

## 基于 Chan 与改进麻雀搜索算法的协同定位算法

陈必帅<sup>1,2\*</sup>, 王燕杰<sup>1\*\*</sup>, 贾生尧<sup>1</sup>, 胡思源<sup>2</sup>, 龚培林<sup>3</sup><sup>1</sup>中国计量大学机电工程学院, 浙江 杭州 310018;<sup>2</sup>浙江省安全工程与技术研究重点实验室, 浙江 杭州 310012;<sup>3</sup>遂昌县宏昌矿业开发有限公司, 浙江 丽水 323300

**摘要** 针对基于测距的无线定位技术中位置解算算法精度不高、计算效率低的问题,提出一种基于 Chan 与改进麻雀搜索算法的协同定位算法。首先,将 Chan 算法运用于到达时间(TOA)定位模型估算位置初值;其次,采用 SPM 复合混沌映射初始化、黄金正弦策略、自适应权重因子、柯西- $t$  扰动以及弹射边界处理改进麻雀搜索算法,有效提高算法的全局搜索能力和收敛精度;最后,在位置初值进行改进麻雀搜索算法迭代计算得到最终位置估计。仿真和实验结果表明,所提算法可提高无线定位精度和定位速度。

**关键词** 遥感; 麻雀搜索算法; Chan 算法; 黄金正弦策略; 自适应权重因子; 到达时间

中图分类号 TN929.5; TP301.6

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP231279

## Co-Location Algorithm Based on Chan and Improved Sparrow Search Algorithm

Chen Bishuai<sup>1,2\*</sup>, Wang Yanjie<sup>1\*\*</sup>, Jia Shengyao<sup>1</sup>, Hu Siyuan<sup>2</sup>, Gong Peilin<sup>3</sup><sup>1</sup>College of Mechanical and Electrical Engineering, China Jiliang University, Hangzhou 310018, Zhejiang, China;<sup>2</sup>Zhejiang Key Laboratory of Safety Engineering and Technology Research, Hangzhou 310012, Zhejiang, China;<sup>3</sup>Suichang Hongchang Mining Development Co., Ltd., Lishui 323300, Zhejiang, China

**Abstract** Aiming at the problem of low precision of position calculation algorithm and low calculation efficiency in ranging-based wireless positioning technology, a co-location algorithm based on Chan and improved sparrow search algorithm is proposed. The algorithm first applies the Chan algorithm to the time of arrival (TOA) positioning model to estimate the initial value of the position, and then uses the SPM composite chaotic map initialization, golden-sine strategy, adaptive weight factor, Cauchy- $t$  disturbance and ejection boundary processing to improve the sparrow search algorithm, which effectively improves the global search ability and convergence accuracy of the algorithm. Finally, the ISSA algorithm iterative calculation is performed on the initial position value to obtain the final position estimate. The simulation and experimental results show that the algorithm improves the accuracy and speed of wireless positioning.

**Key words** remote sensing; sparrow search algorithm; Chan algorithm; golden-sine strategy; adaptive weight factor; time of arrival

## 1 引言

随着工业化和现代化的进一步推进,基于位置的服务需求越来越普遍。研究者们已经将注意力集中在室内导航定位、车载导航、矿山人员监测等系统的研究上,这也成为当前的研究热点<sup>[1-2]</sup>。在无线定位技术中,通常采用基于测距和无关距离两种方式。其中,基

于测距的节点定位技术主要包括到达时间(TOA)和到达时间差(TDOA)两种方法<sup>[3]</sup>,而无关距离的定位方式中,以质心算法和距离向量跳段(DV-Hop)算法较为常用。相比于无关距离的定位方式,基于测距的定位技术实现难度较大,但拥有更高的定位精度。

在定位算法的解算中,目前通常采用最小二乘法、半定松弛法和 Chan 算法等<sup>[4-6]</sup>。Chan 算法在测距误差较大

收稿日期: 2023-05-11; 修回日期: 2023-05-26; 录用日期: 2023-06-01; 网络首发日期: 2023-06-11

基金项目: 浙江省安全工程与技术研究重点实验室开发基金(201906)、浙江省应急管理科学院项目(330000220130371007005)

通信作者: \*981624489@qq.com; \*\*wangyanjie@163.com

时定位效果较差,文献[7]采用Chan-Taylor协同定位算法来抑制定位误差,但Taylor算法过度依赖初始值,且会产生冗余数据,计算复杂度高。同时,智能优化算法被应用于无线传感网络定位问题,相比传统定位方法,其位置解算更加精确,计算复杂度低,计算速度更快。文献[8]采用粒子群算法,相比传统方法提高了TOA定位性能,但该算法易陷入局部最优,在全局最优解的搜索上存在缺陷。文献[9]将粒子群算法与最小二乘法结合,有效提高了算法在非视距环境下的定位精度,但在测距误差较大时,需要更多的迭代次数,计算速度慢。文献[10]介绍了一种布谷鸟搜索算法,该算法采用梯度自由化的方法改善全局搜索性,加快算法收敛速度,但是算法建立在终端位置已知的前提下,无实际应用价值。

Chan算法常用于求解TDOA定位模型的解析解,该算法无需先验信息,二次利用加权最小二乘法进行坐标位置解析,数据误差满足高斯分布,计算量小,在高斯噪声分布下定位精度高,但是当TOA测距误差增大时,定位误差剧增。Chan算法同样适用于TOA定位。

Xue等<sup>[11]</sup>于2020年提出的麻雀搜索算法(SSA)作为一种较新的智能优化算法,与其他算法相比具有收敛速度快、收敛精度高等优点,但仍然存在种群多样性不足、全局搜索能力差、易受局部最优解干扰等问题<sup>[12-13]</sup>。因此,本文提出一种改进的麻雀搜索算法(ISSA),增强算法全局搜索能力,同时提高收敛精度和收敛速度。

针对Chan算法定位效果受测距误差影响和麻雀搜索算法的局限,本文提出一种基于Chan与ISSA的协同定位算法,通过ISSA迭代抑制Chan算法定位误差,同时Chan算法提供的位置初值提高了ISSA算法的搜索速度与收敛精度。

