

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210596

# 基于 GCC-MSSA 的变压器局放超声内部定位方法<sup>\*</sup>

钱定冬 宋柯 谢虎波 任文军 王伟

(华北电力大学新能源电力系统国家重点实验室 北京 102206)

**摘要:** 变压器绕组因绝缘故障引发的局部放电危害着电力系统的安全运行,而目前针对局部放电的超声波外置检测方法受噪声干扰、传播介质等因素影响较大,故本文在变压器绕组中内置 8 个传感器内部检测局放产生的超声波信号。由于检测到的信号直接测量法不能反应实际的时延信息,以及传统智能算法定位精度低稳定性差,本文提出了一种广义互相关法(GCC)和混合策略麻雀算法(MSSA)相结合的超声定位方法。在 COMSOL 中搭建变压器绕组模型并仿真局放现象,通过 GCC 算法提取出精确的时延信息。根据时差信息建立超声定位的最优化约束方程,用 MSSA 算法求解得到局放源的位置信息。仿真结果显示,MSSA 算法相较于其他传统智能算法定位误差更小。最后使用一种新型 EFPI 超声传感器进行变压器绕组局放实验,结果显示本文提出的方法定位平均误差为 4 cm,比仿真的局放点大 2.9 cm,具有工程应用实际价值。

**关键词:** 广义互相关时延估计;局部放电;超声波定位;混合策略麻雀搜索算法;新型 EFPI 光纤超声传感器  
**中图分类号:** TM855 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.4017

## Transformer partial discharge ultrasound internal positioning method based on GCC-MSSA

Qian Dingdong Song Ke Xie Hubo Ren Wenjun Wang Wei

(State Key Laboratory of New Energy Power System, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

**Abstract:** The partial discharge caused by the insulation fault of the transformer winding endangers the safe operation of the power system. At present, the ultrasonic external detection method for partial discharge is greatly affected by factors such as noise interference and propagation medium. Therefore, in this paper, eight sensors are built in the transformer winding. Internal detection of ultrasonic signals generated by partial discharge. Because the direct measurement method of the detected signal cannot reflect the actual time delay information, and the traditional intelligent algorithm has low positioning accuracy and poor stability, this paper proposes an ultrasonic method that combines the generalized cross-correlation method (GCC) and the mixed strategy sparrow algorithm (MSSA). The transformer winding model is built in COMSOL and the partial discharge phenomenon is simulated, and the accurate time delay information is extracted by the GCC algorithm. According to the time difference information, the optimal constraint equation of ultrasonic positioning is established, and the MSSA algorithm is used to obtain the position information of the PD source. The simulation results show that the MSSA algorithm has a smaller positioning error than other traditional intelligent algorithms. Finally, a new type of EFPI ultrasonic sensor is used to conduct partial discharge experiments on transformer windings. The results show that the average positioning error of the method proposed in this paper is 4 cm, which is 2.9 cm larger than the simulated partial discharge point, which has practical value for engineering application.

**Keywords:** generalized cross-correlation delay estimation; partial discharge; ultrasonic localization; hybrid strategy sparrow search algorithm; novel EFPI fiber optic ultrasound sensor

## 0 引言

维护变压器的安全是一直以来研究的课题。影响变压

器性能的故障主要是绝缘故障,油浸式变压器绝缘故障主要由于变压器内部的绝缘劣化,而变压器局部放电也是导致变压器绝缘劣化的主要起因<sup>[1]</sup>。变压器早期的绝缘故障

收稿日期:2022-07-07

<sup>\*</sup> 基金项目:国家自然科学基金(51577063)项目资助

如果能及时定位,及时发现就可以快速地规划好变压器停运时间来检修处理,避免因变压器停运造成不必要的损失。

由于特高频检测局放时受电磁干扰影响较大<sup>[2]</sup>,传统超声波传感器外置方式其超声波信号受外界噪声影响较大<sup>[3]</sup>,经过变压器壁后信号衰减也较大,故本文采用超声波传感器内置检测的方式。

针对变压器绕组局放源的定位,常常采用到达时间差(time difference of arrival, TDOA)算法进行定位<sup>[4]</sup>。余昌佳等<sup>[5]</sup>提出的时差筛选和二次寻优的方法没有考虑绕组折射和反射对信号的影响以及二次寻优智能优化算法定位也存在着稳定性的问题。而广义互相关法<sup>[6]</sup>(generalized cross-correlation, GCC)根据同一信号源存在着相关性,利用互相关函数的最大时刻,估计阵元之间的时延差值<sup>[7]</sup>。本文提出将GCC算法与智能优化算法结合的方法能精确估计时延信息。

智能优化算法是从自然界的生物系统中的群体行为中衍生出了粒子群算法<sup>[8]</sup>(particle swarm optimization, PSO)、鲸鱼优化算法<sup>[9]</sup>(whale optimization algorithm, WOA)、蝴蝶优化算法<sup>[10]</sup>(butterfly optimization algorithm, BOA)、麻雀搜索算法<sup>[11]</sup>(sparrow search algorithm, SSA)等算法,这些典型的群智能优化算法已经在电网大量优化的诸多问题上得到了应用。但在搜寻过程中,种群多样性低、收敛性低以及容易陷入局部最优等问题普遍存在于各种算法之中。贾骏等<sup>[12]</sup>在研究复杂多路径的条件下的局放定位时充分考虑了超声波传播过程中的折射反射现象,但其应用的智能算法也存在着结果不稳定、收敛速度慢、陷入局部最优的问题,导致定位误差稍大。

因此本文提出了一种基于麻雀搜索算法的混合策略麻雀搜索算法(mixed-strategy sparrow search algorithm, MSSA)。MSSA算法的原理为采用Sine混沌映射初始化麻雀种群个数<sup>[13]</sup>,再结合BOA算法中蝴蝶飞行特点,增强对局放源的全局搜索能力,最后通过对个体位置进行扰动逐渐变异的方法,帮助算法从局部最优中跳出来。

