

# TDOA Cooperative Location Method Based on Improve Sparrow Search Algorithm

Zhongliang Deng<sup>1</sup>, Lei Ming<sup>1</sup>, Xinyu Zheng<sup>1</sup>

1. School of Electronic Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing, China

1. leiming@bupt.edu.cn

**Abstract:** When the wireless location information is known, the location algorithm determines the limit of wireless location. In view of the problems that the existing location algorithm has to improve the solution accuracy and low calculation efficiency, this paper proposes a Chan collaborative location method based on improved sparrow search algorithm (ISSA). Considering the random error of terminal positioning information, a TDOA positioning model is established, the initial positioning solution of the terminal is estimated by the Chan algorithm, and the initial solution is introduced into the SSA to relocate the terminal, so that the SSA is distributed near the initial solution, so as to reduce the number of iterations of the algorithm, avoid the algorithm falling into local optimization and minimize the positioning error. Simulation analysis and experimental results show that in various channel environments, the root mean square error (RMSE) of the proposed algorithm is less than that of the traditional Chan algorithm, Chan-pso and SSA, and the convergence speed is also better than SSA and Chan-pso.

**Keywords:** positioning; Improve Sparrow search algorithm; CHAN; TDOA; PSO

## 基于改进型麻雀搜索算法的 TDOA 协同定位方法

邓中亮<sup>1</sup>, 雷鸣<sup>1</sup>, 郑心雨<sup>1</sup>

1. 北京邮电大学, 北京, 中国, 100876

1. leiming@bupt.edu.cn

**【摘要】**在无线定位信息已知的情况下, 位置解算算法决定了无线定位的极限。针对现有的位置解算算法存在解算精度较差和计算效率低等问题, 本文提出一种基于改进型麻雀搜索优化算法 (Improve Sparrow Search Algorithm, ISSA) 的 CHAN 协同定位方法。在考虑到终端定位信息存在随机误差的状况下, 建立 TDOA 定位模型, 通过 CHAN 算法估算出终端的初始定位解, 在 ISSA 中引入初始解对终端进行重新定位, 使 ISSA 在初始解附近分布, 从而减少算法的迭代次数, 并且避免了算法陷入局部最优, 使定位误差最小化。仿真分析与实验结果表明, 在各种信道环境下, 本文所提算法的均方根误差 (RMSE) 均小于传统的 CHAN 算法、CHAN-PSO 以及 SSA 的均方根误差, 而且收敛速度也优于 SSA 和 CHAN-PSO。

**【关键词】**定位; 改进型麻雀搜索算法; CHAN; TDOA; PSO

# 1 引言

近年来,随着无线定位技术的迅速发展,基于位置的服务(Location Based Service,LBS)例如:室内商场导航定位、车载导航系统等已经成为研究的热点方向<sup>[1]</sup>。这些服务在室外环境可以通过导航卫星进行导航追踪,但是卫星导航系统在室内或者复杂建筑物遮挡区域的定位结果却不尽人意。而且有研究表明,人们每天平均有20小时是在室内进行活动,如工作、生活、购物、娱乐等<sup>[2]</sup>。随着现代化城市建设的不断推进,人们对位置服务的研究慢慢地从室外空间转向了室内空间<sup>[3]</sup>。

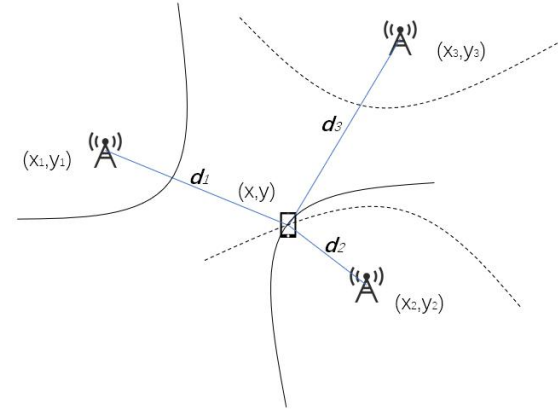
基于到达时间差(Time Difference of Arrival,TDOA)的定位方法因为具有较好的实用性、易于实现等优点,备受关注。当前,常见的TDOA解算方法包括最小二乘法(LS)、泰勒(Taylor)算法、Fang算法和CHAN算法等<sup>[4-6]</sup>。文献<sup>[7]</sup>采用了CHAN-Taylor协作定位方法,让每个基站参与定位,从而提高定位的精度,但产生了大量冗余数据。另外,一些智能优化算法也应用到TDOA定位中,文献<sup>[8]</sup>提出了一种改进的粒子群搜索算法,该方法通过粒子群算法对TDOA参数进行重新估计,相对于传统的定位方法,定位性能提升明显,但是易于使定位结果陷入局部最优,不能达到全局最优点。文献<sup>[9]</sup>提出一种梯度自由化的布谷鸟搜索算法,该方法拥有较好的全局搜索功能,而且收敛速度较快,但是该算法的终端位置是已经确定的,此条件在现实场景中很难满足。文献<sup>[10]</sup>将PSO算法与偏最小二乘法(PLS)相结合,采用PLS对TDOA参数进行初步位置估计,得到一个预估位置,将预估位置作为PSO算法的初值,得到终端的最终估计结果,该方法相对提高了粒子群的收敛速度,但对于参数要就较高,在较大噪声的情况下,定位精度下降明显。