## 2 TOA定位模型和定位算法

### 2.1 TOA定位模型

TOA定位模型原理如图1所示。假设未知节点MS的位置坐标是 $(x, y)$ ,锚节点BS的位置坐标分别是 $(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, N$ , TOA定位方法利用未知节点和锚节点之间的信号传输时间进行位置估计。未知节点与第 $i$ 个锚节点之间的距离 $r_i$ 为

$$r_i = ct_i, \quad (1)$$

式中:无线电传播速度 $c=3 \times 10^8$  m/s;  $t_i$ 是未知节点和第 $i$ 个锚节点之间的信号传输时间。由式(1)得到锚节点到未知节点的距离 $r_i$ 后,根据坐标位置关系可得到未知节点坐标 $(x, y)$ :

$$r_i = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2}. \quad (2)$$

由于设备误差以及环境噪声等干扰,式(1)测得的距离 $r_i$ 存在一定的误差,这将导致位置估计出现偏差。

### 2.2 Chan算法

对于未知节点位置坐标 $(x, y)$ 和锚节点BS的位

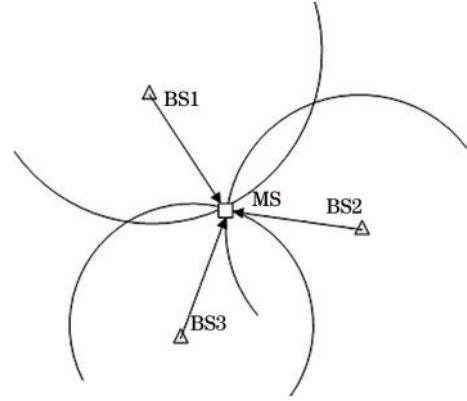


图1 TOA定位模型示意图

Fig. 1 Schematic diagram of TOA positioning model

置坐标 $(x_i, y_i)$ ,由传感器网络实际测得的距离 $r_i$ 和节点真实距离 $d_i$ 的表达式分别为

$$d_i = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2}, \quad (3)$$

$$r_i = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} + n_i, \quad (4)$$

式中: $n_i$ 是测距误差,即 $r_i = d_i + n_i$ 。

展开式(4),有

$$r_i^2 + n_i^2 - 2n_i r_i = x^2 + y^2 - 2xx_i - 2yy_i + K_i, \quad (5)$$

式中: $K_i = x_i^2 + y_i^2$ 。构建误差向量:

$$\mathbf{e} = \mathbf{h} - \mathbf{G}_a \mathbf{Z}_a, \quad (6)$$

$$\text{式中: } \mathbf{h} = \begin{bmatrix} r_1^2 - K_1 \\ r_2^2 - K_2 \\ \vdots \\ r_N^2 - K_N \end{bmatrix}; \mathbf{G}_a = \begin{bmatrix} -2x_1 & -2y_1 & 1 \\ -2x_2 & -2y_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ -2x_N & -2y_N & 1 \end{bmatrix}; \mathbf{Z}_a =$$

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ x^2 + y^2 \end{bmatrix}。$$

假设误差向量 $\mathbf{e}$ 近似服从高斯分布,且有协方差矩阵,那么有加权矩阵:

$$\boldsymbol{\Psi} = E(\mathbf{e}\mathbf{e}^T) = c^2 \mathbf{B}\mathbf{Q}\mathbf{B}, \quad (7)$$

式中: $\mathbf{B}$ 是未知节点与锚节点之间的距离真实值; $\mathbf{Q}$ 是噪声矢量协方差矩阵。

利用最小二乘法求解位置初值 $(x_0, y_0)$ :

$$\mathbf{Z}_{a0} = (\mathbf{G}_a^T \mathbf{G}_a)^{-1} \mathbf{G}_a^T \mathbf{h}, \quad (8)$$

将位置初值作为未知节点真实值进行第1次加权最小二乘法估计:

$$\mathbf{Z}_{a1} = (\mathbf{G}_a^T \boldsymbol{\Psi}_1^{-1} \mathbf{G}_a)^{-1} \mathbf{G}_a^T \boldsymbol{\Psi}_1^{-1} \mathbf{h}. \quad (9)$$

$\boldsymbol{\Psi}_1$ 中的 $\mathbf{B}_1$ 为未知节点位置初值 $(x_0, y_0)$ 分别与锚节点 $(x_i, y_i)$ 距离的对角矩阵。将 $\mathbf{Z}_{a1}$ 得到的位置坐标作为真实值计算 $\mathbf{B}_2$ 得到第2次加权最小二乘法的加权矩阵 $\boldsymbol{\Psi}_2$ ,进行第2次加权最小二乘法,得到最终的Chan算法预估位置。

$$\mathbf{Z}_{a2} = (\mathbf{G}_a^T \boldsymbol{\Psi}_2^{-1} \mathbf{G}_a)^{-1} \mathbf{G}_a^T \boldsymbol{\Psi}_2^{-1} \mathbf{h}. \quad (10)$$

### 2.3 麻雀搜索算法

麻雀在自然界中的觅食行为通常呈现出种群特性,麻雀群体被划分为寻觅者和追随者,同时其中的一些个体可以意识到危险行为,向种群发出警告,种群将飞往更安全的区域,称为预警者<sup>[14]</sup>。

假设  $d$  维空间中存在  $n$  只麻雀,第  $i$  只麻雀个体位置表示为  $\mathbf{X}_i = [x_{i,1} \ x_{i,2} \ \dots \ x_{i,d}]$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ , 其适应度值表示为  $f([x_{i,1} \ x_{i,2} \ \dots \ x_{i,d}])$ , 其中,  $f(x)$  是适应度函数。对麻雀种群个体的初始适应度值进行计算,拥有更好适应度值的个体担任寻觅者的角色,在搜索过程中优先获得食物,且比追随者在更广泛的地方寻找食物,寻觅者的位置更新公式如下:

$$\mathbf{X}_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{X}_{i,j}^t \cdot \exp\left(\frac{-i}{\alpha \cdot T_{\max}}\right), & R_2 < R_{ST} \\ \mathbf{X}_{i,j}^t + Q \cdot \mathbf{L}, & R_2 \geq R_{ST} \end{cases}, \quad (11)$$