本文在变压器绕组中内置传感器阵列检测局放信号,比外置方式测量误差小。用GCC算法有效提取时延信息,再用MSSA算法求解定位方程,稳定精确地得到局放源的坐标。在现场实验中,新型的非本征法布里帕罗干涉(extrinsic Fabry-Perot interferometer, EFPI)光纤超声传感器耐油温,抗干扰能力强,具备一定的耐压能力,能有效在油中检测变压器绕组中的局放信号。本文通过实验验证仿真的结果,结果表明GCC-MSSA联合的超声内部定位方法具有良好的定位效果,为变压器绕组局放智能定位提供了借鉴。

## 1 变压器绕组局部放电仿真模型的建立

利用COMSOL仿真软件建立一个变压器绕组仿真模型以及建立一个80 cm×80 cm×80 cm的变压器油箱模

型。仿真模型中超声波在变压器铁芯和箱壁的传播速度为5 100 m/s,超声波在线圈的传播速度为4 700 m/s,在变压器油中超声波的传播速度为1 420 m/s。

根据局放发声原理,超声波传播过程是以球面形式传播的,如图1所示向四周扩散衰减。超声波由局放源中心向外传播,产生的声波颜色越深,声压越高。从内向外,颜色越来越浅,同一种灰度的声波产生了球面状,表明超声波以球面形式向外衰减传播。

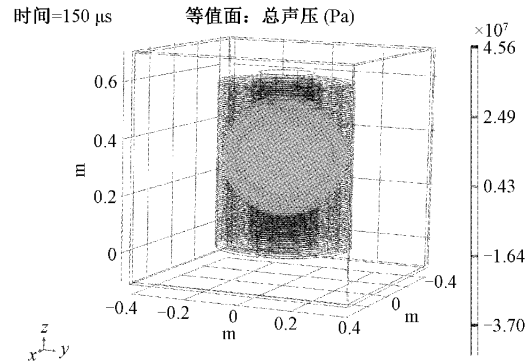


图1 局放点H2在150 μs时的空间声压分布图

局部放电产生的气泡震动属于欠阻尼震动<sup>[14]</sup>,因此根据这个原理建立时域仿真的声源模型,欠阻尼的震动公式如下:

$$f_{pd} = A e^{-t/\tau} \sin(2\pi f t) \quad (1)$$

其中, $f$ 是局放信号的震荡频率, $A$ 是电脉冲幅值。 $\tau$ 是时间常数。仿真研究的超声波信号的中心频率 $f$ 为20 kHz; $A$ 为1; $\tau$ 为1/36 000<sup>[15]</sup>。

## 2 变压器局部放电超声定位的数学模型

局放源的坐标为 $P(x_p, y_p, z_p)$ ,把变压器等效为一个长方体, $S_1, S_2, S_3, S_4$ 为传感器,以变压器的一个角为原点建立如图2所示的坐标系。

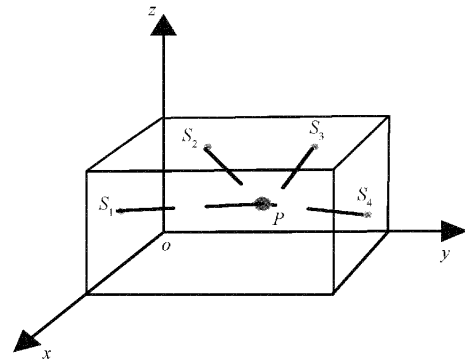


图2 变压器局放超声定位数学模型

由几何信息可知,局放源的位置可表示为:

$$f(x_p, y_p, z_p) = \sum_{i=2}^4 \{ [(x_1 - x_p)^2 + (y_1 - y_p)^2 + (z_1 - z_p)^2]^{1/2} - [(x_i - x_p)^2 + (y_i - y_p)^2 + (z_i - z_p)^2]^{1/2} - \tau_i v \} \quad (2)$$

其中,  $\tau_i$  为  $S_1$  与  $S_i$  传感器检测出局放源信号的时间差;  $v$  为 1 420 m/s。局放源位置实质上是个非线性的问题, 对局放源的定位即求这个方程的最优解问题:

$$\begin{cases} \min f(x_p, y_p, z_p) \\ 0 \leq x_p \leq x_l \\ 0 \leq y_p \leq y_w \\ 0 \leq z_p \leq z_h \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $x_l, y_w, z_h$  分别为变压器坐标的长宽高。本文采用 MSSA 算法求解最优解(局放源位置)。

### 3 广义互相关时延估计

如果两个传感器之间收到信号为  $x_i(n)$  和  $x_j(n)$ :

$$\begin{aligned} x_i(n) &= s(n - \tau_i) + n_i(n) \\ x_j(n) &= s(n - \tau_j) + n_j(n) \end{aligned} \quad (4)$$

其中,  $s(n)$  为局部放电源的信号;  $n_i(n)$  和  $n_j(n)$  是两个传感器收到的噪声信号,  $\tau_i$  和  $\tau_j$  表示两个传感器接受到声源信号的时间差, 那么估计的时延差  $\tau_{ij}$  就表示为式(5):

$$\tau_{ij} = \tau_j - \tau_i \quad (5)$$

广义互相关时延估计的函数  $R_{GCC}(\tau)$  如下:

$$R_{GCC}(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} \Psi_{ij}(\omega) G_{x_i x_j}(\omega) e^{j\omega\tau} d\omega \quad (6)$$