麻雀搜索算法(Sparrow Search Algorithm,SSA)是Xue和Shen<sup>[11]</sup>提出的一种新型群体智能优化算法。SSA与其他群体智能优化算法相比,拥有鲁棒性强、高精度、稳定、收敛时间短等优点,但是SSA在搜索中有向原点聚集的趋势,因此搜索结果在原点附近时,SSA有着优秀的性能,然而对于绝大多数场景,最优解的位置并不在原点周围。因此,本文提出一种改进型的麻雀搜索算法(ISSA),ISSA增强了搜索的能力,在全局范围中都表现优秀,符合定位的需求。为了进一步提高ISSA的效率,本文提出一种CHAN和ISSA(CHAN-ISSA)协同定位方法。从仿真实验可以看出,相比于CHAN、CHAN-PSO算法,本文所提出的CHAN-ISSA算法,收敛精度更高,较准确解算出终

端位置。本文第二章介绍了TDOA定位模型、CHAN算法以及麻雀搜索算法原理;第三章阐述了改进型麻雀搜索算法的原理和特点以及CHAN-ISSA算法的具体流程;第四章为仿真分析和实验部分;第五章是结论及对未来研究方向的展望。

## 2 TDOA 定位模型与定位解算算法

### 2.1 TDOA定位模型



基于到达时间差(TDOA)定位模型的原理,如图1所示。

Figure 1. TDOA two dimensional positioning principle diagram

图 1. TDOA 二维定位原理图

终端坐标位置为 $(x, y)$ ,第 $i$ 个基站的实际位置是 $(x_i, y_i)(i = 1, \dots, N)$ 。 $d_i$ 是终端到第 $i$ 个基站的距离 $(i = 1, 2, \dots, N)$ 。 $\Gamma_{i,1}$ 是其他基站到达时间与1号基站的到达时间差 $(i = 2, 3, \dots, N)$ , $\Gamma_{i,1} = t_i - t_1 + N_{\text{noise}}$ , $t_i$ 表示第 $i$ 个基站的到达时间, $N_{\text{noise}}$ 为系统的测量误差,服从 $(0, \sigma^2)$ 的正态分布。现已知光速 $c$ ,那么就可以得出终端到第 $i$ 个基站的距离与第1个基站之间的距离差:

$$\Delta d_{i,1} = c\tau_{i,1} \#(1)$$

$\Delta d_{i,1}$ 也可以由终端到不同基站的距离差间接得到:

$$\begin{cases} \Delta d_{2,1} = \sqrt{(x-x_2)^2 + (y-y_2)^2} - \sqrt{(x-x_1)^2 + (y-y_1)^2} \\ \Delta d_{3,1} = \sqrt{(x-x_3)^2 + (y-y_3)^2} - \sqrt{(x-x_1)^2 + (y-y_1)^2} \end{cases} \#(2)$$

式(2)中 $\Delta d_{i,1} = d_i - d_1$ ,通过式(1)与式(2),我们可以得到待测终端的估计位置,然而式(1)中的 $\Gamma_{i,1}$ 是一个有误差的时间信息,这将导致位置估计出现偏差。

### 2.2 基于CHAN算法的定位方法

CHAN算法是一种依据TDOA测量值预估终端位置的可行研究办法,该算法利用加权最小二乘法进行坐标位置预测,当TDOA系统误差服从高斯分布时,

CHAN 算法可以达到较好的定位结果。

假设 $(x,y)$ 为终端的实际位置,  $(X_i,Y_i)$ 为第  $i$  个基站的实际位置 ( $i = 1, 2, 3, \dots, N$ ),  $d_{i,1}$ 为终端到第  $i$  个基站的距离。

$$d_{i,1}^2 = (x_i - x)^2 + (y_i - y)^2 \quad (3)$$

$$d_{i,1} = d_i - d_1 \quad (4)$$

将式(3)与式(4)处理后得:

$$x_{i,1}x + y_{i,1}y + d_{i,1}d_1 = \frac{1}{2}(U_i - U_1 - d_{i,1}^2) \quad (5)$$

式(5)中,  $U_i = x_i^2 + y_i^2$ ,  $x_{i,1} = x_i - x_1$ ,  $y_{i,1} = y_i - y_1$ 。把 $x, y, d_i$ 当作自变量, 令 $Z_\alpha = (x, y, d_1)^T$ 则式(5)可化为线性方程组:

$$G_\alpha Z_\alpha = h \quad (6)$$

$$\text{式中, } G_\alpha = \begin{pmatrix} x_{2,1} & y_{2,1} & d_{2,1} \\ x_{3,1} & y_{3,1} & d_{3,1} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{N,1} & y_{N,1} & d_{N,1} \end{pmatrix}$$

$$, h = -\frac{1}{2} \begin{pmatrix} -U_2 + U_1 + d_{2,1}^2 \\ -U_3 + U_1 + d_{3,1}^2 \\ \dots \\ -U_N + U_1 + d_{N,1}^2 \end{pmatrix}$$

