



计算机工程  
Computer Engineering  
ISSN 1000-3428, CN 31-1289/TP

## 《计算机工程》网络首发论文

题目: 混沌粒子群鸡群融合算法的 RSSI 质心定位算法  
作者: 王改云, 陆家卓, 焦傲, 郭智超, 张琦  
DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0057742  
网络首发日期: 2020-06-06  
引用格式: 王改云, 陆家卓, 焦傲, 郭智超, 张琦. 混沌粒子群鸡群融合算法的 RSSI 质心定位算法. 计算机工程. <https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0057742>



**网络首发:** 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式 (包括网络呈现版式) 排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认:** 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊 (光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊 (网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊 (网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物 (ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。



# 混沌粒子群鸡群融合算法的 RSSI 质心定位算法

王改云, 陆家卓, 焦傲, 郭智超, 张琦

(桂林电子科技大学电子工程与自动化学院 桂林 541004)

**摘要：**针对传统 RSSI 定位算法定位精度低的问题，考虑到粒子群算法（Particle Swarm Optimization）容易陷入早熟和局部最优解的缺点，提出了基于混沌粒子群鸡群融合算法（CPSCSFO）的 RSSI 质心定位算法。该方法首先利用 RSSI 测距技术计算出各传感节点之间的距离，再选择离未定位节点最近的三个锚节点和已定位节点建立以未知节点的坐标为参数的数学模型。求解的过程中，在使用 PSO 算法的基础上利用混沌优化思想避免搜索过程陷入局部极小，再利用鸡群算法进一步优化从而得到质量更好的解。仿真实验表明，相比与原始质心定位算法、加权 RSSI 质心定位算法和 PSO-RSSI 质心定位算法，新算法具有较快的收敛速度和较高的定位精度。

**关键词：**质心定位；粒子群算法；混沌；鸡群算法；接受信号强度指示



开放科学（资源服务）标志码（OSID）：

## RSSI Centroid Location Algorithm Optimized by Chaos Particle Swarm Chicken Swarm Fusion Algorithm

WANG Gai-yun, LU Jia-zhuo, JIAO Ao, GUO Zhi-chao, ZHANG Qi

(School of Electronic Engineering and Automation, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of low positioning accuracy of traditional RSSI positioning algorithm, considering that particle swarm optimization (PSO) is easy to fall into premature and local optimal solution, an RSSI centroid positioning algorithm based on Chaotic Particle Swarm chicken swarm fusion algorithm (CPSCSFO) is proposed. In this method, the distance between the sensor nodes is calculated by RSSI ranging technology, and then the mathematical model with the coordinates of the unknown nodes as the parameters is established by selecting the three closest anchor nodes and the located nodes. In the process of solving, based on PSO algorithm, chaos optimization idea is used to avoid the search process falling into local minimum, and Chicken Swarm algorithm is used to further optimize to get better solution. Simulation results show that the new algorithm has faster convergence speed and higher positioning accuracy compared with the traditional centroid location algorithm, weighted centroid location algorithm based on RSSI and RSSI centroid location algorithm based on particle swarm optimization.

**Keywords:** Centroid localization; particle swarm optimization; chaos; chicken swarm optimization; signal strength indication

DOI:10.19678/j.issn.1000-3428.0057742.

### 1 引言

物联网被认为是信息产业的第三次浪潮，其中将会有大量的传感器应用环境监测、智慧农业、智慧城市等领域中<sup>[1-2]</sup>。而在普遍的无线传感网络的应用场景里，如果这些传感节点不能获知它们的位置信息，那么它们所感知到的数据

也将是没有意义的<sup>[3-5]</sup>。因此，研究无线传感网络的定位技术显得尤为重要<sup>[6]</sup>。

无线传感网的定位方式可分为测距定位和非测距定位两种类型<sup>[7-8]</sup>。其中，TOA 算法<sup>[9]</sup>、三边定位算法、RSSI 和

**基金项目：**广西自然科学基金（2017JJA170450y）、广西人才项目（2018AD19020）、广西中青年基础能力提升项目（2018KY0195）

**作者简介：**王改云（1964—），女，教授，主要研究方向为无线通信，智能控制；陆家卓（1996—），男，硕士研究生，主要研究方向物联网、WSN 定位；焦傲，男，硕士研究生；郭智超，男，硕士研究生；张琦，男，副教授。E-mail: 786476228@qq.com



