

# 基于 MHHO 的地下浅层震源能量聚焦扫描定位方法<sup>\*</sup>

张鑫<sup>1,2</sup> 李剑<sup>2</sup> 潘晋孝<sup>1,2</sup> 马翊翔<sup>2</sup> 徐利娜<sup>2</sup>

(1. 中北大学数学学院 太原 030051; 2. 中北大学信息探测与处理山西省重点实验室 太原 030051)

**摘要:** 针对在地下浅层这种特殊且复杂介质中震源定位精度低的问题,提出了一种通过多个策略改进的哈里斯鹰优化算法联合可控响应功率的地下浅层震源定位方法。首先通过 Logistic 混沌模型对初始种群进行优化,同时引入非线性逃逸能量和自适应调整权重因子提高算法的收敛精度和收敛速度,然后利用 SRP 定位模型构建震源区域中的能量信息,最后通过仿真验证,实现对震源的精确化定位。仿真结果表明,与传统的 HHO、HUHHO 以及 MGTO 算法相比,MHHO 算法在粒子搜索范围、收敛速度和定位精度等方面均有明显的提升,球概率误差也由 0.56 m 缩减至 0.23 m。最后进行实验对比验证,实验结果表明本文算法具有更高的定位精度,对地下浅层定位领域具有很好的工程应用价值。

**关键词:** MHHO; SRP; Logistic 混沌模型; 非线性逃逸能量; 自适应权重; 震源定位; 层状介质

中图分类号: TN911.7 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.40

## Energy focus scanning location method for shallow underground source based on MHHO

Zhang Xin<sup>1,2</sup> Li Jian<sup>2</sup> Pan Jinxiao<sup>1,2</sup> Ma Yixiang<sup>2</sup> Xu Lina<sup>2</sup>

(1. School of Mathematics, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. Key Laboratory of Information Detection and Processing of Shanxi Province, North University of China, Taiyuan 030051, China)

**Abstract:** A Harris Hawk optimization algorithm combined with controllable response power is proposed to address the issue of low accuracy in seismic source localization in special and complex media such as shallow underground layers, which is improved through multiple strategies. Firstly, the initial population is optimized using the Logistic chaos model, while introducing nonlinear escape energy and adaptive adjustment of weight factors to improve the convergence accuracy and speed of the algorithm. Then, the energy information in the seismic source area is constructed using the SRP positioning model. Finally, the precise localization of the seismic source is achieved through simulation verification. The simulation results show that compared with traditional HHO, HUHHO, and MGTO algorithms, the MHHO algorithm has significant improvements in particle search range, convergence speed, and positioning accuracy. The ball probability error has also been reduced from 0.56 m to 0.23 m. Finally, experimental comparison and verification were conducted, and the experimental results showed that the algorithm proposed in this paper has higher positioning accuracy and good engineering application value in the field of shallow underground positioning.

**Keywords:** MHHO; SRP; Logistic chaos model; nonlinear escape energy; adaptive weight; source location; layered medium

## 0 引言

地下浅层震源定位技术<sup>[1]</sup>是指利用传感器阵列获取得

到地下爆炸过程中产生的震动波信息之后,再通过反演重建的形式来得到震源的位置、传播路径、信号能量等参数的技术,它在军事领域,包括评估侵彻弹在地下浅层空间的爆

炸效能、监控近地表的人工爆破活动等,以及民用领域,包括能源资源的勘探开发、自然灾害的预防、金属矿藏的深度探测等,都展现出不可替代的应用价值。然而,与地下深层的震源定位相比,地下浅层空间地质结构更为复杂、震源近场土壤本构特性呈粘弹性、地下工事内部存在界面间的强反射效应,因而造成了在地下浅层区域反演重建时震源“找不准”的难题。

目前地下浅层定位模型通常借鉴于地下深层地震定位模型,其中常用的定位模型主要有 3 类:基于到达时间差的定位模型<sup>[2]</sup>、基于高分辨率谱估计的定位模型<sup>[3]</sup>和基于可控响应功率<sup>[4]</sup>(steered-response power, SRP)的定位模型。然而,基于到达时间差的定位模型重点解决在地质均匀且速度已知条件下的震源定位问题,但对于层状、洼陷等复杂地质条件下定位误差较大;基于高分辨率谱估计的定位模型由于涉及到相关矩阵构造和特征分解等一系列计算,其计算量大,时延高,精度低。而基于 SRP 的定位模型通过对区域内的能量进行求解,能够更好地降低其对数据精度、相位差和走时提取的要求。因此本文将采用这种定位模型,但其计算量大、成像效果较差,导致聚焦区域模糊,从而定位困难。

