其所带的自由电荷会全部释放,通常放电量较大,放电信号的高频含量增多,具有放电信号幅值较大的特征。线性金属尖刺在电场中会站立,引起局部电场畸变严重,是最易引发放电的绝缘故障。其放电发生在电源正半波峰值,放电时电极表面聚集正离子,尖刺处聚集负离子,正离子随着电场加强被吸进电极形成脉冲电晕,负离子扩散至空间,如此循环。特征为放电脉冲幅值不高、高频成分少、放电脉冲多且随电压升高放电量增大。绝缘子表面有丝状

物产生放电,主要是丝状物导致绝缘子附近电场不均,随着电压升高或过电压导致周围空气击穿,高频成分少,脉冲也较少。

3.3 特高频信号的小波包奇异谱熵

采集 GIS 发生放电时的特高频时域信号,如图8所示。

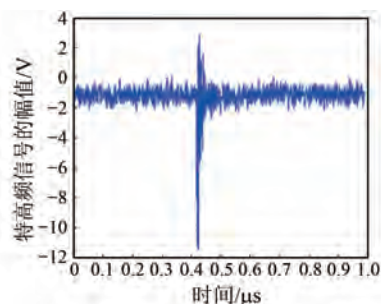


图8 GIS 放电单脉冲特高频信号

Fig. 8 Ultra-high frequency signal of single pulse discharge in GIS

利用信息熵对奇异值集合进行不确定度分析,以定量反映信号复杂程度。简单信号的能量模式较少且集中,小波奇异谱熵较小;复杂信号的能量模式较多且分散,小波奇异谱熵较大。因此,可将小波包变换后各频段信号的奇异谱熵作为特征量进行故障分类。对于属于能量集中性质的放电信号,小波奇异谱熵可以很好反映这类信号在时频空间中特征模式能量的分布情况,提取正常状态、线性金属尖刺放电、圆形金属颗粒放电和盆式绝缘子沿面放电时的特高频信号进行小波包分解,得到各层分解信号的奇异谱熵值,如图9所示。

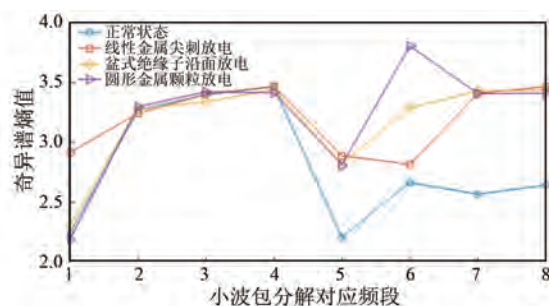


图9 GIS 四种状态下的特高频信号奇异谱熵

Fig. 9 Singular spectrum entropy of ultra-high frequency signals in four states of GIS

图9中纵坐标是4种状态下的小波包奇异谱熵值,横坐标对应着分解后的频段,1~8对应的频段范围如表1所示。

表 1 小波包分解频段与序号对应关系
Tab. 1 Correspondence between wavelet packet
decomposition frequency bands and serial numbers

MHz	
序号	对应的频率范围
1	0~62.5
2	62.5~125
3	187.5~250
4	125~187.5
5	437.5~500
6	375~437.5
7	250~372.5
8	312.5~375

由图 8 可知,不同放电状态下,各个频段的小波包奇异谱熵值发生显著变化。与正常运行相比,5~8 对应的高频信号段的奇异谱熵值明显增加。在 0~62.5 MHz 和 375 MHz~437.5 MHz 频段,三种放电故障状态的奇异谱熵差异较大;在 0~62.5 MHz 频段,线形金属尖刺放电与其他状态放电信号存在显著区别,奇异谱熵值较大。不同放电故障会导致某些频段奇异谱熵值增大,因此,可将其作为特征量进行故障诊断分类。

3.4 WOA-SVM 分类诊断

利用试验平台模拟 GIS 的 4 种状态,分别是正常运行、线形金属尖刺放电、盆式绝缘子沿面放电、圆形金属颗粒放电。每种状态进行多组试验,筛选后选取其中有效样本数据 80 组,选取每组信号分解后的 8 个频段的奇异谱熵为特征量,构成 320×8 型特征矩阵。每种状态选取 60% 作为训练集,40% 为测试集,得到 GIS 的 4 种状态分类集,如表 2 所示。为验证本文所提 WOA-SVM 算法的优越性,将其与 SVM 算法和 PSO-SVM 算法进行对比,结果如图 10~图 12 所示。

表 2 GIS 的 4 种运行状态分类集
Tab. 2 Classification sets for four operational states
of GIS