TDOA<sup>[10]</sup>算法属于常见的测距定位算法。APIT 算法、质心定位算法、DV-Hop 算法则属于非测距定位算法<sup>[11]</sup>。为了解决这些基础定位算法的精度差,实用性不高的问题,国内外学者针对这些算法做了深入研究。在国外,Zong Z 等<sup>[12]</sup>分析了两种环境扰动对 RSSI 值的影响,然后用卡尔曼滤波对 RSSI 值进行预处理,并提出了三角中心定位算法。Loganathan 等<sup>[13]</sup>提出了一种利用基于 Zigbee 的接收信号强度指示器(RSSI)和数字测定仪来提高移动节点室内定位的新技术。通过改进路径损耗传播模型和通过凸搜索优化每种定位技术的加权参数来更准确地预测移动节点的坐标,在定位性能上有了很大的提高。Byrne 等<sup>[14]</sup>在 RSSI 的基础上优化了室内定位算法,并对其应用在室内定位并进行了优化,结果表明该算法在室内应用具有更高的定位精度。在国内,潘琢金等<sup>[15]</sup>利用卡尔曼滤波器来优化 RSSI 的采集过程,再用锚节点的相关信息对四点质心定位算法的结果进行误差补偿。路泽忠<sup>[16]</sup>等通过对 RSSI 值解算的距离值的倒数和作为权重,得出修正参数对精度进行了修正。张鸿洋等<sup>[17]</sup>分析了节点动态与距离的关系,主动删除孤立节点并确定权重,进一步提高定位精度。汪晨等<sup>[18]</sup>利用信号识别强度得到的参考节点的距离和位置信息作为人工鱼群算法的适应度函数,达到优化求解过程的目的,从而减低了定位误差。

针对不同的定位算法在面对各种各样的应用环境时,需要设计出不同的改进方案。本文利用混沌搜索(Chaos)的随机性、遍历性与鸡群算法(CSO)的多种群性对粒子群算法(PSO)求解过程进行完善的同时,结合 RSSI 测距的低成本,低功耗,计算量小的优点对传统的质心定位算法进行了优化,并提出了基于混沌粒子群鸡群融合算法的 RSSI 质心定位算法。Matlab 仿真实验结果表明,相对于原始质心定位算法、加权 RSSI 质心定位算法和基于 PSO-RSSI 质心定位算法,新算法拥有较高的定位精度和较快的收敛速度。

## 2 混沌粒子群鸡群的融合算法

### 2.1 标准粒子群算法

粒子群算法(PSO)是一种原理简单、搜索速度快的群体智能算法,其求解最优值的优化思想是模拟群鸟觅食的过程。假设要在解空间对速度与位置的初始值都是随机分配的  $M$  个粒子进行空间维数为  $D$  的最优搜索。粒子群算法的思路就是通过个体极值  $pbest$  与全局极值  $gbest$  不断的修正粒子的位置和速度,使得粒子不断的向最优解靠拢。若迭代次数为  $K$ ,则粒子的速度  $V$  与位置  $X$  的更新公式为:

$$V^{k+1} = wV^k + c_1r_1(P_{id}^k - X^k) + c_2r_2(P_{gd}^k - X^k) \quad (1)$$

$$X^{k+1} = X^K + V^{K+1} \quad (2)$$

其中,  $w$  为惯性权重;  $r_1, r_2$  为分布在  $[0,1]$  区间的随机数;  $P_{id}$  为个体极值、 $P_{gd}$  为全局极值;  $c_1, c_2$  通常取 2。当种群最优解达到预设范围或  $K$  等于最大迭代次数则终止搜索。

### 2.2 混沌粒子群算法 (CPSO)

现代非线性理论把混沌(Chaos)解释为在确定体系中出现的一种非周期且无规则的运动。虫口模型下的 Logistic 方程是一种典型的混沌系统<sup>[19]</sup>。方程可简化为:

$$x_{n+1} = ux_n(1 - x_n) \quad (3)$$

当  $u$  取 4,  $x_n$  是 0~1 之间的随机数时,方程的输出便可在 0~1 之间进行无重复、类随机的遍历。因此,利用混沌搜索与 PSO 算法进行结合;便可解决 PSO 算法中,由于粒子的初始化与进化有着极强的随机性而容易陷入局部最优的问题。其中,利用混沌对 PSO 进行优化可分为两点:一是对初始位置和初始速度使用混沌序列优化,以提高种群的遍历性与多样性;二是对当前种群的最优解进行混沌搜索,并把搜索到的最优结果代替当前种群中任意一个粒子的位置,既提高了收敛速度也摆脱了易陷入局部最优的缺陷。

