

基于 RSSI 和分步粒子群算法的无线传感器网络定位算法

冯秀芳, 吕淑芳

(太原理工大学 计算机科学与技术学院, 太原 030024)

摘要: 为了更加合理地分配网络资源、采集性能优良的信息来更好地完成任务, 提高事件的定位精确度, 提出一种基于接收信号强度指示 (RSSI) 和分步粒子群算法的无线传感器网络定位算法 (IPSO-IRSSI). 该算法在分析 RSSI 无线传播损耗模型的基础上, 结合优胜劣汰的选择思想以及目标函数最优的权重自适应方法, 提出过滤锚节点机制和粒子群分步算法. 仿真实验结果表明, 该算法具有较高的定位精度, 优于距离相关的传统定位算法.

关键词: 无线传感器网络; 定位优化; 粒子群算法; 接收信号强度指示

中图分类号: TP393

文献标志码: A

Wireless sensor networks locating algorithm based on RSSI and split-step particle swarm optimization algorithm

FENG Xiu-fang, LV Shu-fang

(Department of Computer Science and Technology, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China.
Correspondent: FENG Xiu-fang, E-mail: feng_xf2008@126.com)

Abstract: In order to distribute net resource reasonably and gather better performed information to fulfill tasks and improve the locating accuracy of events, a wireless sensor network locating algorithm, called improved particle swarm optimization-improved received signal strength indicator (IPSO-IRSSI), based on relative received signal strength (RSSI) and the split-step particle swarm optimization algorithm is proposed. Based on the analysis of RSSI radio propagation loss model, combined with the idea of survival of the fittest selection and adaptive weight approach of the optimal objective function the proposed algorithm, promotes a mechanism of filtration of anchor nodes and a particle swarm optimization step algorithm. Simulation experiments dates show that the algorithm obtains a better locating accuracy and is superior to the distance related traditional locating algorithm.

Key words: wireless sensor networks; localization optimization; particle swarm optimization; relative received signal strength

0 引言

无线传感器网络中的传感节点通常是通过飞机随机抛洒布放在人类无法到达或者比较危险的复杂监测区域, 用来获得监测区域内特定事件发生的具体信息, 从而为进一步采取措施和作出决策奠定基础, 因此对传感节点的定位即获得准确的位置信息显得尤为重要. 定位过程中, 根据是否需要测量节点间距离, 定位算法^[1]分为测距依赖定位和测距无关定位. 测距无关的定位算法^[2]无需节点间距离或角度信息, 而是根据网络连通性等信息实现定位. 测距依赖定位算法^[3]一般是先通过接收信号强度指示 (RSSI)、到达时间差 (TDOA)、到达时间 (TOA)、到达角度 (AOA)

等测距技术获得节点间的距离或角度信息, 然后利用三边测量法、三角测量法或极大似然估计法来计算节点的具体位置.

对于测距依赖定位算法, 文献[4-7]从不同的角度、方向研究了无线传感器网络测距模型 RSSI, 其中文献[6]引入一种立体式分层思想, 提出了一种基于 RSSI 带误差校验的待测节点定位算法, 实现了跟踪定位功能, 具有良好的可靠性和适用性; 文献[8]研究了高精度的基于 RSSI 的无线传感器网络室内定位, 采用传输功率进行调整的策略; 文献[9]针对测距模型中存在的问题引入校正模型, 并通过质心定位算法来估算未知节点的位置; 文献[10]在 RSSI 测

收稿日期: 2013-07-10; 修回日期: 2014-01-09.

基金项目: 山西省科技基础条件平台建设项目(20110910003-0103).

作者简介: 冯秀芳(1966-), 女, 教授, 从事无线传感器网络、云计算、物联网等研究; 吕淑芳(1988-), 女, 硕士生, 从事无线传感器网络定位的研究.

