

基于分布式传感器的地下浅层震源定位

裴志鹏, 李剑, 李晋, 张鑫, 马翔翔, 臧丹枫

(中北大学 省部共建动态测试技术国家重点实验室, 太原 030051)

摘要: 针对无线传感器网络中的 (TDOA) 节点无源定位中的非线性优化问题, 提出一种基于双种群粒子群 (DIR-WOA) 的鲸鱼优化的 TDOA 定位算法; 在标准鲸鱼算法的基础上, 引入混沌模型, 改进粒子种群生成方式, 利用主辅粒子群进行相互制约, 有效解决粒子易陷入局部最优的问题, 迅速得到全局最优解; 仿真结果表明, 改进算法相较于标准鲸鱼算法, 增强了粒子搜索范围, 算法收敛时间减少了 0.568 8 s, 定位误差减小到 0.029 m。

关键词: 双种群粒子群; 非线性优化; 时差定位; 混沌模型; 鲸鱼算法

Location of Underground Shallow Vibration Source Based on Distributed Sensors

PEI Zhipeng, LI Jian, LI Jin, ZHANG Xin, MA Yixiang, ZANG Danfeng

(State Key Laboratory of Dynamic Testing Technology, Collaborative Innovation Center, North University, Taiyuan 030051, China)

Abstract: To solve nonlinear optimization of time difference of arrival (TDOA) node passive location in wireless sensor networks, a whale optimization TDOA location algorithm based on dual population particle swarm (DIR-WOA) is proposed. On the basis of the standard whale algorithm, the chaotic model is introduced to improve the particle population generation mode, and constrains the main and auxiliary particle swarm to each other, effectively solving the problems of particles easily falling into local optima and quickly obtaining global optima. Simulation results show that compared with the standard whale algorithm, the improved algorithm greatly enhances the search range of particle swarm, and reduces the convergence time by 0.568 8 s and the positioning error to 0.029 m.

Keywords: dual population particle swarm; nonlinear optimization; time difference localization; chaotic model; Whale algorithm

0 引言

近些年来, 伴随着无线传感器网络的迅猛发展, 使得自动化技术、人工智能与物联网三者更加紧密的联系在了一起, 并且使得物联网技术也快速猛烈的发展了起来, 通过技术的革新, 人们的日常生活也越来越便利, 同时科研工作者们所面临的挑战也越来越严峻。现如今, 关于无线传感器在定位问题中的应用越来越广泛。

一般来说, 无线传感器网络具有两种节点: 一种是信标节点 (BS, beacon station); 另一种是未知节点 (MS, mobile station)。在这两种节点中, 只有部分信标节点会配备有北斗卫星导航系统。由于环境中爆炸源与接收器之间存在着许许多多物理障碍物, 会导致信号的传输路径变得复杂, 因此选择到达时间差 (TDOA, time difference of arrival) 定位方法用于获取未知节点的

位置。目前, 在无线传感器网络中关于无源定位技术的研究变得越来越多。由于传感器都被部署在了未知区域中, 为了得到目标点的定位结果, 就需要相邻传感器节点来进行坐标提供进行位置更新。在这整个定位过程中, 数据的实时性与准确性就显得尤为重要, 因此传感器完成部署后必须进行实时位置更新。

TDOA 定位方法本身就是一种无源定位技术, 因其具有硬件复杂度低、定位精度高, 不需要固定的时间戳等优势, 从而被广泛应用于多种场景当中, 例如: 室内定位、声纳系统、雷达系统、无线传感器网络、导航系统等。TDOA 定位在本质来说就是对双曲线方程组的求解, 传统解算方法如 Chan 算法、泰勒级数展开法、最小二乘法在进行解算时, 由于这些方法对于初始解的要求过高, 没有办法充分利用测试所得数据, 求解过程太过复杂等问题, 会造成求解得到的最优解的准确

收稿日期: 2024-08-26; 修回日期: 2024-09-18。

基金项目: 2024 年山西省专利转化计划项目 (200405004); 国家自然科学基金面上科学基金 (62271453); 中央支持地方项目 (YDZJSX2024D031); 山西省青年学术带头人项目 (2024Q022)。

作者简介: 裴志鹏 (1999-), 男, 硕士研究生。

李剑 (1985-), 男, 教授, 博士研究生导师。

引用格式: 裴志鹏, 李剑, 李晋, 等. 基于分布式传感器的地下浅层震源定位[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(1): 317-324.