### 2.3 鸡群算法的引入

鸡群算法(CSO)是一种新的仿生学优化算法,通过模拟鸡群的等级制度和觅食行为来寻求最优解。CSO 的具体思想是把鸡群按照鸡的类型进行分组,即每一只公鸡可带领几只母鸡和小鸡成为一组;组内的母鸡会在公鸡的指引下进行觅食,组内的小鸡则只能在对应的母鸡身边觅食,且不同组间允许信息交流。需要注意的是,当这种等级制度应用在求解群体最优值时,公鸡、母鸡、小鸡的分类是根据适应度从好到坏区分的,在每轮搜索中都会对组内的公鸡、母鸡和小鸡进行重新选取。利用 CSO 的多种群性对 CPSO 优化的思路:一是在首轮搜索时对种群的适应度值从小到大进行排序,接着按排好的顺序把种群中所有粒子按比例分为 3 类: A 粒子(公鸡)、B 粒子(母鸡)、C 粒子(小鸡),并按规则对应分组;其余轮次则通过比较组内的适应度值来更新组内的成员类型,无需变换组号的顺序。二是在每轮更新粒子的速度与位置时 A 类粒子作为组内优秀的个体,更新公式与式(1)式(2)相同。B 类粒子在 A 类粒子的指引下



进行搜索, 同时也要吸收其他组的经验。其速度与位置的迭代公式更改为:

$$V_B^{k+1} = wV_B^k + c_1r_1(P_{id}^k - X_B^k) + c_2r_2(P_{gd}^k - X_B^k) + c_3r_3(X_f^k - X_B^k) \quad (4)$$

$$X_B^{k+1} = X_B^k + V_B^{k+1} \quad (5)$$

此时,  $P_{gd}$  从式 (1) 的全局最优变为组内最优,  $r_3$  为 0~1 的随机数,  $X_f$  是其他组的最优位置,  $c_3$  通常取 2。而 C 类粒子就只能在 B 类粒子附近搜索, 其位置迭代公式为:

$$X_C^{k+1} = X_C^k + FL * (X_{B_g}^k - X_C^k) \quad (6)$$

$X_{B_g}$  是 C 粒子对应的 B 粒子的位置, FL 通常取 0.5。

### 3 CPSCSFO 优化的 RSSI 质心定位算法

#### 3.1 常见的 RSSI 质心定位算法

根据接收信号的强度指示来计算发送节点到接收节点的距离是 RSSI 的测距原理。经实践证明, 无线信号的传播服从 Shadowing 模型的概率分布。因此, 本次实验的无线电信号传播损耗模型可表示为<sup>[20]</sup>:

$$P_r = P_t - PL(d_0) - 10\eta \log_{10}(d/d_0) + \chi \quad (7)$$

其中,  $P_r$  为信号接收强度指示值,  $P_t$  为发射节点发出的信号指示值,  $d_0$  通常取 1m 作为参考距离,  $PL(d_0)$  为参考距离为  $d_0$  时的路径损耗功率,  $\chi$  代表高斯分布因子,  $d$  则是收发节点之间的距离。在节点发送数据帧时, 利用此模型便可得到未知节点到锚节点之间的距离。

若未定位节点有  $n$  个参考节点, 坐标分别用  $(x_1, y_1)$ ,  $(x_2, y_2)$ ,  $\dots$ ,  $(x_n, y_n)$  表示, 则原始质心定位算法的计算公式如式 (8) 所示:

$$(x, y) = \left( \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}, \frac{\sum_{i=1}^n y_i}{n} \right) \quad (8)$$

而加权质心定位算法则只选取其中最近的三个锚节点 A、B、C 作为参考, 并将这三点所围成的三角形的质心坐标作为最优解。当离未知节点最近的锚节点数小于 3 时, 则选取最近的已定位节点作为伪锚节点来进行辅助定位。其中, 假设需定位节点到 A、B、C 三个节点的距离用  $d_A$ 、 $d_B$ 、 $d_C$  表示, 那么所求节点的坐标则如式 (9) 所示。若该方法

中, 计算各节点的距离时是通过 RSSI 的测距模型来实现的, 就称该方法为基于 RSSI 的加权质心定位算法。

$$(x, y) = \left( \frac{\frac{x_A}{d_A} + \frac{x_B}{d_B} + \frac{x_C}{d_C}}{\frac{1}{d_A} + \frac{1}{d_B} + \frac{1}{d_C}}, \frac{\frac{y_A}{d_A} + \frac{y_B}{d_B} + \frac{y_C}{d_C}}{\frac{1}{d_A} + \frac{1}{d_B} + \frac{1}{d_C}} \right) \quad (9)$$

#### 3.2 适应度函数

适应度函数是群智能算法用来判断当前粒子位置好坏的标准。在本次实验中, 为了修正种群粒子的位置, 使其不断的向最优解靠拢; 就需要构造合适的适应度函数来指引种群粒子的搜索方向。假设当前未定位节点的两个参考节点坐标分别为  $(x_a, y_a)$ ,  $(x_b, y_b)$ ,  $(x_c, y_c)$ , 则该节点到三个参考节点的距离可表示为:

$$\begin{aligned} d_a &= \sqrt{(x_i - x_a)^2 + (y_i - y_a)^2} \\ d_b &= \sqrt{(x_i - x_b)^2 + (y_i - y_b)^2} \\ d_c &= \sqrt{(x_i - x_c)^2 + (y_i - y_c)^2} \end{aligned} \quad (10)$$

