

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2208998

## 基于烟花优化粒子群的室内定位算法研究\*

洪鑫磊<sup>1,2</sup> 崔英花<sup>1,2</sup>(1.北京信息科技大学信息与通信工程学院 北京 100101; 2.北京信息科技大学光电测试技术及  
仪器教育部重点实验室 北京 100101)

**摘要:** 针对测距式射频识别室内定位算法定位误差较大的问题,提出了一种基于烟花优化粒子群的室内定位算法。该算法分为测距和定位两个阶段,在测距阶段使用到达相位差进行测距并构建待优化的目标函数。在定位阶段对粒子群优化算法进行改进。为了改进粒子群优化算法在迭代过程中容易落入局部极值的问题,引入了烟花优化算法的爆炸、变异、选择操作,并对选择规则进行改进;算法还根据烟花爆炸算子和变异算子对粒子群算法的速度更新公式进行改进。实验结果表明,该算法能够有效实现对目标的定位,定位平均误差为 0.277 3 m,与基于标准粒子群优化算法的室内定位算法相比具有 39.61% 的性能提升。

**关键词:** 室内定位;射频识别;粒子群优化算法;烟花算法;到达相位差

**中图分类号:** TN911.2 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.5015

## Research on indoor positioning algorithm based on fireworks optimized particle swarm

Hong Xinlei<sup>1,2</sup> Cui Yinghua<sup>1,2</sup>

(1. School of Information and Communication Engineering, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100101, China; 2. Key Laboratory of the Ministry of Education for Optoelectronic Measurement Technology and Instrument, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100101, China)

**Abstract:** Ranging Radio Frequency Identification indoor positioning algorithm has the problem of large errors in positioning. An indoor positioning algorithm based on Particle Swarm Optimization based on Fireworks was proposed. The algorithm is divided into two stages: ranging and positioning. In the ranging stage, the Phase Difference of Arrival is used to measure the distance and construct the objective function to be optimized. In the positioning stage, the particle swarm optimization algorithm is improved. In order to improve the problem that particle swarm optimization is easy to fall into local extreme value during the iterative process, the explosion, mutation and selection operations of Fireworks Algorithm are introduced, the selection rules are improved; The algorithm also improves the speed update formula of particle swarm algorithm according to the firework explosion operator and mutation operator. The experimental results show that the algorithm can effectively locate the target, and the average error of positioning is 0.277 3 m, and compared with the indoor positioning algorithm based on the standard particle swarm optimization algorithm, it has a performance improvement of 39.61%.

**Keywords:** indoor positioning; radio frequency identification; particle swarm optimization; fireworks algorithm; phase difference of arrival

## 0 引言

随着科学技术的发展和人们工作生活的需要,对室内定位技术的需求越来越高,对定位精度的要求也越来越高。

射频识别(radio frequency identification, RFID)<sup>[1-2]</sup> 技术作为一种依靠无线射频信号进行身份认证和数据交流的通信技术,具有非视距、无接触、无人工参与的特点,在众多技术中脱颖而出,成为专家学者的研究对象。但基于 RFID 的

收稿日期:2022-02-11

\* 基金项目:国家自然科学基金(61340005)、北京市自然科学基金(4202024)、北京信息科技大学 2020 年促进高效内涵发展科研水平提高项目(2020KYNH213)资助