度不高,定位不够精确的问题,因此需要通过 TDOA 算法进行不断地优化与改进,来减小其定位误差,进一步提高整个定位精度。

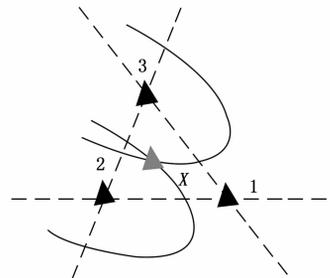
为了实现 TDOA 定位精度的提高,大量的国内外的优秀学者们都对此定位模型进行了大量的研究,提出了多种改进方法。例如文献 [1] 中提出通过将粒子群引入精英策略以及联合控制速度迭代公式,以此提高粒子群的收敛速度及定位精度,但算法结构复杂,需 Chan 算法计算初始位置。文献 [2] 中提出在保留原始算法的寻优机制的同时,针对适应度函数进行改进,并且通过在初始种群中引入初始解,以此来提高收敛速度与寻优精度,但算法解算时间较长。文献 [3] 中提出将遗传算法的免疫过程融合进入粒子群算法中,以此来增强粒子种群的多样性,粒子的全局搜索能力得到大幅提高,粒子易陷入局部最优的问题得到解决,粒子的收敛速度得到提高,但为得到精确解需迭代次数较多。文献 [4] 中提出引入时差方程,获得初始估计位置,通过声源位置误差与变量之间的非线性关系构建出全新定位方程,使得定位结果更加准确,但算法的迭代速度缓慢。文献 [5] 中提出使用最小二乘法求解初位置与速度,利用泰勒展开构造定位误差方程,通过在迭代中不断地更新位置和速度,最后得到定位结果,但算法复杂,计算时间长。文献 [6] 中提出使用定位误差作为目标函数,以目标定位误差来构造新的定位方程,将加权最小二乘法融合进入入侵杂草算法求解得到定位解,提高了算法的定位精度,但对初值的依赖较高。文献 [7] 中提出使用蒙特卡洛数值方法对 Chan 算法和泰勒级数展开法在不同阵元数条件下的定位精度进行比较,得到 Chan 算法的基阵布设原则,得到较高的定位精度,但其算法结构复杂,运行速度较慢。文献 [8] 中提出在算法优化过程中采用快速非支配排序法确定核心蒲公英,近似理想排序法实现全局优化,提高求解速度与精度,引入多目标机制,加快收敛速度,使得整体算法速度快,定位精度高,但所需迭代次数较多。文献 [9] 中提出利用混沌序列生成粒子种群,提高算法早期收敛速度,引入自适应进化阶段阈值,处理场景中的噪声,将遗传原理中的蛇卵策略融合进入改进后的 SO 算法快速精准的定位到源位置,但没有考虑到算法精简性,且对初值的要求较高。文献 [10] 中提出使用 TDOA 定位方程获得初始估计位置,融入到达相位差 (PDOA) 模型,通过粒子群优化计算,得到最终位置,提高了定位精度,但其算法前期迭代速度较慢,为得到精确解需要多次迭代。文献 [11] 中提出使用一组线性等式约束代替二次约束来抑制噪声所带来的误差,并从最大似然估计中推导出震源位置估计的理论偏差,提高了定位精度。文献 [12] 中提出通过乘法器交替方向法

(ADMM) 得到时差观测方程线性化,引入中间变量将一元优化转化为二元优化,得到估计位置,再通过 ADMM 计算找到源位置。文献 [13] 中提出在 DOA 阶段的基础上建立 TDOA 伪线性方程,将短波波源定位问题建模为具有双二次方程约束的优化问题。结合可微精确惩罚法求解优化问题的方法,该方法收敛范围更大,收敛迭代次数更少,定位精度更高,但算法冗长,复杂度高,运行时间长。文献 [14] 中提出使用接收信号强度差 (RSSD) 和 TDOA 联合定位,将最大似然 (ML) 定位问题转化为混合信息非负约束最小二乘 (HI-NCLS) 框架,采用线性求解方法 (LSM),利用活动集方法获得次优估计量。使用偏差减少方法 (BRM) 来减轻线性化的相关性,以此来提高定位精度,但复杂的算法结构也导致运行时间过长。

本文提出一种改进的鲸鱼算法用来进行 TDOA 的定位。通过引入混沌机制来改善粒子种群生成方式,主、辅粒子群相互约束,实现对震源位置的快速定位。

1 TDOA 定位模型

TDOA 定位本质上就是利用各个传感器接收到同一震源信号的时间差来实现定位的一种方法^[15],总共分为两个步骤:即时延估计与定位解算。通过设置一个基站作为参考基站,测量计算得到此参考基站与其他被测基站所采集到的震源信号之间的时间差,从而得到彼此所对应的距离差^[16]。利用两个基站为中心点,以它们之间的距离差作为双曲线的长轴,在双曲线的焦点处即可确定待测节点的位置,这是 TDOA 定位的基本原理^[17],如图 1 所示。



图中分别是以 1、2 和 1、3 为焦点的双曲线,焦点位置 x 即为定位位置。

图 1 TDOA 定位原理图

1.1 时延估计

假设两个基站所接受到的 $x_i(n)$ 和 $x_j(n)$:

$$x_i(n) = s(n - \tau_i) + n_i(n) \quad (1)$$

$$x_j(n) = s(n - \tau_j) + n_j(n) \quad (2)$$

其中: $s(n)$ 为震源信号; $n_i(n)$ 和 $n_j(n)$ 分别为两个传感器基站所接收到的环境噪声^[18]; τ_i 和 τ_j 分别为两个传感器基站相对于参考基站的时延,预估时延差为 τ_{ij} ,如公式 (3) 所示:

$$\tau_{ij} = \tau_i - \tau_j \quad (3)$$

根据广义互相关函数法, 求得 $R_{\text{gcc}}(\tau)$, 如公式 (4) 所示:

$$R_{\text{gcc}}(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} \Psi_{ij}(\omega) Gx_i x_j(\omega) e^{j\omega\tau} d\omega \quad (4)$$

其中: $Gx_i x_j = X_i(\omega) X_j^*(\omega)$ 为互功率谱密度函数; $X_i(\omega)$ 和 $X_j(\omega)$ 分别为 $x_i(n)$ 和 $x_j(n)$ 傅里叶变换后的结果; $X_j^*(\omega)$ 是 $X_j(\omega)$ 取共轭; Ψ_{ij} 为加权函数; e 表示欧拉数^[19]。使用 PHAT 作加权函数时, 对功率谱进行白化处理, 如公式 (5) 所示:

$$\Psi_{ij}(\omega) = \frac{1}{|Gx_i x_j(\omega)|} \quad (5)$$

对 $R_{\text{gcc}}(\tau)$ 的值进行峰值检测, 得到时延结果^[20]。广义互相关求时延法的原理图如图 2 所示。

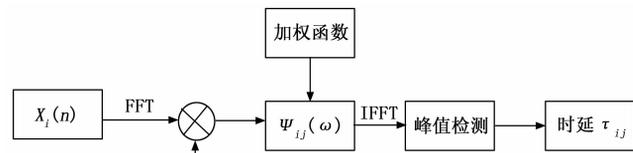


图 2 互相关时延原理

1.2 定位解算

在三维空间中, 通过 4 个基站进行 TDOA 定位可以构建多组交叉的双曲面模型, 目标节点的位置即为这些双曲面的交点^[21]。

假设在整个空间中现 $i (i=1, 2, 3, \dots, m)$ 个基站布置在同一水平面上^[22], 其中震源的位置坐标为 (x, y, z) , 各个传感器基站的位置坐标为 (x_1, y_1, z_1) 、 (x_2, y_2, z_2) , \dots , (x_i, y_i, z_i) ^[23], 各个传感器与震源之间的距离计算公式如公式 (6) 所示:

$$\begin{cases} R_1 = \sqrt{(x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2 + (z_1 - z)^2} \\ R_2 = \sqrt{(x_2 - x)^2 + (y_2 - y)^2 + (z_2 - z)^2} \\ R_i = \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2 + (z_i - z)^2} \end{cases} \quad (6)$$

其中: $R_i = vt_i$; R_i 表示各个基站到震源的距离; v 表示信号传播速度; t_i 表示震源信号被各个传感器采集所需的时间; 将上述方程进行联立相减^[24], 会得到如下所示方程:

$$\begin{cases} R_{21} = \sigma_{21} + \sqrt{(x_2 - x)^2 + (y_2 - y)^2 + (z_2 - z)^2} - \sqrt{(x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2 + (z_1 - z)^2} \\ R_{31} = \sigma_{31} + \sqrt{(x_3 - x)^2 + (y_3 - y)^2 + (z_3 - z)^2} - \sqrt{(x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2 + (z_1 - z)^2} \\ R_{i1} = \sigma_{i1} + \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2 + (z_i - z)^2} - \sqrt{(x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2 + (z_1 - z)^2} \end{cases} \quad (7)$$

其中: $R_{i1} = R_i - R_1 + \sigma_{i1}$; σ_{i1} 表示到达时间噪声误差, 服从均值为 0, 方差为 σ^2 的高斯分布; R_i 与 R_1 分别表示待测基站与参考基站到源点的距离^[25]。

由于存在误差并且定位方程是非线性的, 定位问题变成了一个非线性优化问题, 需要找到最优估计^[26]。减少误差, 提高最优解的适应度对于提升 TDOA 定位精度至关重要^[27]。

2 改进的鲸鱼优化算法

2.1 鲸鱼算法

鲸鱼算法的灵感源自于座头鲸的捕猎行为。标准的鲸鱼算法 (WOA) 模拟了座头鲸在捕食过程中的搜索策略和捕捉技巧, 分为三个阶段: 围捕猎物; 气泡网捕捉; 猎物搜索^[28]。根据座头鲸的这 3 种独特行为可以建立不同类型的数学模型。

1) 包围猎物:

在整个搜索空间中, 每只鲸鱼的位置代表一个潜在的解决方案。鲸鱼通过追踪和围捕潜在猎物来寻找最优解, 并在迭代中基于当前最佳解更新位置。鲸鱼个体根据更新公式不断调整自身位置, 以逐步接近全局最优解。个体位置更新公式如下所示:

$$X(t+1) = X^*(t) - A \cdot D \quad (8)$$

$$D = |C \cdot X^*(t) - X(t)| \quad (9)$$

$$C = 2 * r_2 \quad (10)$$

$$A = 2a * -r_1 a \quad (11)$$

其中: $X(t)$ 表示向量位置; t 表示迭代次数; A , C 表示向量系数; $X^*(t)$ 表示在 t 时刻的当前最优解; a 在整个迭代过程中在 $[0, 2]$ 区间内线性降低; r_1 和 r_2 是 $[0, 1]$ 中随机生成的向量。

2) 气泡网捕食:

气泡网捕食有两种机制: 收缩包围机制和螺旋式位置更新机制。收缩包围机制中, 参数 a 的降低减少了向量系数 A 的范围, 使鲸鱼能更精细地调整位置。螺旋式位置更新机制则通过模仿鲸鱼的螺旋捕食动作, 利用独特的数学方程来优化位置, 数学公式如下所示:

$$X(t+1) = D^i \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + X^*(t) \quad (12)$$

$$D^i = |X^*(t) - X(t)| \quad (13)$$

其中: b 为定义对数螺线的形状的常数, l 是 $[-1, 1]$ 之间的随机数; D^i 表示第 i 头鲸鱼与猎物之间的距离。

鲸鱼在捕食时采用了一种复合的行为模式, 通过数学建模考虑了两种可能的行为方式: 一种是基于收缩包围机制, 在有限空间内不断缩小的搜索范围内游动; 另一种是沿着螺旋形路径进行游动。这两种行为有 50% 的概率被选择, 以便在优化过程中更新鲸鱼的位置。数学模型如下公式 (14) 所示:

$$\begin{cases} (X(t+1)) = X^*(t) - A \cdot D(P < 0.5) \\ D^j \cdot e^{i\theta} \cdot \cos(2\pi l) + X^*(t) (P \geq 0.5) \end{cases} \quad (14)$$