运行状态	训练样本	测试样本	标签
正常运行	48	32	1
线形金属尖刺放电	48	32	2
盆式绝缘子沿面放电	48	32	3
圆形金属颗粒放电	48	32	4

SVM 算法采用网格搜索法进行参数设置,选取惩罚因子 $c=3.62$ 、核参数 $g=0.25$,SVM 参数寻优和分类结果如图 10 所示。

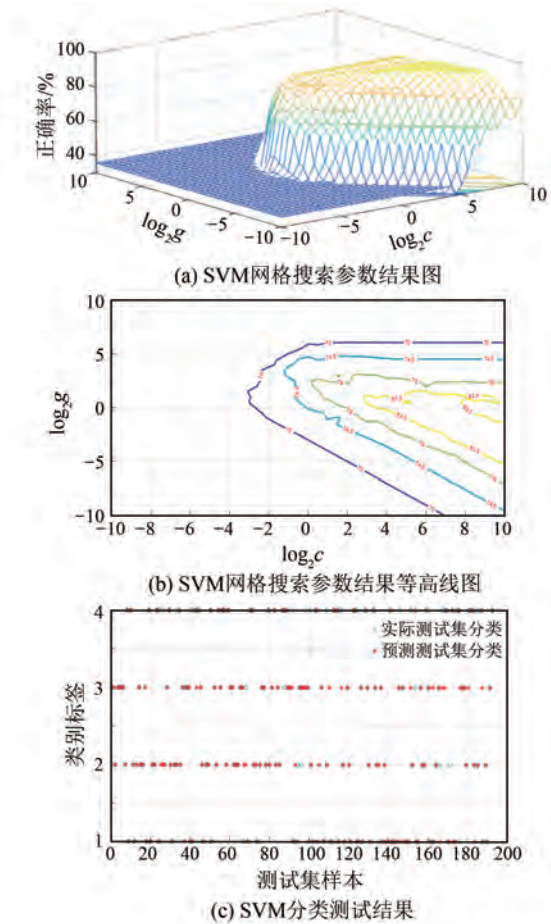


图 10 SVM 参数寻优和分类结果
Fig. 10 SVM parameter optimization and
classification results

由图 10 可知,当数据量较少时,利用网格搜索寻优参数 c 和 g ,经过 SVM 分类后的诊断正确率为 81.77%。诊断正确率不高的主要原因是参数选择不恰当,优化不到位,需进一步优化参数以提高正确率。

采用 WOA 与 PSO 两种算法对 SVM 算法的 c 与 g 进行优化,参数设置和优化范围如表 3 所示。

表 3 WOA 和 PSO 参数寻优范围
Tab. 3 WOA and PSO parameter optimization ranges

算法名称	最大迭代次数	鲸群/种群数量	参数名称	寻优范围
WOA	100	40	惩罚因子 c	0~100
			核参数 g	0~100
PSO	100	40	惩罚因子 c_1, c_2	0~100
			核参数 g	0~100

利用上述方法对 SVM 算法的参数寻优后,可得合适的参数,利用优化选取的参数进行 SVM 故

障分类,得到 PSO-SVM 和 WOA-SVM 分类测试结果,如图 11 和表 4 所示。

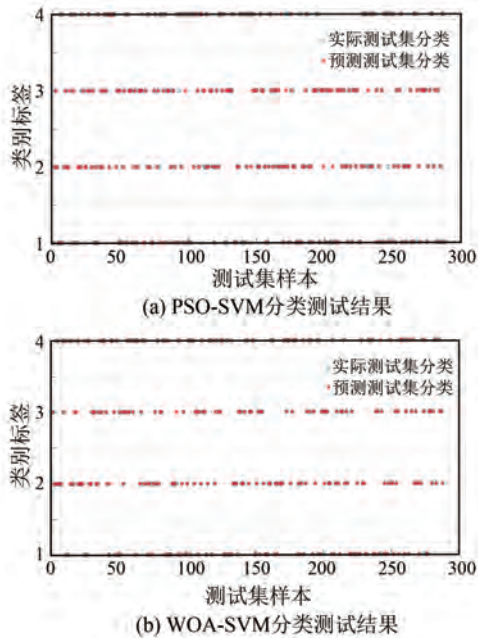


图 11 PSO-SVM 和 WOA-SVM 算法的分类结果

Fig. 11 Classification results of PSO-SVM and WOA-SVM algorithms

表 4 WOA 和 PSO 算法参数优化结果对比

Tab.4 Comparison of parameter optimization results of WOA and PSO algorithms

算法名称	参数最优值		测试集分类最高 正确率/%
	惩罚因子 c	核参数 g	
WOA-SVM	5.478 3	1.937 6	95.486 1
PSO-SVM	5.274 7	2.026 8	91.631 8

