

基于樽海鞘群算法的无源时差定位

陈 涛 王梦馨 黄湘松*

(哈尔滨工程大学信息与通信工程学院 哈尔滨 150001)

摘 要: 针对无源时差(TDOA)定位的非线性方程解算问题, 论文使用一种名为樽海鞘群算法(SSA)的新的群体智能优化算法。首先, 该算法采用一种新的群体更新模型, 充分平衡迭代过程中的探索行为与开发行为, 在保证搜索的全局性与个体的多样性的同时, 改善了其他智能优化算法容易陷入局部极值的问题。其次, 该算法控制参数很少, 运算速度明显提高。该算法的收敛速度十分稳定, 定位精度更高。仿真结果表明, 樽海鞘群算法在 3 维时差定位中能够快速、稳定地收敛至目标位置, 对传统粒子群算法(PSO)、改进的线性权重粒子群算法(IPSO)与 SSA 的定位精度进行比较, SSA 精度明显高于 PSO 与 IPSO。

关键词: 无源定位; 到达时差; 智能优化算法; 樽海鞘群算法

中图分类号: TN971

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2018)07-1591-07

DOI: 10.11999/JEIT170979

Time Difference of Arrival Passive Location Based on Salp Swarm Algorithm

CHEN Tao WANG Mengxin HUANG Xiangsong

(College of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: To solve the nonlinear equation problems of Time-Difference-Of-Arrival (TDOA) passive location, a new swarm intelligence optimization algorithm called Salp-Swarm-Algorithm (SSA) is used. Firstly, a new renewal model of salps is proposed to balance exploration and exploitation properly during iteration in SSA. SSA not only ensures the wholeness of searching and the diversity of individuals, but also improves the problem that other intelligent optimization algorithms fall into local optima easily. Besides, there are few parameters to be adjusted, therefore, the computation speed is obviously improved. Moreover, the convergence performance of the proposed algorithm is very stable and the accuracy of location is higher. Simulation results show that the proposed algorithm can converge to the position of emitters fast and stably in 3D TDOA location. Comparing with Particle-Swarm-Optimization (PSO) and Improved-Particle-Swarm-Optimization (IPSO), the proposed algorithm has lower mean square error.

Key words: Passive location; Time-Difference-Of-Arrival (TDOA); Intelligence optimization algorithm; Salp-Swarm-Algorithm (SSA)

1 引言

无源侦察定位指的是侦察设备不向被探测目标发射无线电信号, 只通过接收电磁波信号对目标做出侦察定位的一项技术。比起有源定位, 无源定位的作用距离更远, 隐蔽性、生存能力更强。根据定位系统对目标观测的参数不同, 无源定位常见体制有测角(AOA)交叉定位、时差(TDOA)定位、多普勒频差(FDOA)定位等^[1]。其中 TDOA 定位由于其

对环境要求不高, 复杂度较低, 并且定位精度较高得到了广泛的研究与应用。

目前已有很多方法可以解决 TDOA 定位问题, 传统的方法之一有泰勒级数展开法^[2,3], 但是这类通过迭代运算得到目标估计位置的解算方法, 在初始值选取不好的情况下非常容易导致算法不收敛。除此之外, 两步最小二乘算法、加权最小二乘算法、约束最小二乘算法^[4-9]等方法也是解决定位问题的常见算法, 这类算法不需要迭代运算、计算量小、速度快, 在噪声较小时可以逼近克拉美罗界, 是目前研究最多最为成熟的一类算法。2016 年 Qu 等人^[7]提出的一种权重最小二乘算法将时差无源定位问题转化为带约束的凸优化问题, 采用迭代算法得到了较好的定位结果, 避免了陷入局部最优解问题。

收稿日期: 2017-10-20; 改回日期: 2018-03-30; 网络出版: 2018-05-09

*通信作者: 黄湘松 huangxiangsong@hrbeu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金项目(61571146), 中央高校基本科研业务费专项基金(HEUCFP201769)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61571146), The Fundamental Research Funds for the Central Universities (HEUCFP201769)