其中： P 为 $[0, 1]$ 之间的随机数。

3) 搜索猎物：

在猎物搜索中，使用了一种动态策略，当 $|A| \geq 1$ 时，通过随机选择的鲸鱼个体作为参考点，其他鲸鱼个体自身位置的更新需要依赖于参考鲸鱼的位置，这一策略促使每条鲸鱼个体远离选定的参考鲸鱼，从而在整个空间中寻找更优的位置，增强了算法的全局搜索能力和遍历性。其数学模型如公式 (15) 所示：

$$D = C | C \cdot X_{\text{rand}} - X | \quad (15)$$

$$X(t+1) = X_{\text{rand}} - A \cdot D \quad (16)$$

其中： $X_{\text{rand}}(t)$ 表示当前种群中的随机一头鲸鱼。

表 1 定位问题与算法对照关系

鲸鱼算法	TDOA 定位问题
参考鲸鱼	定位误差和约束条件
随机鲸鱼	可行的定位位置
分数评估	TDOA 定位问题分析
领导者分数	可行解匹配程度
领导者	定位搜索过程中的最优解
气泡捕食	选择高质量的可行解

2.2 改进鲸鱼算法

2.2.1 基于混沌模型的粒子初始化

使用鲸鱼算法对 TDOA 算法进行定位方程求解，可以通过简化操作和减少参数的方式，获得相对精确的初始位置估计。在鲸鱼优化算法中，通常是使用随机分布的方法去初始化粒子种群，因此种群中粒子会有重复出现的可能性，从而导致初始化种群粒子产生质量较差的问题。为了避免这一情况的发生，本文将混沌理论引入到粒子种群初始化中，利用其遍历性、随机性的特点来提高生成的粒子质量，使得初始化种群粒子可以遍历整个空间范围内各个位置，有效地提高了初始化粒子的多样性，随机性。混沌模型 Logistic 模型搜索方式，如公式 (17) ~ (18) 所示：

$$y(k+1) = \alpha \cdot y(k) \cdot (1 - y(k)) \quad (17)$$

$$y = \begin{cases} 2x, 0 \leq x \leq 0.5 \\ 2x - 1, 0.5 < x \leq 1 \end{cases} \quad (18)$$

其中： y 是粒子 x 经过式 (18) 变换后的变量， k 为迭代次数， α 为混沌映射程度。当 $\alpha=4$ 时，整个系统会处于混沌状态，可以遍历 $(0, 1)$ 的每个数，并且不会重复。

2.2.2 DIR-WOA

为了解决传统鲸鱼算法容易陷入局部最优，解算过程较慢，找不到最优解的问题。本文通过引入双种群量子粒子协同进化的策略。其核心思想是将初始化种群粒

子划分为主粒子群 S_1 和辅助粒子群 S_2 ，然后对各个粒子群分别进行各自粒子群的适应度函数优化，最后通过双种群共享信息来寻找全局最优个体。

DIR-WOA 运算也如 WOA 算法一样包括 3 个步骤：即围捕猎物、气泡网捕食、搜索猎物。在引入双种群更新策略思想后，粒子种群的位置更新公式同样会发生变化，改进后的各阶段的粒子位置更新公式将如下式所示：

$$\begin{cases} X(t+1) = \alpha | X_i(t) - X^*(t) | - A \cdot D \\ D = | C \cdot \alpha | X_i(t) - X^*(t) | - X(t) | \end{cases} \quad (19)$$

$$(X(t+1)) =$$

$$\begin{cases} \alpha | X_i(t) - X^*(t) | - A \cdot D (P < 0.5) \\ D^j \cdot e^{i\theta} \cdot \cos(2\pi l) + \alpha | X_i(t) - X^*(t) | (P \geq 0.5) \end{cases} \quad (20)$$

$$\begin{cases} D = | C \cdot \alpha | X_i(t) - X_{\text{rand}} | - X | \\ X(t+1) = \alpha | X_i(t) - X_{\text{rand}} | - A \cdot D \end{cases} \quad (21)$$

其中：式 (19) 表示包围猎物阶段粒子位置更新公式；式 (20) 表示气泡网捕食阶段收缩包围机制粒子位置更新公式；式 (21) 表示螺旋式位置更新机制；式 (22) 表示猎物搜索阶段粒子位置更新公式。 $X(t+1)$ 为下一代主、辅粒子群中粒子位置， α 为收缩扩张系数，一般取值在 $0 \sim 1$ 之间， $X_i(t)$ 为种群随机最好位置，其位于种群最优位置 $X^*(t)$ 与种群平均最好位置 $X_i(t)$ 之间，具体形式如下式所示：

$$X_{\text{best}} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M X^*(i) \quad (23)$$

$$X_i(t) = r_i(t) X^*(t) + (1 - r_i(t)) X_{\text{best}} \quad (24)$$

$r_i(t)$ 为 $[0, 1]$ 范围内的随机数。

2.2.3 构建适应度函数

在鲸鱼算法中，选取合适的适应度函数对于整个算法的整体解算过程拥有着至关重要的作用。本文采用各待测基站与参考基站之间的距离差与其相对应的时间差与速度乘积相减的最小作为本文的适应度函数，如下式所示：

$$\sqrt{(x_i - x)^2 - (y_i - y)^2 - (z_i - z)^2} = r_i \quad (25)$$

$$\sqrt{(x_1 - x)^2 + (y_2 - x)^2 + (z_3 - z)^2} = r_1 \quad (26)$$

$$\sum_{i=1}^n = \min(f(p_i)) = r_i - r_1 - \alpha_{i1} \quad (27)$$

式中， (x_i, y_i, z_i) 代表各待测基站的位置； (x_1, y_1, z_1) 为参考基站坐标； (x, y, z) 为计算出来的震源位置；当 $f(p_i)$ 所得最小时， (x, y, z) 便是所求出的最优位置。

