

# 基于混合群智能算法优化的 RSSI 质心定位算法

王改云 王磊杨 路皓翔

(桂林电子科技大学电子工程与自动化学院 广西 桂林 541004)

**摘要** 传感器节点的自身定位是无线传感器网络中最为关键的技术之一。针对无线传感器网络的定位问题,提出了粒子群结合模拟退火算法优化(Particle Swarm Optimization and Simulated Annealing algorithm, PSO-SA)的 RSSI 测距模型质心定位算法。该方法首先利用 RSSI 测距模型计算出传感器网络中节点间的距离,然后选取距离未知节点最近的 3 个参考节点和已被定位的节点建立以未知节点坐标为参数的数学模型,在求解的过程中采用粒子群结合模拟退火算法进行优化。为了评估所提方法的性能,以传统的质心定位算法、基于 RSSI 的加权质心定位算法和基于粒子群算法优化的 RSSI 质心定位算法为对比进行实验。结果表明,较其他 3 种算法,基于 PSO-SA 的 RSSI 质心定位算法具有较高的定位精度、较强的泛化性能。

**关键词** 无线传感器网络,接收信号强度指示,质心定位,粒子群算法,模拟退火算法

**中图分类号** TP393 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.09.017

## RSSI-based Centroid Localization Algorithm Optimized by Hybrid Swarm Intelligence Algorithm

WANG Gai-yun WANG Lei-yang LU Hao-xiang

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

**Abstract** Sensor nodes self-positioning is one of the most critical technologies in wireless sensor network. Aiming at the localization problem of wireless sensor network, this paper proposed the centroid localization algorithm with particle swarm optimization and simulated annealing algorithm (PSO-SA) based on RSSI. Firstly, the distance between nodes in the wireless sensor network is calculated by using the RSSI ranging model in the method. Secondly, a mathematical model with unknown node coordinates as parameters is established by selecting three reference nodes closest to the unknown node and the nodes that have been located, and PSO-SA is used in the process of solution. To evaluate the performance of the proposed method, a comparison experiment was carried out with the traditional centroid localization algorithm, the RSSI-based weighted centroid localization algorithm and the centroid localization algorithm based on PSO. Experiment results indicate that the RSSI centroid localization algorithm based on PSO-SA has higher localization accuracy and stronger generalization performance than the others.

**Keywords** Wireless sensor network, Received Signal Strength Indication, Centroid localization, Particle Swarm Optimization, Simulated Annealing

## 1 引言

随着物联网技术的发展,传感器之间通过通信方式连接在一起,构成了极为庞大的无线传感器网络,这使得传感器在各行各业的应用相当广泛<sup>[1-4]</sup>。然而,因为大规模抛撒的传感器节点无法全部配备价格昂贵的 GPS 定位系统,所以不能对全部传感器节点实现精确定位。因此,实现传感器节点的精确定位是无线传感器网络技术中最为关注的问题。

通常,无线传感网络中主要有与距离有关和与距离无关两类定位算法<sup>[5]</sup>。其中,与距离有关的定位算法主要有 TOA 算法、TDOA<sup>[6]</sup>算法和三边定位算法等;与距离无关的定位算

法主要有质心定位算法<sup>[7]</sup>、APIT 算法、DV-Hop 算法和 MDS-MAP 算法等。然而,当前定位算法在定位精度方面和实际应用方面还存在一定的不足,为了进一步提高传感器网络的定位精度,国内外研究者进行了更深入的研究工作。在国外,Bulusu 等<sup>[7]</sup>利用传感器网络的连通性,获取了未知节点周边的参考节点并将其作为邻居节点,然后将邻居节点形成的质心作为未知节点的近似位置。Sretenovi 等<sup>[8]</sup>将城市环境下的 RSSI 模型数据应用到加权质心定位算法中,实现了传感器节点的位置确定,实验结果表明该方法更有实用价值。Sai 等<sup>[9]</sup>在 RSSI 的基础上提出了并行萤火虫算法,并通过改进目标函数将定位问题转化为非线性无约束问题,结果