因此为了提高定位精度,学者使用群智能算法的搜索机制来优化 SRP 定位模型,目前常规是在单一介质中用粒子群算法和蜂群算法来研究。郭业才等<sup>[5]</sup>提出了通过混沌模型改进人工蜂群,同时结合 SRP 和相位变换进行声源定位,虽减少了计算量,但该算法对参数设置较为敏感。庞珂等<sup>[6]</sup>提出了基于双种群量子粒子群联合 SRP 的震源定位算法,虽然搜索速度快,但它易出现“早熟”现象和陷入局部最优。而哈里斯鹰优化算法(Harris hawk optimization, HHO)<sup>[7]</sup>是近几年提出的一种新型群智能优化算法,该算法相较于其他优化算法,具有稳定性强,无特定参数等特点。但是面对复杂优化问题时,可能会陷入局部最优状态,其收敛速度往往较慢。为了改善 HHO 算法的不足,许多学者提出了不同的改进策略。汤安迪等<sup>[8]</sup>使用精英等级制度来增强种群多样性,利用随机游走策略提高算法跳出局部最优的能力。Huang 等<sup>[9]</sup>引入正弦趋势搜索策略提高搜索性能,并将逃逸能量和非线性跳跃强度结合提高算法的收敛精度。Li 等<sup>[10]</sup>使用切比雪夫混沌映射来增加种群的多样性,并将麻雀算法的发现机制与 HHO 的探索机制融合在一起,加快了算法的收敛速度。李雨恒等<sup>[11]</sup>用精英反向学习来提升算法全局寻优能力,引入自适应机制来增强算法稳定性。这些改进策略都在一定程度上改善了原算法的缺点,但改进算法的性能和鲁棒性仍有一定提升空间。

针对以上问题,本文提出一种 MHHO 联合 SRP 的震源定位方法,将多个策略改进的哈里斯鹰优化算法引入到 SRP 震源定位过程中。通过 Logistic 混沌模型对初始种群进行优化,同时引入非线性逃逸能量和自适应调整权重因子提高算法的收敛精度和收敛速度,然后利用 SRP 定位模

型构建震源区域中的能量信息,最后实现对震源的精确化定位。该方法结合了哈里斯鹰捕猎行为与 SRP 定位过程相一致的特点:哈里斯鹰首先在空中进行广泛地巡飞以全局搜索猎物的大致区域,一旦发现猎物便进行精准地局部搜索将其捕捉;SRP 模型则是首先确定一个能量聚焦区域,如同天空中的一个亮点,进而精确定位到该区域的中心点,即震源的精确位置。

## 1 SRP 震源定位模型

目前 SRP 定位模型通常是在单一介质中来寻找震源,其震动波传播是以直线的形式来传播;而地下浅层介质本构关系复杂,如在层状介质中震动波就不只是以直线的形式传播,它会在两种介质的交界面发生折射<sup>[12]</sup>。SRP 其本质是由波束形成得到的输出功率,其函数值等于所有传感器对信号的互相关函数值之和,所以求 SRP 函数值首先要计算每一对传感器信号的互相关函数值。基于 SRP 震源定位模型是通过对传感器所接收到的震源信号进行时延补偿并求和操作,从而形成波束,并计算该点的输出功率。随后对区域内的每个点进行波束合成计算,最终确定输出功率最大的点,即为震源的位置。该定位模型原理示意图,如图 1 所示。

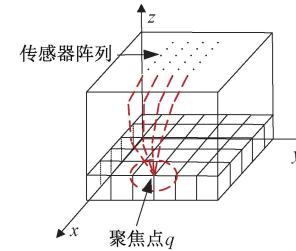


图 1 SRP 定位模型原理示意图

Fig. 1 Schematic diagram of SRP positioning model principle

假设一个传感器阵列有  $M$  个阵元,第  $m$  个传感器接收到的信号可以表示为:

$$x_m(t) = h_m(t) * s(t) + w_m(t), m = 1, 2, \dots, M \quad (1)$$

其中:  $s(t)$  是震源信号,  $h_m(t)$  是震源到第  $m$  个传感器的冲击响应,“\*”表示卷积,  $w_m(t)$  为第  $m$  个传感器接收到的噪声。

假设噪声之间互不相关,噪声与信号之间也互不相关。则两个连续信号  $x_m(t)$  和  $x_n(t)$  的互相关函数定义如下:

$$R_{mn}(\tau) = E[x_m(t)x_n^*(t + \tau)] = \int_{-\infty}^{\infty} x_m(t)x_n^*(t + \tau) dt \quad (2)$$

式中:  $(\cdot)^*$  表示复共轭。

直接在时域对信号做互相关的计算量很大,因此一般转换到频域进行计算。根据维纳-辛钦定理,信号的互相关函数与互功率谱是一对傅里叶变换对,所以,式(2)的频域表示为:

$$R_{mn}(\tau) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} X_m(\omega) X_n^*(\omega) e^{j\omega\tau} d\omega \quad (3)$$