令 $Z_\alpha^0$ 为标准值, 那么式(6)的误差可以写为:

$$\text{error} = e = h - G_\alpha Z_\alpha \quad (7)$$

假设 $\text{error}$ 近似服从正态分布, 并有协方差矩阵 $\psi$ , 那么有

$$\psi = E(ee^T) = c^2 B Q B \quad (8)$$

式(8)中,  $B = \text{diag}\{d_2, d_3, \dots, d_N\}$ ,  $Q$ 为服从高斯分布的噪声协方差矩阵。

利用最小二乘法求解方程:  $G_\alpha^T G_\alpha Z_\alpha = G_\alpha^T h$ , 假设 $x, y, d_1$ 相互独立, 有 $(G_\alpha^T \psi G_\alpha) Z_\alpha = G_\alpha^T \psi h$  则 $Z_\alpha$ 的 wls 为:

$$Z_\alpha = (G_\alpha^T \psi^{-1} G_\alpha)^{-1} G_\alpha^T \psi^{-1} h \quad (9)$$

当终端与基站距离较远时, 将 $\psi$ 替换为 $Q$ , 得到:  $Z_\alpha \approx \tilde{Z}_\alpha = (G_\alpha^T Q^{-1} G_\alpha)^{-1} G_\alpha^T Q^{-1} h$ , 利用 $Z_\alpha$ 可以得到 $B$ 矩阵, 从而获得 $\psi$ 的值, 最后带入式(9)得到 $Z_\alpha$ 的第一次估计值。在得出第一次估计值的基础上, 再进行一次加权最小二乘法计算就可得出最终的 CHAN 方法解算的预估位置。

### 2.3 麻雀搜索算法

在麻雀搜索算法(SSA)中, 整个麻雀种群被划分为:

寻觅者和跟随者。寻觅者的任务是搜索食物、为跟随者提供觅食方向和觅食地点, 寻觅者在种群中占比在 10%~20%。跟随者会观察寻觅者的动作, 与之竞争食物, 成为新的寻觅者, 整个种群除了寻觅者, 其余的都是跟随者。此外, 种群中还存在一些可以意识危险, 警惕捕食者并发出警告的预警者, 当其遇见危险时, 就会飞往其他更加安全的区域, 预警者在种群中占比在 10%~20%。

在一个  $D$  维的目标搜索空间中, SSA 生成  $M$  只麻雀, 第  $i$  只麻雀的坐标位置满足 $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, x_{i2}, \dots, x_{iD}]$  ( $i = 1, 2, 3, \dots, M$ ),  $x_{iD}$ 表示第  $i$  只麻雀在第  $D$  维的坐标位置。寻觅者的位置更新公式如下所示:

$$X_{ij}^{t+1} = \begin{cases} X_{ij}^t \exp\left(\frac{-i}{\beta T}\right), & R_0 < ST \\ X_{ij}^t + QL, & R_0 \geq ST \end{cases} \quad (10) \text{其中: } X_{ij}^t \text{为麻雀 } i$$

在第  $t$  次迭代时第  $j$  维的位置 ( $t = 1, 2, 3, \dots, T$ ,  $j = 1, 2, 3, \dots, D$ );  $\beta \in (0, 1]$  是一个随机数;  $T$  是最大的迭代次数;  $R_0$  在 0 到 1 之间, 表示麻雀种群的预警值,  $ST$  在 0.5 到 1 之间, 一般取 $R_0 = 0.8$ , 表示种群的安全阈值;  $R_0 < ST$  表示麻雀种群没有发现捕食者, 寻觅者可以进行广泛搜索,  $R_0 > ST$  表示预警者发现捕食者, 释放警惕信号, 种群将要移到安全区域。  $Q$  是一个服从高斯分布的随机数,  $L$  为 1 行  $d$  列的全 1 矩阵。

跟随者的位置更新公式如下所示:

$$X_{ij}^{t+1} = \begin{cases} Q \exp\left(\frac{X_{worst}^t - X_{ij}^t}{i^2}\right), & i > \frac{N}{2} \\ X_p^{t+1} + |X_{ij}^t - X_p^{t+1}| A^+ L, & i \leq \frac{N}{2} \end{cases} \quad (11)$$

其中:  $X_{worst}$  是麻雀种群的全局最差位置,  $X_p$  是寻觅者所搜索到的最好位置,  $A$  是一个 1 行  $d$  列的矩阵, 元素随机分配为 -1 或 1,  $A^+ = A^T(AA^T)^{-1}$  表示麻雀飞寻的方向。当  $i > N/2$  时, 表明第  $i$  个跟随者获得的食物不够, 处于饥饿状态, 为了获得更多的食物, 该跟随者将飞到其他地方觅食, 其寻找的下一位置符合标准正态分布。当  $i < N/2$  时, 表明第  $i$  个跟随者将在当前全局最优位置 $X_p$ 周围寻找一个位置进行觅食。

预警者的位置更新公式如下所示:

$$X_{ij}^{t+1} = \begin{cases} X_{best}^t + \beta |X_{ij}^t - X_{best}^t|, & f_i > f_g \\ X_{ij}^t + K \left[ \frac{|X_{ij}^t - X_{worst}^t|}{(f_i - f_w) + \varepsilon} \right], & f_i = f_g \end{cases} \quad (12)$$