收稿日期:2018-08-22 返修日期:2018-10-22 本文受国家自然科学基金项目(61105004)资助。

王改云(1964—),女,教授,硕士生导师,主要研究方向为无线通信、智能控制、数据融合等,E-mail:1034008376@qq.com(通信作者);王磊杨(1992—),男,硕士生,主要研究方向为物联网、无线传感器网络,E-mail:747328554@qq.com;路皓翔(1991—),男,硕士生,主要研究方向为机器学习、深度学习。

表明该算法具有更高的定位精度。Mass-Sanchez等<sup>[10]</sup>采用粒子群算法对DV-hop定位算法进行了优化,获得了比加权DV-hop和双曲线DV-hop方法更好的定位精度。在国内,李腾宇等<sup>[11]</sup>在基于RSSI加权质心定位算法测出的未知节点到参考节点距离的数学模型上用GASA算法优化求解,其具有更高的定位精度。谢国民等<sup>[12]</sup>在质心定位算法的基础上,采用PSO-GSA算法对相关参数和位置信息进行优化,有效提高了复杂的煤矿环境中人员的定位精度。张兢等<sup>[13]</sup>在基于RSSI的加权质心定位的基础上,将已被定位的未知节点作为参考节点再对其他未知节点进行定位,该方法可以有效减少网络连通度较低时不能定位的节点数量。汪晨等<sup>[14]</sup>采用根据信号识别强度大小获得的距离和参考节点的位置信息作为人工鱼群算法的适应度函数,并对质心定位算法的定位过程进行了寻优求解,提高了定位精度,但大幅增加了计算量。

针对当前质心定位算法中存在的定位精度达不到实际应用要求、计算量较大、成本过高等问题,文中结合群智能算法较好的寻优性能和RSSI质心定位算法计算简单的优点,提出了基于粒子群-模拟退火优化算法-RSSI(Particle Swarm Optimization, Simulated Annealing algorithm and RSSI, PSO-SA-RSSI)的质心定位算法。为了评估本文算法在定位精度等方面的性能,以传统的质心定位算法、基于RSSI的加权质心定位算法和基于粒子群算法优化和RSSI(Particle Swarm Optimization and RSSI, PSO-RSSI)的质心定位算法为对比进行仿真。实验结果表明:本文方法不仅具有较高的定位精度,而且具有计算简单、泛化性能较强等突出的优点。

## 2 质心定位算法

### 2.1 无线电信号传播损耗模型

无线电信号传播损耗模型在无线传感器网络定位技术中是最为常用的一种模型。自由空间传播模型的通信区域是以发射节点为原点的圆,在通信区域内的接收节点才能接收到信号,否则无法进行数据交换。在理想环境下,该模型中传感器接收端节点测得的信号接收强度指示值 $P_r$ 和接收端到发射端之间的距离 $d$ 满足式(1)<sup>[15]</sup>:

$$P_r = P_t - PL(d_0) - 10\eta \log_{10} \left( \frac{d}{d_0} \right) \quad (1)$$

但在实际应用中,无线电信号传输时会受到很多因素的影响,如传输距离、物体反射、折射和散射等。在自由空间模型中对数路径损耗模型加入高斯分布因子能够使其更好地模拟无线电信号在实际环境中的传播过程,因此将其作为本次实验的无线电信号传播损耗模型,具体可描述为<sup>[15]</sup>:

$$P_r = P_t - PL(d_0) - 10\eta \log_{10} \left( \frac{d}{d_0} \right) + \chi \quad (2)$$

其中, $\chi$ 代表高斯分布因子; $P_r$ 代表接收节点收到信号的功率; $P_t$ 代表发射节点发出信号的功率; $PL(d_0)$ 代表参考距离为 $d_0$ 时的路径损耗功率; $\eta$ 代表路径损耗指数; $d$ 代表接收节点和发射节点之间的距离; $d_0$ 代表距离地面的参考高度,通常取1m。