2.2.4 算法解算流程

1) 设置粒子的搜索范围上限 ub 、下限 lb ，粒子种群规模 M ，空间维数 N ，算法迭代次数 T 。

2) 使用混沌模型初始化粒子种群，将粒子种群划分为主粒子群 s_1 和辅粒子群 s_2 。

3) 通过公式 (18) 计算主、辅粒子群各自的适应度值, 确定主粒子群与辅粒子群的最优位置并保留。

4) 计算参数 a 、 p 和系数向量 A 、 C 。如果概率 p 大于等于 50%, 则执行气泡网捕食机制, 利用公式 (21) 进行位置更新; 反之, 直接进入 5)。

5) 如果系数向量 A 的绝对值小于 1, 则执行包围猎物的操作, 按照公式 (19) 更新粒子的位置; 系数向量 A 的绝对值大于等于 1, 则进行全局随机搜索猎物, 按照公式 (22) 更新粒子的位置。

6) 更新粒子位置后, 计算主粒子群和辅粒子群中每个粒子的适应度。将它们与先前保留的最佳粒子位置进行比较。如果新的粒子位置比当前的最优解更优秀, 则用新的最优解替换当前的最优解。

7) 判断当前计算次数是否已经达到最大迭代次数, 如果达到, 则输出最优解, 并且计算结束, 否则立即进入下一次迭代, 并返回 3) 重新进行操作。

算法流程如图 3 所示。

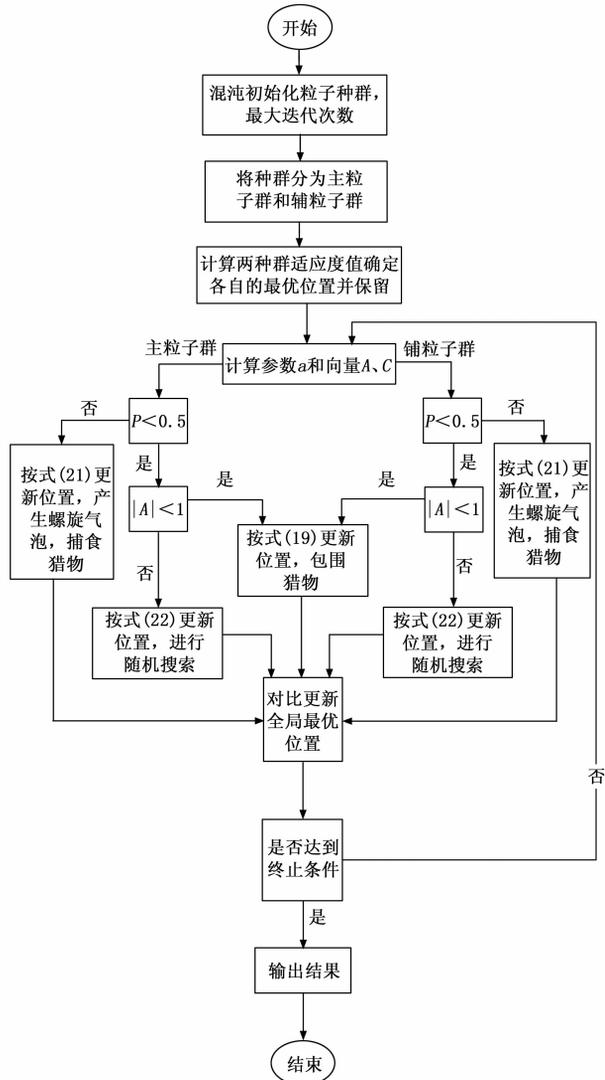


图 3 改进鲸鱼算法流程图

3 仿真实验

3.1 实验方案

本文采用 Matlab 2021b 来进行此算法的仿真实验, 在算法验证中, 设置震源的检索范围在 x , y , z 三轴上相同都为 $[300, 400]$, 将 12 个三轴振动传感器布设在整个空间中, 传感器布设位置坐标如表 2 所示。

表 2 预设震源及传感器坐标

传感器	X	Y	Z
1	312.561	345.654	330.854
2	325.761	362.751	354.354
3	335.871	360	384.612
4	360.729	310.952	326.543
5	376.586	343.612	366.594
6	385.628	363.165	375
7	345.285	361.842	365.952
8	306.736	328.513	385.123
9	395.381	395.279	391.791
10	355.026	306.721	309.523
11	320.524	360.421	390.532
12	367.964	326.147	336.341

在上述区域中设置一组震源为 (340.231, 351.854, 360) 的震源位置, 预设震源位置与传感器的位置分布如图 4 所示。根据上述预设震源位置进行 3 次爆炸实验, 使用硬件设备记录了每次实验中传感器接收到的波形数据, 每次实验中传感器 12 所接收到的波形信号如图 5 所示。

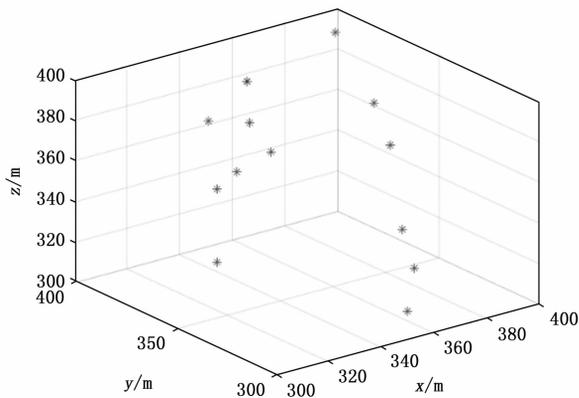


图 4 震源与传感器位置分布图

3.2 实验结果及评价方法

3.2.1 实验结果分析

粒子种群的生成采用混沌模型的方式, 将混沌映射程度 α 设置为 4, 迭代次数设置为 500 次, 在整个空间范围内随机生成 200 个粒子, 并将这些粒子随机分成 2 组, 每组包含 100 个粒子, 将此两组按照 Logistic 模型生成的粒子作为本文算法的主、辅粒子群的初始粒子, 粒子分布图如图 6 所示。

