

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2212267

# 基于改进灰狼优化算法的射频识别室内定位算法<sup>\*</sup>

李天松 李奕霖 卢相志

(桂林电子科技大学广西精密导航技术与应用重点实验室 桂林 541004)

**摘要:**为了解决当前射频识别室内定位算法中存在的定位误差较大问题,把智能算法应用到室内定位算法中,提出了一种基于改进灰狼优化算法的射频识别室内定位算法。针对传统的灰狼优化算法中存在的收敛精度低、收敛速度慢和容易得到全局最优解问题,在算法中引入基于幂函数的非线性收敛因子提高算法的寻优能力;采用基于指数因子的位置更新策略提高算法的收敛精度;加入多次位置更新策略使得算法容易跳出局部最优解。实验结果表明:三边定位算法的定位误差为0.887 m,基于改进的灰狼优化算法的室内定位算法能够有效实现目标定位,定位平均误差为0.276 m,定位精度明显提高。

**关键词:**射频识别;室内定位;灰狼优化算法;非线性收敛;三边定位算法

**中图分类号:** TP301.6 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470

## RFID indoor positioning algorithm based on improved grey wolf optimization algorithm

Li Tiansong Li Yilin Lu Xiangzhi

(Guangxi Key Laboratory of Precision Navigation Technology and Application, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

**Abstract:** To solve the problems of large positioning error of Radio Frequency identification indoor positioning algorithm, an indoor positioning algorithm based on improved gray wolf optimization algorithm is proposed by applying intelligent algorithm to indoor positioning algorithm. For the traditional grey wolf optimization algorithm has the problem of low convergence accuracy and easy to get the global optimal solution, the nonlinear convergence factor based on the power function to increase the algorithm's optimization-seeking ability; the exponential factor-based position update strategy is used to heighten the convergence accuracy of the algorithm; and adds a multiple position update strategy to make the algorithm easily jump out of the local optimal solution. The experimental results show that the positioning error of the traditional trilateral localization algorithm is 0.887 m, and Indoor localization algorithm based on improved grey wolf optimization algorithm can effectively achieve the target positioning with an average positioning error of 0.276 m, which significantly improves the positioning accuracy.

**Keywords:** radio frequency identification; indoor positioning; grey wolf optimization algorithm; nonlinear convergence; trilateral localization algorithm

## 0 引言

WiFi、红外线、可见光、超宽带、蓝牙等技术被广泛应用于室内定位中<sup>[1-5]</sup>。定位技术不同,定位精度以及定位系统的复杂程度也不相同。射频识别(radio frequency identification, RFID)定位技术具有硬件成本低、系统易于实现且非视距传播、识别速度快等优点,被广泛应用于室内定位服务<sup>[6]</sup>。

室内定位算法常用三边定位算法(trilateral positioning algorithm, TPA)实现<sup>[7]</sup>。TPA操作简单,实现容易。但是由于室内环境复杂,信标节点的测量距离往往大于实际距离或者小于实际距离,使得TPA的定位精度不高。随着日新月异的社会发展,智能优化算法具有有效解决复杂工程优化问题、结构简单、易实现等优点,受到了越来越多研究人员和学者的关注,并且被广泛地运用到定位领域。

收稿日期:2022-12-02

<sup>\*</sup> 基金项目:广西精密导航技术与应用重点实验室(DH202209)、桂林电子科技大学创新项目(2021YCX035)资助

学者们为了解决室内定位算法中定位精度差等问题, 尝试将各类智能算法与室内定位算法相结合。文献[8]使用哈里斯鹰优化算法(Harris hawks optimizer, HHO)来优化超宽带定位算法, 提高了超宽带定位算法的准确性; 文献[9]使用人工鱼群算法(artificial fish swarm optimization, AFSSO)对室内可见光定位进行优化, 提高了室内可见光定位的定位精度; 文献[10]使用烟花优化粒子群算法(particle swarm optimizer based on fireworks, PSOFW)对RFID室内定位进行优化, 能够有效实现对目标的定位; 文献[11]使用了改进海鸥优化算法(sigmoid continuous seagull optimization algorithm, GSCSOA)对可见光室内定位进行改进, 使得改进后的室内定位算法精度更高; 文献[12]采用粒子群算法(particle swarm optimizer, PSO)优化了到达角位置搜索算法, 增加了算法的稳定性。上述文献中将智能算法与定位算法相结合, 有效提升了定位精度, 但是仍然存在算法迭代中易陷入局部最优状态的问题。