结合由 RSSI 测距模型测量出的该节点到三个参考节点的距离 ( $d_1, d_2, d_3$ ), 便可构造出混沌粒子群鸡群融合算法的适应度函数:

$$f(x_i, y_i) = \sqrt{\frac{(d_a - d_1)^2 + (d_b - d_2)^2 + (d_c - d_3)^2}{3}} \quad (11)$$

#### 3.3 CPSCSFO 优化算法的步骤

混沌粒子群鸡群融合算法(CPSCSFO)优化 RSSI 质心定位的基本思路是: 在利用 RSSI 测距模型获知参考节点与未定位节点的距离后, 在求解最优解时使用 CPSCSFO 算法进行空间搜索, 并利用构造好的适应度函数判断出粒子位置优劣性; 最后得到的最小适应度值对应的坐标, 就是所求定位节点的坐标。具体的 CPSCSFO 算法的步骤如下:

- (1) 设置一个  $M$  个粒子的种群并定义相关变量。利用混沌序列初始化每个粒子的初始速度与初始位置。
- (2) 算出各个粒子当前的适应度值, 确定个体最优与全局最优。
- (3) 判断是否需要重新建立粒子群的等级体系 (即组内重新分类)。如果需要, 则重新建立。不需要, 则往下执行。



- (4) 对整个种群得到的适应度值进行排序，并以此为基础确定种群的等级体系。
- (5) 按照等级体系，确定 A 类粒子（公鸡）与 B 类粒子（母鸡）之间的隶属关系；确定 B 类粒子（母鸡）与 C 类粒子的母子关系。
- (6) A、B 和 C 类粒子根据各自对应的鸡群算法下的更新公式进行速度与位置的更新。
- (7) 求解适应度值，对最优粒子利用混沌搜索进行二次寻优，若存在更优值，则把该值对应的粒子代替种群中的任意一个粒子，并更新个体最优与全局最优。
- (8) 判断是否到达设定最大迭代次数。是则终止算法，否则跳回步骤（3）。

综上所述，图 1 是 CPSCSFO 求解最优值的算法流程：

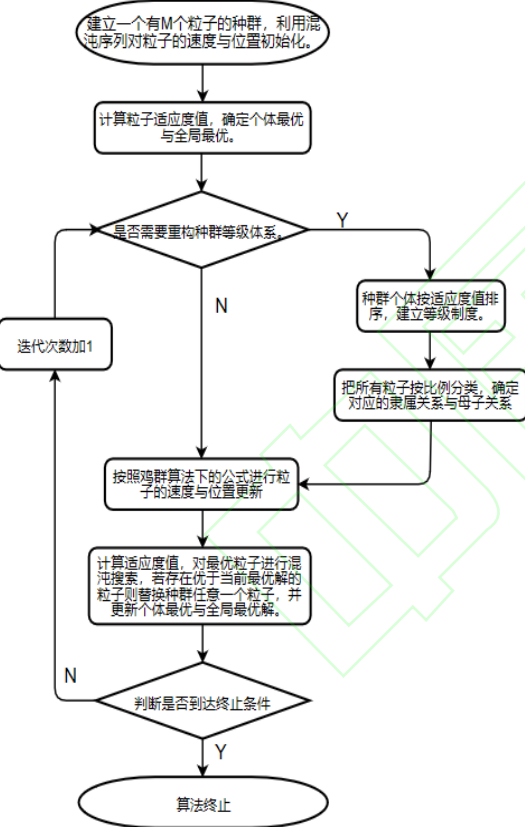


图 1 混沌粒子群鸡群融合算法的流程  
Fig.1 The process of CPSCSFO algorithm

## 4 仿真结果与分析

### 4.1 仿真实验

根据建立好的数学模型和适应度函数，本文对传统质心定位算法、加权 RSSI 质心定位算法、PSO-RSSI 质心定

位算法与 CPSCSFO-RSSI 质心定位算法进行了仿真实验。并在求出了不同  $\lambda$ （锚节点所占比例）、不同 R（节点最大通信距离）下的各算法的平均定位误差后，通过实验对比的方式验证了新算法应用在无线传感网的定位上有着更好的优越性。具体的参数配置如表 1 所示：