其中:  $\beta$  是一个服从正态分布的随机数, 它可以控制

麻雀飞行的因子;  $X_{best}^t$  表示全局最优位置;  $K$  是在  $-1$  和  $1$  之间的一个随机数;  $\varepsilon$  是不为  $0$  的常数, 用来避免分母为零的情况;  $f_i$  是第  $i$  只麻雀的适应度,  $f_g$  为全局最优适应度,  $f_w$  为全局最差适应度。当  $f_i > f_g$  时, 表示当前麻雀处于种群的外围, 为避免受到攻击, 它会向中兴聚集; 当  $f_i = f_g$  时, 表示麻雀感受到了危险, 会向其他麻雀靠近以避免受到捕食者的攻击。

### 3 改进型麻雀搜索算法与CHAN协同定位

#### 3.1 改进的麻雀搜索算法

首先, 在寻觅者预警值小于安全阈值时, 寻觅者的位置更新由正态分布函数与指数函数决定。  $f(x) = e^{-x}$  在当  $x > 0$  时, 值域在  $(0,1)$  之间, 随自变量  $x$  的增加,  $f(x)$  收敛于  $0$ ; 且根据  $2\sigma$  原则, 标准正态分布函数  $Q$  有  $95.44\%$  的概率分布在  $[-2,2]$  之间。故当最优解在原点附近时, 麻雀搜索算法可以快速收敛, 然而实际问题具有随机性, 当最优解不在原点附近时, SSA 的性能就并不那么优越。其次, 跟随者在  $i > N/2$  时, 会在全局范围内, 进行一次位置更新, 同上一个问题相似, 它的更新位置仍然是在原点附近展开的, 不能满足其他场景的需求。为了提高 SSA 的性能, 并满足本文定位场景的需求, 本文提出一种改进型麻雀搜索算法(ISSA), 相比于 SSA, ISSA 的寻觅者公式更新为:

$$X_{ij}^{t+1} = \begin{cases} X_{ij}^t \left( 1 + k \exp\left(\frac{-i}{\beta T}\right) \right), R_0 < ST \\ X_{ij}^t + QL, R_0 \geq ST \end{cases} \quad (13)$$

ISSA 的跟随者公式更新为:

当  $i > \frac{N}{2}$  时,

$$X_{ij}^{t+1} = X_c + Q \exp\left(\frac{X_{worst}^t - X_{ij}^t}{i^2}\right) \quad (14)$$

当  $i \leq \frac{N}{2}$  时,

$$X_{ij}^{t+1} = X_p^{t+1} + \frac{1}{D} \sum_{d=1}^D (rand\{-1,1\} \cdot \gamma \cdot |X_{ij}^t - X_p^{t+1}|) \quad (15)$$

在式(13)中,  $k = 1, -1$ , 满足  $p = \frac{1}{2}$  的二项分布, 在式(14)中,  $X_c$  为一个固定值, 本文取其为CHAN解析值, 并对  $i \leq \frac{N}{2}$  时的式子做了进一步优化, 其中  $\gamma$  均匀分布在  $[0,1]$ , 如式(15)所示, 这样可以让ISSA的搜索能力精细化。

#### 3.2 协同定位算法流程

由上文可知,ISSA 在全局范围中都有着较好的搜索能力, 因此, 本文考虑将 ISSA 算法同 CHAN 算法联合起来协同定位。该算法不仅可以加快麻雀搜索算法的收敛速度, 而且最终坐标位置的精度得到进一步地提高。具体流程如图 2 所示。

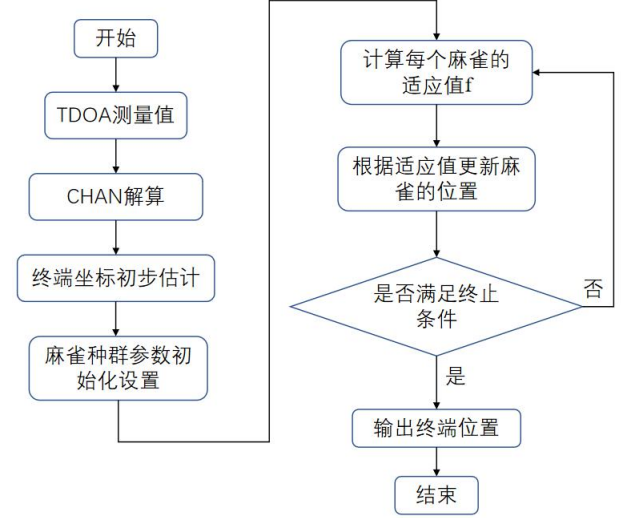


Figure 2. Flow chart of CHAN-ISSA algorithm

图 2. CHAN-ISSA 算法流程图

步骤如下:

(1) 获取一组最新的 TDOA 值, 通过 CHAN 算法结算, 计算出终端坐标初值;

(2) 将坐标初值传给 ISSA, 以坐标初值为均值, 麻雀种群正态分布在初始值附近;

(3) 初始化麻雀种群, 规定麻雀总数量、寻觅者和跟随者的比例、变量维度、预警者的选择以及最大迭代次数;

(4) 适应值  $f$  是规定要优化的目标函数, 本文选取的适应值是定位方差, 如下式所示:

$$f = f_1^2 + f_2^2 + f_3^2 \quad (16)$$

其中  $f_1 = l_2 - l_1 - r_{2,1}$ ,  $f_2 = l_3 - l_1 - r_{3,1}$ ,  $f_3 = l_4 - l_1 - r_{4,1}$ 。  $l_k$  表示麻雀当前位置到基站的距离 ( $k = 1, 2, 3, 4$ ),  $r_{k,1}$  是从硬件获取的终端到基站  $k$  与基站 1 的距离差值;