室内定位精度也由于功耗、环境噪声等问题受到很大制约。

传统的 RFID 室内定位方法主要分为测距非测距两种定位方法。基于测距的定位方法首先把阅读器通过天线发射出的射频信号的时间、角度或相位等信息转化为阅读器到目标标签的距离之后求解位置；主要有基于信号达到时间的定位方法<sup>[3-4]</sup>；基于信号到达角的定位方法<sup>[5-6]</sup>；基于信号接收功率与传播距离关系模型的定位方法<sup>[7-8]</sup>等。基于非测距的定位方法通常通过收集室内场景的信息并建立数据库，从而实现目标的匹配定位；主要有基于参考标签的定位方法<sup>[9]</sup>和基于指纹库匹配的定位方法<sup>[10]</sup>。由于对室内目标进行定位可以看作一种在解空间中寻找最优解的寻优问题，所以近年来基于软计算的定位技术也逐渐发展起来<sup>[11]</sup>。文献[12]提出了利用径向基函数(radial basis function, RBF)训练网络，对最小二乘法进行参数优化的到达时间差(time difference of arrival, TDOA)定位算法，实现对目标的定位。文献[13]提出了一种利用 K 最近邻(K-nearest neighbor, KNN)算法寻找指纹的指纹定位算法，并结合遗传算法和计算机视觉系统提高了定位精度。粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法是群集智能的代表方法之一，能够通过粒子之间的相互合作与竞争实现对多为复杂空间的高效搜索<sup>[14]</sup>，已经在很多领域获得了显著成果，文献[15]提出一种利用基于自适应学习因子的粒子群优化算法(IPSO)优化 LANDMARC 算法的室内定位系统，该算法利用正弦函数在区间 $[\pi/2, 3\pi/2]$ 中函数取值的变化特性与 PSO 算法中学习因子的变化特性相似的特点，构建了基于正弦函数的自适应学习因子。经过仿真实验验证，自适应的学习因子有效提升了 PSO 算法的寻优能力和收敛能力以及系统的定位精度。文献[16]提出了一种融合 PSO-GA 算法，在迭代前期，利用 PSO 算法收敛速度快的优点初步寻优；在迭代后期，利用 GA 算法较强的全局搜索能力对种群进行筛选。但是由于 GA 算法的也存在易早熟、易收敛至局部最优的问题，因此算法仍需继续改善。文献[17]提出一种将 PSO 算法与蚁群算法结合的 AUV 路径规划算法，该算法先利用 PSO 算法对路径进行预搜索，再利用蚁群算法实现了对路径的全局规划，提升了算法初期的寻径能力和全局寻优能力。虽然将 PSO 算法与蚁群算法进行结合之后提升了算法的寻优能力，但由于蚁群算法在迭代过程中易发生停滞，也会导致算法出现无法搜寻到全局最优点的情况，所以还需要进一步对算法进行优化与改进。

本文提出基于烟花优化的粒子群(particle swarm optimization based on fireworks, PSOFW)室内定位算法。针对 PSO 算法在迭代过程中容易落入局部极值的问题，在 PSO 算法中引入了烟花(fireworks algorithm, FWA)算法的爆炸、变异、选择操作，并对变异规则和选择规则进行改进；根据烟花爆炸算子对粒子群算法的速度更新公式进行改进。提高了 PSO 算法的寻优能力和系统的定位精度。

## 1 基于烟花优化的粒子群算法

### 1.1 粒子群优化算法

PSO 算法是研究者通过对飞鸟觅食行为规律的研究从而提出的优化算法，在 PSO 算法中，每个粒子的位置代表被优化问题在搜索空间中的潜在解。每个粒子通过将粒子位置信息带入目标函数从而得到适应度函数值(fitness value)，并将适应度函数值带入速度更新公式获得决定粒子飞翔距离和方向的速度，通过位置更新在解空间中进行搜索。PSO 初始为一群随机粒子，然后通过迭代的方式寻找出最优解。在迭代中，粒子根据两个“最优值”更新自己，第一个是粒子本身曾经历过的最优解，称为个体最优值；第二个是整个群体所经历过的最优解，称为全局最优值。

PSO 算法的核心是根据每个粒子的最优位置和粒子群体的最优位置对粒子的位置进行更新，粒子的速度更新公式与位置更新公式如式(1)、(2)所示。

$$V_{t+1} = \omega \cdot V_t + c_1 r_1 (p_{best} - X_t) + c_2 r_2 (g_{best} - X_t) \quad (1)$$

$$X_{t+1} = X_t + V_{t+1} \quad (2)$$

其中， $t$  代表迭代次数， $X$  代表粒子的位置， $V$  代表粒子的速度， $p_{best}$  代表当前的个体历史最优位置， $g_{best}$  代表当前的群体最优位置， $\omega$  代表惯性权重， $c$  代表学习因子， $r$  代表 0~1 的随机数。

### 1.2 烟花算法

FWA 算法<sup>[18-19]</sup>是一种新型的模仿烟花爆炸的群体智能优化算法，它通过模拟烟花爆炸时的场景，建立相对的数学模型，引入了随机变异策略和选择策略，从而提出的一种基于爆炸式的全局寻优方法。

FWA 的基本思想是根据每个烟花自身适应度值的优劣程度决定爆炸的范围和爆炸所能够生成火花数量，每个因爆炸所生成的火花都是解空间中的一个潜在解。FWA 中烟花的适应度值越好，其能够在爆炸过程中在小的半径中生成数量较多的火花，进行局部精确搜索；烟花的适应度值越差，则只能够在大的半径中生成数量较少的火花，进行全局高效搜索。