距模型的基础上, 使用粒子群算法达到了精确定位; 文献[11-12]从提高节点的性能出发, 提出了各种信标节点选择的方法; 文献[13]在平面传感器网络定位中, 选取智能粒子群算法, 建立实用目标函数从而降低定位误差; 文献[14-16]在定位的基础上, 使用智能优化算法(遗传算法、量子粒子群、改进粒子群优化)对节点进一步优化; 文献[17]将改进粒子群优化算法引入有向传感器网络覆盖增强中, 提出了一种有向传感器网络改进粒子群覆盖增强算法。

针对上述文献中各种定位算法尚未解决的问题, 尽可能地排除受到严重干扰和遮蔽的不良锚节点, 排除小概率事件对定位系统的性能的影响, 本文在文献[10,17]的基础上, 提出一种基于 RSSI 和分步粒子群算法的无线传感器网络定位算法 (IPSO-IRSSI)。首先, 提出一种锚节点优选机制, 并对传统的 RSSI 测距方法进行改进, 利用改进后的 IRSSI 得到未知节点的初始位置; 然后通过实验得到最优目标函数值的权值, 并对参与迭代的粒子进行优胜劣汰的选择过滤机制, 将满足上述条件的粒子应用到改进后的分步粒子群算法中, 进一步优化定位结果。

1 基于 RSSI 的测距

相比其他距离相关的测距方法, 基于 RSSI 的测距无需增加额外硬件, 且具有成本低、功耗小、通信开销小、实现复杂度低等优点, 因此在无线传感器网络的定位、监测等领域得到了广泛的应用。

基于 RSSI 测距方法的测距原理是发射端发射无线信号, 接收端将接收到的无线信号按照空间传播损耗模型转化为发射端与接收端之间的距离信息, 然后根据节点坐标的计算方法得到未知节点的坐标信息。

1.1 接收信号强度指示测距模型

发射端发射无线电信号, 信号传播就像一个逐渐膨胀的球体呈发散状向四面八方传播出去。根据能量守恒^[18], 信号发散的半径大小并不会影响整个球体表面积的能量, 很显然表面积与距离的平方成正比, 从而接收功率与发射端和接收端之间的距离的平方成反比。此外, 能量散射也会受到很多外界因素(如噪声、障碍物、多径等)的干扰和影响, 因此接收端最终得到的能量与实际环境有关。

基于 RSSI 的定位算法精度和准确度的关键因素是无线信号的传输损耗, 为了尽可能地减少传播过程中的传输损耗造成的测量误差, 本文实验采用对数损耗模型进行修正。

无线信号的发射功率和接收功率之间的关系表示为

$$P_R = P_T / d^\eta. \quad (1)$$

其中: P_R 为无线电信号的接收功率, P_T 为发射功率, d 为发射端与接收端之间的距离, η 为路径衰减因子。将式(1)进行延伸, 得到

$$\frac{P_r(d)}{P_r(d_0)} = \left[\frac{d_0}{d} \right]^\eta. \quad (2)$$

对式(2)两边取对数, 得

$$10 \lg P_r(d) - 10 \lg P_r(d_0) = -10\eta \lg \frac{d}{d_0}. \quad (3)$$

由于受环境因素影响较大, RSSI 值具有时变的特性, 会偏离式(3)所示的传播模型, 且在此情况下估算出的距离 d 会有较大的偏差。通过大量实验数据分析, 本文采用了一个包含环境噪声影响因子的无线信号传播模型, 即对对数损耗模型进行修正, 从而有效地补偿环境影响带来的误差, 即

$$P_r(d)[dBm] = P_r(d_0)[dBm] - 10\eta \lg \left(\frac{d}{d_0} \right) + N. \quad (4)$$

其中: d_0 为参考点的距离; d 为接收端与发送端之间的距离; η 为路径衰减因子, 受网络操作环境的影响, 一般取值范围为 2~4 之间, η 的取值说明发射端发射的无线信号能量在空间传播时随 d 增加而衰减的速率, 而接收端接收到的信号强度的衰减则与 d^η 成比例, 在不考虑环境因素的理想情况下, 信号的衰减服从对数正态分布^[19]; N 为随机噪声, 服从均值为 0 的高斯分布。

强调说明, 参数 η 、 N 的值是适应于本实验环境下通过多次实验选取确定的, 在不同的实验条件下需要重新设定, 才可精确测量 RSSI 值。

1.2 算法过程

假定网络中有 N 个未知节点, M 个锚节点, 且每个传感节点都具备测距能力, 节点的最大无线射程为 R 。基于 RSSI 测距方法的定位算法步骤如下:

1) 网络初始化, 采用可控泛洪法周期性地广播消息, 消息格式为 $\{(ID_i), (x_i), (y_i), (id_i), (dis_i)\}$ 。

2) 随机布设的未知节点根据接收到的 RSSI 能量值, 使用 RSSI 测距方法估算各个锚节点到未知节点之间的距离值 dis , 并按照距离从大到小排序。

3) 建立锚节点链表, 获得未知节点与锚节点的最短距离 dis 。

4) 根据三角不等式进行锚节点选取, 淘汰掉不符合不等式 $d_{NQ} + d_{PQ} > d_{NP}$ 的锚节点。

5) 根据需要设定 RSSI 阈值, 保留阈值范围内的锚节点, 并作为最终节点代入三边定位(极大似然估计), 计算未知节点的坐标信息。若最后剩余的锚节点数不足 3 个, 则选择性能相对较好的代入, 尽可能地保证性能, 将受到干扰和复杂环境影响的锚节点带来的误差降到最低。锚节点优选机制的流程如图 1 所示。

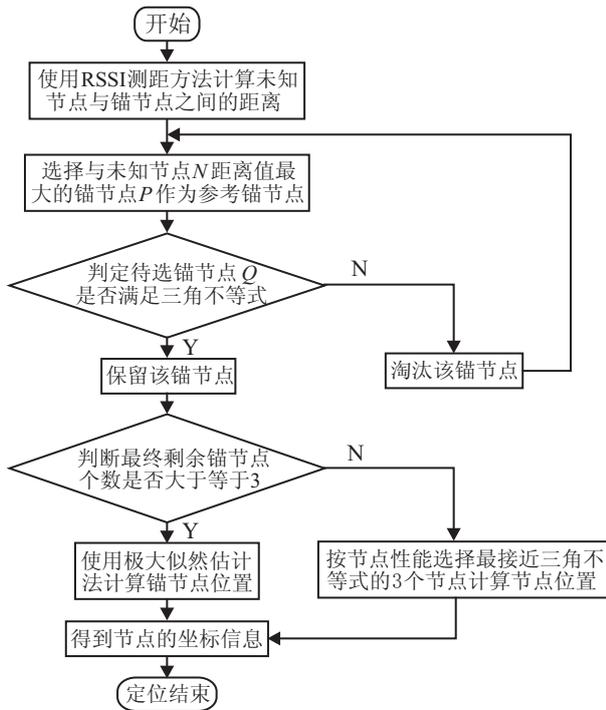


图 1 锚节点优选机制流程

1.3 节点定位方法

在二维空间中, 确定一个节点的位置至少需要3个不重叠的锚节点. 假设有 n 个已知坐标的锚节点, 标号 $1, 2, \dots, n$ 的节点的坐标分别为 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$, 它们到节点 D 的距离分别为 d_1, d_2, \dots, d_n . 假设节点 D 的坐标为 (x, y) , 当 $n = 3$ 时, 可用三边测量法计算未知节点的坐标; 当 $n > 3$ 时, 用极大似然估计法进行计算.

根据距离公式列如下方程组:

$$\begin{cases} (x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2 = d_1^2, \\ \vdots \\ (x_n - x)^2 + (y_n - y)^2 = d_n^2. \end{cases} \quad (5)$$

从第 1 个方程开始分别减去最后 1 个方程, 得

$$\begin{cases} x_1^2 - x_n^2 - 2(x_1 - x_n)x + \\ y_1^2 - y_n^2 - 2(y_1 - y_n)y = d_1^2 - d_n^2, \\ \vdots \\ x_{n-1}^2 - x_n^2 - 2(x_{n-1} - x_n)x + \\ y_{n-1}^2 - y_n^2 - 2(y_{n-1} - y_n)y = d_{n-1}^2 - d_n^2. \end{cases} \quad (6)$$

式 (6) 的线性方程表示方式为 $AX = b$, 其中

$$A = \begin{bmatrix} 2(x_1 - x_n) & 2(y_1 - y_n) \\ \vdots & \vdots \\ 2(x_{n-1} - x_n) & 2(y_{n-1} - y_n) \end{bmatrix}, \quad X = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix},$$

$$b = \begin{bmatrix} x_1^2 - x_n^2 + y_1^2 - y_n^2 + d_n^2 - d_1^2 \\ \vdots \\ x_{n-1}^2 - x_n^2 + y_{n-1}^2 - y_n^2 + d_n^2 - d_{n-1}^2 \end{bmatrix}.$$

使用标准的最小均方差估计方法可以得到未知节点 D 的坐标为 $\hat{X} = (A^T A)^{-1} A^T b$.

2 粒子群算法

粒子群优化 (PSO) 基本思想源于对自然界鸟群捕食行为的研究, 鸟群中每个个体根据自身搜索经验和群体搜索经验两个因素来确定觅食的方向. 粒子群优化算法实现简单, 收敛速度快, 是一种高效实用的搜索方法.