(5) 根据式(12)、式(13)、式(14)和式(15)分别更新寻觅者、跟随者以及预警者的位置;

(6) 在每一次迭代中, 对于每一个麻雀, 将它

的适应值  $f$  与已经记录过全局最优适应值作比较, 若当前适应值更好, 那么用当前适应值  $f$  替换全局最优适应值, 并且将当前位置变为全局最优位置, 保存

每一轮迭代的最佳位置和最差位置；

(7) 在全局最优适应值  $f$  小于规定的阈值，  
程

序可以提前结束，否则直到迭代达到最大迭代次数时，  
程序结束，输出终端位置。

#### 4 仿真分析与实验验证

为验证本文所提 CHAN-ISSA 算法的性能，分别采用 CHAN, SSA, CHAN-PSO 和 CHAN-ISSA 算法在 MATLAB 中建立仿真模型，考虑到室内环境的复杂性，实验分析了在 LOS(Line of Sight, LOS) 和 NLOS(Non Line of Sight, NLOS) 情况下的定位误差，并以均方根误差(RMSE)为定位精度的评价指标，RMSE 定义如下：

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x - x_i)^2 + (y - y_i)^2}{n}} \quad (17)$$

其中  $n$  表示实验次数， $(x, y)$  表示终端实际坐标。 $(x_i, y_i)$  是仿真得到的定位结果坐标。RMSE 可以量化真实值与观测量之间的偏差，当 RMSE 越小表示观测量越接近真实值，定位精度越高。仿真实验中 4 个基站的坐标为(0,4000)、(4000,4000)、(4000,0)、(0,0)，单位为厘米。

##### 4.1 基于LOS环境的仿真与分析

在 LOS 情况下，设置系统误差满足均值为 0，方差为 30 的正态分布，终端坐标为(3000,3000)。经过多次实验发现，麻雀种群数量的设置在 12 到 30 之间时，麻雀搜索都能够有效收敛，而且迭代次数都小于 50，故本次仿真设置种群规模为  $N = 20$ 、 $Max\_gen = 50$ 。CHAN-PSO 算法的参数设置：粒子规模  $N = 20$ ，最大迭代次数  $Max\_gen = 50$ ， $V_{max} = 20$ ， $V_{min} = -20$ ， $X_{max} = 10000$ ， $X_{min} = -6000$ 。CHAN-ISSA 算法的参数设置：麻雀规模  $N = 20$ ，最大迭代次数  $Max\_gen = 50$ ， $X_{max} = 10000$ ， $X_{min} = -6000$ ，寻觅者种群占比 20%，预警者种群占比 20%。进行蒙特卡洛仿真实验 1000 次。

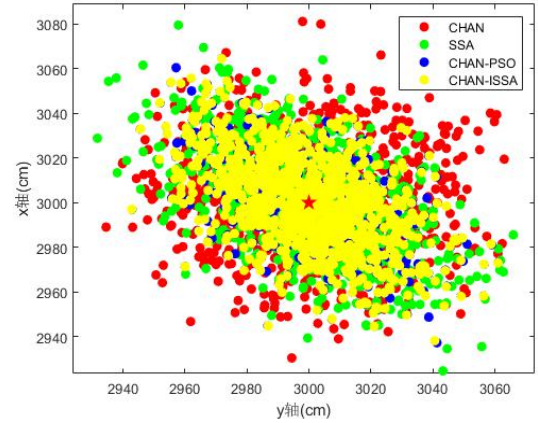


Figure 3. Distribution of location results of four algorithms

图 3.4种算法定位结果分布

CHAN-ISSA、CHAN-PSO、SSA 与 CHAN 算法的定位结果对比如图 3 所示，红色五角星是终端实际位置，从图中可以看到，红色圆点代表的 CHAN 算法结果最分散，误差也最大，绿色圆点代表的 SSA 算法结果比红色圆点相对集中，而相较于红色和绿色圆点，蓝色圆点代表的 CHAN-PSO 算法结果和黄色圆点所代表的 CHAN-ISSA 算法结果集中效果最好。这也意味着 CHAN-PSO 与 CHAN-ISSA 算法的定位精度更高。

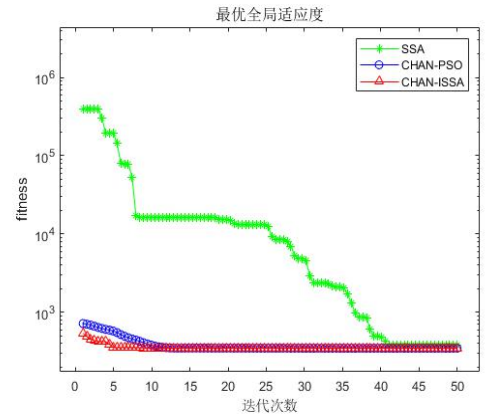


Figure 4. Comparison of convergence speed of three algorithms under LOS

图 4. LOS 情况下3种算法收敛速度对比

图 4 比较了 CHAN-ISSA、CHAN-PSO 与 SSA 算法的收敛速度，图中横坐标表示迭代次数，纵坐标是当前迭代的全局最佳适应值(fitness)，由式(16)可知，fitness 越小，表示当前位置越接近真实坐标。图中 SSA、CHAN-ISSA 曲线与 CHAN-PSO 曲线平滑程度相似，CHAN-ISSA 算法在第 8 次迭代时收敛，CHAN-PSO 算法在第 12 次迭代时收敛，SSA 算法在接近第 41 次迭代时收敛，CHAN-ISSA 的效率是 CHAN-PSO 的 1.5 倍，是 SSA 的 8 倍。