Mirjalili 等<sup>[13]</sup>在 2014 提出了灰狼优化算法(grey wolf optimizer, GWO)。该算法因收敛性好、参数少、易实现, 受到许多研究人员和学者的广泛关注<sup>[14]</sup>。为了解决 GWO 迭代后期生物种群多样性不足, 易于陷入局部最优值的缺点, 国内外学者对 GWO 进行了研究和改进, 进一步提高了算法的性能。文献[15]使用粒子群灰狼融合算法, 提高了 GWO 的准确性; 文献[16]使用动态权重更新改进了 GWO, 提升了算法的收敛速度; 文献[17]使用了非线性控制因子, 提高了算法的搜索性能; 文献[18]使用反向学习策略生成有序个体, 改善了算法的收敛速度; 文献[19-20]采用种群差分进化策略丰富了种群的多样性, 提高算法的收敛性能; 文献[21]使用  $\alpha$  局部搜索策略, 提升算法的搜索能力。上述文献中的改进虽然在一定程度上提高了原始算法的性能, 但是仍存在全局搜索能力弱, 收敛精度不足等缺陷。

为了解决定位算法定位精度差的问题, 将 GWO 与室内定位算法相结合, 并对 GWO 进行改进, 本文将采用以下措施: 1) 提出一种基于幂函数的非线性控制因子, 提高算法的全局搜索和局部搜索能力。2) 提出基于指数因子的位置更新策略, 提高算法的全局收敛性能, 使算法能更快搜索到全局最优值。3) 提出多次位置更新策略, 一次算法迭代过程中进行多次位置更新, 选取多个位置更新值中较优的作为本次迭代的位置更新结果, 算法更容易跳出局部最优解。4) 提出基于改进灰狼优化算法(improved grey wolf optimizer, IGWO)的室内定位算法。解决室内定位算法中定位精度差的问题, 有效地提高室内定位算法的定位精度。

## 1 算法原理分析

### 1.1 灰狼优化算法

GWO 算法按照种群的个体适应度(即复杂问题解)将灰狼群分为 4 个等级  $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\delta$ 、 $\omega$ , 其中  $\alpha$  狼、 $\beta$  狼和  $\delta$  狼分别是

种群中个体适应度第 1、第 2 和第 3 的个体;  $\omega$  狼是种群中剩余的狼。

#### 1) 包围

对包围猎物行为进行数学建模:

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}_p(t) - \vec{X}(t)| \quad (1)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_p(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (2)$$

其中,  $t$  表示当前迭代次数,  $\vec{X}_p(t)$  是在第  $t$  次迭代时猎物的位置向量,  $\vec{X}(t)$  表示第  $t$  次迭代时灰狼的位置向量,  $\vec{A}$  和  $\vec{C}$  是系数向量。系数向量  $\vec{A}$  和  $\vec{C}$  计算公式如下:

$$\vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r}_1 - \vec{a} \quad (3)$$

$$\vec{C} = 2\vec{r}_2 \quad (4)$$

其中,  $\vec{r}_1$  和  $\vec{r}_2$  是在  $[0, 1]$  之间的随机向量,  $\vec{a}$  是取值随着迭代次数从 2 到 0 线性减少的控制因子。 $\vec{a}$  的计算公式如下:

$$\vec{a} = 2 - 2 \cdot \frac{t}{t_{\max}} \quad (5)$$

$\vec{A}$  和  $\vec{C}$  代表了灰狼的搜索距离,  $\vec{r}_1$  和  $\vec{r}_2$  代表了灰狼的搜索方向。

#### 2) 狩猎

灰狼种群搜寻到猎物后, 将其包围起来随之进行捕食。狩猎活动通常由  $\alpha$  狼、 $\beta$  狼和  $\delta$  狼引导,  $\omega$  狼服从上层命令参与狩猎行动, 包围并捕食猎物。在一个抽象的搜索空间中,  $\omega$  狼根据  $\alpha$  狼、 $\beta$  狼和  $\delta$  狼的位置向量来更新自身的位置向量。位置更新公式如下:

$$D_\alpha = |C_1 X_\alpha(t) - X(t)| \quad (6)$$

$$D_\beta = |C_2 X_\beta(t) - X(t)| \quad (7)$$

$$D_\delta = |C_3 X_\delta(t) - X(t)| \quad (8)$$

$$X_1(t+1) = X_\alpha(t) - A_1 D_\alpha \quad (9)$$

$$X_2(t+1) = X_\beta(t) - A_2 D_\beta \quad (10)$$

$$X_3(t+1) = X_\delta(t) - A_3 D_\delta \quad (11)$$

$$X_p(t+1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \quad (12)$$

其中,  $A_1$  和  $C_1$ 、 $A_2$  和  $C_2$ 、 $A_3$  和  $C_3$  分别表示  $\alpha$  狼、 $\beta$  狼和  $\delta$  狼的系数向量,  $X_\alpha(t)$ 、 $X_\beta(t)$ 、 $X_\delta(t)$  分别表示  $\alpha$  狼、 $\beta$  狼和  $\delta$  狼的位置向量,  $X_1(t+1)$ 、 $X_2(t+1)$ 、 $X_3(t+1)$  分别表示  $\alpha$  狼、 $\beta$  狼和  $\delta$  狼在  $t+1$  时刻的位置向量。

灰狼根据式(12)不断调整自身的捕食位置和捕食方向, 逐步靠近猎物并且最终捕捉猎物。算法停止迭代时  $\alpha$  狼的位置和适应度值即为最优解。

### 1.2 改进灰狼优化算法

#### 1) 基于幂函数的非线性控制因子

系数向量  $\vec{A}$  影响着灰狼算法的寻优能力。根据式(3),  $\vec{A}$  的值与  $\vec{a}$  和  $\vec{r}_1$  相关。但是算法非线性迭代过程与  $\vec{a}$  线性递减过程冲突导致算法收敛性能降低, 算法结果容易陷入局部最优。理想情况下, 算法在前期需要在整个

搜索空间范围内大规模搜索寻找最优解;在后期需要在局部区域精细地搜索全局最优解,确保可以搜索到最优解。根据幂函数的特性,提出一种基于幂函数的非线性控制因子:

$$a = \frac{2}{1.875} \cdot \left(2 - \frac{2^t}{4}\right) \quad (13)$$

基于幂函数的非线性控制因子使得收敛因子随着迭代次数基于幂函数非线性递减。基于幂函数的非线性控制因子在迭代前期递减速率较慢,可进行大范围搜索,具有更强的全局搜索能力,能在全局空间中搜索到潜在最优值;在迭代后期递减速率加快,逼近某一个区域进行局部搜索,局部搜索能力得到提升,能快速搜索最优解。相比与线性控制因子,具有更好的收敛性质,更符合实际中控制因子的变化趋势,收敛结果更接近最优。

### 2) 基于指数因子的位置更新策略

GWO 根据式(12)进行位置更新时,将  $\alpha$  狼、 $\beta$  狼和  $\delta$  狼对  $\omega$  狼的领导能力视为相等的,但是根据算法原理, $\alpha$  狼、 $\beta$  狼和  $\delta$  狼对  $\omega$  狼的领导能力并不相同,因此导致个体位置更新方向与期望更新方向存在误差,极大程度上影响了算法收敛精度。根据改进粒子群优化算法<sup>[22]</sup>,本文提出一种基于指数因子的位置更新策略,在位置更新公式中引入指数因子提高算法的收敛精度。自适应位置更新策略公式如下:

$$X_p(t+1) = (X_1 + X_2 + X_3) \times W \quad (14)$$

$$W = W_{\max} - (W_{\max} - W_{\min}) \times e^{\left(\frac{t}{t_{\max}}\right)} \quad (15)$$

其中,  $W$  为当前迭代中位置更新权重,  $W_{\max}$  为权重的最大值,一般设为 0.9,  $W_{\min}$  为权重的最小值,一般设为 0.4,  $t$  为当前迭代次数,  $t_{\max}$  为最大迭代次数。

本文提出的基于指数因子的位置更新策略是非线性递减的,在算法迭代前期,较大的位置更新权重可以使得个体快速搜索全局最优解的范围,提高算法的收敛性能;在算法迭代中期,位置更新权重值根据迭代次数的指数函数非线性递减;在算法迭代后期,较小的位置更新权重将个体的搜索范围限制在最优个体附近,提升了算法的收敛速度和收敛精度。