### 2.2 基于RSSI的加权质心定位算法

传统的质心定位算法主要是根据传感器间的连通性,将距离未知节点较近的邻居节点构成多边形,并以该多边形的

质心作为定位系统中未知节点的坐标,然而其定位精度较差、实际应用价值不高。为了提高定位算法的定位精度,一些研究者提出了基于RSSI的加权质心定位算法,通过引入RSSI无线电信号传播损耗模型,可以在各个传感器节点传送数据帧时得到未知节点到参考节点的距离,并将该距离作为定位未知节点的权值,以此提高定位的精度。

假设未知节点附近的参考节点的坐标分别为 $(x_1, y_1)$ ,  $(x_2, y_2)$ ,  $\dots$ ,  $(x_i, y_i)$ ,  $\dots$ ,  $(x_n, y_n)$ ,传统质心定位的未知节点的坐标为:

$$(x, y) = \left( \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}, \frac{\sum_{i=1}^n y_i}{n} \right) \quad (3)$$

与传统质心定位算法相比,加权质心定位算法只选取距离未知节点最近的3个参考节点A、B和C构成一个围绕未知节点的三角形,通过三角形的质心确定未知节点的位置。假设未知节点到A、B和C3个参考节点之间的距离分别记为 $d_A$ ,  $d_B$ 和 $d_C$ ,则未知节点的位置坐标为:

$$(x, y) = \left( \frac{\frac{x_A}{d_A} + \frac{x_B}{d_B} + \frac{x_C}{d_C}}{\frac{1}{d_A} + \frac{1}{d_B} + \frac{1}{d_C}}, \frac{\frac{y_A}{d_A} + \frac{y_B}{d_B} + \frac{y_C}{d_C}}{\frac{1}{d_A} + \frac{1}{d_B} + \frac{1}{d_C}} \right) \quad (4)$$

需要注意的是,当距离未知节点最近的参考节点不足3个时,定位过程无法完成。为了解决这一问题,在实际定位过程中将已定位的未知节点作为伪参考节点参与到定位过程中,使得在通信范围内不足3个参考节点的未知节点也能实现精确定位。

## 3 PSO-SA优化的RSSI质心定位算法

群智能算法作为一种优化算法在各个领域均有应用,其中粒子群算法和模拟退火算法是当前群智能算法研究领域的热点<sup>[16]</sup>。粒子群算法具有参数少、求解简单、全局搜索能力较强的优点。模拟退火算法是根据热力学中物体受热溶化后重新凝固以达到物体内能最小的过程提出的一种算法,该算法运行效率较高,求解过程不受初始条件的影响,能够用于求解大规模组合优化问题。本文提出了一种混合群智能算法,即粒子群算法结合模拟退火算法优化的RSSI质心定位算法,该算法不仅能够保持粒子群算法操作简单、易于实现的优点,根据模拟退火算法的概率性搜索策略还能改善粒子群算法容易陷入局部极值点的情况,减少算法的运行时间,提高算法的精确度。

### 3.1 适应度函数

利用粒子群结合模拟退火算法实现精确定位未知节点坐标的本质是:对适应度函数进行多次循环迭代求解出适应度函数的最小值,以准确确定未知节点的位置坐标。因此在对基于RSSI的质心定位算法进行优化求解的过程中,构造合理的适应度函数对于确定未知节点位置坐标极为重要。假设选取距离未知节点最近的3个节点 $A(x_A, y_A)$ ,  $B(x_B, y_B)$ 和 $C(x_C, y_C)$ 为邻居节点,其与未知节点之间的距离分别记为:

$$\begin{aligned} d_A &= \sqrt{(x_i - x_A)^2 + (y_i - y_A)^2} \\ d_B &= \sqrt{(x_i - x_B)^2 + (y_i - y_B)^2} \\ d_C &= \sqrt{(x_i - x_C)^2 + (y_i - y_C)^2} \end{aligned} \quad (5)$$