式中:  $X_m(\omega)$  和  $X_n(\omega)$  分别为信号  $x_m(t)$  和  $x_n(t)$  的傅里叶变换。

对于空间中任意聚焦点  $q$ , 来自该点的地震波到传感器  $m$  和传感器  $n$  之间的到达时间差用  $\tau_{mn}$  表示, 即:

$$\tau_{mn}(q) = \tau_m(q) - \tau_n(q) \quad (4)$$

则传感器阵列对该点输出的 SRP 函数值为所有传感器对对该点的互相关函数值之和, 即:

$$P(q) = \sum_{m=1}^M \sum_{n=m+1}^M R_{mn}(\tau_{mn}(q)) \quad (5)$$

通过在所有的空域内搜索  $P(q)$  的最大值来找到震源的位置, 即:

$$q = \operatorname{argmax}_q P(q) \quad (6)$$

## 2 基于 MHHO 的震源定位模型的解算

### 2.1 HHO 算法

哈里斯鹰优化算法作为一种新兴的智能优化算法, 其灵感源自自然界中哈里斯鹰的捕猎策略。它模拟的是哈里斯鹰首先在天上做巡飞来寻找猎物的活动区域, 然后精细化搜索不断地放大猎物从而逮捕猎物的过程。HHO 算法分为 3 个阶段: 探索阶段、探索与开发转换阶段和开发阶段, 其模型示意图如图 2 所示。

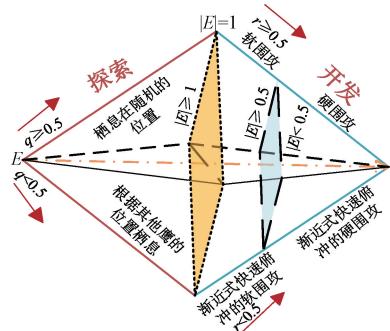


图 2 HHO 算法模型示意图

Fig. 2 Schematic diagram of HHO algorithm model

#### 1) 探索阶段

这一阶段中, 哈里斯鹰在空间  $[lb, ub]$  来搜索猎物。它根据两种策略来寻找猎物, 迭代时以概率  $q$  进行位置更新, 数学表达式为:

$$X(t+1) = \begin{cases} X_{rand}(t) - r_1 | X_{rand}(t) - 2r_2 X(t) |, & q \geq 0.5 \\ [X_{rabbit}(t) - X_m(t)] - r_3 [lb + r_4 (ub - lb)], & q < 0.5 \end{cases} \quad (7)$$

其中,  $X(t)$  和  $X(t+1)$  为当前和下一次迭代中哈里斯鹰的位置,  $X_{rand}(t)$  为哈里斯鹰在第  $t$  次迭代时的随机位置,  $X_{rabbit}(t)$  为猎物在第  $t$  次迭代时的位置、 $X_m(t)$  为第  $t$  次迭代时哈里斯鹰的平均位置,  $lb$ 、 $ub$  为搜索空间的下限和上限,  $q$ 、 $r_1$ 、 $r_2$ 、 $r_3$ 、 $r_4$  为随机数区间  $(0, 1)$  内的随

机数。

#### 2) 探索和开发转换阶段

根据猎物的逃逸能量, 在 HHO 算法的探索和开发阶段之间实施不同的策略转换。逃逸能量被定义为:

$$E = 2E_0 \left(1 - \frac{t}{T}\right) \quad (8)$$

其中,  $E_0$  为猎物的初始能量, 是  $(-1, 1)$  之间的随机数, 每次迭代时自动更新;  $T$  代表最大迭代次数;  $t$  为当前迭代次数。当  $|E| \geq 1$  时, 进入探索阶段, 当  $|E| < 1$  时, 进入开发阶段。

#### 3) 开发阶段

一旦目标猎物被精确包围, 哈里斯鹰随即进入攻击阶段。依据猎物的逃逸模式及哈里斯鹰特有的狩猎技巧, HHO 算法使用 4 种不同的策略来模拟鹰群对猎物实施精准追捕的过程, 并通过逃逸能量因子  $E$  和随机数  $r \in (0, 1)$  来选择不同的开发策略,  $r$  是猎物的逃脱机会,  $r < 0.5$  表示成功逃脱,  $r \geq 0.5$  则是未成功逃脱。

##### (1) 软围攻

在  $r \geq 0.5$  且  $|E| > 0.5$  时, 尽管猎物具备充足体力和能量, 但却无法逃脱, 只能通过随机跳跃的动作试图打破包围。在这个过程中, 哈里斯鹰会温和地包围猎物, 等待其疲惫后再发动攻击, 数学表达式为:

$$X(t+1) = \Delta X(t) - E | J X_{rabbit}(t) - X(t) | \quad (9)$$

其中,  $\Delta X(t) = X_{rabbit}(t) - X(t)$  为当前个体与猎物之间的差值,  $J$  为  $[0, 2]$  之间的随机数, 表示猎物逃跑时移动的距离。

##### (2) 硬围攻

在  $r \geq 0.5$  且  $|E| \leq 0.5$  时, 哈里斯鹰采用了硬包围的战术来捕捉猎物, 因为猎物既没有逃跑的机会, 也没有足够的逃跑能量, 其数学表达式为:

$$X(t+1) = X_{rabbit}(t) - E | \Delta X(t) | \quad (10)$$

##### (3) 渐近式快速俯冲的软围攻

在  $r < 0.5$  且  $|E| > 0.5$  时, 猎物有足够的能量进行逃脱, 因此哈里斯鹰会采取一种更为精细且策略性的方法—软包围圈, 其数学表示式为:

$$X(t+1) = \begin{cases} Y, & f(Y) < f(X(t)) \\ Z, & f(Z) < f(X(t)) \end{cases} \quad (11)$$