表 1 实验参数

Table 1 experimental parameters		
参数名称	参数值	说明
n	300	节点总数
$\lambda$	0.1-0.5	锚节点所占比例
R	180m-240m	节点最大通信半径
M	24	种群粒子数
wstart	0.9	初始权值
C1、C2	2	计算常数
D	2	粒子维数
A:B:C	1:1:1	异类粒子数量比例
SRthr	0.9	节点连通度的阈值
N	500	最大迭代次数
S	1000m×1000m	区间范围

另外，锚节点数量为  $ngps = \lambda n$ ，而未定位节点的数量为  $nunl = n - ngps$ ；若锚节点以时间周期 T 向周围发送数量  $Ns(t) = S$  的数据包，未定位节点在监听时间  $t = (S+1-\varepsilon)T$  ( $0 < \varepsilon < 1$ ) 内收到的数据包量为  $Nr(t)$ ，则该未定位节点接收数据包的成功概率 SR 可用式（12）表示。这两个收发节点互为邻居节点的条件是  $SR > SRth$ 。

$$SR = \frac{N_r(t)}{N_s(t)} * 100\% \quad (12)$$

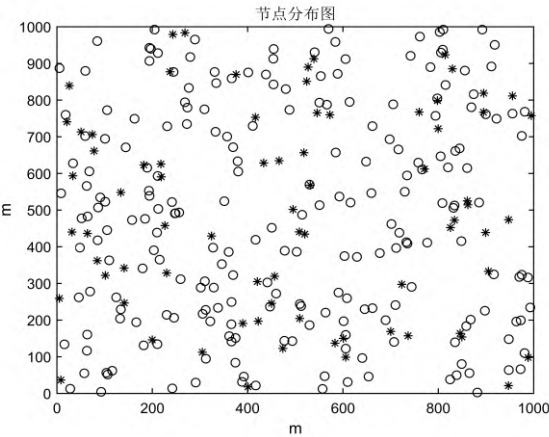




图2 节点分布

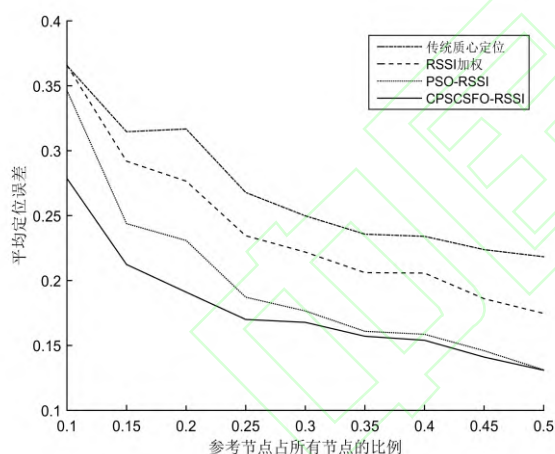
Fig.2 Node distribution

图2是表1参数下的节点分布图,星号代表锚节点,圈号代表未定位节点。当未定位节点利用各算法求出对应坐标后,还需要计算出对应算法下的平均定位误差以比较出不同算法的定位精确度。假设 $(x_i, y_i)$ 是未定位节点用各算法求解后的坐标值, $(x, y)$ 是该节点设定的实际坐标值,则本次实验平均定位误差 $L_{err}$ 的求解公式可用式(13)表示为:

$$L_{err} = \frac{\sum_{i=1}^{n_{unl}} \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2}}{n_{unl} * R} \quad (13)$$

#### 4.2 实验结果分析

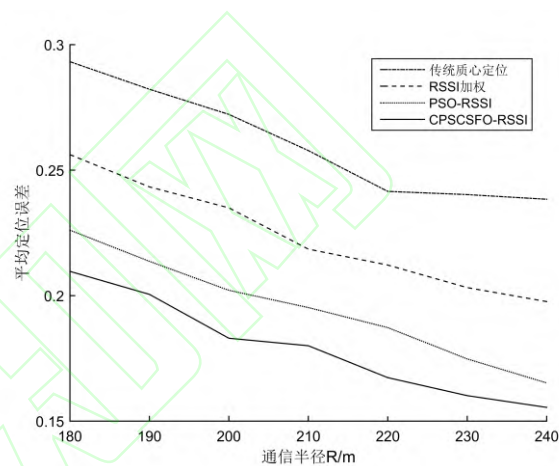
为了保证实验结果的精准性,每个点选取的平均定位误差值都是经过20次重复实验后,把每次得到的结果进行求和再取均值所得到的值。图3是 $R=200$ 时,其余的三种算法与新算法随着 $\lambda$ 变化时平均定位误差的比较曲线。

图3  $R=200$ 时各算法平均定位误差与 $\lambda$ 的变化曲线图Fig.3 Curve of average positioning error and  $\lambda$  change of each algorithm when  $R = 200$ 