适应度曲线表示算法在对参数进行选择过程中的寻优速度以及寻优效果。为进一步对比 PSO-SVM 算法和 WOA-SVM 算法,绘制了迭代次数为 100 时,两种算法的适应度曲线,如图 12 所示。

由图 12 可知,在迭代过程中 PSO-SVM 算法与 WOA-SVM 算法的平均适应度曲线均呈上升趋势,说明二者均不易陷入局部最优解;由最优适应度曲线可知,WOA-SVM 算法的最优适应度收敛值大于 PSO-SVM 算法的最优适应度收敛值,说明 WOA-SVM 算法的收敛效果更佳,速度更快,对参数选择适应度更好。

4 结语

(1) 本文利用小波包分解 GIS 放电时的特高

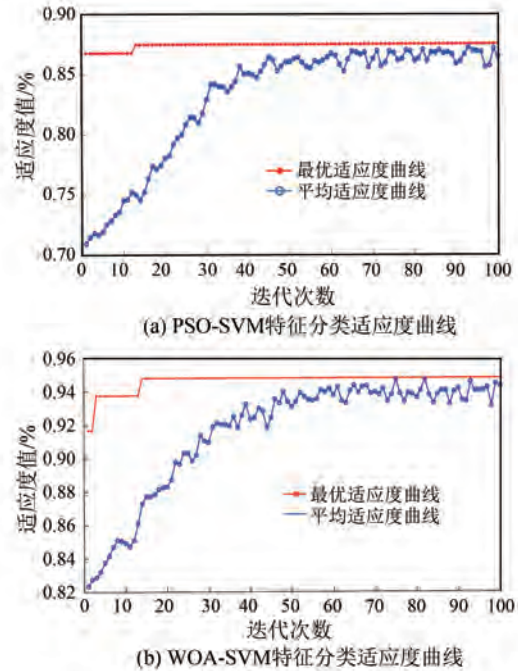


图 12 PSO-SVM 和 WOA-SVM 算法的特征分类适应度曲线

Fig. 12 Feature classification fitness curves of PSO-SVM and WOA-SVM algorithms

频信号,抓住放电时特高频信号的突变特点,提取分解后小波包信号的奇异谱熵值,将其作为故障诊断的特征量,实现放电故障类型诊断。

(2) WOA-SVM 算法对惩罚因子与核函数选择更优,优化参数所需时间更短,相比 SVM 和 PSO-SVM 算法,WOA-SVM 算法故障分类正确率更高,收敛效果更好。

参考文献

- [1] MA H Z, LIU B W, XU H H, et al. GIS mechanical state identification and defect diagnosis technology based on self-excited vibration of assembled circuit breaker [J]. IET Science, Measurement & Technology, 2020, 14(1): 56-63.
- [2] RING M, DONG M, XIAO Z G, et al. Partial discharge pulses at artificial protrusions in SF6 under negative IEC60060-3 standard impulses [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2014, 21(1): 273-283.
- [3] 王森, 罗林根, 钱勇, 等. 基于模拟故障数据库的 GIS 局部放电反演方法[J]. 高电压技术, 2022, 48(5): 1663-1672.