其中,  $G_{x_i x_j} = X_{i(\omega)} X_j^*(\omega)$  表示为时延估计的互功率谱密度函数;  $X_{i(\omega)}$  和  $X_{j(\omega)}$  是  $x_i(n)$  以及  $x_j(n)$  经过傅里叶变换得到的;  $X_{j(\omega)}$  和  $X_i^*(\omega)$  互为共轭。  $\Psi_{ij}(\omega)$  是加权函数。当加权函数为 PHAT 函数时, 相当于对功率谱函数进行了白化处理, 如式(7)所示。

$$\Psi_{ij}(\omega) = \frac{1}{|G_{x_i x_j}(\omega)|} \quad (7)$$

根据式(7)得到  $R_{GCC}(\tau)$ , 检测峰值, 得到时延差。GCC 算法原理如图 3 所示。

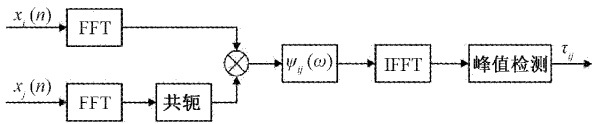


图 3 广义互相关时延估计原理框架

## 4 MSSA 原理

### 4.1 麻雀算法原理

2020 年, 薛建凯提出新的群智能算法, 即 SSA 算法。该算法新颖, 同其他智能算法相比, SSA 具有较高求解精度和效率, 同时拥有稳定性好以及鲁棒性强等优点。但类似于其他算法, 在迭代后期也会有收敛较慢的缺点, 容易陷入局部最优。

设在  $D$  维空间中存在  $M$  只麻雀, 那么第  $i$  只麻雀在  $D$  维解空间的位置为  $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}]$ , 那么就存在第  $i$  只麻雀的适应度值为  $F_{X_i} = f([x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}])$ 。每次迭代, 会存在适应度值最好的一部分麻雀, 它们作为探索

者, 一般占种群 10%~20%, 在搜索过程中也会优先获取食物。另外, 它也作为所有加入者提供觅食的方向。

探索者的位置更新公式如下:

$$\mathbf{X}_{i,j}^{T+1} = \begin{cases} \mathbf{X}_{i,j}^T \cdot \exp\left(\frac{-i}{\alpha \cdot iter_{\max}}\right), & R_2 < ST \\ \mathbf{X}_{i,j}^T + \mathbf{Q} \cdot \mathbf{L}, & R_2 \geq ST \end{cases} \quad (8)$$

其中,  $T$  表示当前迭代次数,  $j=1, 2, \dots, D$ 。  $\alpha \in (0, 1)$  是一个随机数;  $\mathbf{L}$  为  $1 \times d$  且元素值全为 1 矩阵;  $iter_{\max}$  表示最大迭代次数;  $\mathbf{Q}$  是服从正态分布的随机数;  $\mathbf{X}_{i,j}$  表示第  $i$  个麻雀在第  $j$  维的位置;  $ST \in [0.5, 1]$  为安全值;  $R_2 \in [0, 1]$  为预警值。当  $R_2 < ST$  时, 表示周围的觅食环境没有捕食者, 那么探索者就会对其他地方进行广泛搜索。当  $R_2 > ST$  时表示种群中的一些麻雀已经发现捕食者, 此时所有的麻雀都要飞到其他安全的地方觅食, 因此需要向其他麻雀发出警报。

跟随者需要执行式(8)和(9), 跟随者监视探索者, 一旦发现食物, 马上离开原有位置, 去争夺食物。如果赢了, 会立即获得食物, 反之, 则执行式(9)。跟随者位置更新公式为:

$$\mathbf{X}_{i,j}^{T+1} = \begin{cases} \mathbf{Q} \cdot \exp\left(\frac{\mathbf{X}_{worst} - \mathbf{X}_{i,j}^T}{i^2}\right), & i > M/2 \\ \mathbf{X}_B^{T+1} + |\mathbf{X}_{i,j}^T - \mathbf{X}_B^{T+1}| \cdot \mathbf{A}^+ \cdot \mathbf{L}, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

其中,  $\mathbf{X}_{worst}$  表示第  $T$  次迭代全局改成中最差位置,  $\mathbf{X}_B$  表示迭代的探索者最优位置,  $\mathbf{A}$  为  $1 \times d$  矩阵且每个元素被随机赋 1 或 -1 的值,  $\mathbf{A}^+ = \mathbf{A}^T (\mathbf{A} \mathbf{A}^T)^{-1}$ 。当  $i > M/2$  时, 适应度较低的第  $i$  个加入者没有找到东西, 它就需要到其他地方觅食。跟随者的数目是除探索者之外剩下的。

认识到危险的麻雀作为警戒者, 占整个麻雀的 10%~20% 且随机。警戒者位置更新公式如下:

$$\mathbf{X}_{i,j}^{T+1} = \begin{cases} \mathbf{X}_{ab}^T + \lambda \cdot |\mathbf{X}_{i,j}^T - \mathbf{X}_{ab}^T|, & f_i > f_b \\ \mathbf{X}_{i,j}^T + K \cdot \left(\frac{|\mathbf{X}_{i,j}^T - \mathbf{X}_{worst}^T|}{(f_i - f_w) + \omega}\right), & f_i = f_b \end{cases} \quad (10)$$

其中,  $\mathbf{X}_{ab}$  为当前全局最优位置;  $\lambda$  为步长控制数, 为正态分布随数, 均值为 0, 方差为 1。  $K$  为  $[-1, 1]$  的一个随机数;  $f_b$  为最佳适应度值;  $f_i$  表示个体适应度值;  $f_w$  为最差适应度值,  $\omega$  为最小常数, 防止分母为 0 的现象。