2017年曲付勇等人^[8]提出了一种约束总体的最小二乘方法,将非线性方程组建立为一种带约束条件的约束总体最小二乘模型,并采用拉格朗日乘子法求解带约束条件的总体最小二乘问题,建立了几种最小二乘类定位方法的统一解。但这些基于最小二乘的改进算法存在两个明显缺点。首先,在最小二乘算法的运算过程中存在矩阵求逆的过程,为了使运算过程中不出现矩阵奇异的情况,必须使用更多的观测站以满足运算条件,因此对于3维场景,原理上至少需要4个观测站可以进行定位,而最小二乘类的算法需要至少5个观测站才能够达到较高的定位精度;其次,最小二乘类的算法适用于观测误差较小的环境中,当误差增大时,算法会出现明显的门限效应,当误差大于某一值时定位精度会急剧恶化。

除了以上提到的解析算法以外,一系列智能优化算法也被应用在解决无源定位问题上^[10-13]。2007年Kenneth等人^[11]提出了利用粒子群优化算法(Particle-Swarm-Optimization, PSO)解决TDOA定位问题,算法在定位时不需要初始值,并且可以取得比最小二乘法更高的定位精度。2016年Maja等人^[12]利用改进的遗传算法(Improved-Genetic-Algorithm, IGA)进行TDOA定位,算法在解决TDOA定位的高度非线性问题上同样得到了比最小二乘法更高的精度。智能优化算法省略了复杂的计算过程,这类方法在观测范围内初始化大量随机点,通过构建随机点与测量值之间的适应度函数来对随机点的优劣进行评价,再通过迭代运算更新随机点位置从而找到最优的目标估计位置。因此,算法不存在矩阵求逆的过程,克服了最小二乘类算法需要布置多个观测站的缺点。

1997年,Wolpert等人^[14]提出了优化问题中的NFL(No-Free-Lunch)理论,根据该理论所述,每种智能算法在解决不同的优化问题时的表现有好有坏,也就是说,不存在完全适用于所有优化问题的智能优化算法。例如目前在TDOA定位领域中使用的智能优化算法经常会存在后期收敛速度过慢,陷入局部极值的问题,此外,不同的智能优化算法所需控制的参数个数不同,控制参数过多不但会严重影响计算速度,也大大提升了参数设置的难度。因此,找到更适合TDOA定位模型的智能优化算法,改进目前所使用的算法所存在的问题是十分重要的。

2017年Seyedali等人^[15]提出一种樽海鞘群算法(SSA),算法模拟了深海中樽海鞘的群体行为,樽海鞘的群体行为与大多数动物群体不同,因此SSA使用了一种新的群体更新机制,每次迭代中,将群体

进行排序,每个个体都紧紧跟随自己的前一个个体进行移动,而不是所有个体都只朝着最优值移动,这种模式大大减少了陷入局部极值的情况,并且,SSA的控制参数少,避免了由于参数设置不合理导致定位失败的问题。文献[15]中通过多个基准测试函数和工程应用验证了该算法性能。本文利用SSA解决TDOA定位解算问题,通过对算法收敛速度、个体分布以及最终定位精度的分析,证明算法在多站时差定位问题中的有效性与优越性。

2 多站时差定位模型

3维空间中存在 N 个不同位置的观测站,其中主站位置为 $S_1 = [x_1 \ y_1 \ z_1]^T$,辅站位置为 $S_i = [x_i \ y_i \ z_i]^T$, $i = 2, 3, \dots, N$,目标辐射源坐标为 $M = [x \ y \ z]^T$ 。令目标发射的信号到达主站的时间真实值记为 t_1 ,到达辅站的时间真实值记为 t_i ,电磁波传播速度为 c ,可以得到 t_1 与 t_i 的关系式:

$$\left. \begin{aligned} t_1 &= \frac{\sqrt{(x-x_1)^2 + (y-y_1)^2 + (z-z_1)^2}}{c} \\ t_i &= \frac{\sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2 + (z-z_i)^2}}{c} \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

因此,观测站测量得到的信号到达主站与辅站 i 之间的TDOA测量值为

$$t_{1,i} = t_1 - t_i + e_{1,i} \quad (2)$$

其中, $e_{1,i}$ 为主站与第 i 个辅站之间的TDOA测量误差,假设其服从均值为0,方差为 σ_i^2 的高斯分布。

将信号到达主站的时间真实值、信号到达辅站的时间真实值、信号到达主站与各个辅站之间的TDOA测量值均表示成 $N-1$ 维的向量形式:

$$\left. \begin{aligned} t_1 &= [t_1 \ t_1 \ \dots \ t_1]^T \\ t &= [t_2 \ t_3 \ \dots \ t_N]^T \\ \Delta t &= [t_{1,2} \ t_{1,3} \ \dots \ t_{1,N}]^T \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