式中:  $t$  是当前迭代次数;  $\mathbf{X}_{i,j}^t$  是第  $i$  只麻雀第  $j$  维在第  $t$  次迭代时的值 ( $i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, d$ ); 随机数  $\alpha \in [0, 1]$ ;  $T_{\max}$  是最大迭代次数;  $R_2 \in [0, 1]$ , 表示麻雀种群的预警值;  $R_{ST} \in [0.5, 1]$ , 表示种群的安全阈值; 随机数  $Q$  服从高斯分布;  $\mathbf{L}$  是元素全为 1 的  $1 \times d$  矩阵。当  $R_2 < R_{ST}$  时,预警值小于安全阈值,寻觅者在区域内广泛搜索;反之  $R_2 \geq R_{ST}$  时,麻雀种群需飞往其他安全区域觅食。

追随者会跟随寻觅者并与其竞争食物,一旦他们获胜将取而代之成为寻觅者,追随者的位置更新公式如下:

$$\mathbf{X}_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{\mathbf{X}_{\text{worst}}^t - \mathbf{X}_{i,j}^t}{i^2}\right), & i > \frac{n}{2} \\ \mathbf{X}_p^{t+1} + |\mathbf{X}_{i,j}^t - \mathbf{X}_p^{t+1}| \cdot \mathbf{A}^+ \cdot \mathbf{L}, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (12)$$

式中:  $\mathbf{X}_p$  是寻觅者所占据的最佳位置;  $\mathbf{X}_{\text{worst}}$  表示当前全局最差位置;  $\mathbf{A}$  是每个元素随机 1 或 -1 的  $1 \times d$  矩

阵,  $\mathbf{A}^+ = \mathbf{A}^T (\mathbf{A} \mathbf{A}^T)^{-1}$ 。当  $i > n/2$  时,第  $i$  个追随者适应度值较差,当前区域食物不能维持其生存需要,故不再追随转而飞往其他区域觅食;当  $i < n/2$  时,第  $i$  个追随者的觅食围绕最佳寻觅者位置  $\mathbf{X}_p$  搜索适当的位置。

寻觅者和追随者中的一些个体具备察觉危险的能力,它们同时也兼任预警者的角色,预警者的位置更新公式如下:

$$\mathbf{X}_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{X}_{\text{best}}^t + \beta \cdot |\mathbf{X}_{i,j}^t - \mathbf{X}_{\text{best}}^t|, & f_i > f_g \\ \mathbf{X}_{i,j}^t + K \cdot \left( \frac{|\mathbf{X}_{i,j}^t - \mathbf{X}_{\text{worst}}^t|}{(f_i - f_w) + \epsilon} \right), & f_i = f_g \end{cases}, \quad (13)$$

式中:  $\mathbf{X}_{\text{best}}^t$  是第  $t$  次迭代时全局最优位置;步长控制参数  $\beta$  是服从正态分布平均值为 0、方差为 1 的随机数;随机数  $K \in [-1, 1]$ , 用于控制预警者移动方向;  $f_i$  是当前麻雀的适应度值;  $f_g$  和  $f_w$  分别是当前全局最佳和最差个体适应度值;  $\epsilon$  为任意小常数,以避免出现分母为 0 的情况。当  $f_i > f_g$  时,种群边缘麻雀感受到危险,警告麻雀向种群中心移动;  $f_i = f_g$  代表位于种群中间的麻雀感受到危险,为保证自身安全向其他麻雀位置移动。

## 3 改进的麻雀搜索算法和协同定位

### 3.1 改进的麻雀搜索算法

#### 3.1.1 SPM 混沌映射与 K-means 聚类

SSA 在生成初始麻雀位置时采用的是随机初始化的方式,存在分布不均匀的情况,从而出现种群个体多样性差、收敛速度快、陷入局部最优的问题。为增强种群丰富性,提高初始解的质量,提出一种 SPM 混沌映射与 K-means 聚类初始化方法。班多哈等<sup>[15]</sup>提出的 SPM 混沌映射结合 sine 映射和 PWLCM 映射,具有更强的随机性和遍历性,且计算复杂度低,效率高,易于实现。SPM 混沌映射表达式如下:

$$x(t+1) = \begin{cases} \text{mod}\left\{\frac{x(t)}{\eta} + \mu \sin[\pi x(t)] + r, 1\right\}, & 0 \leq x(t) < \eta \\ \text{mod}\left\{\frac{x(t)/\eta}{0.5 - \eta} + \mu \sin[\pi x(t)] + r, 1\right\}, & \eta \leq x(t) < 0.5 \\ \text{mod}\left\{\frac{[1 - x(t)]/\eta}{0.5 - \eta} + \mu \sin\{\pi[1 - x(t)]\} + r, 1\right\}, & 0.5 \leq x(t) < 1 - \eta \\ \text{mod}\left\{\frac{1 - x(t)}{\eta} + \mu \sin\{\pi[1 - x(t)]\} + r, 1\right\}, & 1 - \eta \leq x(t) < 1 \end{cases}, \quad (14)$$

式中:控制参数  $\eta, \mu \in (0, 1)$  时,系统处于混沌状态;扰动参数  $r$  为 0~1 之间的随机数。混沌映射在生成足够多的点的时候才能保证均匀分布,但是在 SSA 中,过大的种群规模会导致算法运行缓慢,因此,加入 K-means 聚类将 SPM 混沌映射产生的随机点聚类,将聚

类中心作为初始麻雀位置<sup>[16]</sup>。

假设种群规模为 50,图 2 为  $\eta = 0.4, \mu = 0.3$  时的 SPM 混沌映射分布图,图 3 和图 4 为加入 K-means 聚类初始化后的麻雀种群和对应直方图。