在 PSO 中, 位置未知的节点被理想化为空中以一定速度飞行的微粒, 不占空间, 没有质量却有唯一的位置. 假设 D 维空间第 i 个粒子的位置表示为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$, 速度表示为 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$, 它所经历过的位置表示为 $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$, 其中把最好的位置记为个体极值点 $pbest$, 而每个粒子最好的位置又可以形成一个集合 $g_i = (pbest_{i1}, pbest_{i2}, \dots, pbest_{iD})$, 其中最好的位置记为全局极值点 $gbest$. 粒子群算法通过追踪这 2 个“极值”: 个体极值点 $pbest$ 和全局极值点 $gbest$ 来不断更新自己, 从而得到最优解. 如下是粒子 i 在 $D (1 \leq d \leq D)$ 维空间第 t 次迭代中速度与位置的更新公式:

$$v_{id}^{(t+1)} = v_{id}^{(t)} + \sigma_1 \text{rand}_1 [pbest_{id}^{(t)} - x_{id}^{(t)}] + \sigma_2 \text{rand}_2 [gbest_{id}^{(t)} - x_{id}^{(t)}]; \quad (7)$$

$$x_{id}^{(t+1)} = x_{id}^{(t)} + v_{id}^{(t+1)}. \quad (8)$$

其中: $i = 1, 2, \dots, N, t$ 为迭代次数, rand_1 和 rand_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数, σ_1 和 σ_2 为学习因子, ω 为惯性权重, 本文通过引入权值自适应性来确定 ω 值. 粒子每一维速度 v 的范围为 $[-v_{dmax}, v_{dmax}]$, 粒子在 d 维空间的位置为 $[-x_{dmax}, x_{dmax}]$, 且 $v_{dmax} = kx_{dmax}$, $0.1 \leq k \leq 1.0$, 这样的设置可以保证粒子不偏离搜索空间.

粒子群算法的性能与粒子数目、学习因子 σ_1 和 σ_2 、惯性权值 ω 等参数的设定息息相关. 在复杂目标函数的优化应用中, PSO 算法很容易陷入局部最优并出现早熟收敛现象^[18]. 因此, 为了避免这种现象的产生, 本文引入了权值自适应方法和优胜劣汰思想, 提出一种改进的分步粒子群算法, 能更好地根据目前搜索到的经验值来进行优化, 得到更为精确的最优解.

2.1 分步粒子群算法 IPSO

1) 使用粒子群算法对前期 IRSSI 方法估算出来的未知节点的坐标进行优化, 实际上就是通过建立合适的目标函数 f , 在迭代计算过程中获得最小的最优的目标函数值, 从而得到更为准确的未知节点的坐标信息, 降低定位误差. 假设未知节点的坐标为 (x, y) , 锚节点坐标为 (x_i, y_i) , 根据两点间距离公式计算未知节点到第 i 个锚节点 (x_i, y_i) 的距离为 $d_i =$

$\sqrt{(x-x_i)^2+(y-y_i)^2}$. 而对应的未知节点坐标信息通过 IRSSI 测距方法可计算得到包含环境影响的距离值 \hat{d}_i , 因此改进粒子群定位优化算法的目标函数为

$$f(x, y) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (d_i - \hat{d}_i)^2} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\sqrt{(x-x_i)^2+(y-y_i)^2} - \hat{d}_i)^2}. \quad (9)$$

2) 在经典 PSO 算法的基础上, 引入自适应权重^[20]的方法来平衡收敛的全局性和收敛速度. 惯性权重 ω 的大小对算法全局与局部搜索能力的作用正好相反, 较大的 ω 会增强算法全局搜索能力, 但局部搜索能力则有所降低; 而较小的 ω 作用相反. 为了使算法的全局和局部搜索能力得到平衡^[18], 本文对惯性权重 ω 进行了改进, 在每次迭代中算法根据如下改进公式确定本轮优化的权值:

$$\omega = \begin{cases} \omega_{\min} - \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min}) \times (f - f_{\min})}{f_a - f_{\min}}, & f \leq f_a; \\ \omega_{\max}, & f > f_a. \end{cases} \quad (10)$$

其中: ω_{\max} , ω_{\min} 分别表示为权值的最大值和最小值, 经过反复实验验证, 本实验环境中设定 $\omega_{\max} = 0.9$, $\omega_{\min} = 0.4$. 根据式 (9) 可计算得到该粒子当前的目标函数值 f , 根据所有粒子的当前目标函数值 f 可计算出粒子的平均目标函数值 f_a 和最小目标函数值 f_{\min} .