利用参考节点  $A, B$  和  $C$  到未知节点之间的距离 ( $d_A, d_B$  和  $d_C$ ) 和基于 RSSI 模型测距方法 (见式 (2)) 得到的距离 ( $d_1, d_2$  和  $d_3$ ) 构造出粒子群结合模型退火算法的适应度函数为:

$$f(x_i, y_i) = \sqrt{\frac{(d_A - d_1)^2 + (d_B - d_2)^2 + (d_C - d_3)^2}{3}},$$

$$i = 1, 2, \dots, m \quad (6)$$

### 3.2 PSO-SA 优化算法的步骤

利用 PSO-SA 混合群智能算法优化质心定位算法的基本思想是:首先,利用 RSSI 模型实现参考节点与未知节点距离的测定,进而确定未知节点的邻居节点;然后,利用邻居节点构造出围绕未知节点的三角形;最后,利用 PSO-SA 混合群智能算法对上节中构造的适应度函数进行寻优求解,实现对未知节点位置信息的确定,其中 PSO-SA 混合群智能算法的步骤如下。

步骤 1 初始化粒子群和模拟退火算法。

1) 粒子群算法的初始化:群粒子的初始位置为 3 个参考节点的质心  $x(i) = (x_i, y_i) = \frac{(x_A, y_A) + (x_B, y_B) + (x_C, y_C)}{3}$ ;

粒子速度初始化为  $v_i = rand$ ; 设置每个粒子的最优位置  $p_i = (x_i, y_i)$  和最优位置的起始值  $p_{best} = f(x_i, y_i)$ ; 初始化群粒子中的最后一个粒子的解作为全局最优解,然后与其他粒子的最优解进行比较取最小解的位置作为全局最优解的位置  $p_{all} = (x_i, y_i)$ , 并将全局搜索的极值设为  $groupFit$ 。

2) 模拟退火算法的初始化:初始化退火常数  $K$ , 初始温度

$$T = \frac{f(p_{all})}{\log 5}。$$

步骤 2 当模拟退火系统的能量状态从  $E_1$  变化到  $E_2$  时利用 Metropolis 算法准则:

$$p = \begin{cases} 1, & \text{if } E_2 < E_1 \\ \exp\left(-\frac{E_2 - E_1}{T}\right), & \text{if } E_2 \geq E_1 \end{cases} \quad (7)$$

作为接受或丢弃此状态下的新解的概率。本文使用轮盘赌算法:首先计算在当前温度系统能量状态变化下各个群粒子个体的选择概率  $p_i$ , 并计算每个群粒子个体与全部群粒子的概率和之比  $p_i / \sum_{i=1}^m p_i$ ; 然后将  $\sum_{i=1}^i (p_i / \sum_{i=1}^m p_i)$  的值与 0 到 1 之间的随机数  $rand$  进行比较来决定此状态下的最优解的位置。如果  $\sum_{i=1}^i (p_i / \sum_{i=1}^m p_i) \geq rand$ , 那么最优解的位置为  $p_{all\_plus} = x(i)$ 。

步骤 3 更新位置  $x(i)$  和速度  $v(i)$ ,  $r_1$  和  $r_2$  都是随机数。

$$v(i+1) = w * v(i) + c_1 * r_1(i) * (p_i - x(i)) + c_2 * r_2(i) * (p_{all\_plus} - x(i)) \quad (8)$$

$$x(i+1) = x(i) + v(i+1) \quad (9)$$

步骤 4 判断新的粒子群个体是否是最优位置和最优解,是否是粒子群全局最优解和最优位置。然后更新每次迭代后最优解的位置。更新权重系数  $w(n+1) = w(n) - \frac{0.5}{N}$ 。