因此,可以将TDOA测量值与真实值之间的关系表示为矩阵形式:

$$\Delta t = t_1 - t + e \quad (4)$$

其中, $e = [e_{1,2} \ e_{1,3} \ \dots \ e_{1,N}]^T$ 表示主站与各个辅站之间的TDOA测量误差。

采用最大似然法估计目标位置坐标 $(\hat{x} \ \hat{y} \ \hat{z})$ 时,由于 $t_{1,i}$ 服从均值为 $(t_1 - t_i)$,方差为 σ_i^2 的高斯分布,假设各测量值相互独立,则推导出的似然函数为

$$L = \prod_{i=2}^N \left[\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp \left\{ -\frac{(t_{1,i} - t_i + t_1)^2}{2\sigma_i^2} \right\} \right] \quad (5)$$

即

$$(\hat{x} \hat{y} \hat{z}) = \arg \left\{ \max \left[\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \right)^{N-1} \cdot \exp \left[-\frac{(\Delta t - t + t_1)^T (\Delta t - t + t_1)}{2\sigma_i^2} \right] \right] \right\} \quad (6)$$

从式(6)推导出的似然函数可以看出, 求解使似然函数最大的坐标值, 相当于求式(7)的目标函数:

$$(\hat{x} \hat{y} \hat{z}) = \arg \left\{ \min \left[(\Delta t - t + t_1)^T (\Delta t - t + t_1) \right] \right\} \quad (7)$$

用传统解析法求解以上问题计算难度很高, 因此, 本文采用 SSA 求解目标函数最优解, 根据式(7)推导出评价智能算法中个体适应度 $f(\mathbf{X})$ 如式(8):

$$f(\mathbf{X}) = (\Delta t - t + t_1)^T (\Delta t - t + t_1) \quad (8)$$

其中, \mathbf{X} 为樽海鞘群中樽海鞘个体的位置矢量。

3 樽海鞘群算法

3.1 算法描述

樽海鞘是一种海洋生物, 具有透明的水桶型身体, 它的身体组织和运动模式都和水母高度类似, 运动时, 它通过让吸取周围的水令其通过自己的桶状的身体从而提供一个反向的推进力。樽海鞘的身体组织非常脆弱, 很难在实验环境中存活, 因此直到近年对这种生物的研究才取得了一些突破, 其中最让人感兴趣的就是樽海鞘的群体行为。

目前自然中很多的生物都会以群体的形式移动、迁徙、觅食, 在生物群体中常常存在着领导者, 领导者一般都是群体中对环境判断最为准确的个体, 他们指导整个群体的移动与捕食, 群体中的其他个体对领导者绝对服从, 因此在绝大多数的动物群体中, 每个个体都会朝着领导者的方向移动, 完全以领导者的位置为导向来更新自己的位置, 例如狼群、鱼群、鸟群等。以这些生物群体为启发而提出的智能优化算法在迭代过程中进行群体位置更新时, 都会满足这样的移动、更新规律, 即全部个体都直接跟随领导者进行移动, 这种方式可以使群体很快收敛到一个优值, 并且得到较高的运算精度。但在这种模式下, 由于领导者的权威性吸引所有个体向它移动, 会很大程度影响到个体搜索其他方向的能力, 因此若领导者前期搜索不充分, 后期常常会出现因领导者陷入局部极值导致计算错误的情况。

樽海鞘的群体行为与之不同, 樽海鞘并不以“群”的方式分布, 而是常常首尾相接, 组成“链”的形式, 顺次跟随着进行移动。在樽海鞘链中同样存在领导者, 它对环境有着最优的判断, 排在链的

首端, 但与其他群体不同的是, 领导者不再直接影响着整个群体的移动方向, 而是只直接影响着紧挨着自己的第 2 个樽海鞘的位置更新, 第 2 个樽海鞘再直接影响着第 3 个樽海鞘, 以此类推, 排在后面的樽海鞘只直接跟随着紧挨着自己的前一个樽海鞘, 这种方式类似于一种更为严格细致的等级制度, 每个个体只被“直属上级”影响, 不能被越级管理。因此, 领导者对排在后面的樽海鞘的影响会逐层锐减, 排在后面的樽海鞘可以很好地保有自己的多样性, 而不会一味地朝着领导者移动。由于樽海鞘顺次跟随的运动模式, 本文将领导者以外的樽海鞘统称为追随者。