### 3) 多次更新策略

GWO 在每次位置更新时,每个个体只进行一次位置更新,但是根据公式,位置更新行为依赖于  $\vec{r}_1$  和  $\vec{r}_2$  两个随机数,两个随机数的引入使得位置更新具有极大的不稳定性,可能出现多次迭代更新都不能搜索到更优解的情况,导致算法收敛到局部最优值,严重降低了算法的收敛精度,最后导致收敛结果不理想,影响算法寻优性能。针对此问题,本文提出一种多次位置更新策略。在每一次迭代中,每个个体都进行多次位置更新,每次更新后的结果进行保留,多次位置更新完成后,对每次更新后的结果进行比较,选取最优结果作为此个体在本次迭代中的位置更新值。多次更新

策略不仅能提高算法在前期的搜索能力,更快搜索到最优个体,在算法后期还可以增加种群的多样性,避免算法陷入局部最优的结果。

### 1.3 改进灰狼优化算法实现流程

- 1) 初始化算法参数,设置种群规模  $N$ , 搜索维度  $dim$ , 最大迭代次数  $t_{\max}$ , 变量的上界  $ub$  和下界  $lb$ 。
- 2) 种群初始化,根据种群规模和搜索维度生成初始种群。
- 3) 计算种群中每个个体的适应度值,根据个体的适应度值进行排序,挑选出种群中的  $\alpha$  狼、 $\beta$  狼和  $\delta$  狼。
- 4) 根据式(13)更新收敛因子,然后根据式(3)和(4)计算  $\vec{A}$  和  $\vec{C}$ 。
- 5) 根据式(14)和(15)循环多次更新并保留每个灰狼个体的位置信息,然后在多次位置更新后,选取其中结果较优的位置作为本次位置更新值。
- 6) 判断是否到达最大迭代次数  $t_{\max}$ , 若达到,则退出循环,否则跳转到步骤 3) 继续进行循环。
- 7) 算法迭代寻优结束, $\alpha$  狼的位置信息即为算法最优结果。

改进灰狼优化算法的算法流程如图 1 所示。

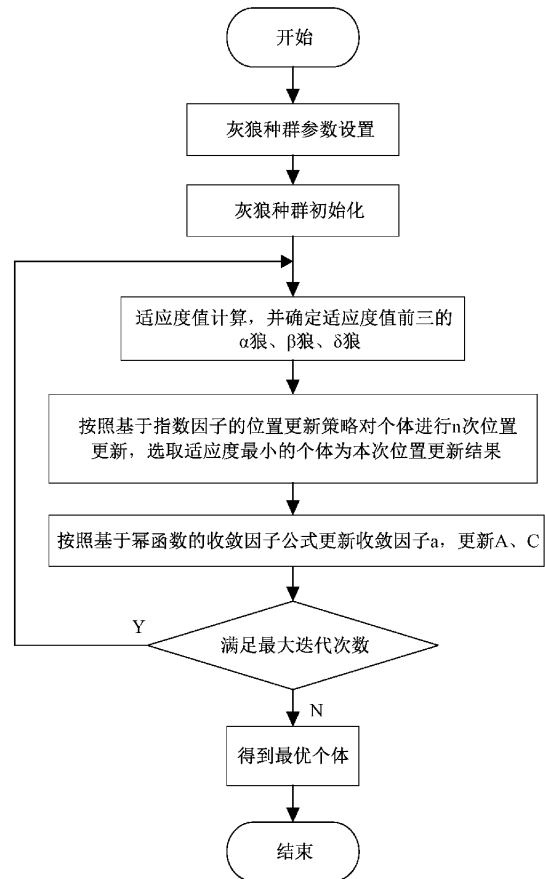


图 1 改进灰狼优化算法流程

## 2 基于改进灰狼优化算法的室内定位算法

基于改进灰狼优化算法的室内定位算法主要由两部分组成,首先通过阅读器测量待测标签的信号强度值估计阅读器与标签之间的距离并确立待优化的适应度函数;然后通过改进灰狼优化算法对适应度函数进行迭代求解,迭代到最大迭代次数后输出头狼的位置信息即为待测标签的估计位置,实现定位。