其中,

$$Y = X_{rabbit}(t) - E | J X_{rabbit}(t) - X(t) | \quad (12)$$

$$Z = Y + S \times LF(D) \quad (13)$$

式中:  $f(x)$  为适应度函数,  $S$  为  $[0, 1]$  之间的  $D$  维随机向量,  $LF(x)$  为莱维飞行的数学表达式。

##### (4) 渐近式快速俯冲的硬围攻

在  $r < 0.5$  且  $|E| \leq 0.5$  时, 猎物虽有机会逃脱, 但能量不足, 此时哈里斯鹰会采用一种更为直接和紧凑的策略—硬包围圈来缩小和猎物的平均距离, 其数学表示式为:

$$X(t+1) = \begin{cases} Y, & f(Y) < f(X(t)) \\ Z, & f(Z) < f(X(t)) \end{cases} \quad (14)$$

$$Y = X_{\text{rabbit}}(t) - E \mid JX_{\text{rabbit}}(t) - X(t) \mid \quad (15)$$

$$Z = Y + S \times LF(D) \quad (16)$$

## 2.2 MHHO 算法

通过对上述 HHO 算法的分析,可以得知 HHO 存在一些缺点,如探索与开发策略间的失衡、种群多样性下降、易陷入局部最优等问题。因此,本文提出了一种名为多种改进策略的 HHO 算法(multi-strategy improved HHO algorithm, MHHO)。首先,采用 Logistic 混沌映射对哈里斯鹰种群进行初始化;其次,采用非线性能量递减因子来有效调节全局搜索和局部开采之间的平衡;最后,引入自适应权重因子更新局部位置,以求提高 HHO 算法的局部搜索能力。

### 1) 基于 Logistic 混沌模型的粒子初始化

在传统 HHO 算法中,种群初始化采用的是随机分布的方式,这可能导致哈里斯鹰个体分布不均匀,并最终导致局部最优。因此本文将混沌理论引入到粒子初始化中,利用其遍历性的特点来提高粒子质量,使得初始化粒子可以遍历空间范围内各个位置,有效地提高了初始化粒子的多样性。Logistic 映射是一种典型混沌映射,其定义公式为:

$$x_{n+1} = \mu x_n (1 - x_n) \quad (17)$$

其中,  $\mu$  为控制参数,  $x_n$  为  $(0,1)$  的随机数。当  $\mu = 4$  时,系统处于混沌状态,可以遍历  $(0,1)$  的每个数,且不会重复。

### 2) 非线性逃逸能量因子

在 HHO 算法中,能量因子  $E$  在全局搜索和局部开采之间的转化扮演着关键角色。然而,  $E$  是由 2 线性递减到 0,这使得 HHO 难以实现探索与开发之间的理想平衡,此外,这种简单的线性递减模式不能充分反映哈里斯鹰与猎物之间复杂多变的围捕逃逸过程。鉴于此,本文提出了如式(18)所示的能量递减因子。

$$E = 2E_0 \left(1 - \left(\frac{t}{T}\right)^{1/4}\right)^{1/4} \quad (18)$$

$$\text{其中, } E_0 = 2 \left(1 - \left(\frac{t}{T}\right)^{1/4}\right)^{1/4}$$

图 3(a)为  $E_1$  的非线性递减曲线,图 3(b)为逃逸能量因子  $E$  的曲线。可以看出,在改进的逃逸能量曲线中在 230 次迭代左右依然有一定的概率进入搜索阶段,能够在全局的范围内搜索更优的可行解,大大提高了算法的全局搜索能力。

### 3) 自适应权重

在智能优化算法中,惯性权重被视为一个很重要的调控参数,它在平衡算法的全局探索与局部开发能力方面起着核心作用。当其较大时,算法搜索能力较强;当其较小时,具有较高的算法开发能力,能够在最佳解附近进行精细搜索。因此,为了提高算法的局部开发能力,借鉴文献[13]的想法,引入了一种新的自适应权重调整机制。当哈里斯鹰逼近其猎物之际,猎物的位置更新将采纳一个较小的自

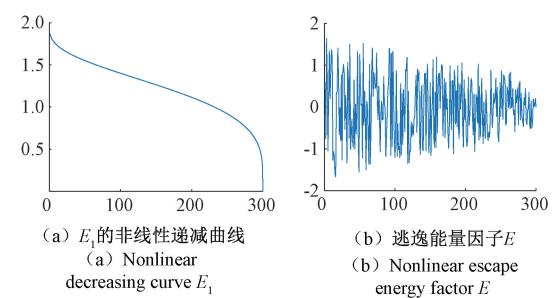


图 3 改进后的非线性逃逸能量图

Fig. 3 Improved nonlinear escape energy diagram

适应权重因子,这一机制确保了算法在缩小搜索范围、接近最优解时,能够执行更为精细且稳健的迭代过程。自适应权重公式如式(6)所示。

$$\omega = \sin\left(\frac{\pi t}{2T} + \pi\right) + 1 \quad (19)$$

$$X'_{\text{rabbit}} = \omega \times X_{\text{rabbit}} \quad (20)$$

其中,  $t$  为当前迭代次数;  $T$  为最大迭代次数。

## 2.3 构建 SRP 的适应度函数

由式(5)和(6)可构建如下的适应度函数:

$$f(x) = \sum_{m=1}^M \sum_{n=m+1}^M R_{mn}(\tau_{mn}(x)) \quad (21)$$

式中:  $R_{mn}(\tau_{mn}(x))$  表示在粒子位置  $x$  处时第  $m$  个传感器和第  $n$  个传感器接收到信号的互相关函数值,  $\tau_{mn}(x)$  表示在粒子位置  $x$  处时第  $m$  个传感器和第  $n$  个传感器接收到信号的时间差。适应度最大的粒子位置就是最优位置  $X_{\text{rabbit}}$ , 即震源的位置。

## 2.4 MHHO 算法流程

1)首先设定粒子的搜索范围,设置种群数量  $M$ , 空间维数  $D$  以及迭代次数  $T$ 。根据式(17)所示的 Logistic 混沌模型随机生成初始种群;

2)根据式(21)对哈里斯鹰个体的适应度进行计算,将具有最佳适应度的位置确定为猎物位置  $X_{\text{rabbit}}$ ;

3)根据式(18)更新  $E$ , 从而选择相应的公式进行探索或开发操作;

4)在开发阶段更新种群位置时,引入自适应权重;

5)计算全局最优适应度值和全局最优解;

6)重复步骤 3)~5)直至达到终止条件时,输出全局最优解  $X_{\text{rabbit}}$  即为震源位置。MHHO 优化算法具体实现流程如图 4 所示。

## 3 仿真实验

### 3.1 实验方案

为了验证本文方法的有效性,本文与传统的 HHO 算法、文献[14]的 HUHHO 算法、文献[15]的 MGTO 算法进行对比实验,建立了如图 5 所示的地下浅层震源定位仿真模型。

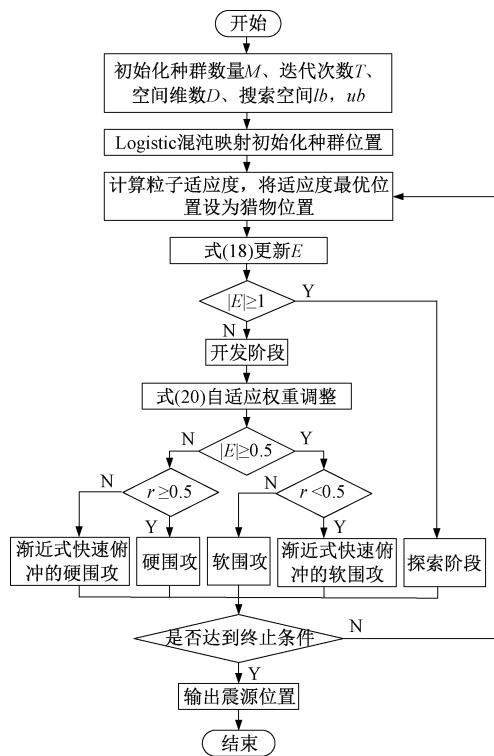


图 4 MHHO 算法流程图

Fig. 4 MHHO algorithm flowchart

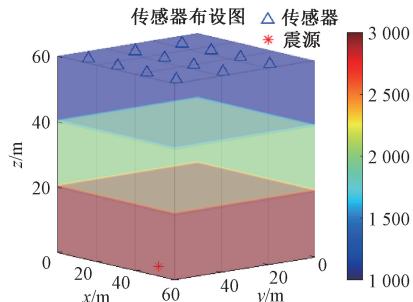


图 5 预设震源位置和传感器布设图

Fig. 5 Preset source position and sensor layout diagram

实验区域范围设置为  $x(0 \text{ m}, 60 \text{ m})$ ,  $y(0 \text{ m}, 60 \text{ m})$ ,  $z(0 \text{ m}, 60 \text{ m})$ , 为层状介质, 设为 3 层, 其速度分别为 1 000、2 000、3 000 m/s, 按照表 1 所示布设 12 个震动传感器。图中预设震源坐标为 (40 m, 50 m, 1 m), 震源采用 40 Hz 的雷克子波, 采样率和采样时间分别设置为 2 000 Hz 和 0.5 s。

### 3.2 实验结果

#### 1) 搜索区域能量计算

根据式(5)计算整个搜索区域的能量, 得到如图 6 所示的三维能量场图。

从图中可以看出整个搜索空间的能量分布情况: 在中间区域中有一个“大亮点”, 周围区域则是暗的, 其中震源就位于中间亮区域的中心, 但无法得到该中心的具体坐标。

表 1 传感器布设位置

Table 1 Sensor layout location

传感器	x	y	z
1	10.0	15.0	60.0
2	25.0	15.0	60.0
3	40.0	15.0	60.0
4	55.0	15.0	60.0
5	10.0	35.0	60.0
6	25.0	35.0	60.0
7	40.0	35.0	60.0
8	55.0	35.0	60.0
9	10.0	55.0	60.0
10	25.0	55.0	60.0
11	40.0	55.0	60.0
12	55.0	55.0	60.0