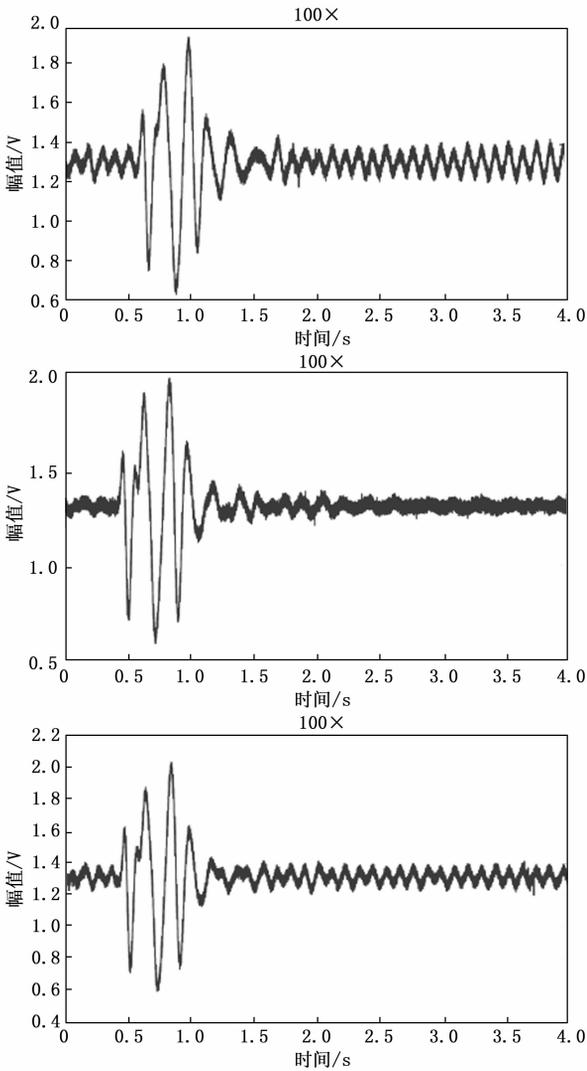


图 5 传感器实际波形图

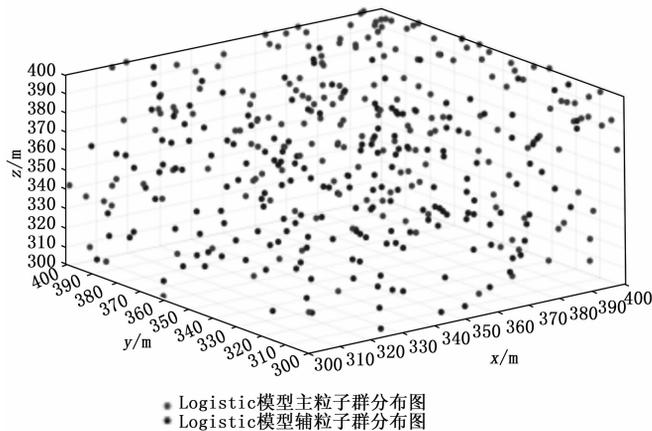


图 6 Logistic 模型主、辅粒子群分布图

以预期设置的震源为例绘制出两种算法的粒子轨迹图，如图 7 所示。

从图中可以看出，改进的鲸鱼算法例子运行轨迹要比原始鲸鱼算法扩大了粒子种群的搜索路径，可以在

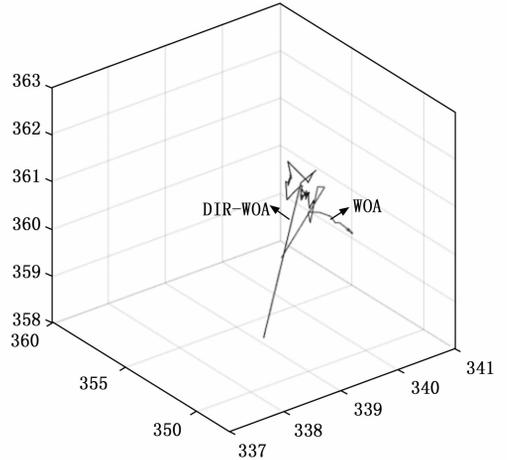


图 7 粒子轨迹图

空间中进行更大范围内的震源位置预期搜索，使得改进后的本文可以算法更好地寻找到震源的位置。

不同迭代次数下的两种算法的适应度曲线对比图如图 8 所示。

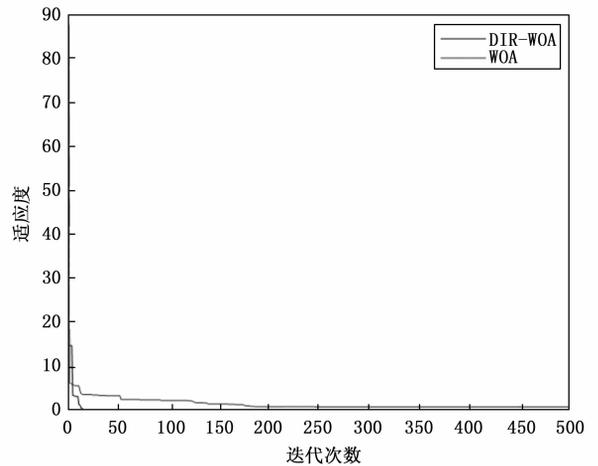


图 8 适应度曲线图

从上图中可以看出，与传统鲸鱼算法相比，本文算法通过引入混沌模型与双种群机制，极大地提高了粒子的搜索速度，实现定位算法中定位精度与速度的一个平衡折中。

3.2.2 算法评价方法

通过 DIR-WOA 算法对整个空间进行搜索定位，得到最终的定位结果，对定位误差进行评价。本文使用均方根误差 (RMSE) 作为评判定位精度的指标，如图 9 所示。