WANG M, LUO L G, QIAN Y, et al. Partial

- discharge inversion method for GIS based on simulated fault database [J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(5): 1663-1672.
- [4] 王二化, 吴波, 胡友民, 等. 基于小波包分解和奇异谱分析方法的立铣加工颤振监测[J]. 机床与液压, 2016, 44(17): 191-199.
- WANG E H, WU B, HU Y M, et al. Chatter detection in end milling processes based on wavelet packet decomposition and singular spectrum analysis method [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2016, 44(17): 191-199.
- [5] 谢锋云, 刘慧, 胡旺, 等. 基于自适应 TQWT 与小波包奇异谱熵的滚动轴承早期故障诊断[J]. 铁道科学与工程学报, 2023, 20(2): 714-722.
- XIE F Y, LIU H, HU W, et al. Early fault diagnosis of rolling bearing based on adaptive TQWT and wavelet packet singular spectral entropy [J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2023, 20(2): 714-722.
- [6] 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+48.
- ZHAO C H, HU H X, CHEN B J, 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+48.
- [7] 葛红平, 刘晓波, 黄朝晖, 等. 粒化幅值感知排列熵和 WOA-SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 噪声与振动控制, 2021, 41(4): 101-108+160.
- GE H P, LIU X B, HUANG Z H, et al. Fault diagnosis method of rolling bearings based on granulation amplitude aware permutation entropy and WOA-SVM [J]. Noise and Vibration Control, 2021, 41(4): 101-108+160.
- [8] 臧旭, 马宏忠, 吴金利, 等. 基于振动原理的 GIS 母线导电杆松动故障分析与诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(9): 12-20.
- ZANG X, MA H Z, WU J L, et al. Analysis and diagnosis of a GIS bus conductor loosening based on mechanical vibration [J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(9): 12-20.
- [9] 臧旭, 孙诚斌, 张甜谨, 等. GIS 正常运行与松动故障下的振动机理[J]. 电机与控制应用, 2022, 49(6): 76-82.
- ZANG X, SUN C B, ZHANG T J, et al. Vibration mechanism of GIS under normal operation and looseness fault [J]. Electrical Machines & Control Application, 2022, 49(6): 76-82.
- [10] 杨玥坪, 何聪, 李军浩. 工频恒定电压下 SF₆ 气体中沿面放电发展过程研究[J]. 电力工程技术, 2020, 39(1): 145-150.
- YANG Y P, HE C, LI J H. Development process of surface discharge in the SF₆ gas under constant voltage of power frequency [J]. Electric Power Engineering Technology, 2020, 39(1): 145-150.
- [11] 徐明月, 李喆, 孙汉文, 等. 基于改进梅尔倒谱系数的 GIS 机械故障诊断方法[J]. 高压电器, 2020, 56(9): 122-128.
- XU M Y, LI Z, SUN H W, et al. Mechanical fault diagnosis method of GIS based on improved MFCC [J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(9): 122-128.
- [12] 张连根, 路士杰, 李成榕, 等. 气体绝缘组合电器中微米量级金属粉尘运动和放电特征[J]. 电工技术学报, 2020, 35(2): 444-452.
- ZHANG L G, LU S J, LI C R, et al. Movement and discharge characteristics of micron-scale metal dust in gas insulated switchgear [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(2): 444-452.
- [13] 赵春华, 汪成康, 华露, 等. 基于融合特征约减和支持向量机的控制图模式识别[J]. 中国机械工程, 2017, 28(8): 930-935.
- ZHAO C H, WANG C K, HUA L, et al. Control chart pattern recognition based on fusion feature reduction and SVM [J]. China Mechanical Engineering, 2017, 28(8): 930-935.
- [14] 臧旭, 张甜瑾, 邵心悦, 等. 基于时变滤波经验模态分解和 SSA-LSSVM 的变压器内部机械故障诊断方法[J]. 电机与控制应用, 2023, 50(9): 49-56.
- ZANG X, ZHANG T J, SHAO X Y, et al. A transformer internal mechanical fault diagnosis method based on TVFEMD and SSA-LSSVM [J]. Electrical Machines & Control Application, 2023, 50(9): 49-56.
- [15] 王彦博, 朱明晓, 邵先军, 等. 气体绝缘组合电器中局部放电特高频信号 S 参数特性仿真与实验研究[J]. 高电压技术, 2018, 44(1): 234-240.
- WANG Y B, ZHU M X, SHAO X J, et al. Simulation and experimental research on S parameter characteristics of partial discharge UHF signals in GIS