## 4.2 基于NLOS环境的仿真与分析

考虑到室内环境的复杂性，信号往往会存在 NLOS 误差干扰。文献<sup>[12]</sup>表示在不同信道环境下，NLOS 误差服从的有指数分布、高斯分布与均匀分布等，本文中采用了指数分布的 NLOS 误差模型，以 NLOS 误差距离为变量，条件概率密度函数如下：

$$f = \frac{1}{\beta} e^{\frac{-l_j^{NLOS}}{\beta}} \quad \#(18)$$

其中  $\beta = 0.15(l_j)^{0.5}$ ，且  $-l_j^{NLOS} \geq 0$ ，是 NLOS 误差距离。设置 SSA、CHAN-PSO 和 CHAN-ISSA 算法的最大迭代次数都为 50 次，如图 5 所示，对比了 1000 次实验下，CHAN、SSA、CHAN-PSO、CHAN-ISSA 算法在不同 NLOS 误差下的 RMSE。由图中折线分析计算可知：(1)对比图中 4 种算法，本文所提算法在所有的 NLOS 误差下都具有最小的 RMSE，而且相对于 CHAN 算法，本文所提算法的平均定位精度提升了约 32.02%。(2)随着非视距误差逐渐增大，CHAN 算法得到的初步定位结果偏差也越来越大，CHAN-PSO 算法的定位误差低于 CHAN 算法，SSA 算法的定位精度要高于 CHAN-PSO 算法，这是因为 PSO 算法的搜索能力有限，对定位结果优化处理的能力不足，而 SSA 算法具有优秀的全局搜索能力，从而相对快速找到更优解。(3)尽管在较高非视距误差情况下，CHAN 算法不能提供一个较准确的定位点，但是它仍能缩小 ISSA 的搜索范围，从而使 CHAN-ISSA 算法在有限的迭代次数里找到最优解，而 SSA 算法需要在全局的范围内搜索，在限制迭代次数后，SSA 的定位精度也不如本文所提算法。

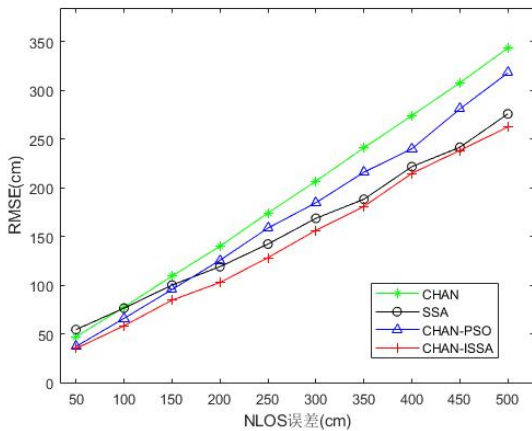


Figure 5. RMSE comparison of four algorithms

图 5. 4种算法 RMSE 对比

## 4.3 实验验证

为了进一步证实所提算法的优越性，本实验在北京邮电大学 3 号教学楼 1 层获取到 TDOA 数据。如图 6 所示，图中红色圆圈标记的是 4 个基站，其坐标分别是  $A_0(0,0)$ 、 $A_1(1970,0)$ 、 $A_2(1498,1180)$ 、 $A_3(424,900)$ ，单位为厘米，蓝色矩形标记的是接收终端。场景二维平面图如图 7 所示，图中圆形为基站，五角星表示测试点，阴影矩形是实际场景中的遮挡墙柱，图上  $x$ 、 $y$  坐标单位皆为 cm。实验中一共选取了 5 个测试点，其中 1、2 号点与 4 个基站间的通信顺畅，环境因素影响微弱，为 LOS 测试点；3 号点与  $A_3$  基站的通信受到了遮挡墙柱的干扰，4 号点与  $A_2$  基站的通信受到了遮挡墙柱的干扰，5 号点与  $A_2$  基站的通信也受到了遮挡墙柱的干扰，故 3、4、5 号点都是 NLOS 测试点。