2017 年, Seyedalil 等人^[15]首先以樽海鞘的群体行为特征为启发, 建立了樽海鞘链的数学模型, 提出了 SSA 用来解决一系列的优化问题。

3.1.1 种群初始化 设捕食空间是一个 $N \times D$ 维的欧式空间, 其中 N 为樽海鞘群的规模, D 为空间维数。空间中存在食物 $\mathbf{F} = [F_1 \ F_2 \ \dots \ F_D]^T$, 樽海鞘的位置可以表示为 $\mathbf{X}_n = [X_{n1} \ X_{n2} \ \dots \ X_{nD}]^T$, $n = 1, 2, \dots, N$ 。搜索空间的上界表示为 $\mathbf{ub} = [\text{ub}_1 \ \text{ub}_2 \ \dots \ \text{ub}_D]$, 下界为 $\mathbf{lb} = [\text{lb}_1 \ \text{lb}_2 \ \dots \ \text{lb}_D]$ 。随机初始化种群:

$$\mathbf{X}_{N \times D} = \text{rand}(N, D) \times (\mathbf{ub} - \mathbf{lb}) + \mathbf{lb} \quad (9)$$

种群中, 领导者每一维的状态为 X_d^1 , 追随者每一维的状态为 X_d^m , 其中 $d = 1, 2, \dots, D$ 表示领导者的维数, $m = 2, 3, \dots, N$ 表示追随者的序号。

3.1.2 领导者位置更新 领导者负责在环境中搜索食物, 引导整个群体的移动, 因此领导者的位置更新要有很强的随机性, 更新遵循式(10):

$$X_d^1 = \begin{cases} F_d + c_1((\text{ub}_d - \text{lb}_d)c_2 + \text{lb}_d), & c_3 \geq 0.5 \\ F_d - c_1((\text{ub}_d - \text{lb}_d)c_2 + \text{lb}_d), & c_3 < 0.5 \end{cases} \quad (10)$$

式中的控制参数仅有 c_1 , c_2 与 c_3 3 个, 其中 c_2 与 c_3 都是 $[0, 1]$ 之间的随机数, 作用是增强领导者移动的随机性, 加强全局搜索能力与个体的多样性, 式(10)中最主要的控制参数是 c_1 。

在所有的智能优化算法中都会存在 c_1 这类的一个参数, 它常被称为收敛因子, 它平衡算法在迭代过程中的探索与开发能力。当收敛因子大于 1 时, 算法进行全局探索, 迭代因子小于 1 时, 算法开始对局部进行开发, 得到精确的估计值。为了令算法在前一半的迭代中进行全局搜索, 后一半的迭代中进行精确开发, 迭代因子的取值常为一个由 2~0 的递减函数。根据文献[15], SSA 所取的收敛因子 c_1 的表达式如式(11)所示。

$$c_1 = 2e^{-(4l/l_{\max})^2} \quad (11)$$

其中, l 为当前迭代次数, l_{\max} 为最大迭代次数。

3.1.3 追随者位置更新 SSA 中, 追随者不存在随机运动, 而是呈链状顺次跟随移动, 因此追随者的位置只和它的初始位置、运动速度、运动过程中的加速度有关, 运动方式符合牛顿运动定律, 因此追随者的运动距离 R 可以表示为

$$R = \frac{1}{2}at^2 + v_0t \quad (12)$$

在优化迭代过程中, 时间 t 即为迭代次数的差值, 因此 $t = 1$; v_0 为追随者初始速度, 在每次迭代开始时, 追随者速度均为 0; a 为追随者在一次迭代开始到该次迭代结束之间的加速度, 计算公式为 $a = (v_{\text{final}} - v_0)/t$, 由于追随者只跟随紧挨自己的前一个樽海鞘运动, 因此运动速度 $v_{\text{final}} = (X_d^{m-1} - X_d^m)/t$ 。其中已知 $t = 1$, $v_0 = 0$, 因此,