- [J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(1): 234-240.
- [16] WU M C, YU A B, CHEN Q J, et al. Design of adjustable chip breaker for PCD turning tools [J]. International Journal of Mechanical Sciences, 2020, 172: 105411.
- [17] 刘宝稳, 汤容川, 马钰洲, 等. 基于 S 变换 D-SVM AlexNet 模型的 GIS 机械故障诊断与试验分析 [J]. 高电压技术, 2021, 47(7): 2526-2538.
- LIU B W, TANG R C, MA Z Z, et al. GIS mechanical fault diagnosis and test analysis based on S transform D-SVM AlexNet model [J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(7): 2526-2538.
- [18] 胥永刚, 张志新, 马朝永, 等. 改进奇异谱分解及其在轴承故障诊断中的应用 [J]. 振动工程学报, 2019, 32(3): 540-547.
- XU Y G, ZHANG Z X, MA C Y, et al. Improved singular spectrum decomposition and its applications in rolling bearing fault diagnosis [J]. Journal of Vibration Engineering, 2019, 32(3): 540-547.
- [19] YOSHIDA M, KOJIMA H, HAYAKAWA N, et al. Evaluation of UHF method for partial discharge measurement by simultaneous observation of UHF signal and current pulse waveforms [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2011, 18(2): 425-431.
- [20] 臧旭, 马宏忠, 吴金利, 等. 基于改进集总经验模态近似熵的 GIS 放电故障诊断 [J]. 高压电器, 2020, 56(6): 129-137.
- ZANG X, MA H Z, WU J L, et al. Diagnosis of GIS discharge fault based on MEEMD approximate entropy [J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(6): 129-137.
- [21] 韩世杰, 吕泽钦, 隋浩冉, 等. 基于 EFPI 传感器的 GIS 局部放电模式识别研究 [J]. 电力工程技术, 2022, 41(1): 149-155.
- HAN S J, LV Z Q, SUI H R, et al. Partial discharge pattern recognition in GIS based on EFPI sensor [J]. Electric Power Engineering Technology, 2022, 41(1): 149-155.
- [22] 陈继明, 许辰航, 李鹏, 等. 基于时频分析与分形理论的 GIS 局部放电模式识别特征提取方法 [J]. 高电压技术, 2021, 47(1): 287-295.
- CHEN J M, XU C H, LI P, et al. Feature extraction method for partial discharge pattern in GIS based on time-frequency analysis and fractal theory [J]. High Voltage Apparatus, 2021, 47(1): 287-295.

收稿日期:2024-03-23

收到修改稿日期:2024-06-14

作者简介:

臧旭(1994-),男,硕士,中级工程师,研究方向为电力设备故障诊断与状态评估,1977556118@qq.com;

*通信作者:臧旭(1994-),男,硕士,中级工程师,研究方向为电力设备故障诊断与状态评估,1977556118@qq.com。

GIS Discharge Fault Diagnosis Based on Wavelet Packet Singular Spectral Entropy and WOA-SVM

ZANG Xu^{1*}, GONG Zhengpeng¹, YU Wenshuai¹, ZHANG Tianjin¹, YANG Song¹, LI Chengying²

(1. Zhenjiang Power Supply Branch, State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Zhenjiang 212000, China;

2. College of Electrical and Power Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, China;)

Key words: whale optimization algorithm; GIS discharge fault; SVM parameter optimization; ultra-high frequency; wavelet packet singular spectrum entropy

According to existing statistics, more than 60% of insulation faults in gas-insulated switchgear (GIS) are caused by partial discharges. Typical GIS insulation defects include tip discharge, free metal particle discharge, and surface discharge. The most widely used method for detecting and locating GIS insulation discharge faults is based on the ultra-high frequency signals generated during the discharge process, ranging from 3 MHz to 3 GHz. This method has strong anti-interference properties and high sensitivity. However, the results of discharge source localization do not include ultra-high frequency amplitude or discharge quantity information, which makes it difficult to assess the severity of the discharge defect and to identify the type of discharge fault. Moreover, the ultra-high frequency time-difference method requires high precision in synchronous sampling devices, limiting its application in online monitoring.

In this paper, wavelet packet singular spectrum entropy was used to extract the features of ultra-high frequency discharge signals for different types of discharges. By combining wavelet packet decomposition with singular spectrum entropy, the signal was decomposed and reconstructed into time-domain signals across multiple frequency bands. This yielded a coefficient matrix of the decomposed multi-frequency time-domain signals and their singular values, forming a singular value set. The information entropy of the singular value set was calculated to quantitatively reflect the complexity of the signal.

Simple signals exhibited fewer, more concentrated energy patterns, resulting in lower wavelet singular spectrum entropy, whereas complex signals displayed more dispersed energy patterns, leading to higher entropy. Therefore, the singular spectrum entropy of the wavelet packet-transformed signals in each frequency band can serve as a feature for fault classification.

Support vector machine (SVM) is well-suited for multi-mode classification problems with small sample sizes, but their classification accuracy depends on the selection of the penalty factor (c) and kernel function parameter (g). The whale optimization algorithm (WOA) offers advantages such as ease of implementation, fewer parameters to adjust, and faster convergence. To improve classification accuracy, this paper proposed optimizing SVM using WOA, with the wavelet packet singular spectrum entropy of ultra-high frequency signals under different discharge fault conditions serving as input for fault identification.

Through experiments simulating typical GIS discharge faults, three algorithms—SVM with grid search parameters, SVM with particle swarm optimization, and the proposed WOA-SVM—were used to identify the types of GIS discharge faults. The results showed that the proposed WOA-SVM algorithm achieved higher fault identification accuracy, better fitness, and faster convergence than the other methods.