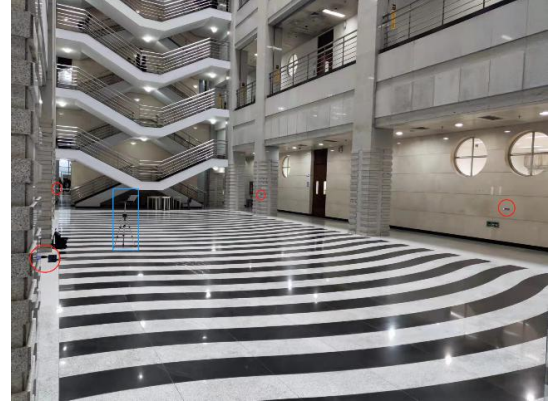


Figure 6. Experimental scene

图 6. 实验场景

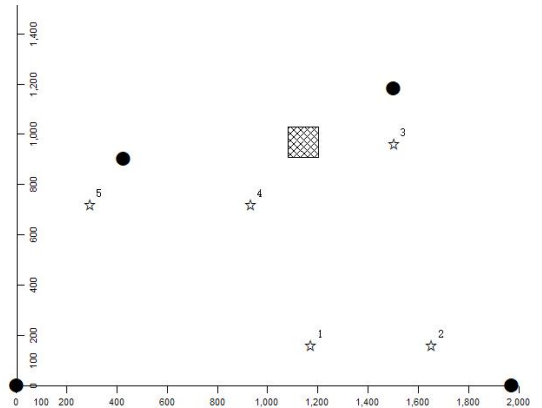


Figure 7. Scenes 2D plan

图 7. 二维平面图

实验中，对每一个测试点采集 1000 组 TDOA 数据，分别用 CHAN、SSA、CHAN-PSO 以及 CHAN-ISSA 算法进行位置解算，对解算后的结果取平均值。结果如表 1 所示，表中数据显示，实际场景中，包括 LOS 以及 NLOS，CHAN-ISSA 算法定位解算结果仍是 4

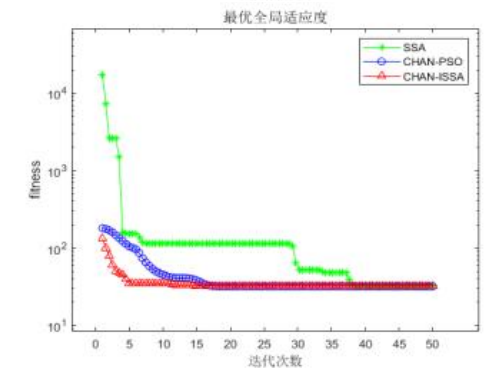
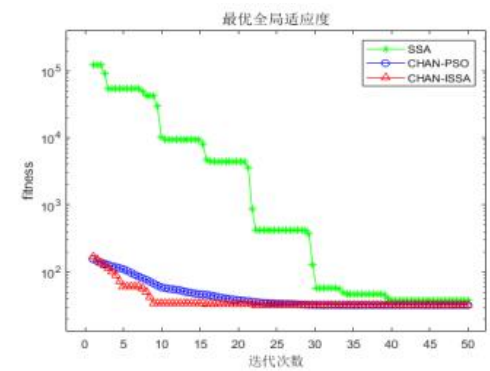
种算法中最优的。

Table 1. Experiment data and result

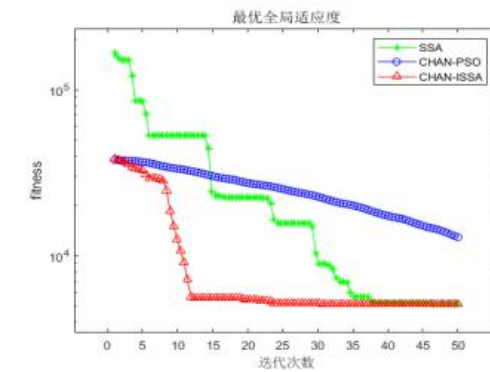
表 1.实验数据及结果

测试点	CHAN算法		SSA算法		CHAN-PSO算法		CHAN-ISSA算法	
	坐标	RMSE	坐标	RMSE	坐标	RMSE	坐标	RMSE
$T_1(1169,160)$	(1171.5,153)	7.39	(1171.1,158.9)	2.37	(1168.8,158.4)	1.61	(1169.1,158.9)	1.12
$T_2(1649,160)$	(1653.4,152.9)	8.32	(1649.8,158.5)	1.72	(1648.2,158.6)	1.66	(1647.9,159)	1.49
$T_3(1498,960)$	(1477.3,832.8)	128.86	(1509.4,932.2)	30.09	(1503.8,880.7)	79.49	(1509.1,933.3)	28.88
$T_4(929,720)$	(947.7,673.3)	50.3	(944,671.1)	51.2	(944.5,672.5)	49.9	(943.1,675.5)	46.7
$T_5(289,720)$	(332.3,701.7)	46.98	(326,714.7)	37.4	(330.6,709.8)	42.8	(321.4,717.6)	32.5
平均误差		48.37		24.56		35.1		22.14

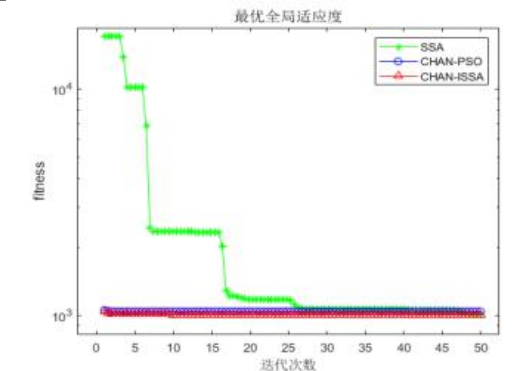
(a) . Comparison of iteration speed of the first point