步骤 5 退火操作  $T(n+1) = KT(n)$ ,  $n = 1, 2, \dots, N$ 。

步骤 6 直至迭代结束,得到最优解的位置,否则转至步骤 2 完成迭代次数。

综上所述,PSO-SA 混合群智能算法的流程图如图 1 所示。

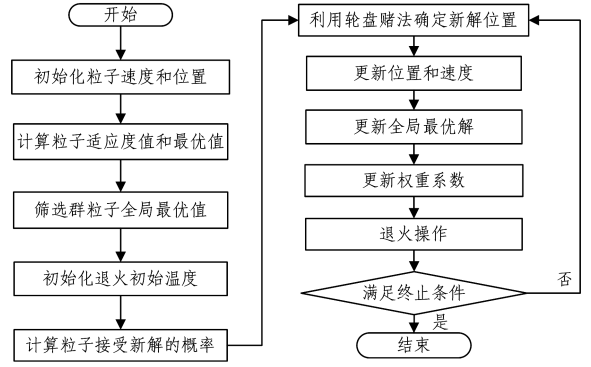


图 1 PSO-SA 混合群智能算法的流程

Fig. 1 Flowchart of PSO-SA hybrid swarm intelligent algorithm

## 4 结果与分析

### 4.1 仿真实验

假定该区域内存在  $n$  个无线传感器节点,其中作为参考节点自带精确 GPS 定位的传感器节点个数为  $n_{ref}$ , 未知节点个数为  $n_{unk}$ 。如果参考节点以时间  $T$  周期性地向周围发送信号数据包  $N_s(t) = S$ , 未知节点在监听时间  $t = (S + 1 - \epsilon)T$  ( $0 < \epsilon \ll 1$ ) 内收到的数据信号数据包的数量为  $N_r(t)$ , 那么未知节点接收到参考节点发送数据信号包的成功率  $CM^{[7]}$  为:

$$CM = \frac{N_r(t)}{N_s(t)} \times 100\% \quad (10)$$

设节点的连通度阈值为  $CM_{thr}$ , 当  $CM \geq CM_{thr}$ , 则说明未知节点周围的参考节点能够与其正常通信, 并作为邻居节点参与定位计算。当能够与未知节点通信并作为邻居节点的数目达到阈值以后, 未知节点便可获得邻居节点的位置信息和距离。当实验测得的未知节点位置与实际节点位置越接近, 说明定位精度越高。通常采用平均定位误差作为定位算法的评价准则, 平均定位误差  $L_{err}$  为:

$$L_{err} = \frac{\sum_{i=1}^{n_{unk}} \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2}}{n_{unk} * R} \quad (11)$$

其中,  $(x, y)$  是未知节点的实际节点坐标,  $(x_i, y_i)$  是未知节点根据算法得出的估计坐标。

以该区域内未知无线传感器节点的定位为实例评估基于 PSO-SA 混合群智能算法优化的 RSSI 质心定位算法的性能, 并将本文提出的方法的定位效果与传统的定位算法进行对比分析。仿真实验运行在 Matlab 2014a 上。边长为 1000 m 的方形区域内的节点分布如图 2 所示。

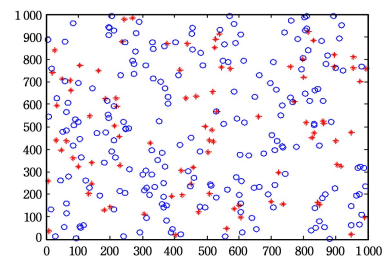


图 2 定位系统的节点分布图

Fig. 2 Node distribution diagram of positioning system

在图2中,星形的点作为定位系统中的参考节点,圆圈形的点作为定位系统中的未知节点。在进行仿真实验时,PSO-SA优化的RSSI质心定位算法的参数配置为:节点连通度阈值  $CM_{thr}=0.9$ ,粒子数目  $m=20$ ;粒子维数  $D=2$ ;为了更加准确地得到稳定的收敛效果,选择最大迭代次数  $N=500$ ;加速度常数  $C_1=C_2=2$ ;惯性权重是用来控制算法的开发和搜索能力的,首先设置固定的权值  $\omega=0.9$ ,以权衡全局搜索能力和局部搜索能力;初始化退火常数  $K=0.9$ 。

#### 4.2 结果分析

通过改变参考节点所占比重  $\lambda$  和最大通信半径  $R$  进行实验,以评估 PSO-SA-RSSI 算法的定位效果。图3给出了最大通信半径  $R=200$  时,PSO-SA-RSSI 随着参考节点比例  $\lambda$  的变化趋势。从图中可以看出,随着参考节点比例的增加,传统质心算法、加权 RSSI、PSO-RSSI 和 PSO-SA-RSSI 算法的定位误差逐渐降低。此外,PSO-RSSI 和 PSO-SA-RSSI 与传统质心算法、加权 RSSI 相比均具有较低的平均定位误差,这说明智能算法可以有效提高定位算法的定位精度。无论参考节点比例  $\lambda$  的大小,相比 PSO-RSSI 算法,PSO-SA-RSSI 的定位效果均最好。这是因为该算法在粒子群算法中引入了模拟退火算法,可以有效摆脱粒子群算法过早陷入局部极值点的现象。