FWA 算法由爆炸算子、变异算子、映射规则和选择策略 4 部分组成。

#### 1) 爆炸算子

FWA 的爆炸算子是为了能够使适应度值不同的烟花达到差异化为目的的，即同时兼顾局部精确搜索和全局高效搜索。烟花爆炸所生成的火花的数量和爆炸半径是根据烟花本身的适应度值在种群总适应度值中所占比重计算得到的。在 FWA 中烟花  $x_i$  的爆炸火花数量  $S_i$  和爆炸半径  $A_i$  的计算公式如式(3)、(4)所示。

$$S_i = M \times \frac{y_{\max} - f(x_i) + \epsilon}{\sum_{i=1}^N (y_{\max} - f(x_i)) + \epsilon} \quad (3)$$

$$A_i = \hat{A} \times \frac{f(x_i) - y_{\min} + \epsilon}{\sum_{i=1}^N (f(x_i) - y_{\min}) + \epsilon} \quad (4)$$

其中,  $y_{\min}$  为当前烟花种群的最小适应度值,  $y_{\max}$  为当前烟花种群的最大适应度值。  $M$  是一个常数, 用来调整爆炸生成火花的数量,  $\hat{A}$  也是一个常数, 用来调整爆炸半径的大小,  $\epsilon$  为机器最小量, 使在计算过程中不会出现除零操作。

在式(4)中, 为了不使适应度值较好的烟花生成的火花数量过多从而使计算量过大, 同时不使适应度值较差的烟花生成的火花数量过少不能达到全局高效搜索的目的, 对生成的火花的数量进行了限制, 如式(5)所示。

$$\hat{S}_i = \begin{cases} \text{round}(aM), & S_i < aM \\ \text{round}(bM), & S_i > bM, a < b < 1 \\ \text{round}(S_i) \end{cases} \quad (5)$$

其中,  $a, b$  均为常数,  $\text{round}(\cdot)$  为四舍五入取整函数。

## 2) 变异算子

为了提高种群多样性, 在 FWA 中增加了变异算子用来生成变异火花。生成变异火花的过程为: 在种群中以一定概率随机抽取烟花  $x_i$ , 对其在随机维度上进行如式(6)所示的变异操作。

$$\hat{x}_{ik} = x_{ik} \times e \quad (6)$$

其中,  $e \sim N(1, 1)$ ,  $N(1, 1)$  表示均值为 1, 方差为 1 的高斯分布。

## 3) 映射规则

为了防止爆炸算子和变异算子生成的火花超出求解范围的边界。当火花  $x_i$  在维度  $k$  上越界时, 通过式(7)将火花变换至求解范围内。

$$\hat{x}_{ik} = x_{\min, k} + |\hat{x}_{ik}| \% (x_{\max, k} - x_{\min, k}) \quad (7)$$

其中,  $x_{\min, k}$  和  $x_{\max, k}$  分别为解空间在维度  $k$  上的边界。

## 4) 选择策略

为了使种群中的处于最优位置的烟花能够得到继承, 在进行完爆炸、变异和映射操作后, 算法首先将本次迭代过程中获得的适应度值最优的花火传递到下一代作为迭代的烟花, 其余  $N-1$  个烟花使用轮盘赌法则进行选取, 火花  $x_i$  被选中的概率公式如式(8)所示。

$$P(x_i) = \frac{R(x_i)}{\sum_{x_j \in K} R(x_j)} \quad (8)$$

$$R(x_i) = \sum_{x_j \in K} \|x_i - x_j\|$$

其中,  $R(x_i)$  为当前火花与所有火花中除自身以外火花的距离之和。在种群中, 如果火花密度较高, 即该火花与其他火花的距离过近时, 该火花被选择的概率就会降低。

### 1.3 基于烟花优化的粒子群算法

针对粒子群优化算法在迭代过程中容易落入局部极值

的问题, 将烟花算法融入粒子群优化算法, 提出了一种基于烟花优化的粒子群算法(PSOFW), 为粒子群算法引入了种群变异和淘汰机制。主要改进了粒子群优化算法的速度更新公式和烟花算法选择规则。

#### 1) PSOFW 算法流程

步骤(1): 初始化粒子群;

步骤(2): 计算粒子的适应度值;