### 4.2 混合策略的改进麻雀搜索算法

#### 1) Sine 混沌映射优化初始种群

SSA 在搜索空间内随机建立初始种群可能导致麻雀种群分布不均匀、搜索空间不足等问题。而混沌具有遍历性和随机性, 可以很好解决这些问题。

本文采用 Sine 混沌映射来初始化种群, 并定义为:

$$Y_{i+1} = \beta \sin(\pi Y_i) \quad (11)$$

$$X_{i,d} = L_d + (1 + Y_{i,d}) \frac{U_d - L_d}{2} \quad (12)$$

式中:  $Y_i \in [-1, 1]$  是混沌的序列;  $\beta$  是控制量;  $U_d, L_d$  分为

麻雀在第  $D$  维的上下限。

Sine 混沌映射的混沌特性与参数  $\beta$  有很大关系。 $\beta \in [0, 87, 1]$  且  $\rho$  越接近 1, 混沌性能越好,  $Y_i$  也就更均匀分布在  $[-1, 1]$  的域内。当  $\beta=1$  时, 系统处于完全混沌状态。

### 2) 蝴蝶优化策略

BOA 算法在迭代的过程中通过闻到其他的蝴蝶香味时候, 就会向味道最浓的地方飞去, 为全局搜索; 当蝴蝶不能闻到更强的气味时, 随机移动, 为局部搜索。两个阶段位置更新公式如下:

$$\mathbf{X}_i^{T+1} = \mathbf{X}_i^T + (r^2 \times \mathbf{X}_{gbest} - \mathbf{X}_i^T) \times f_i \quad (13)$$

$$\mathbf{X}_i^{T+1} = \mathbf{X}_i^T + (s^2 \times \mathbf{X}_j^T - \mathbf{X}_i^T) \times f_i \quad (14)$$

其中,  $\mathbf{X}_i^T$  是第  $T$  次迭代过程中第  $i$  只蝴蝶的位置;  $\mathbf{X}_{gbest}$  是目前全局最优解;  $f_i$  是第  $i$  只蝴蝶的气味, 它的值取决于适应度的大小;  $s \in [0, 1]$  是一个随机数。

通过麻雀算法探索者式(8), 发现当  $R_2 < ST$  时, 探索者每一维数都在不断变小并收敛于 0; 当  $R_2 > ST$  时, 探索者会随机性地移动到当前位置。这会造成过早收敛而导致局部最优。所以用 BOA 算法的全局搜索对 SSA 进行改进, 位置更新公式如下:

$$\mathbf{X}_{i,j}^{T+1} = \begin{cases} \mathbf{X}_{ij}^T + (s^2 \times \mathbf{X}_{best}^T - \mathbf{X}_{ij}^T) \times f_i, & R_2 < ST \\ \mathbf{X}_{i,j}^T + Q \cdot L, & R_2 \geq ST \end{cases} \quad (15)$$

通过对搜寻空间上下界线的控制, 将搜索空间限制在一定区域内, 达到加快迭代速度的目的, 如下式:

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_{j,lb} &= \max(\mathbf{X}_{j,min}, \mathbf{X}_{best,j}^T - s_T \times (\mathbf{X}_{j,max} - \mathbf{X}_{j,min})) \\ \mathbf{X}_{j,ub} &= \min(\mathbf{X}_{j,max}, \mathbf{X}_{best,j}^T + s_T \times (\mathbf{X}_{j,max} - \mathbf{X}_{j,min})) \\ z_t &= t / iter_{max} \end{aligned} \quad (16)$$

其中,  $\mathbf{X}_{j,ub}$  和  $\mathbf{X}_{j,lb}$  是第  $j$  维的上下限;  $\mathbf{X}_{j,max}$  和  $\mathbf{X}_{j,min}$  分别是第  $j$  维的最大值和最小值。 $z_t$  表示空间的变小系数。

### 3) Sine 混沌映射优化初始种群

为跳出局部最优, 本文采用以  $iter$  为  $t$  分布的自由度参数的  $t$  分布变异算子对最佳麻雀位置进行变异,  $t$  分布结合了柯西分布和高斯分布的优点, 在没有迭代之前, 它有很好的全局开拓能力, 后期也有局部寻优的能力。

位置更新公式如下:

$$\mathbf{X}_{update} = \mathbf{X}_{best}^d + \mathbf{X}_{best}^d \cdot t(iter) \quad (17)$$

其中,  $\mathbf{X}_{update}$  为扰动后麻雀的位置,  $\mathbf{X}_{best}^d$  为最新全优解。可以看出, 增加了一个随机干扰项, 根据当前位置, 增加随机性的干扰项, 帮助算法跳出局部最优。迭代次数不断增加, 呈现高斯分布的特点, 提高收敛速度时也不断改善维间干扰问题。

### 4) MSSA 算法步骤

MSSA 算法的具体执行步骤如下:

步骤(1) 设置参数, 设置麻雀种群规模数  $M$ 、麻雀探索者数量  $P_d$ 、警戒者数量  $S_d$ 、空间维度  $D$ 、最大迭代次数  $i_{ter}$ , 初始值的上下界  $U_b, I_b$ 。

步骤(2) Sine 混沌映射来初始化种群。

步骤(3) 计算麻雀个体的适应度值和平均适应度值并进行排序, 并找出最差和最优适应度及其对应的位置。

步骤(4) 适应度大于平均适应度的麻雀作为探索者, 依据式(15)更新探索者的位置, 并用式(16)限制它的搜索空间。

步骤(5) 其余的跟随者按照式(8)进行位置更新。

步骤(6) 从种群中随机选取警戒者, 根据式(9)更新。

步骤(7) 更新种群的适应度, 根据整个麻雀种群的状态, 找到最好的定位位置和适应度。对其自适应  $t$  分布变异。

步骤(8) 判断程序是否达到最大的迭代次数或者已经到了结束条件, 如果是, 则进行下一步; 如果不是, 则跳转至步骤(3)。

步骤(9) 程序结束, 输出最优位置。

## 5 变压器绕组局放仿真分析与定位

### 5.1 有限元法分析局部放电信号

本文传感器布置方式如图 4 所示。传感器布置于高压内侧绕组外 1 cm 处, 这种布置方式可检测低压绕组和高压绕组局放产生的超声波信号, 这种内置布置方式检测到的超声波信号比外置方式受到的干扰更小。