通过图中各算法曲线的总体趋势可以看出,当锚节点数随着比例增大时,各算法的定位误差都随之下降。这是由于锚节点增多后,整个系统的定位参考点也增多了,从而可以选择更好的锚节点作为定位参考点。另外,在 $\lambda$ 增大的整个过程中,相比于其他三类算法,CPSCSFO-RSSI质心定位算法的平均定位误差值一直都是最低的;这说明了新算法拥有更高的定位精度。其中,CPSCSFO-RSSI算法与PSO-RSSI算法相比也有着较明显的优越性(特别是在 $\lambda < 0.25$ 时)。

这是因为引入的混沌搜索与鸡群算法对PSO起到了优化的作用,能有效地解决PSO算法容易陷入局部最优解的问题,从而进一步提高了定位精度。

由于锚节点的价格比较昂贵,在实际应用中增加锚节点的数量就相当于提高了系统的成本。从图3中可以看出在 $\lambda=0.25$ 之后,CPSCSFO-RSSI曲线下降的并不明显,且相差于PSO-RSSI曲线也较小。因此本文选取 $\lambda=0.25$ 时改变另外一个影响定位精度的因素— $R$ (最大通信半径)的值,进一步评估这四种算法的性能,最终得到效果如图4所示。

图4  $\lambda=0.25$ 时平均定位误差-最大通信半径变化曲线图Fig.4 Curve of average positioning error maximum communication radius when  $\lambda = 0.25$ 

从图4中可以看出随着通信最大半径的增加,各算法的平均定位误差曲线也随之下降,且其中定位误差最小是CPSCSFO-RSSI定位算法。其原因可分为两点:一是因为随着 $R$ 的增大,未定位节点的邻居节点也随之增多,连通度增大;二是因为CPSCSFO融入了混沌搜索的随机性、可遍历性的优点,从而有效的改善了粒子群算法容易陷入局部最优的缺陷;同时利用鸡群算法的多种群性,达到了进一步提高搜索精度的效果。

表2  $\lambda=0.25$ 各算法的平均定位误差Table 2 Average positioning error of each algorithm with  $\lambda = 0.25$ 

通信半径 R	传统质 心	RSSI加 权	PSO-RS SI	CPSCSF O
190m	0.28225	0.24334	0.22609	0.20052
200m	0.27222	0.23499	0.20213	0.18303
210m	0.25781	0.21854	0.19526	0.18005



220m	0.24154	0.21219	0.18726	0.16733
230m	0.24026	0.20321	0.17479	0.16016

表2记录了各算法在 $\lambda=0.25$ , R为190m、200m、210m、220m、230m时的平均定位误差值。可以看出,新算法的定位精度始终都是最好的。其中,相比于原始质心定位和加权RSSI质心定位算法,基于PSO-RSSI质心定位算法的平均定位误差分别降低了约22%与11%;而基于CPSCSFO-RSSI算法则分别降低了约31%与21%。为了更清晰直观的表达出PSO-RSSI与CPSCSFO-RSSI下的定位误差效果,本文实验选取 $\lambda=0.25$ 、R=220处对1000m×1000m范围内的定位情况,利用Matlab画出了定位误差的效果对比图5。

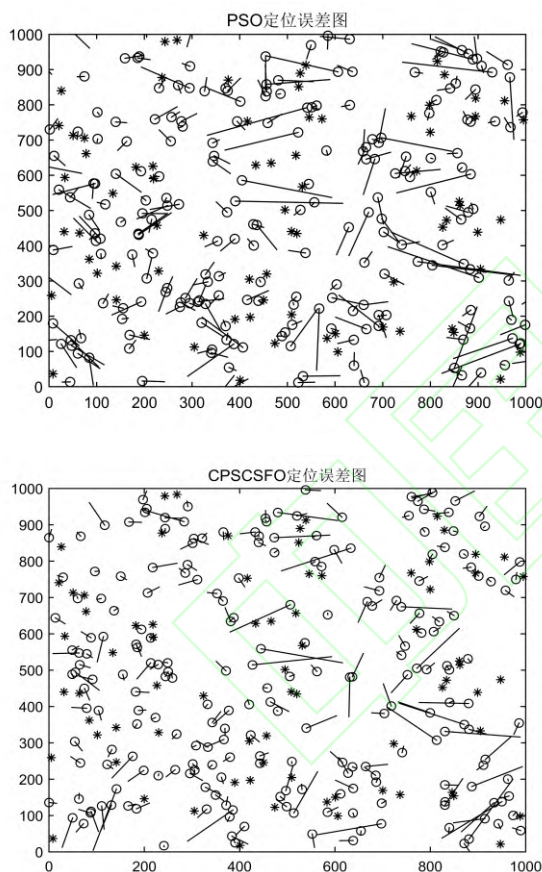


图5 PSO与CPSCSFO定位误差效果对比图

Fig.5 Comparison of positioning error effect between PSO and CPSCSFO

其中,星号代表锚节点,圈号代表已经定位的节点,实际位置与利用算法定位得到的位置之间的距离用实线表示。可以看出,图中CPSCSFO算法下的绝大部分线段,都比PSO算法下的线段短。这是由于新算法融合了混沌搜索与鸡群算法,从而拥有了比PSO算法更高的搜索精度。