能量场三维切片图

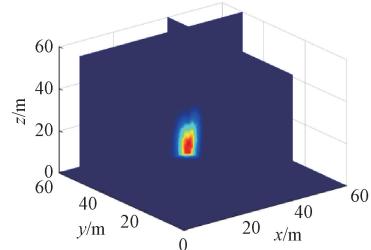


图 6 预设震源的三维能量场图

Fig. 6 Three dimensional energy field diagram of the preset seismic source

#### 2) 优化算法解算

设定混沌映射的阶数为 4, 混沌模型的迭代次数为 500 次。在搜索范围内, 利用 Logistic 混沌模型生成 100 个粒子, 作为 MHHO 算法的初始种群, 传统 HHO 算法、文献[14]的 HUHHO 算法、文献[15]的 MGTO 算法的初始粒子群则采用随机分布的方式, 它们的初始粒子分布图如图 7 所示。从图中可以看出经过 Logistic 混沌映射后的粒子与随机分布方式的粒子相比, 分布范围更加均匀、广泛。

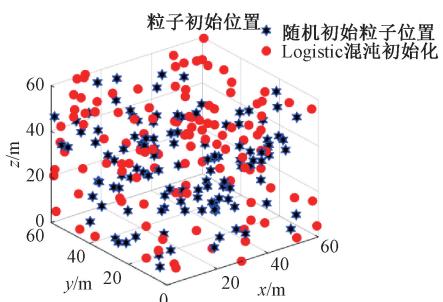


图 7 初始粒子位置分布图

Fig. 7 Initial particle position distribution map

设置 MHHO、HHO、HUUHO、MGTO 4 种算法的迭代次数均为 500 次, 图 8 为 4 种算法的粒子搜索轨迹。可以看到, MHHO 算法相比其他 3 种算法, 扩大了粒子搜索路径, 避免陷入局部最优。

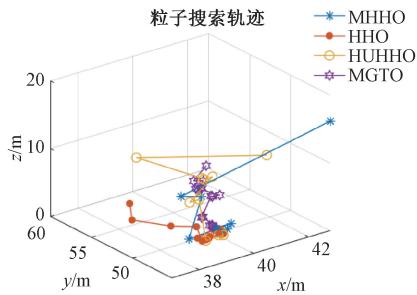


图 8 搜索轨迹图

Fig. 8 Search trajectory diagram

如图 9 所示, 对比分析 4 种算法的适应度曲线, 可以看到 HHO 算法的适应度曲线在大约第 20 次迭代时趋向稳定、进入收敛状态, 100 次左右陷入局部收敛; MGTO 算法则在 10 次左右开始收敛, 然后在 70 次左右跳出局部收敛, 在 120 次左右再次局部收敛, 经过几次的局部收敛之后, 最终在 280 次左右达到收敛状态, 相较于 HHO, 虽然适应度值有所提高, 但还是处于局部收敛状态。HUUHO 算法和与前两种算法相比, 适应度值有所提高, 收敛区域更加准确; 而 MHHO 算法则在 5 次左右开始收敛, 接着跳出局部最优, 在 10、15 次继续收敛, 在迭代 20 次左右后最终达到收敛状态。分析图像可以得到 MHHO 算法不仅收敛速度快, 适应度值也最高, 收敛区域最为准确, 因此 MHHO 算法提高了定位的速度和精度。

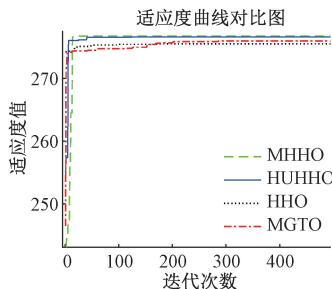


图 9 适应度曲线对比图

Fig. 9 Comparison of fitness curves

HHO、HHO、HUUHO、MGTO 算法的定位结果如图 10 所示, 震源定位坐标依次为: (40.07 m, 49.95 m, 1.04 m), (40.02 m, 49.59 m, 1.49 m), (40.28 m, 49.92 m, 1.11 m), (39.69 m, 50.26 m, 1.01 m)。可以看到, 定位精度最高的是 MHHO 算法, 其次依次为 HUUHO 算法、MGTO 算法、HHO 算法。