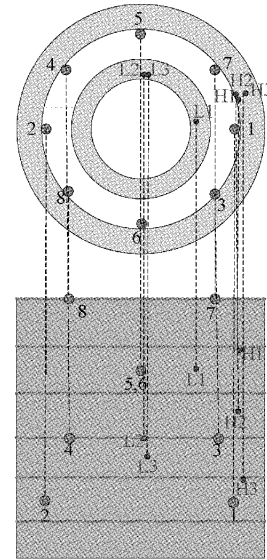


图 4 放电点位置以及传感器布置的俯视图和主视图

经过绕组的超声波会发生折反射现象<sup>[14]</sup>, 相比混叠波, 直达波信号具有分析价值, 也更能准确的提供定位所需要的时差信息。本文采用 GCC 算法获取精确的时延信息。

H2 局放点的 8 个传感器的接受波形其中一组图如图 5 所示, 传感器坐标为 1 号(0.19, 0, 0.15), 3 号(0.135, -0.135, 0.3), 5 号(0, 0.19, 0.45), 7 号(0.135, 0.135, 0.6)。2, 4, 6, 8 号分别与 1, 3, 5, 7 号根据绕组圆心两两对称。两两对称的信号为一组信号。通过直接观察法, 选择

信号较好的那一个。通过 1 号和 2 号的信号对比发现, 1 号幅值大, 时间更靠前, 波形特征符合超声波传播规律, 而 2 号信号幅值低, 衰减过大, H2 点局放点发生局放后, 超声波信号需要经过绕组间多层折射和反射才能传播到 2 号检测点。如图 5 所示, 2 号信号是混叠波信号, 经过衰减的第 1 个波峰很难反应直达波信号的时间信息, 故舍弃不用。由于传感器布置方式是对称的, 故其余 3 组的波形图与图 5 类似, 后面 3 组信号的选择原则大致相似。

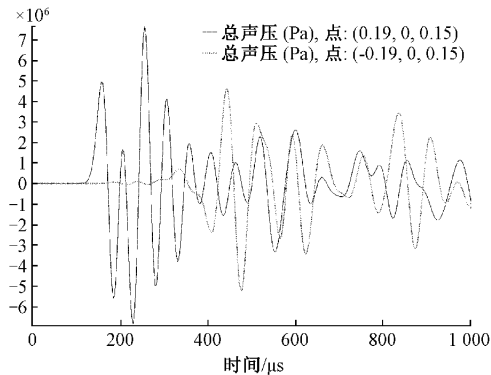


图 5 H2 点发生局放时 1 号和 2 号接受到的超声波信号

4 组信号获取 4 个有用的信号。通过广义互相关法获得时延信息, 然后代入式(2)所示的最优化函数中, 最后用 MSSA 算法进行求解, 得出局放源坐标。

## 5.2 超声波定位方法步骤

综上所述, 本文提出的 GCC-MSSA 的变压器局放内部定位方法步骤如下:

1) 变压器绕组局部放电时, 内置 8 个传感器检测局放超声信号。8 个传感器两两对称, 分成 4 组, 通过有限元法选取一组信号更好的那个信号。4 组检测局放源信号, 得到 4 个有效信号。

2) 4 个信号通过 GCC 算法得到精确时延信息。

3) 将时延信息代入用于变压器局放超声定位的最优化约束方程中, 采用 MSSA 算法进行计算得出局放点的位置信息。

## 5.3 变压器绕组内部超声波定位仿真结果

经过 GCC 算法处理后得到时延信息, 将这些时延信息代入到式(2)中, 然后通过智能算法优化处理得到局放源的位置信息。为了体现本算法与其他智能算法的差异, 分别用 SSA 算法、PSO 算法、WOA 算法和 MSSA 算法进行最优化问题的计算。由于每次的结果不一定都是一样的, 为降低偶然性, 增加实验的说服力, 每个算法独立运行 10 次, 取平均值。设置每个算法的种群数量为 50 个, 迭代 100 次。表格中所示的坐标为 10 次运行结果的平均坐标。最优适应度函数为其中 10 次运行中结果最好的一次的结果。

分别在高低压绕组上层, 中层和下层进行局放信号的仿真, 仿真的信号经过各个智能优化算法求解, 得到的定位结果如表 1 所示。经过多组数据比较, MSSA 算法相比

SSA 算法定位误差更小, 稳定性也更好。

如图 6 所示, 对 H2 点局放源的位置进行定位时, 对比各个算法的求解过程, MSSA 算法的最优适应度值更大。这意味着式(3)的值也更接近于 0, 也就越接近于测得信号的真实解, 精度也更高。在迭代 100 次过程中, MSSA 算法每次迭代后适应度值越来越高, 接近于 0 的速度也越来越快, 表明其寻优速度快, 每次迭代后都能更新适应度值, 表明其全局寻优能力出色。而其他算法在达到某个适应度值后容易不变, 也就是陷入了局部最优的情况。相比其他算法, MSSA 算法定位精度高, 稳定性强。WOA 和 SSA 算法定位误差较大, PSO 算法很不稳定, 误差也较大。仿真结果显示, GCC-MSSA 的超声波定位方法的平均定位误差 1.1 cm。