### 4.3 算法复杂度分析

在PSO-RSSI与CPSCSFO-RSSI质心定位算法的定位过程中,整个算法复杂度的主要开销可分为两个方面:一是利用RSSI测距模型进行测距;二是利用算法进行最优解的搜索。由于RSSI测距的时间复杂度与锚节点数成正比关系,即 $O(\text{ngps})$ ;而本次选取的最优比例降至 $\lambda=0.25$ 处,所以利用RSSI测距时间复杂度也会随之下降。而算法在搜索过程所产生的复杂度,主要与种群的数量M和最大迭代次数N的乘积成正比,即 $O(M*N)$ 。

CPSCSFO在PSO基础上引入的鸡群算法只是改变了计算公式,并不会增加空间复杂度的开销。它的额外开销在于使用混沌搜索时所占用到的内部存储空间。但是空间复杂度和时间复杂度是互相影响的,图6给出了当R=220,  $\lambda=0.25$ 时PSO与CPSCSFO算法在求某个未知节点坐标时的适应度曲线。

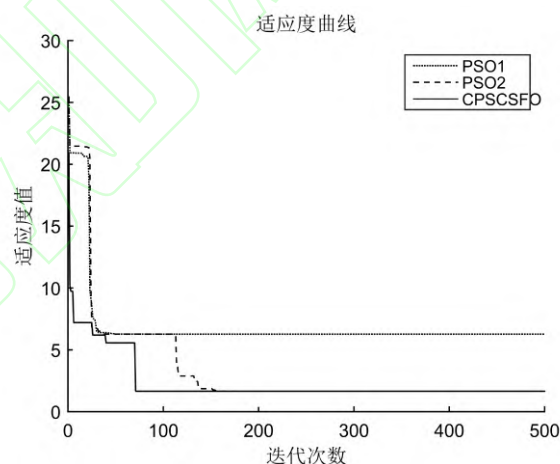


图6 两种算法在R=220、 $\lambda=0.25$ 的某一点处适应度-迭代次数曲线

Fig.6 Fitness iteration degree curve of two algorithms at a point of R = 220 and  $\lambda = 0.25$

图中,PSO1代表的是同样在该点处,PSO陷入局部最优解的情况,PSO2则是精准定位时的情况。相比于PSO算法,CPSCSFO算法因融合了混沌序列与鸡群算法的优点,既可以避免出现类似于PSO1曲线的情况,也提升了算法的收敛速度。在基于PSO的质心定位算法中,由于PSO具有容易早熟的缺点,最大迭代次数N1的值若小于500就无法保证解的精准性;而CPSCSFO由于经过混沌序列的初始化,只需把N2的值设定为300就可得到算法的最优解。显然CPSCSFO质心定位算法的时间复杂度 $O(M*N2)$ 小于PSO质心定位算法的 $O(M*N1)$ 。



## 5 结束语

传感节点的定位技术是无线传感网络实际应用中至关重要的部分。本文采用低成本、低功耗的 RSSI 测距模型对传感节点进行测距,在无需增加外设的情况下引入了混沌粒子群鸡群融合算法来进行最优搜索,从而达到既提高了定位精度又不增加系统成本的目的。该方法不仅拥有了 PSO 算法原理简单、搜索速度快的优点,还通过引入了混沌搜索和鸡群算法,改善了 PSO 算法容易陷入局部最优解的不足,并提高了收敛速度。

通过仿真实验结果表明,混沌粒子群鸡群融合算法的 RSSI 质心定位算法相比于原始质心定位算法、加权 RSSI 质心定位算法和 PSO-RSSI 质心定位算法,拥有着较高的定位精度、较快的收敛速度以及较强的实用性。但是在多样的地理环境中 RSSI 信号接收的强弱会受到各种不同的环境因素影响,因此下一步的方向是提高 RSSI 测距在特殊环境下的精准性与泛用性。