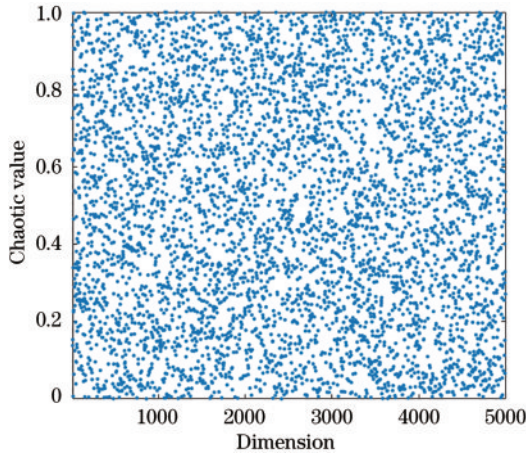


图 2 SPM 混沌映射分布图

Fig. 2 SPM chaos map distribution chart

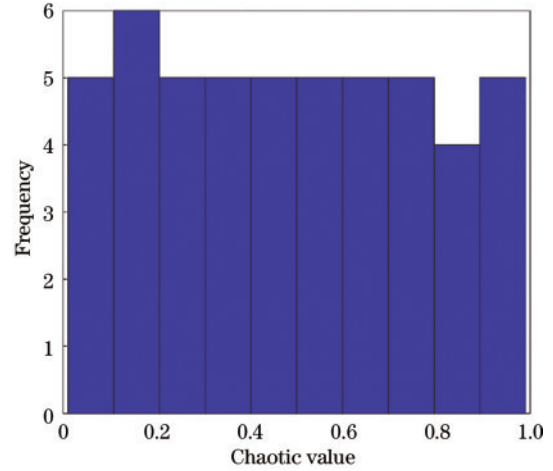


图 4 混沌值直方图

Fig. 4 Histogram of chaotic values

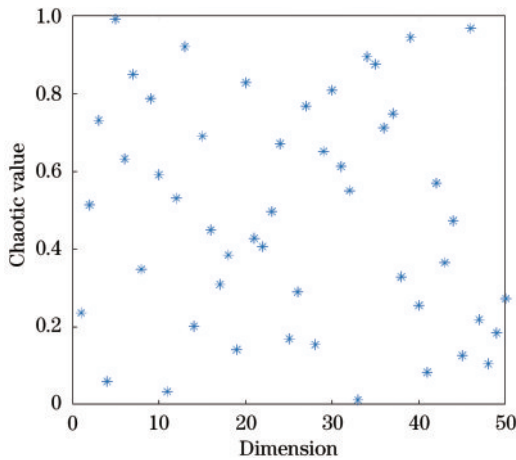


图 3 K-means 聚类后的麻雀种群

Fig. 3 Sparrow population after K-means clustering

### 3.1.2 黄金正弦策略

SSA 中, 寻觅者作为领导整个族群觅食的角色彼此之间却缺少交流, 这导致寻觅者都在有限的范围内觅食, 随着迭代次数的增加, 易使算法陷入局部最优, 因此,

引入黄金正弦策略加强寻觅者之间的联系, 提高算法收敛精度。黄金正弦算法(Gold-SA)<sup>[17]</sup>利用正弦函数和单位圆之间的联系, 通过扫描整个单位圆以遍历正弦函数, 使用黄金分割系数迭代更新逐步缩小搜索范围遍历搜索区域以逼近最优解, Gold-SA 的位置更新公式如下:

$$\mathbf{x}_i^{t+1} = \mathbf{x}_i^t \cdot |\sin(r_1)| - r_2 \cdot \sin(r_1) \cdot |c_1 \mathbf{P}_i^t - c_2 \mathbf{x}_i^t|, \quad (15)$$

式中:  $\mathbf{x}_i^t$  表示在第  $t$  次迭代时第  $i$  个个体的位置;  $\mathbf{P}_i^t$  表示第  $t$  次迭代全局最优位置; 随机数  $r_1 \in [0, 2\pi]$ , 控制下次迭代个体的移动距离; 随机数  $r_2 \in [0, \pi]$ , 控制下次迭代个体的移动方向; 黄金分割系数  $c_1 = a(1 - \tau) + b\tau$ ,  $c_2 = a\tau + b(1 - \tau)$ , 其中,  $a$  和  $b$  分别为  $-\pi$  和  $\pi$ , 黄金分割数  $\tau = (\sqrt{5} - 1)/2$ 。

在 SSA 中引入黄金正弦策略, 式(15)中的  $\mathbf{P}_i^t$  引导寻觅者向最优位置靠拢, 能使寻觅者遍历自身邻域, 对优质解区域搜索更加全面, 提高了算法的全局搜索能力和局部收敛精度, 引入黄金正弦策略后的寻觅者的位置更新公式更新为

$$\mathbf{X}_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{X}_{i,j}^t \cdot |\sin(r_1)| - r_2 \cdot \sin(r_1) \cdot |c_1 \mathbf{X}_p^t - c_2 \mathbf{X}_{i,j}^t|, & R_2 < R_{ST} \\ \mathbf{X}_{i,j}^t + Q \cdot \mathbf{L}, & R_2 \geq R_{ST} \end{cases} \quad (16)$$

### 3.1.3 自适应权重因子

SSA 在迭代中后期快速收敛, 易陷入局部最优, 因此在式(16)寻觅者位置更新公式中引入自适应权重因子  $\omega_1$ :

$$\omega_1 = [\cos(\pi \cdot t / T_{\max}) + \omega_{\max}] (\omega_{\max} + \omega_{\min}) / 2 + a, \quad (17)$$

式中:  $t$  是当前迭代次数;  $T_{\max}$  是最大迭代次数;  $a$  是调整系数;  $\omega_{\max}$ 、 $\omega_{\min}$  分别是因子的最大、最小值。加入自适应权重因子后, 式(16)更新为

$$\mathbf{X}_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{X}_{i,j}^t \cdot |\sin(r_1)| - \omega_1 \cdot r_2 \cdot \sin(r_1) \cdot |c_1 \mathbf{X}_p^t - c_2 \mathbf{X}_{i,j}^t|, & R_2 < R_{ST} \\ \mathbf{X}_{i,j}^t + Q \cdot \mathbf{L}, & R_2 \geq R_{ST} \end{cases} \quad (18)$$

$\omega_1$  因子的变化曲线在迭代的前期后期下降速度缓慢, 中期下降速度快, 既保证了迭代前期较强的全局搜索能力, 又缓解了后期局部收敛和陷入局部最优的

问题。

同时, 在追随者位置更新公式(12)中同样加入自适应权重因子  $\omega_2 = 1 - \omega_1$ ,  $\omega_2$  随着迭代次数的增加而

动态增加,仍然跟随寻觅者的麻雀个体能够逐渐以更大的步长移动,避免因盲目追随已陷入局部最优的寻觅者而错失更好的觅食位置,进而改善 SSA 收敛过快,易陷入局部最优解的情况。 $\omega_2$  表达式以及加入自适应权重因子后追随者更新公式如下:

$$\omega_2 = 1 - \left\{ \left[ \cos(\pi \cdot t / T_{\max}) + \omega_{\max} \right] (\omega_{\max} + \omega_{\min}) / 2 + a \right\}, \quad (19)$$

$$\mathbf{X}_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{\mathbf{X}_{\text{worst}}^t - \mathbf{X}_{i,j}^t}{i^2}\right), & i > \frac{n}{2} \\ \mathbf{X}_p^{t+1} + \omega_2 \cdot \mathbf{X}_p^{t+1}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (20)$$