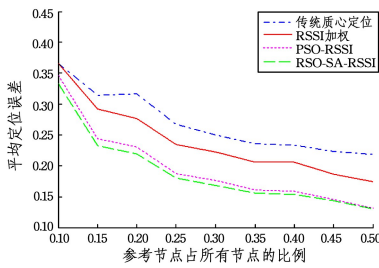


图3  $R=200$  时平均定位误差随参考节点比例的变化情况

Fig. 3 Change of average positioning error with proportion of reference nodes when  $R=200$

为了提高 PSO-SA-RSSI 算法实际的应用能力,除了考虑其定位精度,还需要充分考虑到成本问题。从图3中可以看出:当参考节点的占比  $\lambda=0.3$  时,PSO-SA-RSSI 模型的定位精度和 PSO-RSSI 模型的定位精度相差不大。在实际的工程应用中,模型中节点的最大通信半径是另一个极为关键的因素。当  $\lambda=0.3$  时,随着最大通信半径的增加,传统质心算法、加权 RSSI、PSO-RSSI 和 PSO-SA-RSSI 算法的平均定位误差如图4和表1所示。

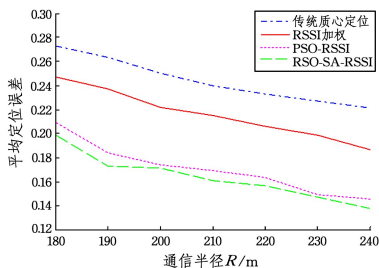


图4  $\lambda=0.3$  时平均定位误差随节点最大通信半径变化的情况

Fig. 4 Change of average positioning error with maximum communication radius of node when  $\lambda=0.3$

表1  $\lambda=0.3$  时4种算法在不同通信半径下的平均定位误差

Table 1 Average positioning error under different communication

通信半径/m	传统质心	RSSI加权	PSO-RSSI	PSO-SA-RSSI
$R=190$	0.2617	0.2366	0.1889	0.1823
$R=200$	0.2502	0.2211	0.1879	0.1757
$R=210$	0.2412	0.2112	0.1790	0.1620
$R=220$	0.2349	0.2049	0.1618	0.1561

从图4中可以看出,在一定范围内,随着通信半径的增加,各个算法的定位平均误差逐渐降低。相比之下,PSO-SA-RSSI 算法的平均定位误差最小。这是因为一方面随着通信半径的增加,其半径范围内的参考节点数目也增加;另一方面 PSO-SA-RSSI 算法结合了粒子群算法参数少、求解简单以及较强的全局寻优的能力等优点和模拟退火算法运行效率较高等优点,能够避免粒子群算法过早陷入局部极值点。

为了更加清晰地说明通信半径  $R$  对 PSO-SA-RSSI 算法定位效果的影响,通信半径  $R$  为 190,200,210 和 220 时,各个算法的定位平均误差如表1所列。从表1中可以看出,各个算法的定位误差变化趋势与图4中的变化趋势一致。此外,相比传统的质心定位和基于 RSSI 的加权质心定位算法,基于 PSO-RSSI 算法的平均定位误差分别提高约 6% 和 3%;而基于 PSO-SA-RSSI 的质心定位算法的平均定位误差分别比提高约 8% 和 5%。

PSO-SA-RSSI 算法在  $R=210, \lambda=0.3$  时对  $1000\text{m} \times 1000\text{m}$  区域内未知节点三角形质心定位优化的定位误差如图5所示。图中星点代表参考节点;圆圈代表已定位的节点;实线代表实际坐标到定位坐标的距离,实线越长,说明定位的误差越大。