步骤(3): 对粒子进行爆炸、变异操作;

步骤(4): 计算新产生的粒子的适应度值;

步骤(5): 根据改进的速度更新公式和位置更新公式对粒子的速度位置进行更新;

步骤(6): 计算位置更新之后的粒子的适应度值;

步骤(7): 根据改进的选择策略在所有粒子中进行选择;

步骤(8): 判断是否达到最大迭代次数, 若是, 则停止迭代, 输出最优值; 若否, 则跳转至步骤(3)。

#### 2) 改进的速度更新公式

利用烟花爆炸的思想在粒子周围生成新的粒子, 并将新粒子的适应度值与粒子的历史最优值进行比较, 从而使速度更新公式得到了改进, 如式(9)所示。

$$V_{t+1} = \omega \cdot V_t + c_1 r_1 (pf_{best} - X_t) + c_2 r_2 (g_{best} - X_t) \quad (9)$$

其中,  $pf_{best}$  代表当前粒子因爆炸和变异产生的新粒子和该粒子的历史最优位置中更为优秀的位置,  $g_{best}$  仍然代表当前的群体最优位置。

#### 3) 改进的烟花算法选择策略

在烟花算法的选择策略中, 除了种群中的最优值会被优先传递到下一代继续进行迭代以外, 其余  $N-1$  个烟花以聚集程度的大小作为概率进行轮盘赌的方式进行选取。这样会导致一些处于种群边缘的适应度值差的个体被选中的概率增加, 从而减慢了算法的收敛速度, 本文将以聚集程度作为参考的选择策略改进为个体对种群的总体适应度值的贡献程度作为参考的选择策略, 改进后的个体  $x_i$  被选中的概率公式如式(10)所示。

$$P(x_i) = \frac{\sum_{j=1}^{N-1} F(x_j) - F(x_i)}{(N-2) \sum_{j=1}^{N-1} F(x_j)} \quad (10)$$

其中,  $F(x_i)$  为个体  $x_i$  的适应度值。由式(10)可知, 在进行最小值寻优的过程中, 个体的适应度值越低, 说明该个体越优秀, 则选中其进行下一轮迭代的概率越高。

## 2 基于烟花优化粒子群的室内定位算法

基于烟花优化粒子群室内定位算法由两部分构成, 首先通过到达相位差(phase difference of arrival, PDOA)进行测距并构建待优化的目标函数; 然后通过烟花优化的粒子群算法对目标函数进行优化, 迭代至设定的最大次数后,

输出当前最优粒子的坐标作为待测标签的估计坐标,从而实现目标的定位。

2.1 PDOA 测距模型

相位是 RFID 信号的一个重要特征,由于其对距离极其敏感的特征,可以用来进行测距。但是由于相位的周期性,需要 RFID 阅读器控制天线发射两道频率不同的电磁波达到目标标签,天线接收到经过目标标签反射的信号获取其相位值,从而才可以解算出 RFID 阅读器到达目标标签的估计距离,估计距离  $d$  与相位值  $\theta$  之间的关系如式(11)所示。

$$d = \frac{c \cdot (\theta_1 - \theta_2)}{4\pi \cdot abs(f_1 - f_2)} \quad (11)$$

其中,  $f$  为 RFID 阅读器控制天线发射电磁波的频率。

在定位算法中,还需要一个目标函数作为多天线 PDOA 测距和粒子群优化算法的连接桥梁。设阅读器的坐标为  $(x_i, y_i) (i = 1, 2, 3, 4)$ , 待测标签坐标为  $(x, y)$ , PDOA 测距结果  $d$  由式(11)得到,从而目标函数即可用式(12)表示:

$$f = \min\left(\sum_{i=1}^4 \left| \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} - d \right| \right) \quad (12)$$

2.2 RFID 定位基本方案

RFID 定位模型由 4 个 RFID 阅读器和 20 个待测标签组成,RFID 阅读器天线采用全向型天线,即不考虑天线的方向性对定位效果的影响。RFID 定位待测区域为一块  $20\text{ m} \times 20\text{ m}$  的正方形区域,在区域四角分别放置一个 RFID 阅读器,RFID 阅读器坐标分别问  $(0, 0)$ 、 $(0, 20)$ 、 $(20, 0)$ 、 $(20, 20)$ ,在待测区域中随机放置 20 个待测标签。RFID 定位模型如图 1 所示。