经多次实验,  $\omega_{\max} = 0.9$ 、 $\omega_{\min} = 0.2$ 、 $a = 0.45$  时能得到更好的寻优效果,权重因子变化曲线如图 5 所示。

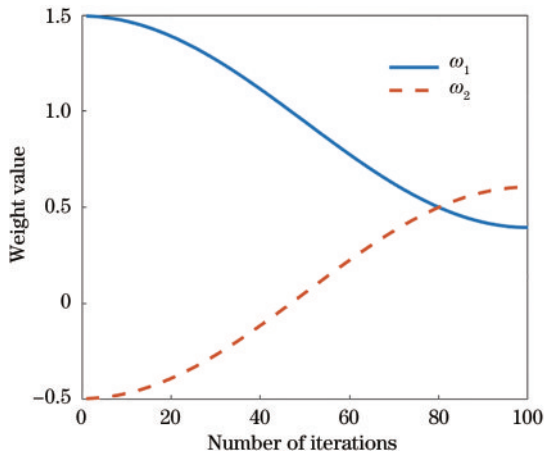


图 5 自适应权重因子变化曲线图

Fig. 5 Adaptive weight factor variation curve

### 3.1.4 柯西- $t$ 扰动变异

麻雀个体在迭代后期往往聚集在最优个体位置附近,这可能导致局部最优解的出现,于是引入柯西- $t$ 扰动变异策略<sup>[18-19]</sup>,对当前寻觅者个体进行扰动变异,个体按照扰动概率决定是否产生扰动变异,扰动概率定义为

$$P_{\text{dis}} = (d - 1) \exp\left(\frac{t - 1}{T_{\max}}\right) / 4d. \quad (21)$$

在当前迭代中,生成一个随机数  $r \in [0, 1]$ ,当  $r < P_{\text{dis}}$  时,对个体进行扰动变异,否则不变。对于产生扰动变异的寻觅者个体构造柯西- $t$ 算子,此时寻觅者的位置更新公式为

$$\mathbf{X}_{i,j}^{t+1} = \mathbf{X}_{\text{best}}^t \left[ 1 + \lambda_1 \text{Cauchy}(0, 1) \right] + \lambda_2 t(T_{\max}), \quad (22)$$

式中:  $\text{Cauchy}(0, 1)$  是服从标准柯西分布的随机数;  $t(T_{\max})$  是以最大迭代次数为自由度的  $t$  分布随机数;  $\lambda_1 = 1 - t^2/T_{\max}^2$ 、 $\lambda_2 = t^2/T_{\max}^2$  是控制柯西分布和  $t$  分布的自适应动态参数,随着迭代次数变化。

扰动概率上,式(21)在迭代初期  $P_{\text{dis}}$  扰动概率较小,扰动出现次数少,可保证算法能尽快收敛达到全局

最优,但随着迭代次数的增加,扰动次数也相应增加,可防止算法陷入局部最优。扰动方式上,柯西分布扰动能力强,可增强迭代初期全局搜索能力。 $t$  分布算子在高自由度时类似于高斯分布,可以有效增强局部挖掘能力,提高收敛精度,迭代后期高自由度下的  $t$  分布平衡了全局搜索性和陷入局部最优的关系。

### 3.1.5 越界弹射处理

在算法迭代过程中,一些个体容易搜索到可行域外围,产生无效解,增加了不必要的计算。传统的 SSA 会将越界个体固定在边界上,但这些边界解很少是最优解,且下一代解有可能仍然越界或者停留在边界上,导致算法收敛速度变慢并产生大量无效运算。因此,提出一种越界弹射机制,当出现越界时,边界对越界个体在可行域内进行弹射,弹射公式如下:

$$\mathbf{X}_{\text{new}} = \begin{cases} \mathbf{b}_l + (\mathbf{b}_u - \mathbf{b}_l) \cdot C, & \beta_e < \beta_T \\ \mathbf{b}_l + C_1 \cdot (\mathbf{b}_u - \mathbf{X}_{\text{old}}) + C_2 \cdot (\mathbf{X}_{\text{old}} - \mathbf{b}_l), & \beta_e > \beta_T \end{cases}, \quad (23)$$

式中:  $\mathbf{b}_u$ 、 $\mathbf{b}_l$  分别是求解空间任一维度上的上下界;  $C$  为全部弹射系数,  $C_1$  为局部弹射系数,均是  $[0, 1]$  内的随机数;  $\mathbf{X}_{\text{old}}$  是越界个体的未越界一代位置;  $\mathbf{X}_{\text{new}}$  是弹射后的个体位置;  $\beta_e$  是  $[0, 1]$  内的随机数;  $\beta_T$  是弹射概率。当  $\beta_e > \beta_T$  时,进行局部弹射;反之则进行全部弹射,这里取  $\beta_T = 0.5$ 。

所提越界弹射机制不同于以往针对迭代过程中产生越界问题时采用的吸收策略、反射策略和淘汰策略,具有较强的随机性,可防止越界个体再次局部聚集,有效遏制了局部最优和种群丰富性降低问题的同时加快了算法收敛速度。

## 3.2 Chan-ISSA 协同定位算法

Chan 算法用于求解 TOA 定位模型时能得到一个较为精确的位置初值,同时所提 ISSA 相比原始 SSA 有更好的全局搜索能力和收敛精度。因此,提出一种 Chan-ISSA 协同定位算法:一方面,Chan 算法提供的迭代初值可缩小 ISSA 算法的初始化搜索区域;另一方面,在非视距环境下由于外界干扰,设备测距误差较大,此时 Chan 算法解析得到的初始定位坐标误差较大,采用 ISSA 对初始坐标进行迭代能得到更为精确的最终位置坐标。算法具体流程如下:

1) 使用 Chan 算法对设备测得的 TOA 测量值进行解算,解得未知节点初始位置。

2) 在坐标初值附近 SPM 混沌初始化麻雀种群,设置麻雀个体数量、各身份麻雀比例、最大迭代次数等各类参数,在 TOA 定位问题中,种群维度为 2 维。

3) 计算每个麻雀的适应度值  $f$  并排序,TOA 定位问题中选取距离方差作为适应度值  $f$ ,

$$f_i = l_i - r_i, \quad i = 1, 2, \dots, m, \quad (24)$$

$$f = \frac{1}{m} (f_1^2 + f_2^2 + \dots + f_m^2), \quad (25)$$

式中:  $l_i$  是麻雀个体当前位置到锚节点的距离;  $r_i$  是硬件设备实际测得的未知节点到锚节点的距离;  $m$  是参与定位的锚节点数。

4) 依次根据式(18)和式(22)更新寻觅者位置、式(20)更新追随者位置、式(13)更新预警者位置, 对于越界个体进行弹射处理。

5) 计算新的适应度值并重新排序, 更新最佳个体位置和适应度值。

6) 重复步骤4)和5)直到全局最优适应度值小于设定的阈值或者迭代到达最大次数, 输出麻雀种群全局最佳位置, 即未知节点的最终位置。

## 4 仿真测试和实验验证

### 4.1 仿真测试

为验证 Chan-ISSA 协同算法在 TOA 定位问题中的性能, 通过 MATLAB 仿真平台进行算法仿真测试。在一个虚拟的  $5\text{ m} \times 5\text{ m}$  的房间中, 有 4 个坐标分别为  $(0, 0)$ 、 $(5, 0)$ 、 $(5, 5)$ 、 $(0, 5)$  的锚节点, 假设未知节点的真实坐标为  $(3, 3)$ , 单位是  $\text{m}$ 。初始化设置麻雀种群个体数为 50, 最大迭代次数为 100, 其中, 寻觅者种群占比 20%, 其余为追随者, 预警者比例为种群个数的 20%, 预警值设置为 0.6, 适应度函数取 TOA 距离方差。

为验证对于 SSA 改进策略的有效性, 进行消融实验, 迭代收敛图如图 6 所示。对比图中 6 条曲线可以看出, 算法性能呈递增趋势。其中: SSA 为传统麻雀搜索算法; SSA1 为加入 SPM 混沌和 K-means 聚类初始化后的算法, 种群初始质量得到提高; SSA2 在 SSA1 的基础上采用黄金正弦策略, 算法收敛精度得到明显提升; SSA3 在黄金正弦策略中增加自适应权重因子; SSA4 在 SSA3 的基础上加入柯西- $t$  扰动策略, 收敛速度和精度得到进一步提升; ISSA 在 SSA4 的基础上将

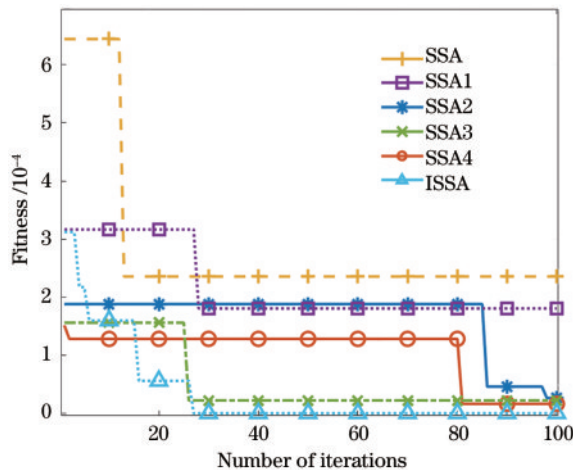


图 6 消融实验

Fig. 6 Ablation experiment

原有边界控制改为弹射边界机制, 增加随机性, 加快了算法的收敛速度。在每一种策略加入后, 收敛速度和精度均获得一定提升, 证明了所提改进策略的有效性。

为验证 ISSA 相较于传统智能优化算法的优越性, 传统粒子群算法同样设置粒子群个数为 50, 最大迭代次数为 100, 3 种算法的收敛图如图 7 所示。对比图 7 中 3 条折线可以看出: ISSA 相比传统 PSO 和 SSA 有更广泛的全局搜索, 在迭代前期进行广泛的搜索, 但同时也能避免陷入局部最优解; 在不到 50 次迭代中收敛, 收敛速度也快于其他算法; 同时在收敛精度上也优于 PSO 和 SSA。

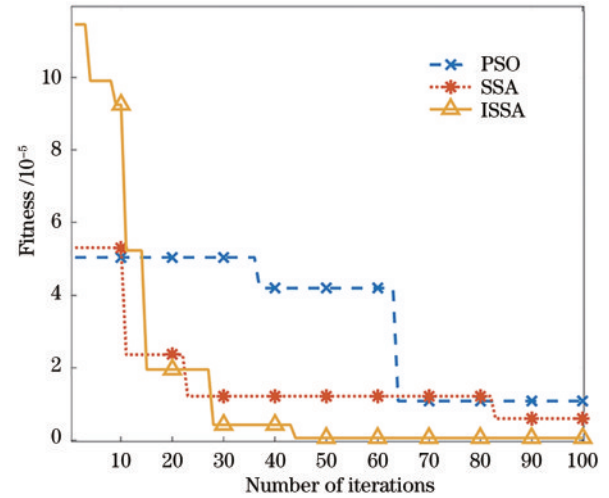


图 7 算法收敛图

Fig. 7 Algorithm convergence diagram

在实际室内环境中往往存在诸多干扰, 设备测距值存在一定偏差, 为验证 Chan-ISSA 在实际定位问题中的性能, 模拟非视距环境在节点 TOA 测距值中加入不同的噪声误差, 进行 1000 次蒙特卡罗仿真, 对比 Chan、Chan-Taylor、Chan-PSO、Chan-SSA、Chan-ISSA 等算法的性能, 具体如图 8 所示。选用均方根误差 ( $E_{\text{RMSE}}$ ) 作为评价指标来衡量测量值与真实值之间存在的偏差:

$$E_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x - x_i)^2 + (y - y_i)^2}{N}}. \quad (26)$$

从图 8 可以看出, 所提算法在不同测距误差下均能得到较好的定位效果, 且能比传统 Chan-Taylor 算法得到更好的精度。其中, Chan 算法在测距误差增大时定位误差剧增, ISSA 能有效抑制测距误差对于定位精度的影响; 比较 PSO、SSA、ISSA 这 3 条曲线, Chan 算法解算的初始位置为这 3 种算法缩小了搜索空间, 同时这 3 种算法也抑制了 Chan 算法的定位误差, 在测距误差相对较大时, PSO 算法因全局搜索能力不足陷入局部最优解, 定位结果较差, 而 ISSA 算法相比 SSA 算法在全局搜索能力和收敛精度上都有了提高, 因此定