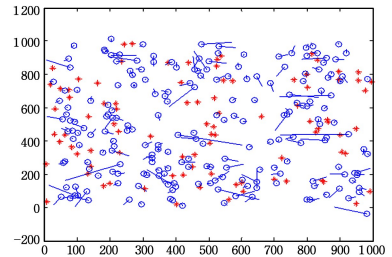


图5  $R=210$  且  $\lambda=0.3$  时基于 PSO-SA 的 RSSI 三角形质心定位算法优化的定位误差图

Fig. 5 Localization error map of RSSI triangle centroid localization algorithm based on PSO-SA when  $R=210$  and  $\lambda=0.3$

#### 4.3 算法复杂度分析

PSO-RSSI 和 PSO-SA-RSSI 算法的复杂度的开销主要体现在 RSSI 测距模型中测量未知节点与参考节点之间的距离以及执行 PSO 和 PSO-SA 算法。而在 RSSI 测距模型中的算法时间复杂度与参考节点  $n_{ref}$  成正比,即  $O(n_{ref})$ 。在未知节点的定位过程中,利用 PSO 和 PSO-SA 算法对坐标进行优化时,算法的时间复杂度与种群的数量  $m$  和最大迭代次数  $N$  的乘积成正比,即  $O(m \cdot N)$ 。

算法的空间复杂度是度量一个算法在执行过程中占内部存储空间的大小,由于智能优化算法 PSO 和 PSO-SA 对未知节点的定位坐标进行了优化,因此其空间复杂度相对增加,尤其是 PSO-SA 算法的空间复杂度增加较大,但是空间复杂度

和时间复杂度是互相影响的,如图 6 给出了在  $R=210, \lambda=0.3$  时 PSO 和 PSO-SA 智能优化算法在求某个未知节点坐标时的适应度曲线。可以看出,相比 PSO 算法,PSO-SA 因增加了模拟退火过程中概率性地接受“差的解”的随机搜索过程,不仅避免了粒子群算法容易陷入局部最优解的缺点,还获得了较快的收敛速度,提高了收敛精度,降低了最大迭代次数,从而在一定程度上降低了算法的时间复杂度。

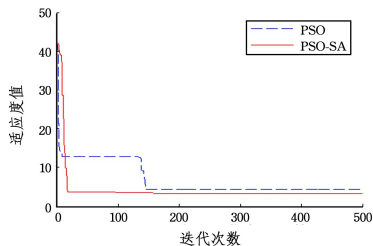


图 6  $R=210$  且  $\lambda=0.3$  条件下求某个未知节点坐标时 PSO 和 PSO-SA 的适应度曲线

Fig. 6 Fitness curve of PSO and PSO-SA when solving coordinates of an unknown node with  $R=210$  and  $\lambda=0.3$

从算法的复杂度上分析,PSO-SA-RSSI 算法的总体复杂度是随着锚节点  $n_{ref}$  的增加而提高的,而且相比粒子群算法,在定位算法的应用中,混合群智能算法中影响算法时间复杂度的种群数量不大,收敛速度更快,降低了最大迭代次数,对定位算法的整体计算复杂度的增加不大。

**结束语** 无线传感器被广泛应用于各个行业,然而传统的质心定位算法存在定位精度低、可靠性差等问题,为了解决这一问题,本文将粒子群算法、模拟退火算法以及基于 RSSI 模型的加权质心定位算法融合在一起,提出了粒子群结合模拟退火的混合群智能优化的 RSSI 质心定位算法。该方法不仅能够保持粒子群算法操作简单、易于实现的优点,根据模拟退火算法的概率性搜索策略还能改善粒子群算法容易陷入局部极值点的情况,提高了算法的精确度,减少了算法的运行时间。本文将传统的定位算法与 PSO-SA 优化的 RSSI 质心定位算法进行对比,以评估该算法的有效性。实验结果表明,PSO-SA 优化的 RSSI 质心定位算法具有较好的性能、较高的定位精确度,还具有算法参数简单、稳定性较高、应用性较强的优点。但是在无线传感器节点定位中,节点间的数据交流需要消耗大量的能量,传感器节点的电量损耗较大地影响着网络的生存时间,因此节能是无线传感器网络面临的另一个重大问题,有待进一步的研究。

## 参 考 文 献

[1] CROOCK M S, FARIS Z M, TAQI A K. Smart Farm Management System Based on Sensors Network [J]. *Ciência E Técnica Vitivinícola*, 2018, 33(1): 177-201.