PSOFW 室内定位算法的具体流程如下:

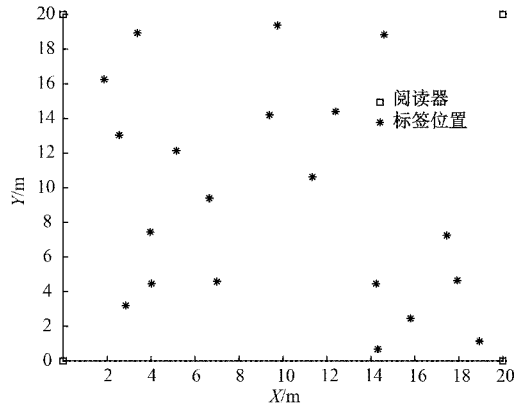


图 1 RFID 定位模型图

步骤 1)初始化参数;

步骤 2)构建 RFID 定位模型;

步骤 3)依据定位模型进行测距,并生成待优化的目标函数;

步骤 4)利用 PSOFW 对目标函数进行优化;

步骤 5)判断是否达到终止条件,若是则输出最优值位置作为最佳估计位置;反之则跳转至步骤 4)。

3 实验结果与分析

3.1 PSOFW 算法性能实验结果与分析

为了验证 PSOFW 算法的有效性,使用了 5 个常见的测试函数作为目标函数对算法进行测试。5 个常见测试函数如表 1 所示,其中 Sphere 和 Quartic 只有一个全局最小值,用于检测算法的局部寻优能力;Schaffer、Rastrigin 和 Griewank 具有多个局部最小值,用于检测算法全局寻优能力。

表 1 测试函数

函数名称	函数表达式	搜索范围	最小值
Sphere	$f_1(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2$	$(-5.12, 5.12)$	0
Quartic	$f_2(x) = \sum_{i=1}^D i \cdot x_i^4$	$(-100, 100)$	0
Schaffer	$f_3(x) = 0.5 + \frac{(\sin\sqrt{x_1^2 + x_2^2})^2 - 0.5}{1 + 0.001 \times (x_1^2 + x_2^2)}$	$(-5, 5)$	0
Rastrigin	$f_4(x) = 10d + \sum_{i=1}^D [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i)]$	$(-5.12, 5.12)$	0
Griewank	$f_5(x) = \sum_{i=1}^D \frac{x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^D \cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}}) + 1$	$(-600, 600)$	0

PSOFW 算法性能试验主要与标准粒子群算法(PSO)、标准烟花算法(FWA)和基于自适应学习因子的粒子群算法(IPSO)进行对比。4 种算法的参数设置如表 2 所示。为了避免实验结果收到随机因素的影响,每个目标函数对应的优化算法独立进行 20 次实验,记录 20 次实验中的最优适应度值(BEST)并计算最优适应度值的平均值

(MEAN)和标准差(SD)作为判断标准,实验结果如表 3 所示。

由表 1 可知,5 个测试函数的最小值均为 0,因此算法的最优值、平均值和标准差越小,说明算法的优化效果越好。由表 3 可知,PSOFW 算法的最优值、平均值和标准差在 4 种算法中均为最小,因此说明 PSOFW 能够有效对目

表2 算法参数设置

算法名称	参数设置
PSO	$N_p=100, c_1, c_2=1.5, \omega=0.8, D=2, G_m=200$
FWA	$N_p=100, \hat{A}=5, M=15, a=0.3, b=0.6, D=2, G_m=200$
IPSO	$N_p=100, c_1, c_2=[0.5, 2.5], \omega=0.8, D=2, G_m=200$
PSOFW	$N_p=100, c_1, c_2=[0.5, 2.5], \omega=[0.4, 0.9], \hat{A}=5, M=15, a=0.3, b=0.6, D=2, G_m=200$