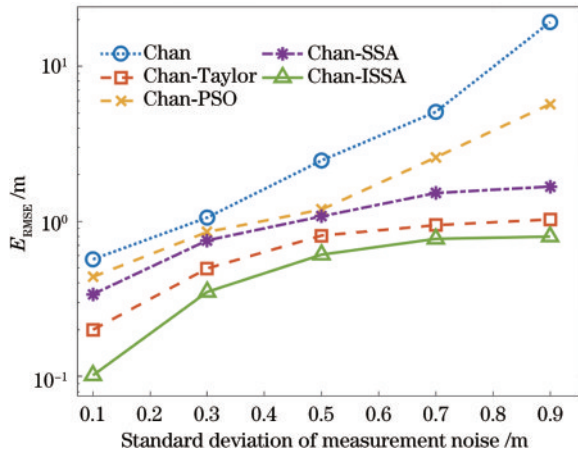


图 8 不同测距噪声的定位  $E_{RMSE}$

Fig. 8 Positioning  $E_{RMSE}$  for different ranging noises

位效果最好。

#### 4.2 实验验证

为了进一步验证所提算法在实际传感器网络中的定位效果,在地下停车场进行实地实验,实验采用支持 IEEE 802.15.4 的 UWB 定位设备组成传感器网络,使用的 UWB 定位设备为基于 STM32F103C8T6 微处理器自主研发设计, UWB 模块采用 Qorvo 公司的 DWM1000 模组,并且使用 8 位拨码开关达到不重新烧录程序更改设备角色和通信速率的目的,采用便携式 5 V 移动电源供电,使用 CH340 串口与上位机通信获取定位数据,设备实物如图 9 所示,基本参数如表 1 所示。

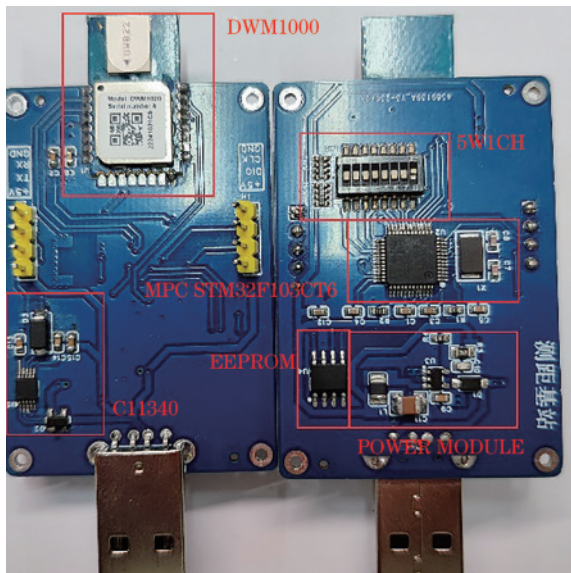


图 9 UWB 定位设备实物图

Fig. 9 Physical map of UWB positioning equipment

实验场地及二维平面图如图 10 所示。平面图中矩形表示锚节点,4 个锚节点坐标如下:  $A_0(0, 0)$ 、 $A_1(14.47, 0)$ 、 $A_2(14.47, 13.45)$ 、 $A_3(0, 13.45)$ ,单位为 m。阴影部分表示汽车、柱子障碍物阻挡,圆形点表示测试点。实验选取 4 个测试点位,其中,  $T_1$ 、 $T_2$  点与 4 个锚节

表 1 设备基本参数

Table 1 Basic parameters of equipment

Basic parameter	
STM32F103C8T6	Operating voltage /V: 2.0–3.6
	Operating temperature /°C: -40–105
	Clock frequency /MHz: 72
	Memory capacity /kB: 128
DWM1000	Operating voltage /V: 2.8–3.6 V
	Operating temperature /°C: -40–8
	Data rate: 110 kbit/s, 6.8 Mbit/s
	Transmit power: -14 dBm/-10 dBm

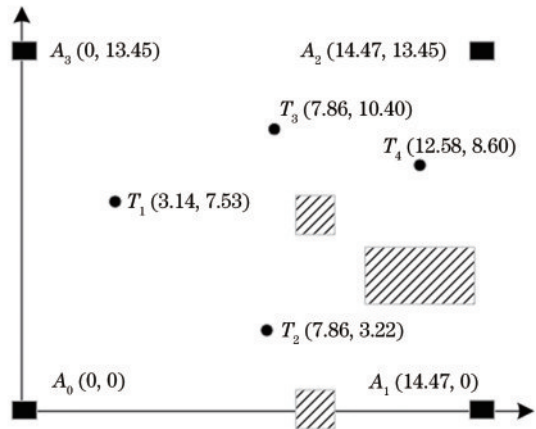


图 10 实验场地及平面二维图

Fig. 10 Experimental site and plane two-dimensional map

点通信可以近似为无障碍物遮挡,为 LOS 测试点,  $T_3$  点与  $A_1$  节点之间存在明显遮挡物,  $T_4$  点与  $A_1$ 、 $A_2$  节点存在明显障碍物遮挡,  $T_3$ 、 $T_4$  为 NLOS 测试点。在 4 个测试点位置采集 1000 次测试数据,分别采用 Chan、Chan-Taylor、Chan-PSO、Chan-SSA、Chan-ISSA 算法进行位置解算优化,对定位结果取平均值,具体如表 2 所示,单位为 m。

从表 2 可以看出:在近似无障碍物遮挡的情况下,各算法对  $T_1$ 、 $T_2$  测试点都能较为精确获取定位信息,其中,Chan-ISSA 算法定位误差最小;  $T_3$ 、 $T_4$  点存在明显障碍物遮挡,在 NLOS 环境下,Chan-ISSA 算法亦有良好的定位效果。