### 3.3 评价指标

为了验证本文算法的有效性, 采用球概率误差 (SEP) 来判断震源定位结果的准确性。根据预设的震源位置,

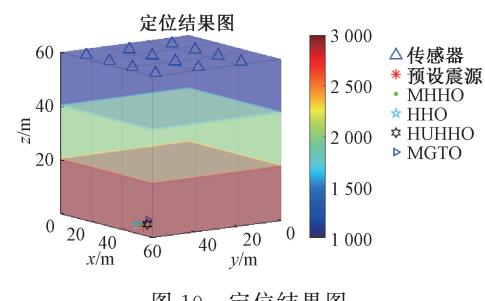


图 10 定位结果图

Fig. 10 Localization result diagram

MHHO、HHO、HUUHO 和 MGTO 算法各随机进行 20 次测试得到震源定位结果。如图 11 所示, 以三维直角坐标系直观呈现了四种算法的 SEP 结果, 其中横轴、纵轴与竖轴分别对应定位结果的方向误差, 单位统一为 m。

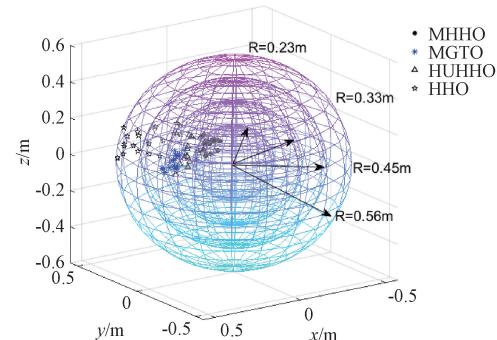


图 11 球概率误差图

Fig. 11 Ball probability error chart

图 11 中, 最小球表示的是 MHHO 算法解算出的 SEP 结果图, 半径为 0.23 m, 而 HHO、HUUHO、MGTO 算法解算出的 SEP 结果图的半径分别为 0.56 m、0.33 m、0.45 m, 相比之下, 采用 MHHO 算法得到的震源 SEP 值由 0.56 m 减小至 0.23 m, 证明了该算法可以有效提高定位精度。

## 4 实验验证

为了进一步说明本文方法的有效性, 设计实验进行验证。本实验在中国兵器工业 247 靶场完成, 选取 12 个三轴震动速度传感器进行参数测量, 震源使用北京同度物探公司的电火花震源, 采集系统使用中北大学研发的地下爆炸效能参数测试采集系统, 实验现场如图 12 所示。

实验区域长宽深各 60 m, 按地理正东为 x 轴正方向, 正北为 y 轴正方向, 沿地表垂直向上为 z 轴正方向, 以地下深度 60 m 为原点建立坐标系。震源和传感器位置布设位置与仿真实验相同。图 13 为实验中部分传感器接收到的信号。

采用 SEP 值来判断震源定位结果的准确性。针对预设的震源位置, 重复 20 次测试, 得到震源定位结果。结果表明本文方法可较为精确的实现震源定位, SEP 值均小于

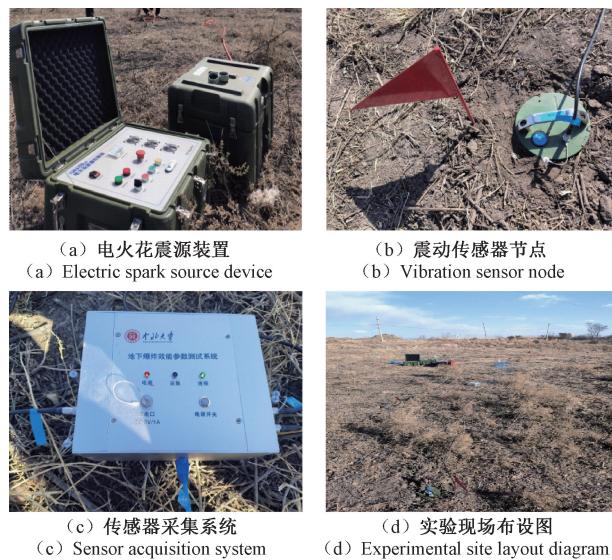


图 12 实验现场图

Fig. 12 Experimental site map

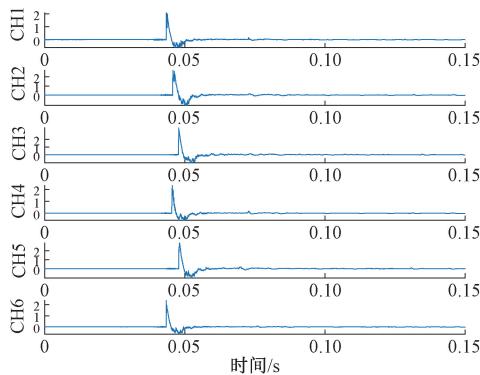


图 13 传感器接受信号图

Fig. 13 Signal received by the sensor

0.23 m, 最小可达 0.10 m, 并且 SEP 值均小于 HHO、HUHHO、MGTO 算法。

## 5 结 论

本文针对在地下浅层空间中由于地质结构复杂而导致震源“定不准”的问题, 提出了一种基于 MHHO 的地下浅层震源能量聚焦扫描定位方法。该方法首先通过混沌模型初始化种群, 增强种群的多样性, 然后使用非线性逃逸能量, 有效平衡探索和开发阶段的转化; 其次, 引入自适应调整权重改进哈里斯鹰算法的局部搜索能力; 最后利用 SRP 定位模型构建适应度函数, 实现对震源位置的精确定位。