## 6 实验研究

### 6.1 新型 EFPI 传感器

如图 7 所示, 本文设计的传感器在 F-P 腔的腔壁上打两个通气孔, 平衡石英膜片因温度、外界环境改变产生的压强差, 使内外压强一致。

这种结构可减少因变压器运行调试过程如抽真空、加油的外界环境变化对 F-P 腔长的影响。EFPI 传感器抗电磁干扰能力强, 灵敏度高, 能耐高油温, 能在油中检测超声波信号。传统结构的光纤 EFPI 传感器由于其 F-P 腔体具有封闭性, F-P 腔中充满空气, 当设备内部压强和温度变化时, 传感器膜片会震动导致了形变, 从而影响传感器的灵敏度。

### 6.2 实验平台

如图 8 所示, 建立油中局放实验平台, 包括变压器模型、尖端局部放电模型和模拟的 1.8 m × 0.6 m × 1.1 m 变压器油箱。变压器油箱使用 25 # 型号变压器油, 油箱外壳接地。实验变压器为 35 kV 变压器。

局部放电超声检测系统由传感器探头、光源、耦合器、光电信号处理器及其单模光纤连接而成。其中一个传感器探头的内核是振动膜片和单模光纤, 光纤一端和振膜内表面之间形成 F-P 干涉腔的两个反射面。隔膜可以感应局部放电超声波信号并变形, 通过两束光在 F-P 腔光纤端面 and 振膜内表面的叠加干涉, 将变形量转化为光强度的变化, 最后通过光纤耦合器的输出得到检测干扰后的光谱, 由光电转换装置检测超声波信号。

### 6.3 实验结果

在现场实验中, 对仿真中各个局放点位置进行变压器绕组的局部放电超声检测实验。实验检测到的超声波信号波形如图 9 所示, 筛选得到的 4 组信号从上到下依次为 1, 3, 5, 7 传感器检测到的信号。传感器接受到信号之前会有一段小的波动信号, 但实验筛选出来的波形与仿真筛选出来的波形基本一致。如果局放源和传感器之间除油外还有其他的介质(绕组和铁芯), 这段干扰信号可能是由于超声

表1 仿真结果

序号	位置	算法	局放源坐标/m	定位坐标/m	最优适应度值	误差/cm
H1	高压绕组	MSSA	(0.18,0.077,0.49)	(0.188,0.074,0.500)	$7.8 \times 10^{-18}$	1.40
		SSA		(0.176,0.073,0.511)	$4.79 \times 10^{-9}$	2.17
		PSO		(0.182,0.074,0.465)	$4.3 \times 10^{-11}$	2.53
		WOA		(0.188,0.070,0.503)	$8.5 \times 10^{-6}$	1.68
H2	高压绕组	MSSA	(0.18,0.073,0.35)	(0.181,0.075,0.348)	$6 \times 10^{-20}$	0.32
		SSA		(0.178,0.071,0.358)	$1.15 \times 10^{-7}$	0.85
		PSO		(0.212,0.066,0.303)	$1.91 \times 10^{-10}$	5.73
		WOA		(0.187,0.080,0.311)	$5.9 \times 10^{-6}$	4.02
H3	高压绕组	MSSA	(0.185,0.077,0.200)	(0.177,0.077,0.196)	$3.1 \times 10^{-19}$	0.93
		SSA		(0.178,0.080,0.230)	$2.1 \times 10^{-9}$	3.10
		PSO		(0.600,0.273,-0.09)	$2.4 \times 10^{-3}$	54.36
		WOA		(0.182,0.085,0.177)	$3.58 \times 10^{-6}$	2.45
L1	低压绕组	MSSA	(0.115,0.051,0.445)	(0.105,0.053,0.446)	$2.6 \times 10^{-18}$	1.04
		SSA		(0.102,0.063,0.451)	$1.8 \times 10^{-5}$	1.87
		PSO		(-0.3,-0.092,0.485)	$6.6 \times 10^{-3}$	26.80
		WOA		(0.129,0.064,0.396)	$1.06 \times 10^{-5}$	5.26
L2	低压绕组	MSSA	(0.046,0.110,0.295)	(0.034,0.100,0.297)	$2 \times 10^{-12}$	1.60
		SSA		(0.042,0.156,0.299)	$1.1 \times 10^{-5}$	4.63
		PSO		(0.067,0.6,0.076)	$1.1 \times 10^{-5}$	53.71
		WOA		(-0.105,0.176,0.185)	$3.29 \times 10^{-8}$	19.81
L3	低压绕组	MSSA	(0.048,0.110,0.245)	(0.04,0.096,0.243)	$1.29 \times 10^{-11}$	1.63
		SSA		(0.061,0.197,-0.195)	$1 \times 10^{-4}$	10.14
		PSO		(0.087,0.6,-0.079)	$4.5 \times 10^{-5}$	58.80
		WOA		(0.046,0.176,0.257)	$7.4 \times 10^{-5}$	18.90

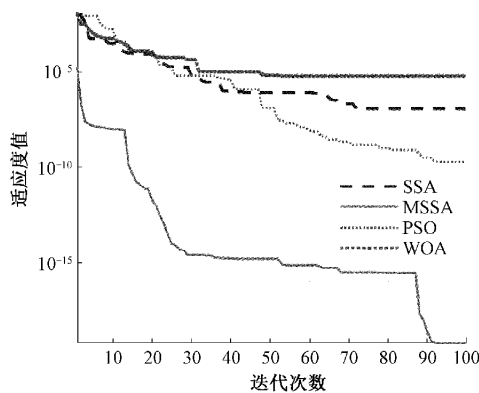


图6 H2点定位算法的收敛曲线

波经过传播速度更快的介质产生折射或者反射甚至绕射后的信号。这段信号的特征是信号衰减大,幅值较小。

如表2所示为H2点经过和未经过GCC算法处理后的定位坐标以及误差。由两组信号数据通过GCC算法可以得到一组时延数据。1号分别与3号、5号和7号作为两组信号数据代入GCC算法中,对应求得式(2)所需要的时延差 $\tau_2$ 、 $\tau_3$ 和 $\tau_4$ 。未经过GCC算法的是直接提取1号、