### 参考文献

- [1] Li Jianzhong, Gao Hong. Research progress of wireless sensor network [J]. Computer research and development, 2008,45 (1): 1-15.(in Chinese)
- [2] Goyat Rekha,Rai Mritunjay Kumar,Kumar Gulshan,Saha Rahul,Kim Tai-Hoon. Energy Efficient Range-Free Localization Algorithm for Wireless Sensor Networks.[J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2019,19(16),3603.
- [3] Peng Yu, Wang Dan. Overview of wireless sensor network positioning technology [J]. Journal of electronic measurement and instrumentation, 2011,25 (5): 389-399.(in Chinese)
- [4] CROOCKMS, FARISZM, TAQIAK. Smart Farm Manage-ment System Based on Sensors Network [J]. 2018, 33(1):177-201
- [5] Wang Yan, Dan Xinxin, Jiang Wei. Research on mobile node positioning technology in wireless sensor networks [J]. Journal of sensing technology, 2011,24 (10): 1469-1472.(in Chinese)
- [6] Hao Zhikai, Wang Shuo. Overview of wireless sensor network positioning [J]. Journal of Huazhong University of science and technology: Natural Science Edition, 2008,36 (1): 224-227.(in Chinese)
- [7] Niculescu D,Nath B. Ad hoc positioning system(APS) using AoA [ C ] //Proc. of IEEE INFOCOM, Piscataway,USA: IEEE,2003:1734-1743.
- [8] Zeng Fanzai, Sun Zhengzhang, Luo Juan, Li Renfa. Node location in wireless sensor networks [J]. Journal of communications, 2008,29 (11): 62-66.(in Chinese)
- [9] WANG Q, JIN G,NIU J. A Hybrid localization Algorihm Based on RSSI [J].Chinese Journalof Sensorasand Actuators, 2015, 28(12):1823-1829.
- [10]Xue-chen Chen,Sheng Chu,Fan Li,Guang Chu. Hybrid ToA and IMU indoor localization system by various algorithms [J]. Journal of Central South University, 2019, 26(8):2281-2294 .
- [11]Li Fufang, Luo Fei, Qi Deyu, et al. Research on adaptive optimal location of wireless sensor network nodes [J], microelectronics and computer, 2012, 29 (10): 18-21.(in Chinese)
- [12]Zong-zuo Yu,Gai-zhi Guo. Improvement of Positioning





- Technology Based on RSSI in ZigBee Networks[J]. Wireless Personal Communications, 2017, 95(3):1943-1962.
- [13] Loganathan Anbalagan,Ahmad Nur Syazreen,Goh Patrick.Self-Adaptive Filtering Approach for Improved Indoor Localization of a Mobile Node with Zigbee-Based RSSI and Odometry.[J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2019, 19(21), 4748
- [14]Byrne Dallen,Kozlowski Michal,Santos-Rodriguez Raul,Piechocki Robert,Craddock Ian. Residential wearable RSSI and accelerometer measurements with detailed location annotations.[J]. Scientific data, 2018, 5.
- [15] Pan Zhuojin, Liu Yulong, Luo Zhen, et al. Weighted compensation positioning algorithm based on Kalman filter [J]. Computer engineering and design, 2017, 38 (10): 2600 - 2604.(in Chinese)
- 潘琢金,刘玉龙,罗振,等.基于卡尔曼滤波的加权补偿定位算法[J].计算机工程与设计,2017,38(10):2600-2604.
- [16] Lu Zehong, Lu Xiaoping, Fu Suining, Liu Xiaobang. An improved RSSI weighted centroid location algorithm [J]. Surveying and Mapping Science, 2019,44(1): 26-31.(in Chinese)
- 路泽忠,卢小平,付睢宁,刘晓帮.一种改进的RSSI加权质心定位算法[J].测绘科学,2019,44(1):26-31.
- [17] Zhang Hongyang, Mao Jianhua. Improved algorithm of weighted centroid location based on RSSI [J]. Industrial control computer, 2019,32 (9): 107-108 + 111.(in Chinese)
- 张鸿洋,毛建华.基于RSSI的加权质心定位改进算法[J].工业控制计算机,2019,32(9):107-108+111.
- [18] Wang Chen, Zhang Linghua. Improved centroid location algorithm based on artificial fish swarm algorithm [J]. Computer technology and development, 2018,28 (05): 103-106. (in Chinese)
- 汪晨,张玲华.基于人工鱼群算法的改进质心定位算法[J].计算机技术与发展,2018,28(5):103-106.
- [19] Gao Shang, Yang Jingyu.Research on Chaos Particle Swarm Optimization Algorithm [J].Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2006,19 (2): 266-270..(in Chinese)
- 高尚,杨静宇.混沌粒子群优化算法研究[J].模式识别与人工智能,2006,19(2):266-270.
- [20] ZHOU G,HE T,KRISHNAMURTHYS,et al.Models and solutions for radio irregularity in wireless sensor networks[J]. Acm Transactions on Sensor Networks, 2006,2(2):221-262.