表 2 实验数据及定位结果  
Table 2 Experimental data and positioning results

Test Point	Chan		Chan-Taylor		Chan-PSO		Chan-SSA		Chan-ISSA	
	Mean	RMSE	Mean	RMSE	Mean	RMSE	Mean	RMSE	Mean	RMSE
$T_1$ (3.14, 7.53)	(3.088, 7.607)	0.0929	(3.103, 7.502)	0.0464	(3.095, 7.562)	0.0552	(3.097, 7.564)	0.0548	<b>(3.108, 7.557)</b>	<b>0.0419</b>
$T_2$ (7.86, 3.22)	(7.920, 3.154)	0.0892	(7.875, 3.183)	0.0399	(7.819, 3.186)	0.0533	(7.903, 3.191)	0.0519	<b>(7.887, 3.194)</b>	<b>0.0375</b>
$T_3$ (7.86, 10.40)	(8.177, 9.971)	0.5334	(8.006, 10.351)	0.1540	(8.012, 10.223)	0.2333	(8.014, 10.241)	0.2214	<b>(7.960, 10.362)</b>	<b>0.1070</b>
$T_4$ (12.58, 8.60)	(13.061, 9.635)	1.1413	(12.617, 8.902)	0.3043	(12.961, 9.379)	0.8672	(12.732, 9.219)	0.6374	<b>(12.603, 8.812)</b>	<b>0.2132</b>

## 5 结 论

针对无线定位技术中 TOA 定位方法的定位精度和定位速度问题,通过 Chan 算法解算 TOA 定位模型获得定位初值,对麻雀搜索算法进行改进,提出一种 Chan-ISSA 协同定位算法。仿真测试和实验结果表明,所提算法在精度和计算速度上均优于传统算法,可为无线定位问题提供一定的参考价值。

### 参 考 文 献

- [1] 高伟,侯聪毅,许万旻,等.室内导航定位技术研究进展与展望[J].导航定位学报,2019,7(1):10-17.  
Gao W, Hou C Y, Xu W Y, et al. Research progress and prospect of indoor navigation and positioning technology [J]. Journal of Navigation and Positioning, 2019, 7(1): 10-17.
- [2] 秦岭,王东星,史明泉,等.基于遗传算法优化 ELM 神经网络的室内可见光定位系统[J].中国激光,2022,49(21):2106001.  
Qin L, Wang D X, Shi M Q, et al. Optimization of ELM neural network based on genetic algorithm for indoor visible light positioning system[J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(21): 2106001.
- [3] Li M, Jiang F, Pei C. Review on positioning technology of wireless sensor networks[J]. Wireless Personal Communications, 2020, 115(3): 2023-2046.
- [4] 蒋锐,虞跃,徐友云,等.基于 CHAN 的改进卡尔曼滤波室内定位算法[J].通信学报,2023,44(2):136-147.  
Jiang R, Yu Y, Xu Y Y, et al. Improved Kalman filter indoor location algorithm based on CHAN[J]. Journal on Communications, 2023, 44(2): 136-147.
- [5] 田强.基于无线传感器网络的目标定位算法研究[D].西安:西安电子科技大学,2019.  
Tian Q. Study on the target localization algorithms based on wireless sensor networks[D]. Xi'an: Xidian University, 2019.
- [6] 黄瑞贞.非线性最小二乘超宽带 TOA 法在室内定位测量中的研究与实现[J].测绘与空间地理信息,2020,43(4):214-217,224.  
Huang R Z. Research and implementation of nonlinear least square ultra-wideband TOA method in indoor positioning measurement[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2020, 43(4): 214-217, 224.
- [7] Hua C, Zhao K, Dong D N, et al. Multipath map method for TDOA based indoor reverse positioning system with improved Chan-Taylor algorithm[J]. Sensors, 2020, 20(11): 3223.
- [8] Yang Y T, Wang X L, Li D, et al. An improved indoor 3-D ultrawideband positioning method by particle swarm optimization algorithm[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1005211
- [9] 金超,汪洋. PSO-LS:一种非视距环境下目标定位方法[J].计算机与数字工程,2022,50(8):1727-1732.  
Jin C, Wang Y. PSO-LS: a target location method in NLOS environment[J]. Computer & Digital Engineering, 2022, 50(8): 1727-1732.
- [10] El Aziz M A. Source localization using TDOA and FDOA measurements based on modified cuckoo search algorithm[J]. Wireless Networks, 2017, 23(2): 487-495.
- [11] Xue J K, Shen B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [12] Liu B, Rodriguez D. Renewable energy systems optimization by a new multi-objective optimization technique: a residential building[J]. Journal of Building Engineering, 2021, 35: 102094.
- [13] Liu T T, Yuan Z, Wu L, et al. An optimal brain tumor detection by convolutional neural network and enhanced sparrow search algorithm[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part H: Journal of Engineering in Medicine, 2021, 235(4): 459-469.
- [14] 陈晓玉,杜雅欣,刘亚茹,等.三维荧光光谱结合 2DPCA-SSA-GRNN 对柴油占比的检测[J].中国激光,2022,49(18):1811002.  
Chen X Y, Du Y X, Liu Y R, et al. Detection of diesel oil proportion by three-dimensional fluorescence spectroscopy combined with 2DPCA-SSA-GRNN[J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(18): 1811002.
- [15] 班多哈,吕鑫,王鑫元.基于一维混沌映射的高效图像加密算法[J].计算机科学,2020,47(4):278-284.  
Ban D H, Lv X, Wang X Y. Efficient image encryption algorithm based on 1D chaotic map[J]. Computer Science, 2020, 47(4): 278-284.



- [16] 杨雄伟, 赵峰, 赵林仙, 等. 基于 K-means 的自适应概率整形信号相位恢复算法[J]. 光学学报, 2022, 42(9): 0906001.  
Yang X W, Zhao F, Zhao L X, et al. Phase recovery algorithm for adaptive probabilistic shaping signal based on K-means[J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(9): 0906001.
- [17] Tanyildizi E, Demir G. Golden sine algorithm: a novel math-inspired algorithm[J]. Advances in Electrical and Computer Engineering, 2017, 17(2): 71-78.
- [18] Liu G Y, Shu C, Liang Z W, et al. A modified sparrow search algorithm with application in 3d route planning for UAV[J]. Sensors, 2021, 21(4): 1224.
- [19] 周方俊, 王向军, 张民. 基于 t 分布变异的进化规划[J]. 电子学报, 2008, 36(4): 667-671.  
Zhou F J, Wang X J, Zhang M. Evolutionary programming using mutations based on the t probability distribution[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(4): 667-671.