通过仿真实验得到, 本算法与传统 HHO、HUHHO、MGTO 算法相比, 在收敛速度、稳定性以及定位精度方面都得到提升, 最后通过实验证, 验证了本文方法可有效提高定位精度, 在研究地下浅层复杂空间定位领域具有切实的应用潜力与价值。

## 参考文献

- [1] WU D, WANG L M, LI J, et al. Securing fast and high-precision localization for shallow underground explosive source: A curiosity-driven deep reinforcement learning approach[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2024, 17: 3940-3955.
- [2] 李剑, 贺铭, 韩焱, 等. 基于走时-偏振角度信息的地下震源定位方法[J]. 探测与控制学报, 2020, 42(1): 29-34.
- [3] LI J, HE M, HAN Y, et al. Underground seismic source localization method based on travel time polarization angle information[J]. Journal of Detection and Control, 2020, 42(1): 29-34.
- [4] 李蜀丰, 徐永绍, 刘秉政, 等. 基于改进 MUSIC 的声源定位方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(8): 212-219.
- [5] LI SH F, XU Y SH, LIU B ZH, et al. A sound source localization method based on improved MUSIC [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(8): 212-219.
- [6] ZHUO D B, CAO H. Fast sound source localization based on SRP-PHAT using density peaks clustering[J]. Applied Sciences, 2021, 11(1): 445.
- [7] 郭业才, 马伟伟, 朱赛男. 基于混沌人工蜂群优化的声源定位算法[J]. 系统仿真学报, 2017, 29(6): 1168-1173.
- [8] GUO Y C, MA W W, ZHU S N. Sound source localization algorithm based on chaos artificial bee colony optimization[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(6): 1168-1173.
- [9] 庞珂, 李剑, 苏新彦, 等. 地下震源能量场快速扫描定位算法[J]. 探测与控制学报, 2023, 45(2): 92-98.
- [10] PANG K, LI J, SU X Y, et al. Rapid scanning and positioning algorithm for underground seismic source energy field [J]. Journal of Detection and Control, 2023, 45(2): 92-98.
- [11] HEIDARI A, MIRJALILI S, FARIS H, et al. Harris hawks optimization: Algorithm and applications[J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 97: 849-872.
- [12] 汤安迪, 韩统, 徐登武, 等. 混沌精英哈里斯鹰优化算法[J]. 计算机应用, 2021, 41(8): 2265-2272.
- [13] TANG AN D, HAN T, XU D W, et al. Chaos elite harris eagle optimization algorithm [J]. Computer Applications, 2021, 41(8): 2265-2272.
- [14] HUANG L, FU Q, TONG N. An improved harris hawks optimization algorithm and its application in grid

- map path planning[J]. Biomimetics, 2023, 8(5):428.
- [10] LI CH Y, SI Q, ZHAO J N, et al. A robot path planning method using improved harris hawks optimization algorithm[J]. Measurement and Control, 2024, 57(4):469-482.
- [11] 李雨恒,高尚,孟祥宇. 基于精英引导的改进哈里斯鹰优化算法[J]. 计算机工程与科学, 2024, 46(2): 363-373.
- LI Y H, GAO SH, MENG X Y. Improved harris eagle optimization algorithm based on elite guidance [J]. Computer Engineering and Science, 2024, 46(2): 363-373.
- [12] 马明星,李剑,臧丹枫,等. 基于衰减层析的地下浅层震动能量场重建方法[J]. 电子测量技术, 2024, 47(3): 42-47.
- MA M X, LI J, ZANG D F, et al. Reconstruction method of underground shallow seismic energy field based on attenuation tomography [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(3): 42-47.
- [13] 高文欣,刘升,肖子雅,等. 柯西变异和自适应权重优化的蝴蝶算法[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(15): 43-50.
- GAO W X, LIU SH, XIAO Z Y, et al. Butterfly algorithm for cauchy mutation and adaptive weight optimization [J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(15): 43-50.
- [14] 张雷克,侯笑鹏,刘小莲,等. 基于改进哈里斯鹰算法的梯级泵站优化调度[J]. 浙江大学学报(工学版), 2023, 57(12):2501-2512.
- ZHANG L K, HOU X P, LIU X L, et al. Optimization scheduling of cascade pumping stations based on improved harris eagle algorithm[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Edition), 2023, 57(12): 2501-2512.
- [15] 贾鹤鸣,游进华,李永超,等. 改进人工大猩猩优化算法的机器人路径规划[J]. 新乡学院学报, 2023, 40(12): 16-21.
- JIA H M, YOU J H, LI Y CH, et al. Robot path planning with improved artificial gorilla optimization algorithm[J]. Journal of Xinxiang University, 2023, 40(12): 16-21.

### 作者简介

张鑫,硕士研究生,主要研究方向为信号处理和定位。  
E-mail:1359682647@qq.com

李剑(通信作者),教授,博士研究生导师,主要研究方向为阵列化信号处理与重建等。  
E-mail:lijian@nuc.edu.cn