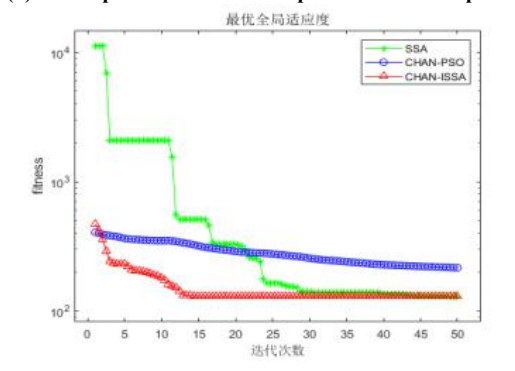
(b) . Comparison of iteration speed of the second point



(c) Comparison of iteration speed of the third point



(d) . Comparison of iteration speed of the fourth point



(e) Comparison of iteration speed of the fifth point

Figure 8.Comparison diagram of iteration speed

图 8. 迭代速度对比图

图8是3种算法在5个测试点的收敛速度对比，图(a)、(b)表示测试点1、2处算法收敛速度对比，因为1、2测试点处在LOS环境下，因此CHAN-PSO和CHAN-ISSA表现相对较好，其中CHAN-ISSA不仅精度高，收敛速度也是最快的。图(d)中，因为CHAN算法的加持，CHAN-PSO和CHAN-ISSA很早就到达了收敛。图(c)和(e)中CHAN-ISSA算法在第15次迭代左右开始收敛，它的效率相对SSA提高约两倍，而CHAN-PSO有聚合缓慢的特点，在误差增大时，这一缺点也被暴露出来，这也验证了仿真

分析中,当NLOS增大时,CHAN-PSO的精度骤降的现象。

## 5 结论

本文将无线信号定位问题,转化为目标函数寻优问题,建立了以优化后的定位误差方差为目标函数的寻优模型。利用CHAN算法对TDOA信号进行处理,获取初步位置坐标,然后利用改进的麻雀搜索算法对初步定位结果进行优化,该协同定位算法的可以明显加快SSA的收敛,并且提高CHAN算法的精度。通过仿真与实验,在LOS环境下,本文算法与CHAN-PSO算法相比,定位精度几乎相同,但收敛速度明显加快;在NLOS环境下,本文算法与CHAN算法相比,定位精度提升约32.02%,收敛速度亦是优于CHAN-PSO与SSA。

虽然本文所提算法定位效果相比于传统的CHAN算法、寻优算法SSA和结合的CHAN-PSO算法表现更好,但是NLOS误差对定位结果的影响仍然比较大,如何减弱NLOS误差也成为了作者进一步的研究方向。

## References (参考文献)

- [1]Li Lin,Wang Wei,Tan Yongbin,Mao Kai.Survey on Standardization of navigatiuon and LBS Key T echnology[J].Bulletin of Surveying and Mapping,2014(05):95-98+126.  
李霖,王伟,谭永滨,毛凯.导航与LBS关键技术标准化研究进展[J].测绘通报,2014(05):95-98+126.
- [2]M. Worboys. Modeling indoor space [C] ACM Sigspatial International Workshop on Indoor Spatial Awareness , New York: Association for Computing Machinery, 2011.
- [3]Rao Wenli.Overview of Indoor 3D Positioning Classification,Methods and Techniques[J]. Geomatics & Spatial Information Technology,2021,44(03):164-169.  
饶文利.室内三维定位分类、方法、技术综述 [J]. 测绘与空间地理信息,2021,44(03):164-169.
- [4]HO K C, WENWEI X. An Accurate Algebraic Solution for Moving Source Location Using TDOA and FDOA Measurements [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2004, 52(9): 2453-2463.
- [5]Chen Lei,Wang Feifei,Jiao Liangbao, Cao Xuehong. UWB Location Algorithm Based on Least Square and Taylor Series[J]. Informatization Research,2017,15(05):752-755.  
陈磊,王菲菲,焦良葆,曹雪虹.基于最小二乘和泰勒级数的超宽带定位算法[J].信息化研究,2020,46(02):30-35.
- [6]Chen Sihan. TDOA indoor location technology based on Fang algorithm[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology,2017,15(05):752-755.  
陈思翰.基于Fang算法的TDOA室内定位技术[J].太赫兹科学与电子信息学报,2017,15(05):752-755.
- [7]Sun Dingming. Studyon UWB Location Algorithm for Indoor Complex Environment Based on CHAN-Taylor[D].Nanjing University of Posts and Telecommunications,2019  
孙顶明. 基于CHAN-Taylor的室内复杂环境UWB定位算法研究[D].南京邮电大学,2019.
- [8]Le, Tan N., Jaewoon Kim, and Yoan Shin. TDOA localization based on particle swarm optimization in UWB systems.IEICE transactions on communications 94.7 (2011): 2013-2021.
- [9] Abd El Aziz M. Source localization using TDOA and FDOA measurements based on modified cuckoo search algorithm[J]. Wireless Networks, 2017, 23(2): 487-495.
- [10] Gong Xiaoyi.Design and Implementation of Indoor High Precision Positioning System Based on UWB[D].Harbin Institute of Technology,2019.  
宫晓艺.基于UWB的室内高精度定位系统的设计与实现[D].哈尔滨工业大学,2019.
- [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]Xu Tongyang. Location methods in WSN under different NLOS error models[J]. Computer Engineering and Design,2013,34(08):2680-2684.  
徐彤阳.NLOS误差模型下的无线传感网定位方法与仿真 [J]. 计算机工程与设计,2013,34(08):2680-2684.