$$R = \frac{1}{2}(X_d^{m-1} - X_d^m) \quad (13)$$

故, 追随者更新遵循如式(14):

$$X_d^{m'} = X_d^m + R = \frac{1}{2}(X_d^m + X_d^{m-1}) \quad (14)$$

其中, X_d^m 是更新前第 m 个追随者第 d 维的位置, $X_d^{m'}$ 是更新后的追随者位置。

3.2 算法步骤

在实际的定位问题中, 搜索范围很大, 为了使 SSA 前期搜索过程中有更好的全局性和随机性, 本文选取一个以上的领导者进行搜索, 领导者越多, 算法的随机性越强, 但算法稳定性也会降低, 因此为了兼顾算法的随机性与稳定性, 选取一半的樽海鞘视为领导者。使用 SSA 进行 TDOA 定位的具体步骤如下:

(1)初始化种群。根据搜索空间每一维的上界与下界, 利用式(9)初始化一个规模为 $N \times D$ 的樽海鞘群。

(2)计算初始适应度。利用式(8)计算 N 个樽海鞘的适应度值。

(3)选定食物。由于实际定位时我们不知道目标(即食物)的位置, 因此, 将樽海鞘群按照适应度值进行排序, 排在首位的适应度最优的樽海鞘的位置设为当前食物位置。

(4)选定领导者与追随者。选定食物位置后, 群体中剩余 $N - 1$ 个樽海鞘, 按照樽海鞘群体的排序, 将排在前半的樽海鞘视为领导者, 其余樽海鞘视为追随者。

(5)位置更新。首先根据式(10)更新领导者的位置, 再根据式(14)更新追随者的位置。

(6)计算适应度。计算更新后的群体的适应度,

将更新后的每个樽海鞘个体的适应度值与当前食物的适应度值进行比较, 若更新后樽海鞘的适应度值优于食物, 则以适应度值更优的樽海鞘位置作为新的食物的位置。

重复步骤(4)~步骤(6), 直到达到一定迭代次数或适应度值达到终止门限, 满足终止条件后, 输出当前的食物位置作为目标的估计位置, SSA 定位流程图如图 1 所示。

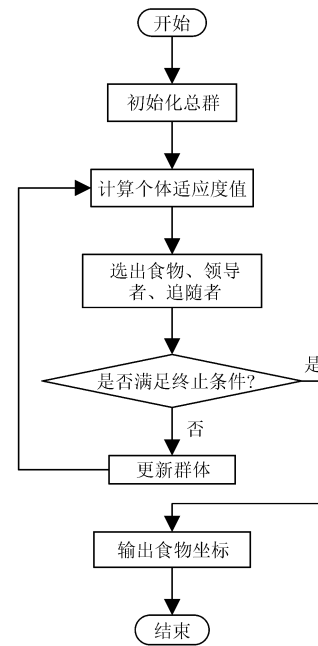


图 1 樽海鞘群算法定位流程图

4 仿真实验及分析

本节通过仿真实验验证 SSA 在 3 维多站时差定位模型下的性能, 仿真场景设置如下: 3 维空间中存在呈 Y 形分布的 4 个观测站, 观测站位于地平面, 其中主站位于 $S_1 = [0 \ 0 \ 0]$ km, 3 个辅站分别位于 $S_2 = [0 \ 10 \ 0]$ km, $S_3 = [-7 \ -7 \ 0]$ km, $S_4 = [7 \ -7 \ 0]$ km。

4.1 实验 1

为了比较 SSA, PSO 和 IPSO 在多站时差定位中的收敛特性进行仿真实验。仿真条件设置为算法种群规模均为 30, 目标坐标 $M = [80 \ 50 \ 25]$ km, 最大迭代次数为 500。由于在整个迭代过程中, 适应度函数值变化幅度很大, 为了清楚地对比各算法适应度在迭代中收敛的情况, 分别观察第 10~100, 250~300, 450~500 次迭代的收敛曲线情况。

由图 2 可以看出, 在 500 次迭代中, 3 种算法都能够成功的收敛。由图 2(a)可以看出, PSO 与 IPSO 前期收敛速度比 SSA 更快, 这样虽然可以令