表3 算法实验结果

测试函数		PSO	FWA	IPSO	PSOFW
$f_1(x)$	BEST	$1.00 \times 10^{25}$	$5.13 \times 10^{25}$	$3.32 \times 10^{30}$	$1.26 \times 10^{43}$
	MEAN	$3.54 \times 10^{15}$	$1.25 \times 10^{21}$	$1.77 \times 10^{27}$	$3.98 \times 10^{37}$
	SD	$1.53 \times 10^{-14}$	$3.13 \times 10^{-21}$	$2.69 \times 10^{-28}$	$9.97 \times 10^{-37}$
$f_2(x)$	BEST	$1.23 \times 10^{-41}$	$4.70 \times 10^{-48}$	$5.87 \times 10^{-53}$	$2.40 \times 10^{-66}$
	MEAN	$2.03 \times 10^{-34}$	$3.32 \times 10^{-34}$	$6.67 \times 10^{-39}$	$2.23 \times 10^{-48}$
	SD	$5.42 \times 10^{-34}$	$1.33 \times 10^{-33}$	$1.04 \times 10^{-39}$	$9.43 \times 10^{-48}$
$f_3(x)$	BEST	$4.46 \times 10^{14}$	$5.55 \times 10^{17}$	0	0
	MEAN	$9.30 \times 10^{09}$	$1.07 \times 10^{14}$	$8.75 \times 10^{15}$	$2.61 \times 10^{17}$
	SD	$2.99 \times 10^{-08}$	$1.75 \times 10^{-14}$	$2.45 \times 10^{-15}$	$4.51 \times 10^{-17}$
$f_4(x)$	BEST	$3.55 \times 10^{-15}$	$1.77 \times 10^{-15}$	0	0
	MEAN	$2.93 \times 10^{-11}$	$6.52 \times 10^{-09}$	$4.27 \times 10^{-13}$	$3.10 \times 10^{-15}$
	SD	$5.01 \times 10^{-11}$	$2.65 \times 10^{-08}$	$3.94 \times 10^{-13}$	$8.32 \times 10^{-15}$
$f_5(x)$	BEST	$8.55 \times 10^{10}$	$3.05 \times 10^{14}$	0	0
	MEAN	$4.10 \times 10^{07}$	$4.51 \times 10^{10}$	$5.91 \times 10^{12}$	$8.16 \times 10^{16}$
	SD	$1.29 \times 10^{-06}$	$1.37 \times 10^{-09}$	$7.53 \times 10^{-12}$	$2.84 \times 10^{-15}$

标函数进行优化,且优化能力强于其余3种算法。

### 3.2 PSOFW 室内定位算法实验结果与分析

在对 PSOFW 算法的性能进行实验之后,对基于 PSOFW 算法的室内定位算法进行实验与分析,RFID 定位模型如 2.2 节说明。对比算法和参数设置与上一节相同。图 2 为 4 种算法定位误差对比图。

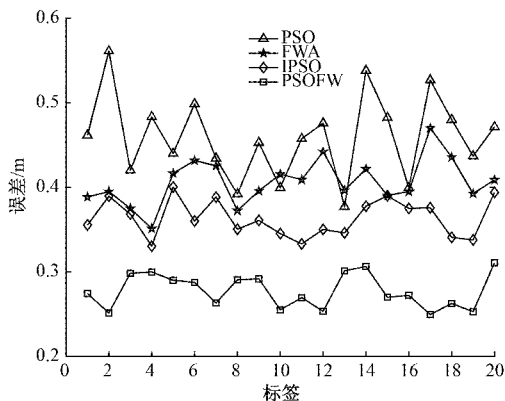


图2 4种算法定位误差对比图

通过图 2 可知,图中折线从上至下依次为 PSO 算法、FWA 算法、IPSO 算法和 PSOFW 算法。以上 4 种算法的平均定位误差和均方根误差如表 4 所示。

表4 四种算法定位效果对比

定位方法	平均误差	最大误差	最小误差
PSO	0.459 2	0.561 1	0.376 8
FWA	0.406 2	0.469 9	0.351 0
IPSO	0.363 3	0.400 2	0.330 2
PSOFW	0.277 3	0.310 5	0.249 3

由图 2 和表 4 可知,基于 PSO 的室内定位算法的定位误差在 0.376 8~0.561 1 m 波动,平均定位误差为 0.459 2 m;基于 FWA 的室内定位算法的定位误差在 0.351 0~0.469 9 m 波动,平均定位误差为 0.406 2 m;基于 IPSO 的室内定位算法误差在 0.330 2~0.400 2 m 波动,平均定位误差为 0.363 3 m;基于 PSOFW 的室内定位算法的定位误差在 0.249 3~0.310 5 m 波动,平均定位误差为 0.277 3 m,对比上述 3 种算法平均定位误差分别提升 39.61%、31.73%、23.67%且定位误差波动最小。由此可以看出本文提出的基于 PSOFW 的室内定位算法定位效果更好,性能最佳。