### 2.1 RFID 定位系统

RFID 定位系统主要有 RFID 读写器和 RFID 标签组成。RFID 定位系统首先通过读写器发射特定频率载波信号,标签接收到信号后从信号中获取能量并通过天线发射自身存储信息,读写器接收到标签的回传信号后,对回传信号进行解码识别,将识别信息传至上位机,上位机软件根据定位算法对标签位置进行估算<sup>[23]</sup>。

### 2.2 路径损耗模型

基于接收信号强度 (receiving signal strength indication, RSSI) 的定位技术是利用接收信号的 RSSI 与距离的关系,对待测标签进行距离估算。距离和 RSSI 的关系称为信号传播损耗模型。常用的信号模型如下<sup>[24]</sup>:

$$P_d = P_0 - 10 \cdot n \cdot \lg \frac{d}{d_0} - X_s \quad (16)$$

其中,  $d_0$  表示参考距离,通常为 1 m,  $d$  表示读写器与电子标签间的距离,  $P_d$  和  $P_0$  分别表示读写器与电子标签距离为  $d$  和  $d_0$  时的 RSSI 值,  $n$  为路径损耗系数,  $X_s$  是高斯分布随机变量,其均值为 0, 标准差为  $\delta$ 。

### 2.3 基于改进灰狼优化算法的室内定位算法流程

基于 IGWO 的射频识别定位算法是将 IGWO 应用在射频识别定位算法中。利用 IGWO 的快速寻优特点,可以快速求出待测节点标签位置坐标。该算法分为以下步骤:

#### 1) 测距

每个阅读器的位置分别为  $(x_i, y_i)$ , 其中  $i$  为阅读器的个数。每个阅读器测量标签返回信号的  $RSSI_i$ 。根据路径损耗公式,计算出每个阅读器到标签的测量距离  $r_i$ 。

#### 2) 初始化种群和参数

初始化参数,包括种群规模  $N$ , 搜索维度  $dim$ , 最大迭代次数  $t_{max}$ , 搜索变量的上下界  $ub$  和  $lb$ 。根据种群规模和变量的上下界生成种群。

#### 3) 适应度计算

适应度函数设为:

$$f(x, y) = \sum_{i=1}^n |(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 - r_i^2| \quad (17)$$

其中  $(x, y)$  为待测节点标签位置;  $n$  为阅读器个数。

#### 4) 算法寻优

使用 IGWO 进行算法迭代获取全局最优解, 所得全局最优解即为待测节点标签位置。

## 3 实验结果及分析

### 3.1 IGWO 性能测试及分析

本文选取 8 个标准测试函数来测试 IGWO 的收敛性能, 分别利用 PSO、GWO 和 IGWO 对测试函数进行仿真计算。测试函数如表 1 所示。

表 1 测试函数

编号	测试函数	取值范围	最优值
F1	$f(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	$x \in [-100, 100]$	0
F2	$f(x) = \max_i  x_i  \{1 \leq i \leq n\}$	$x \in [-100, 100]$	0
F3	$f(x) = \sum_{i=1}^n  x_i  + \prod_{i=1}^n  x_i $	$x \in [-10, 10]$	0
F4	$f(x) = \sum_{i=1}^n ix_i^2$	$x \in [-30, 30]$	0
F5	$f(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$	$x \in [-5.12, 5.12]$	0
F6	$f(x) = \sum_{i=1}^n  x_i \sin x_i + 0.1 x_i $	$x \in [-30, 30]$	0
F7	$f(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	$x \in [-600, 600]$	0
F8	$f(x) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)\right) + 20 + e$	$x \in [-32, 32]$	0

每个测试函数分别使用 IGWO、GWO 和 PSO 进行多次测试, 为了确保算法测试结果的可比性和公平性, 算法

中的所有参数选取均一致。设算法中种群规模为 10, 迭代次数为 500, 每个测试函数的数据维度均为 100, 分别用 GWO、IGWO 和 PSO 对每个测试函数独立进行 30 次求