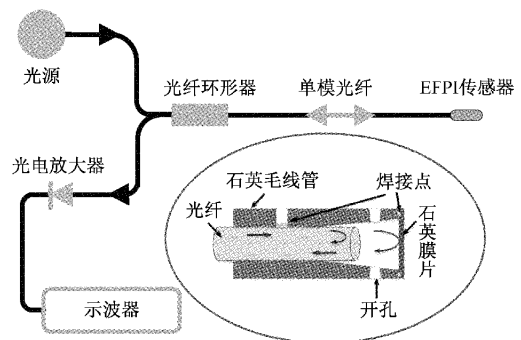


图7 压强平衡式EFPI光纤超声传感器检测原理图

3号、5号和7号的第1个波峰的时间信息,然后分别求1号与3号、5号和7号的时延差 $\tau_2$ 、 $\tau_3$ 和 $\tau_4$ 。最后通过MSSA算法求得表2的结果。

表2 H2点不同处理方法的平均结果

处理方法	定位坐标/m	误差/cm
经GCC的平均结果	(0.178,0.059,0.378)	3.1
未经GCC的平均结果	(0.177,0.055,0.381)	3.6

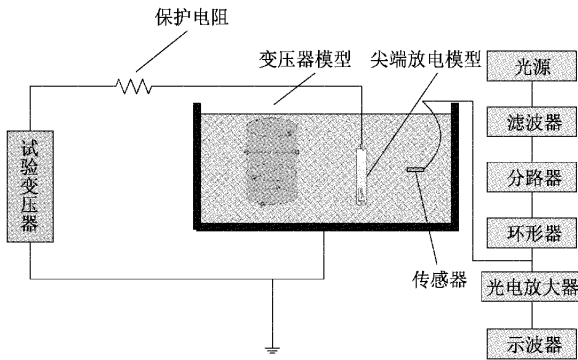


图 8 变压器绕组局部放电超声检测系统

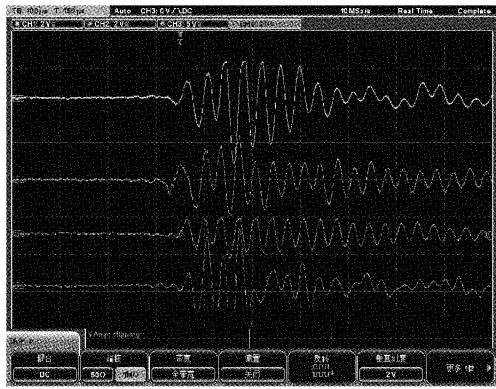


图 9 H2 点实验接收到的可用信号

本文内置于变压器绕组的传感器测得的波形可以直观体现直达波信号,由于接受到的是同一个局放源的信号和用的是同一种传感器,两者结果误差不大。但经 GCC 算法处理后的定位误差也更小。

如图 10 所示为 4 种算法求解 L2 局放点时进行 10 次计算后的定位误差。对于同一组传感器的数据,PSO 算法以及 WOA 算法较不稳定,误差波动很大而 SSA 算法一直是一个数,陷入了局部最优导致存在一定的误差,MSSA 算法求解结果都非常接近,稳定性好且误差小。

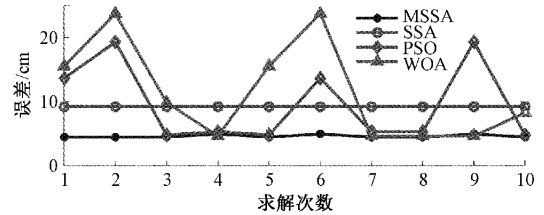


图 10 4 种算法求解 L2 点的 10 次误差折线图

EFPI 传感器布置方式与编号与仿真一致。在测量系统中,将尖端放电模型分别放置于高压绕组和低压绕组中,8 个传感器也放置于相应的传感器布置位置中,然后实验变压器加压,尖端放电模型局部放电,8 个传感器接受局放产生的超声波信号,超声波信号数据经过筛选以及 GCC 算法处理后用 MSSA 算法求解出中的局放源坐标  $P$ ,最后计算结果如表 3 所示。如表 3 所示,MSSA 算法定位误差