## 4 结 论

本文提出了基于烟花优化粒子群的室内定位算法,使



用 PDOA 技术进行测距并构造目标函数;利用 PSOFW 算法对目标函数进行优化,从而降低了室内定位误差。通过仿真实验与其他算法进行对比,结果表明,本文提出的算法寻优效果优秀、定位精度高、定位效果稳定。

### 参考文献

- [1] HOU Z G, LI F, YAO Y. An improved indoor UHF RFID localization method based on deviation correction [C]. Proceedings of 2017 4th International Conference on Information Science and Control Engineering, Changsha: IEEE, 2017: 1401-1404.
- [2] JEAN-SÉBASTIEN B, ABDENOUR B, BRUNO B, et al. An experimental comparative study of RSSI-based positioning algorithms for passive RFID localization in smart environments [J]. Journal of Ambient Intelligence & Humanized Computing, 2017, 9(5): 1327-1343.
- [3] 杨晓倩. 基于 TOA-AOA 数据融合的定位算法研究[J]. 电子测量技术, 2020, 43(16): 104-108.
- [4] 韩逢庆, 肖丹, 官礼和. 一种非视距环境下基于 TOA 三维定位的新方法研究[J]. 应用数学和力学, 2019, 40(11): 1259-1269.
- [5] 单志龙, 兰丽. 无线自组织网络中的 AOA 定位算法[J]. 华南师范大学学报(自然科学版), 2009(2): 38-43.
- [6] 孔范增, 任修坤, 郑娜娥. 基于 GDOP 权值交点的鲁棒 AOA 定位算法[J]. 电子技术应用, 2016, 42(9): 107-110.
- [7] 邹东尧, 陈鹏伟, 刘宽. 一种改进的 RSSI 测距定位算法[J]. 电讯技术, 2019, 59(10): 1191-1196.
- [8] 李川, 王荣海, 赵红军. 基于标签虚拟化的 RFID 室内 RSSI 无线定位算法 [J]. 电子器件, 2020, 43(6): 1403-1410.
- [9] ZHANG D, LU K Z, MAO R. A precise RFID indoor localization system with sensor network assistance[J]. China Communications, 2015, 12(4): 13-22.
- [10] THIDARAT J, SUWATCHAI S, PANARAT C. Comparison between innovative approaches of RFID based localization using fingerprinting techniques for outdoor and indoor environments [C]. The International Conference on Advanced Communication Technology, IEEE, 2010: 1511-1515.
- [11] VISALAKSHI A, RAJESH A. Implementation of self adaptive mutation factor and cross-over probability based differential evolution algorithm for node localization in wireless sensor networks [J]. Evolutionary Intelligence, 2019, 12(3): 469-478.
- [12] PRINCE S, SUNIL A. TDOA based node localization in WSN using neural network [C]. Proceedings of International Conference on Communication Systems and Network Technologies Washington D C, USA: IEEE Computer Society, 2013: 400-404.
- [13] HSIAO R S, KAO C H, CHEN T X, et al. A passive RFID-based location system for personnel and asset monitoring [J]. Technology and Health Care, 2018, 26: 11-16.
- [14] 吴庆洪, 张颖, 马宗民. 粒子群优化算法及其应用综述[J]. 微计算机信息, 2010, 26(30): 34-35, 10.
- [15] 蒋志顺, 洪向宇. 基于改进粒子滤波的 RFID 室内目标定位算法[J]. 信息技术, 2021(4): 107-112.
- [16] 于蒙, 刘德汉. 改进 PSO-GA 算法求解混合流水车间调度问题[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版), 2021, 45(3): 586-590.
- [17] 朱佳莹, 高茂庭. 融合粒子群与改进蚁群算法的 AUV 路径规划算法[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(6): 267-273.
- [18] 谭营, 郑少秋. 烟花算法研究进展[J]. 智能系统学报, 2014(5): 515-528.
- [19] ZHAO H T, ZHANG C S, NING J X. A core firework updating information guided dynamic fireworks algorithm for global optimization [J]. Soft Computing: A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications, 2020, 24(1): 1185-1211.

### 作者简介

洪鑫磊(通信作者), 硕士研究生, 主要研究方向为射频识别定位。

E-mail: 1085328392@qq.com

崔英花, 博士, 教授, 主要研究方向为射频识别、无线定位等。

E-mail: cui\_ying\_hua@sina.com