解, 选取测试结果的最优值、均值和标准差作为参考指标对算法测试的准确度和稳定性做综合评价, 8 个测试函数的测试结果如表 2 所示。

表 2 各算法的测试结果

编号	PSO 均值	PSO 标准差	GWO 均值	GWO 标准差	IGWO 均值	IGWO 标准差
F1	$2.1 \times 10^{-2}$	$4.86 \times 10^{-3}$	$5.48 \times 10^{-7}$	$5.08 \times 10^{-7}$	$3.27 \times 10^{-13}$	$5.22 \times 10^{-13}$
F2	$2.13 \times 10^5$	$1.29 \times 10^1$	11.79	5.91	0.273	0.244
F3	20.46	7.6	$7.60 \times 10^{-5}$	$3.03 \times 10^{-5}$	$1.80 \times 10^{-10}$	$2.54 \times 10^{-10}$
F4	$3.68 \times 10^4$	$2.19 \times 10^3$	$1.81 \times 10^{-6}$	$1.09 \times 10^{-6}$	$2.23 \times 10^{-15}$	$6.32 \times 10^{-15}$
F5	$9.42 \times 10^2$	$0.52 \times 10^2$	26.01	14.07	$9.95 \times 10^{-11}$	$5.96 \times 10^{-10}$
F6	$5.35 \times 10^2$	$0.23 \times 10^2$	$3.19 \times 10^{-2}$	$8.02 \times 10^{-2}$	$1.33 \times 10^{-9}$	$2.33 \times 10^{-9}$
F7	$2.26 \times 10^2$	22.19	$1.73 \times 10^{-2}$	$2.87 \times 10^{-2}$	$2.15 \times 10^{-14}$	$1.17 \times 10^{-13}$
F8	7.89	0.15	$7.64 \times 10^{-5}$	$3.03 \times 10^{-5}$	$1.80 \times 10^{-10}$	$2.54 \times 10^{-10}$

从表 2 可以看出, 8 个测试函数在进行算法迭代计算后, 都在一定程度上接近理想最优解值。通过对 PSO、GWO 和 IGWO 算法测试结果进行对比可知, 在均值上, IGWO 的测试结果精度比 PSO 和 GWO 高了几个量级, 算法收敛结果明显优于 PSO、GWO, 说明 IGWO 的收敛精度要远高于 GWO, 收敛结果也越接近理想最优值。同时, IGWO 的标准差也远小于 PSO 和 GWO, 这说明 IGWO 相比于 PSO 和 GWO 具有更好的稳定性。

3.2 基于 IGWO 的室内定位算法测试及分析

仿真实验在 Windows11 (64 bit) 操作系统上, 以 Python3.10 作为仿真平台。仿真对比 TPA、PSO-TPA<sup>[25]</sup>、GWO-TPA 和 IGWO-TPA 的定位性能。仿真环境采用 4 m × 4 m 的模拟室内定位环境, 分别部署 3 个基站, 基站的位置坐标分别为 (0, 0)、(0, 4)、(4, 0)。分别从 x 轴方向和 y 轴方向取测试点, 从 0.5 ~ 3.5 m, 每隔 0.5 m 取一个测试点。模拟环境的路径损耗系数设为 2.2, 环境噪声设为均值 0, 标准差为 4 的高斯分布。标签和阅读器部署位置如图 2 所示。

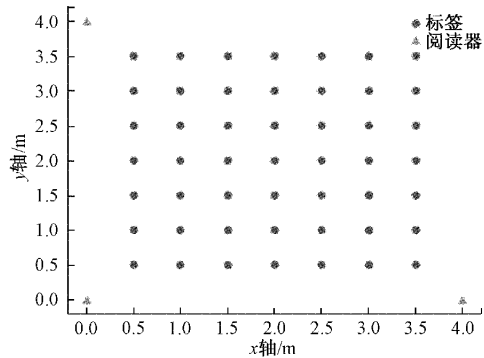


图 2 标签部署位置分布

对基于 IGWO 的室内定位算法进行实验与分析, 并与基于 GWO 的室内定位算法、基于 PSO 的室内定位算法和基于 TPA 的室内定位算法作对比。其中 IGWO、GWO 和

PSO 的种群规模为 30, 迭代次数为 100, 参数一致保证算法性能可对比性。对 50 组仿真数据进行算法仿真, 其中, 每组数据包含 50 个测试点, 取所有测试点的平均误差和标准差作为这一组实验的误差和标准差。

图 3 记录了每次实验的误差。图 3 所示中, 曲线从上往下依次分别为 TPA、PSO-TPA、GWO-TPA 和 IGWO-TPA。这说明, 在 50 次实验中, TPA 的定位误差是最大的, PSO-TPA 和 GWO-TPA 的定位误差比 TPA 的小, IGWO-TPA 的定位误差是最小的。