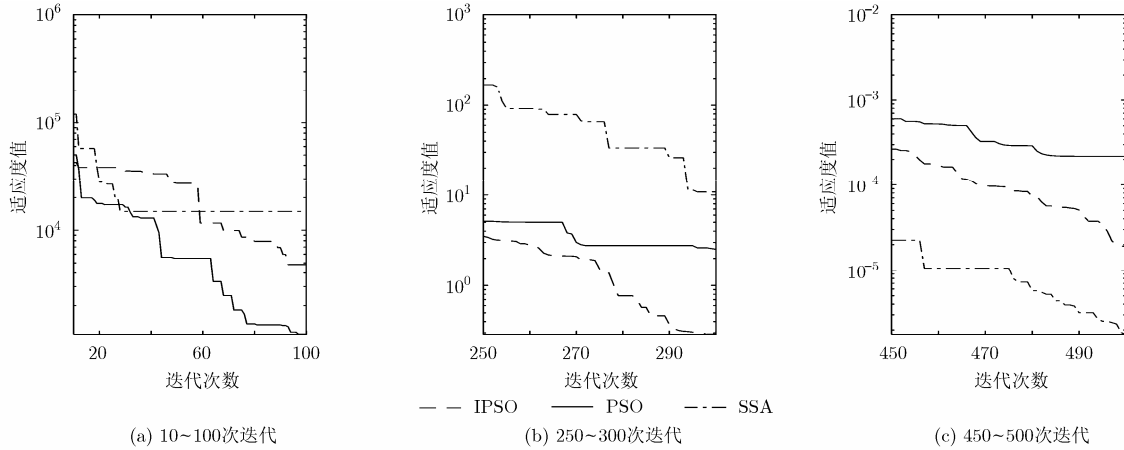


图 2 算法收敛曲线

算法更快地得到定位结果，但这一特点会导致算法更容易陷入局部极值。在这一点上 SSA 明显优于其他二者。根据图 2(b)可以看出，在迭代中期，PSO 与 IPSO 已经收敛到了很小的值，SSA 的适应度值明显较大，但是 SSA 的收敛速度依然很快，PSO 与 IPSO 的收敛速度已经逐渐趋于平缓。图 2(c)所示，到了迭代后期，SSA 的适应度值已经低于 PSO 与 IPSO。

另外，在实验过程中，PSO 与 IPSO 常常会出现不收敛的情况，这是由于算法中存在控制粒子运动速度的参数，速度参数的设置对算法的搜索与收敛能力的影响很大，但在实际情况中很难找到最好的速度参数来配合实际观测空间，因此 PSO 与 IPSO 的控制难度更高。

4.2 实验 2

为了验证 SSA 在 TDOA 定位中的稳健性，在不同目标位置的情况下采用 Monte-Carlo 仿真分别统计 SSA, PSO 和 IPSO 的定位正确率。仿真条件设置为观测范围为上界 $\mathbf{ub} = [120 \ 120 \ 50]$ km，下界 $\mathbf{lb} = [-120 \ -120 \ 0]$ km 的长方体空间，最大迭代次数 500 次，算法种群规模 30，在无误差的条件下对不同目标分别进行 5000 次 Monte-Carlo 实验，设目标估计值距离真实值的误差超过 20 m 即为错误，统计定位准确率如表 1。

由表 1 数据可以看出，在目标距离观测站较近

表 1 不同算法的定位正确率(%)

目标坐标(km)	SSA 定位正确率	PSO 定位正确率	IPSO 定位正确率
[50 50 25]	100.0	99.6	99.6
[75 75 25]	99.8	96.7	98.6
[100 100 25]	99.9	86.4	88.0
[119 119 25]	99.8	15.7	25.6

时，PSO 与 IPSO 定位正确率均在 99.6%左右，但是随着目标距离边界越来越远，定位正确率也随之降低。由于 IPSO 采用线性权重，随着迭代次数的增加，惯性权重的值随之减小，使个体的移动步长减小，故算法后期的收敛性要优于 PSO，因此 IPSO 的稳定性更优于 PSO。当目标位于观测范围边界附近时，由于两种算法的更新机制都是令所有个体都向着当前最优值方向进行随机的位置更新，在使算法有了很强的随机性和搜索性的同时，也大大增加了粒子越过全局最优值收敛至局部最优值的可能性，定位准确率很低。