[2] LI M C. Laser sensor based on Internet of things application research on intelligent household [J]. *Laser Journal*, 2017, 38(7): 196-199. (in Chinese)  
李茂春. 基于物联网的激光传感器在智能家居中的应用研究 [J]. *激光杂志*, 2017, 38(7): 196-199.

[3] DONG Q, GUO Q, YUAN Z M. Sensor Design and Verification for Improving Blood Oxygen Measurement Accuracy for Weara-

ble Intelligence Devices [J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2018, 31(5): 815-820.

[4] ZENG X, SUN B, LUO W S, et al. Sitting Posture Detection System Based on Depth Sensor [J]. *Computer Science*, 2018, 45(7): 237-242.

[5] WANG Q, JIN G, NIU J. A Hybrid localization Algorithm Based on RSSI [J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2015, 28(12): 1823-1829.

[6] HAN S, LUO H Y, CHEN Y, et al. The Design and Implementation of a TDOA-based Ultrasonic Indoor Localizing System [J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2010, 23(3): 347-353.

[7] BULUSU N, HEIDEMANN J, ESTRIN D. Gps-Less Low-Cost Outdoor Localization for Very Small Devices [J]. *IEEE Personal Communications*, 2010, 7: 28-34.

[8] SRETENOVIĆ J D, KOSTIĆ S M, SIMIĆ M I. Experimental analysis of Weight-Compensated Weighted Centroid Localization algorithm based on RSSI [C] // *International Conference on Telecommunication in Modern Satellite, Cable and Broadcasting Services*. IEEE, 2015: 373-376.

[9] SAI V O, SHIEH C S, NGUYEN T T, et al. Parallel Firefly Algorithm for Localization Algorithm in Wireless Sensor Network [C] // *Third International Conference on Robot, Vision and Signal Processing*. IEEE, 2016: 300-305.

[10] MASS-SANCHEZ J, RUIZ-IBARRA E, ESPINOZA-RUIZ A, et al. A comparative of range free localization algorithms and DV-Hop using the Particle Swarm Optimization algorithm [C] // *Ubiquitous Computing, Electronics and Mobile Communication Conference*. IEEE, 2018: 150-157.

[11] LI T Y, YI X M, CHEN S. RSSI based weighted centroid and GASA optimization of WSN localization algorithm [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2017, 53(6): 118-121.

[12] XIE G M, LIU Y, FU H, et al. Improved downhole weighted centroid localization algorithm based on PSO-GSA [J]. *Application Research of Computer*, 2017, 34(3): 710-713.

[13] ZHANG K, SHI W J, LI G D, et al. Improved RSSI-Based Centroid Localization Algorithm for Wireless Sensor Networks [J]. *Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition)*, 2017, 31(3): 132-136. (in Chinese)  
张兢, 史文进, 李冠迪, 等. 无线传感网络中基于 RSSI 质心定位的改进算法 [J]. *重庆理工大学学报(自然科学)*, 2017, 31(3): 132-136.

[14] WANG C, ZHANG L H. Improved Centroid Localization Algorithm Based on Optimized Artificial Fish Swarm Algorithm [J]. *Computer Technology and Development*, 2018, 28(5): 103-106.

[15] ZHOU G, HE T, KRISHNAMURTHY S, et al. Models and solutions for radio irregularity in wireless sensor networks [J]. *Acm Transactions on Sensor Networks*, 2006, 2(2): 221-262.

[16] XUE Y S, WU L X. Research and Application of Improved PSO Algorithm Based on Simulated Annealing [J]. *Journal of Naval Aeronautical and Astronautical University*, 2018, 33(2): 248-252. (in Chinese)  
薛永生, 吴立尧. 基于模拟退火的改进粒子群算法研究及应用 [J]. *海军航空工程学院学报*, 2018, 33(2): 248-252.