从上图中可以看出，改进后的算法相较于原始算法，解算得到得结果看起来更加稳定，两者相比本文算法的误差明显要小于原始算法，结果更加接近于真实值，其算法性能更加稳定。

针对震源位置，对该算法进行了 12 次重复测试，并计算了这些测试结果的平均值以获得震源定位结果。

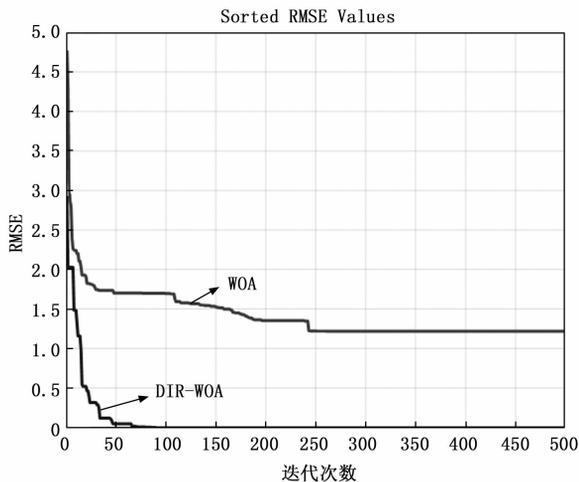


图 9 RMSE 对比图

同时, 也测量了在 12 次测试中的算法平均总收敛时间, 如表 3 所示。

表 3 震源定位结果

序号	炸点	X/m	Y/m	Z/m	MSE/m	平均总收敛时间/s
1	震源位置	340.231	351.854	360		
	WOA 算法	339.942 8	351.741 2	360.372 5	0.001 02	5.554 9
	DIR-WOA 算法	340.221 1	351.864 2	360.102 5	0.000 85	4.986 1
2	震源位置	330.131	360.512	342.856		
	WOA 算法	330.050 4	361.146 5	342.541 3	0.001 24	5.609 8
	DIR-WOA 算法	330.091 3	360.751 4	342.796 1	0.000 86	5.1841
3	震源位置	350.623	380.423	390.158		
	WOA 算法	350.749 5	380.070 7	389.950 3	0.000 98	5.499 2
	DIR-WOA 算法	350.607 3	380.392 5	390.063 9	0.000 69	4.901 8

通过表 3 中可以直观地看出, WOA 原始算法的平均误差均小于 0.045 m, 而本文算法的定位结果, 平均误差为 0.029 m, MSE 最小可达 0.000 69 m, 最大为 0.000 86 m, 收敛时间最多减少 0.568 8 s, 最少减少 0.425 7 s, 通过对比可以得出结论, 本文算法相较于原始鲸鱼算法, 定位精度得到了一定地提高, 误差更小, 收敛时间也变得更快。

4 结束语

本文介绍了一种新的地下爆炸震源定位方法, 该方法基于 DIR-WOA 算法。具体来说, 方法通过 Logistic 混沌模型生成初始粒子种群, 并利用 DIR-WOA 算法对主辅粒子群进行相互约束, 从而有效避免了震源搜索过程中可能遇到的局部最优解问题, 从而实现了对震源位置的快速准确定位。通过实验验证, 与传统鲸鱼算法进行对比, 可以看出本文算法的粒子搜索路径范围得到了扩大, 误差更小, 定位精度较高, 速度更快等优势, 在地下浅层空间定位研究领域具有一定的工程应用价值。

参考文献:

- [1] 方立德, 王世昭, 解云龙, 等. 基于改进粒子群的 TDOA 三维定位解算方法 [J]. 现代电子技术, 2022, 45 (13): 45 - 50.
- [2] 马一鸣, 石志东, 赵康, 等. 基于改进哈里斯鹰优化算法的 TDOA 定位 [J]. 计算机工程, 2020, 46 (12): 179 - 184.
- [3] 王田, 兰艳亭, 郭译凡, 等. 改进的免疫粒子群算法在 TDOA 定位中的应用 [J]. 无线电工程, 2023, 53 (5): 1199 - 1206.
- [4] 孟天次, 张贞凯, 林云航. 一种改进两步加权最小二乘的 TDOA 定位算法 [J]. 电讯技术, 2022, 62 (6): 782 - 787.
- [5] 江峰, 张贞凯. 基于泰勒加权最小二乘算法的水下 TDOA/FDOA 联合定位方法 [J]. 信号处理, 2021, 37 (11): 2125 - 2133.
- [6] 林云航, 张贞凯, 江峰. 基于入侵杂草算法的水下目标 TDOA 定位方法 [J]. 火力与指挥控制, 2021, 46 (7): 124 - 129.
- [7] 阎肖鹏, 张志伟, 王红萍. Chan 算法在海上声源定位测量中的应用 [J]. 声学技术, 2021, 40 (4): 550 - 555.
- [8] CHEN H, CAO L, YUE Y. TDOA/AOA hybrid localization based on improved dandelion optimization algorithm for mobile location estimation under NLOS simulation environment [J]. Wireless Pers Commun, 2023, 131 (4): 2747 - 2772.
- [9] LIAO Y, WANG Y. Source localization using TDOA based on improved snake optimizer [J]. Circuits Syst Signal Process, 2024, 43 (8): 5237 - 5261.
- [10] CHEN H, BALLAL T, SAEED N, et al. AI-Naffouri, A Joint TDOA-PDOA localization approach using particle swarm optimization [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2020, 9 (8): 1240 - 1244.
- [11] ZHANG L, ZHANG T, SHIN H S. An efficient constrained weighted least squares method with bias reduction for TDOA-Based localization [J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21 (8): 10122 - 10131.
- [12] LI Q, CHEN B, YANG M. Improved Two-Step constrained total least-squares TDOA localization algorithm based on the alternating direction method of multipliers [J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20 (22): 13666 - 13673.
- [13] JIANG L, TANG T, WU Z, et al. A two-stage method for short-wave target localization using DOA and TDOA measurements [J]. IEEE Access, 2023, 11: 65043 - 65058.
- [14] XU Z Z, LI H, YANG K D, et al. A robust constrained total least squares algorithm for three-dimensional target localization with hybrid TDOA-AOA measurements [J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2023, 42 (6): 3412 - 3436.