而 SSA 算法采用特有的更新机制，使 SSA 可以在每一次迭代中都保有一部分个体不随机运动，降低了群体总的随机性和活跃度，使 SSA 错过最优值、陷入局部极值的概率大大降低。在相同实验条件下，SSA 算法对所给的 4 个目标均有很高的准确率，对边界附近的目标，算法性能依然十分稳定。根据表 1 的实验结果可以看出，SSA 算法的定位准确率十分稳定，稳健性远优于其他两种算法。

4.3 实验 3

为了验证 SSA 在 TDOA 定位中的定位精度，在不同时差测量误差下对 SSA, PSO, IPSO 进行 Monte-Carlo 仿真统计，并将统计结果与克拉美罗界进行对比。仿真条件设置为算法种群规模均为 30，时差噪声方差 σ_t^2 ， c 为电磁波传播速率，时差测量值由真实值加上零均值高斯白噪声产生，最大迭代次数 500 次。根据实际观测环境中观测站的作用距离，设远场辐射源坐标为 $\mathbf{M} = [80 \ 50 \ 25]$ km，近场辐射源坐标为 $\mathbf{M} = [10 \ 15 \ 5]$ km。

根据图 3 的实验结果可以看出，对远场目标定位，SSA 算法的定位误差小于其余两种算法，在误差功率在 -15 ~ 15 dB 范围内可以很好地贴近克拉

美罗界。另外, PSO 与 IPSO 的参数很多, 粒子的最大速度、权重因子的值要配合实际观测范围进行选取, 很难选到最合适的取值, 而 SSA 算法仅需控制 1 个收敛因子, 个体的运动与更新是根据观测空间的边界值进行控制的, 降低了算法的控制难度, 同时能够达到更高的定位精度。

根据图 4 的实验结果可以看出, 在实验所选取的误差范围内, 3 种算法都没有出现在误差达到某一门限值时定位精度急剧变差的现象, 算法的定位误差随着时差误差的增加平稳增大。对近场目标定位, SSA 算法的定位误差在时差误差功率在 $-15 \sim 15$ dB 范围可以贴近克拉美罗界, 其余两种算法的定位误差略高于 SSA 算法。

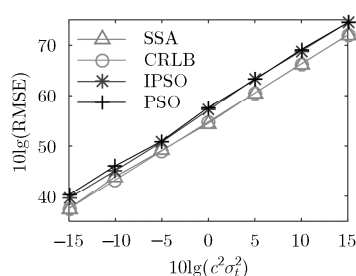


图3 远场定位误差曲线

5 结论

本文将 SSA 应用在 TDOA 定位的非线性问题求解中, 改善了利用其他智能优化算法定位时易出现的陷入局部极值、探索行为与开发行为不平衡、控制参数过多等问题。由于 SSA 特有的更新机制, 使算法的稳健性远优于 PSO 与 IPSO, 在搜索边界附近依旧可以收敛至目标位置, 通过进行 5000 次 Monte-Carlo 实验对定位正确率进行统计, 实验结果验证了 SSA 具有突出的稳定性。SSA 在误差较大的情况下定位性能稳定, 更适用于实际应用。并且在同等实验条件下, 相比于 PSO 与 IPSO, SSA 的定位精度更高, 控制参数更少, 性能更加稳定。