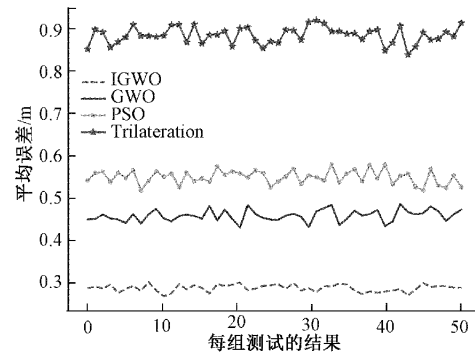


图 3 测试误差对比

将 50 次实验中得到的误差均值和标准差记录在表 3 中。

表 3 各算法的实验结果

	均值	标准差
TPA	0.887	0.219
PSO-TPA	0.554	0.126
GWO-TPA	0.462	0.143
IGWO-TPA	0.276	0.018

由表 3 可知, 在对测试点进行 50 组定位测试中, TPA 的平均误差为 0.887 m, 是所有算法里误差最大的, 标准差

也较大,为 0.219 m,主要由于不满足以基站为圆心,读写距离为半径的三圆相交于一点,导致 TPA 性能较差,算法误差较大,算法定位精度低,算法的稳定性能较低;基于 PSO 的室内定位算法和基于 GWO 的室内定位算法的误差和标准差小于经典三边定位算法,分别为 0.554 m 和 0.462 m,说明将 PSO 和 GWO 应用到室内定位算法上对算法定位精度有提升,在算法的稳定性上也有提升;基于 IGWO 的室内定位算法在平均误差和标准差方面都远小于上述方法,平均误差为 0.276 m,标准差为 0.018 m,说明在算法收敛性和算法稳定性上,基于 IGWO 的室内定位算法相比其他算法更加优异,算法定位结果更接近真实值。

#### 4 结 论

本文为了解决 GWO 中存在的收敛速度慢、收敛精度低、易陷入局部最优解等问题,将 GWO 的收敛因子计算公式中的线性递减改为基于幂函数的非线性递减;将 GWO 的位置更新公式的平均权重计算改为随迭代次数更新的基于指数因子的权重;在 GWO 每一次迭代的过程中都进行多次位置更新等方法提出了 IGWO。提出的 IGWO 算法在收敛精度、收敛速度和搜索能力等性能方面上都得到了明显提升,可以得到精度更高的结果。把 IGWO、GWO 和 PSO 对 8 个不同类型的测试函数分别进行 30 次寻优测试,通过比较结果发现:在相同测试参数下,30 组测试结果中 IGWO 寻优结果的均值和标准差最小,说明 IGWO 在收敛速度、收敛精度和算法稳定性上具有更优异的表现;基于幂函数的非线性递减收敛因子和基于指数因子的权重位置更新公式提升了算法的收敛精度;多次位置更新策略增加了算法迭代过程中的种群多样性,避免了算法陷入局部最优值;把本文提出的 IGWO 应用于室内定位算法,提出基于 IGWO 的室内定位算法,使用阅读器测距得到与标签之间的距离并根据此距离构造适应度函数,利用 IGWO 对适应度函数进行迭代求解,得到待测标签的坐标。对算法进行仿真并与其他算法对比,结果验证基于 IGWO 的室内定位算法相比于基于 GWO 的室内定位算法、基于 PSO 的室内定位算法和基于 TPA 的室内定位算法具有更好的定位精度和更高的稳定性,可以有效地在室内环境下对未知节点进行精确定位,具有良好的应用前景。