表 3 实验结果

序号	位置	算法	局放源坐标/m	定位坐标/m	最优适应度值	误差/cm
H1	高压绕组	MSSA	(0.18,0.077,0.49)	(0.154,0.088,0.518)	$6.9 \times 10^{-20}$	3.94
		SSA		(0.132,0.099,0.503)	$1 \times 10^{-4}$	5.44
		PSO		(0.082,0.176,0.333)	$9.3 \times 10^{-12}$	20.99
		WOA		(0.166,0.100,0.386)	$1.73 \times 10^{-5}$	10.74
H2	高压绕组	MSSA	(0.18,0.073,0.35)	(0.178,0.059,0.378)	$1.06 \times 10^{-22}$	3.10
		SSA		(0.154,0.088,0.518)	$1.8 \times 10^{-18}$	18.00
		PSO		(0.165,0.173,0.422)	$2.3 \times 10^{-15}$	12.41
		WOA		(0.155,0.089,0.404)	$2.6 \times 10^{-7}$	6.16
H3	高压绕组	MSSA	(0.185,0.077,0.2)	(0.213,0.055,0.223)	$1.25 \times 10^{-15}$	4.26
		SSA		(0.200,0.044,0.257)	$5.64 \times 10^{-8}$	6.75
		PSO		(0.155,-0.064,0.404)	$4.7 \times 10^{-9}$	24.98
		WOA		(0.261,0.068,0.217)	$2.17 \times 10^{-5}$	7.84
L1	低压绕组	MSSA	(0.115,0.051,0.445)	(0.122,0.072,0.415)	$4.5 \times 10^{-18}$	3.71
		SSA		(0.118,0.078,0.413)	$1.4 \times 10^{-5}$	4.20
		PSO		(0.132,-0.101,0.6)	$8.9 \times 10^{-11}$	21.78
		WOA		(0.173,0.235,0.211)	$2.2 \times 10^{-5}$	30.33
L2	低压绕组	MSSA	(0.046,0.11,0.295)	(0.038,0.069,0.315)	$4.7 \times 10^{-19}$	4.63
		SSA		(-0.043,0.134,0.092)	$9.8 \times 10^{-5}$	9.23
		PSO		(0.029,0.087,0.387)	$7.6 \times 10^{-6}$	9.63
		WOA		(-0.013,0.09,0.392)	$5.67 \times 10^{-6}$	11.53
L3	低压绕组	MSSA	(0.048,0.11,0.245)	(0.068,0.091,0.278)	$3.17 \times 10^{-20}$	4.28
		SSA		(-0.075,0.151,0.289)	$1.56 \times 10^{-5}$	13.69
		PSO		(0.104,0.153,0.168)	$3.02 \times 10^{-10}$	10.45
		WOA		(0.135,0.142,0.099)	$6.36 \times 10^{-6}$	17.29

比其他算法误差小很多,稳定性更好,最优适应度也更接近 0。从定位误差及最优适应度值看出,其他智能优化算法都存在着不稳定的情况,误差较大。

现场对仿真局放源位置进行局放信号检测实验并采用本文提出的 GCC-MSSA 联合定位方法得到局放源的位置坐标。现场实验的 6 个局放源的平均定位误差为 4 cm,比仿真结果大 2.9 cm。实验验证了本文方法的可行性,也为未来变压器局放内部智能定位提供了借鉴。

## 7 结 论

通过有限元法分析了超声波的传播规律,采用本文提出的内置型的传感器布置方式相比外置方式能更精确地检测到局放信号。通过对比,经过 GCC 算法的定位误差比未经过的更小,也更接近于实际放电点的位置。

本文提出了 GCC-MSSA 算法对局放源的位置进行定位,仿真结果表明 MSSA 算法相比 SSA 算法、PSO 算法、WOA 算法全局搜索能力更好,定位更稳定,其平均定位误差在 1.1 cm 左右。

本文使用了一种新型的压强平衡式的 EFPI 传感器检测局放信号并搭建了变压器绕组局放信号检测系统,实验结果与仿真结果规律一致,实验结果表明了 GCC-MSSA 算法在变压器局放超声内部定位的方法有着良好的定位效果。实验平均定位误差 4 cm,小于 5 cm,具有工程实际应用价值。

## 参考文献

- [1] 邵凯旋,何怡刚,汪磊. 基于多尺度熵分析与改进 SVM 的变压器故障识别[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(6):161-168.
- [2] 吕天成. 基于深度学习的变压器局部放电分析和诊断方法研究[D]. 北京:华北电力大学, 2019.
- [3] JAHANGIR H, AKBARI A, AZIRANI M A, et al. Turret-electrode antenna for uhf pd measurement in power transformers-part i: Introduction and design[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2020, 27(6):2113-2121.
- [4] 冷加俊,马国军. 室内机器人 TDOA 异步无参测距定位方法研究[J]. 电子测量技术, 2022, 45(2):1-6.
- [5] 余昌佳,郑建勇,何嘉弘,等. 时差筛选和 ABC 二次寻优的变压器局放超声定位方法[J]. 高电压技术, 2021, 47(8):2820-2827.
- [6] 刘浩,谭亮,程晶晶. 一种基于物联网技术的管道漏失检测电路设计[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(5):94-98.
- [7] BESPAL K, RYBAKOV A. Correlation method for estimation of event timing precision[J]. Automatic Control & Computer Sciences, 2013, 47(1):38-47.
- [8] 赵志刚,马习纹,姬俊安. 基于 AFSA 与 PSO 混合算法的 J-A 动态磁滞模型参数辨识及验证[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(1):26-34.
- [9] 邹浩,李维刚,李阳,等. 基于混沌收敛因子和惯性权重的鲸鱼优化算法[J]. 武汉科技大学学报, 2022, 45(4):304-313.
- [10] 邵长春,胡国明,陶汉卿. 基于改进蝴蝶优化算法的冗余机器人逆运动学求解[J]. 机械设计与研究, 2022, 38(1):94-97.
- [11] XUE J, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: Sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1):22-34.
- [12] 贾骏,陶风波,杨强,等. 复杂多径传播条件下变压器局部放电定位方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(14):5338-5348.
- [13] 吕鑫,慕晓冬,张钧,等. 混沌麻雀搜索优化算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2021, 7(8):1712-1720.
- [14] 于雷,王世杰,王鹏,等. 变压器绕组内部局放超声定位仿真及试验研究[J]. 绝缘材料, 2019, 52(6):72-78.
- [15] 郑祥,管鹏,田伟. 基于超声波局部放电信号的开关柜绝缘缺陷类型识别[J]. 电子测量技术, 2020, 43(16):124-127.

## 作者简介

钱定冬,硕士研究生,主要研究方向为电气设备在线检测与故障诊断。

E-mail:dingdong\_qian@163.com

王伟,博士生导师,教授,主要研究方向为高电压与绝缘技术、电气设备在线检测与故障诊断。

E-mail:wwei@ncepu.com