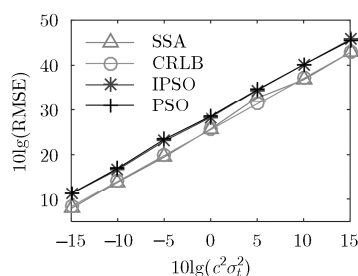


图4 近场定位误差曲线

参考文献

- [1] 田中成, 刘聪锋. 无源定位技术[M]. 北京: 国防工业出版社, 2015: 264-265.
TIAN Zhongcheng and LIU Congfeng. Passive locating technology[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2015: 264-265.
- [2] FOY W H. Position-location solutions by Taylor-series estimation[J]. *IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems*, 2007, AES-12(2): 187-194. doi: 10.1109/TAES.1976.308294.
- [3] 房嘉奇, 冯大政, 李进. TDOA 中的修正牛顿及泰勒级数方法[J]. 西安电子科技大学学报, 2016, 43(6): 27-33. doi: 10.396/j.issn.1001-2400.2016.03.005.
FANG Jiaqi, FENG Dazheng, and LI Jin. Research on modified Newton and Taylor-series methods in TDOA[J]. *Journal of Xidian University*, 2016, 43(6): 27-33. doi: 10.396/j.issn.1001-2400.2016.03.005.
- [4] 邓兵, 孙正波, 杨乐, 等. 带目标高度约束信息的 TOA 无源定位[J]. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2017, 44(3): 133-137. doi: 10.3969/j.issn.1001-2400.2017.03.023.
DENG Bing, SUN Zhengbo, YANG Le, et al. Geolocation of a known altitude object using TOA measurements[J]. *Journal of Xidian University*, 2017, 44(3): 133-137. doi: 10.3969/j.issn.1001-2400.2017.03.023.
- [5] 冯奇, 曲长文, 李廷军. 基于约束加权最小二乘的无源定位闭式解算方法[J]. 系统工程与电子技术, 2017, 39(2): 263-268. doi: 10.3969/j.issn.1001-506X.2017.02.05.
FENG Qi, QU Changwen, and LI Tingjun. Closed-form solution for passive location based on constrained weighted least squares[J]. *System Engineering and Electronics*, 2017, 39(2): 263-268. doi: 10.3969/j.issn.1001-506X.2017.02.05.
- [6] 赵拥军, 赵勇胜, 赵闯. 基于正则化约束总体最小二乘的单站 DOA-TDOA 无源定位算法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(9): 2336-2343. doi: 10.11999/JEIT151379.
ZHAO Yongjun, ZHAO Yongsheng, and ZHAO Chuang. Single-observer passive DOA-TDOA location based on regularized constrained total least squares[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(9): 2336-2343. doi: 10.11999/JEIT151379.
- [7] QU Xiaomei and XIE Lihua. An efficient convex constrained weighted least squares source localization algorithm based on TDOA measurements[J]. *Signal Processing*, 2016, 119(C): 142-152. doi: 10.1016/j.sigpro.2015.08.001.
- [8] 曲付勇, 孟祥伟. 基于约束总体最小二乘方法的到达时差到达频差无源定位算法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(5): 1075-1081. doi: 10.3724/SP.J.1146.2013.01019.
QU Fuyong and MENG Xiangwei. Source localization using TDOA and FDOA measurements based on constrained total least squares algorithm[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(5): 1075-1081. doi: 10.3724/

- /SP.J.1146.2013.01019.
- [9] YIN Jihao, WAN Qun, YANG Shiwen, *et al.* A simple and accurate TDOA-AOA localization method using two stations [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2015, 23(1): 144–148. doi: 10.1109/LSP.2015.2505138.
- [10] WEI Yuanyuan and YAO Jinjie. Application on target localization based on adaptive particle swarm optimization algorithm[C]. 2010 6th International Conference on Wireless Communications Networking and Mobile Computing. Chengdu, China, 2010: 1245–1254.
- [11] KENNETH W K, ZHENG Jun, and So HC. Particle swarm optimization for time-difference-of-arrival based localization [C]. Signal Processing Conference, Wielkopolskie, Poland, 2007: 414–417.
- [12] MAJA Rosi, MIRJANA Simie, and PETAR Luki. TDOA approach for target localization based on improved genetic algorithm[C]. Telecommunications Forum, 2016 24th, Serbia, 2017: 1–4.
- [13] GAO Lipeng, SUN Heng, and LIU Menguan. TDOA collaborative localization algorithm based on PSO and Newton iteration in WGS-84 coordinate system[C]. International Conference on Signal Processing, Chengdu, China, 2017: 1571–1575.
- [14] DAVID H W and WILLIAM G M. No free lunch theorems for optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1997, 1(1): 67–82. doi: 10.1109/4235.585893.
- [15] SEYEDALI M, AMIR H G, SEYEDEH Z M, *et al.* Salp Swarm Algorithm: A bio-inspired optimizer for engineering design problems[J]. *Advances in Engineering Software*, 2017, 114(1): 163–191. doi: 10.1016/j.advengsoft.2017.07.002.
- 陈 涛： 男，1974年生，教授，博士生导师，研究方向为宽带信号检测、处理与识别。
- 王梦馨： 女，1994年生，硕士生，研究方向为宽带信号检测、无源定位。
- 黄湘松： 女，1980年生，讲师，研究方向为无源定位，语音、图像信号处理。