#### 参考文献

- [1] CHO Y, JI M, LEE Y, et al. WiFi AP position estimation using contribution from heterogeneous mobile devices[C]. Proceedings of the 2012 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium, IEEE, 2012: 562-567.
- [2] HALLBERG J, NILSSON M, SYNNEK K. Positioning with bluetooth [C]. 10th International Conference on Telecommunications, 2003, ICT 2003, IEEE, 2003, 2: 954-958.
- [3] 李英杰,魏巍. 基于红外线定位的拱桥吊装监测研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2022(2): 209-213, 218.
- [4] POULOSE A, HAN D S. UWB indoor localization using deep learning LSTM networks [J]. Applied Sciences, 2020, 10(18): 6290.
- [5] WANG Q, LUO H, GAO X, et al. An indoor three dimensional positioning algorithm based on attitude identification and visible light propagation model[C]. China Satellite Navigation Conference (CSNC) 2017 Proceedings: Volume I. Springer Singapore, 2017: 367-380.
- [6] FUJIMOTO M, WADA T, INADA A, et al. Swift communication range recognition method for quick and accurate position estimation of passive RFID tags[J]. IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences, 2012, 95(9): 1596-1605.
- [7] GUAN N, WEN Z G, SUN K G. Research on indoor positioning algorithm based on trilateral positioning and Taylor series expansion[C]. Proceedings of 2016 International Conference on Computational Modeling, Simulation and Applied Mathematics(CMSAM 2016), Science and Engineering Research Center: Science and Engineering Research Center, 2016, 3266.
- [8] 张海成. 基于超宽带的精确室内定位算法研究[D]. 南京:南京邮电大学, 2021.
- [9] 洪刘. 基于人工鱼群优化算法的室内可见光定位技术的研究[D]. 北京:北京邮电大学, 2020.
- [10] 洪鑫磊,崔英花. 基于烟花优化粒子群的室内定位算法研究[J]. 电子测量技, 2022, 45(14): 59-64.
- [11] 刘双,余学祥,刘宇. 基于改进海鸥优化算法的可见光室内定位研究[J]. 激光杂志, 2023, 44(2): 6.
- [12] LI Z, TIAN Z, WANG Z, et al. Multipath-assisted indoor localization: Turning multipath signal from enemy to friend [C]. 2019 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM), IEEE, 2019: 1-6.
- [13] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.
- [14] TAWHID M A, IBRAHIM A M. A hybridization of grey wolf optimizer and differential evolution for solving nonlinear systems [J]. Evolving Systems, 2020, 11(1): 65-87.
- [15] 黄星,卢宇,申亮,等. 基于粒子群灰狼混合算法的多目标约束优化问题求解[J]. 小型微型计算机系统, 44(2): 288-299.

- [16] 曹轲,谭冲,刘洪,等. 基于改进灰狼算法优化 BP 神经网络的无线传感器网络数据融合算法[J]. 中国科学院大学学报,2022,39(2):232-239.
- [17] 刘栋. 基于改进灰狼算法优化 BP 神经网络的研究和应用[D]. 合肥:安徽大学,2019.
- [18] 许乐,赵文龙. 基于新型灰狼优化算法的无人机航迹规划[J]. 电子测量技术,2022,45(5):55-61.
- [19] 何祖杰,吴新焯,刘中华. 基于改进灰狼算法优化支持向量机的短期交通流预测[J]. 厦门大学学报(自然科学版),2022,61(2):288-297.
- [20] GUPTA S, DEEP K. Hybrid grey wolf optimizer with mutation operator [M]. Singapore: Soft Computing for Problem Solving. Springer, 2019: 961-968.
- [21] 袁泉,周鑫,周毓敏,等. 基于改进灰狼算法的交直流混联电网经济调度方法[J]. 电气传动,2022,52(6):47-52,72.
- [22] AZIZ N A A, IBRAHIM Z, MUBIN M, et al. Improving particle swarm optimization via adaptive switching asynchronous-synchronous update [J]. Applied Soft Computing, 2018, 72: 298-311.
- [23] 罗莹. RFID 技术的原理及应用[J]. 电子测试, 2016(10):22, 19, DOI: 10.16520/j. cnki. 1000-8519. 2016. 10. 010.
- [24] MUKHOPADHYAY B, SARANGI S, KAR S. Performance evaluation of localization techniques in wireless sensor networks using RSSI and LQI[C]. 2015 Twenty First National Conference on Communications(NCC), IEEE, 2015: 1-6.
- [25] 刘旭明,王伟,景强,等. 基于粒子群优化的 RSSI 等弧三边定位算法[J]. 传感器与微系统,2018,37(8): 134-136.

### 作者简介

李天松,副教授,硕士研究生导师,主要研究方向为水下光通信,导航定位技术。

李奕霖,硕士研究生,主要研究方向为室内定位。

卢相志,硕士研究生,主要研究方向为射频识别。

lirui731701685@qq.com