[15] 朱春华, 杨锦民. 一种基于加权质心的 TOF 与 TDOA 联合定位算法 [J]. 郑州大学学报 (工学版), 2023, 44 (3): 50 - 55.

[16] 王 鼎, 尹洁昕, 张欣光, 等. 一种基于加权多维标度分析的多个非相关源 TDOA/FDOA 协同定位方法 [J]. 航空学报, 2023, 44 (7): 222 - 245.

[17] 李继明, 张建辉, 王晓涵, 等. 改进的鲸鱼优化算法与泰勒级数相结合的井下 TDOA 定位方法 [J]. 实验技术与管理, 2022, 39 (12): 30 - 36, 54.

[18] 王 鼎, 尹洁昕, 高 路, 等. 一种同步时钟偏差和传感器位置误差存在下的 TDOA 定位新方法 [J]. 航空学报, 2022, 43 (7): 313 - 334.

[19] KOCUR K G, KUMAR B, MARKERT B. TDOA-based localization of cracking sound events with minimal-error microphone subsets [J]. NDT and E International, 2024, 147103211 - 103211.

[20] FENG M, FANG S, ZHU C, et al. A TDOA sequence estimation method of underwater sound source based on hidden Markov model [J]. Applied Acoustics, 2025, 227110238 - 110238.

[21] GONG W, SONG X, ZHU C, et al. Closed-form method for unified far-field and near-field localization based on TDOA and FDOA measurements [J]. Remote Sensing, 2024, 16 (16): 3047 - 3047.

[22] ZHANG Y, HE F, ZHANG H, et al. TDOA and FDOA hybrid positioning of mobile radiation source with receiver position errors [J]. Wireless Personal Communications, 2024, 137 (1): 199 - 220.

[23] LIAO Y, WANG Y. Source localization using TDOA based on improved snake optimizer [J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2024, 43 (8): 5237 - 5261.

[24] KHADDOUR A M, ALI M, YOUSEF M. Line-of-sight aware accurate collaborative localization based on joint TDoA and AoA measurements in UWB-MIMO environment [J]. Cluster Computing, 2024, 27 (6): 7637 - 7655.

[25] CHANG S. Localization based on TDoA projection for autonomous vehicles in 6G cellular networks [J]. ICT Express, 2024, 10 (1): 34 - 38.

[26] BAI Y, ZHANG X, DENG W, et al. TDOA positioning accuracy analysis based on time difference direction-finding in distributed high-frequency surface wave radar [J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2023, 17 (10): 1498 - 1506.

[27] HAISHAO C, LI C, YINGGAO Y. TDOA/AOA hybrid localization based on improved dandelion optimization algorithm for mobile location estimation under NLOS simulation environment [J]. Wireless Personal Communications, 2023, 131 (4): 2747 - 2772.

[28] ZAHRA H, AMINOLLAH M. Real-time TDOA-based stationary sound source direction finding [J]. Multimedia Tools and Applications, 2023, 82 (26): 39929 - 39960.

[29] 系贡献度评估 [J]. 系统工程与电子技术, 2017, 39 (10): 2239 - 2247.

[30] 叶紫晴, 屈也频. 基于规则推理的海军航空作战装备体系贡献度分析 [J]. 指挥控制与仿真, 2015, 37 (5): 29 - 33.

[31] 季 明, 胡晓峰, 等. 基于武器装备体系仿真试验床的体系贡献度评估研究 [C] // 全军武器装备体系研究第八届学术研讨会论文集, 2014: 265 - 268.

[32] 吕惠文, 张 炜, 等. 基于多视角的武器装备体系贡献率评估指标体系构建 [J]. 装备学院学报, 2017, 6 (28).

[33] 李小波, 梁浩哲, 王 涛, 等. 面向装备规划计划的体系贡献率评估方法 [J]. 科技导报, 2020, 38 (21): 38 - 46.

[34] 胡润涛, 于芹章, 李瑞军, 等. 基于因果溯源的主战装备贡献度分析方法研究 [C] // 全军武器装备体系研究第八届学术研讨会论文集, 2014: 261 - 264.

[35] 黄建新, 广 志. 关于开展武器装备体系贡献度评价的思考 [C] // 中国人民解放军总装备部科学技术委员会 2014 年会论文集, 2014.

[36] 李 炜, 张 恒, 王 纬. 评价舰船装备体系贡献度的一种方法 [J]. 舰船科学技术, 2015, 37 (10): 1 - 5.

[37] 任义广. 以体系贡献度为标准的海军武器装备论证方法研究 [C] // 全军武器装备体系研究第十届学术研讨会论文集, 2016: 19 - 22.

[38] 赵丹玲, 谭跃进, 李际超, 等. 基于作战环的武器装备体