3) 为了淘汰性能较差的粒子, 保证每次参与迭代的粒子的优良性, 提高算法的搜索速度和收敛性能, 引入了优胜劣汰的思想^[7]. 在每次迭代过程中, 按照式 (9) 计算出所有粒子 (未知节点) 的目标函数值, 并将其值按优劣性从小到大排序 $f_{\text{sort}}(1:N)$, 选择函数为 $s(f_{\text{sort}}(1:N))$, 即

$$\begin{cases} x_{\text{sort}}\left(\frac{N}{2}:N\right) = x_{\text{sort}}\left(1:\frac{N}{2}\right), \\ v_{\text{sort}}\left(\frac{N}{2}:N\right) = v_{\text{sort}}\left(1:\frac{N}{2}\right). \end{cases} \quad (11)$$

将粒子按照目标函数值排序, 通过选择函数方程, 排序后的后半部分粒子的速度和位置全部用前半部分性能优良的粒子取代, 此时形成新的位置和速度数组, 分别用 x_{sort} 和 v_{sort} 表示^[18]. 每次迭代都会重新计算粒子的 f 值, 并进行排序淘汰替换, 始终确保进入下一次迭代优化的粒子性能是最优的.

4) PSO 算法的速度更新公式 (7) 中包括 v_{id}^t , $\sigma_1 \text{rand}_1[\text{pbest}_{id}^t - x_{id}^t]$, $\sigma_2 \text{rand}_2[\text{gbest}_{id}^t - x_{id}^t]$, 其中 pbest , gbest 分别代表粒子的“自身经验”(即个体极值点)和“社会经验”(即全局极值点), 粒子通过它们与群体实现协同合作, 因此其变化是不可忽视的. 已有研究表明, v_{id}^t 的方向和长度与 pbest_{id}^t 和 gbest_{id}^t 存在着

耦合, 导致 pbest 更新缓慢^[21]. 在粒子进化过程中, 速度更新公式中的自身开拓能力、自身经验和群体经验三者之间是密不可分的, 每种都有可能得到好的结果, 根据需要三者也可以任意组合. 因此本文算法将单步整体更新的 PSO 算法改进为分步粒子群算法, 将速度的更新公式 (7) 分解成 3 个步骤进行更新, 将 3 个位置中的最好位置作为最终结果. 算法的定位流程图 2 所示.

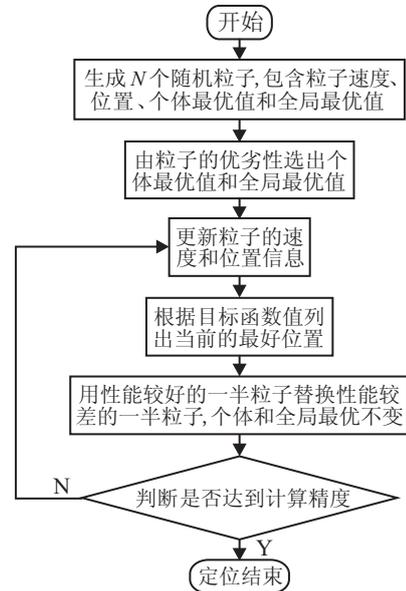


图 2 改进粒子群算法的定位流程

整个算法的描述为

$$v_{1d}^{t+1} = v_{1d}^t, x_{1d}^{t+1} = x_{1d}^t + v_{1d}^{t+1}, \quad (12)$$

$$v_{2d}^{t+1} = \omega v_{1d}^t + \sigma_1 \text{rand}_1[\text{pbest}_{1d}^t - x_{1d}^t], \quad (13)$$

$$v_{3d}^{t+1} = v_{2d}^t + \sigma_2 \text{rand}_2[\text{gbest}_{1d}^t - x_{1d}^t]; \quad (14)$$

$$x_{id}^{t+1} = \begin{cases} rlx_{1d}^{t+1}, & f(x_{1d}^{t+1}) \geq f(x_{2d}^{t+1}), \\ & f(x_{1d}^{t+1}) \geq f(x_{3d}^{t+1}); \\ x_{2d}^{t+1}, & f(x_{2d}^{t+1}) \geq f(x_{1d}^{t+1}), \\ & f(x_{2d}^{t+1}) \geq f(x_{3d}^{t+1}); \\ x_{3d}^{t+1}, & \text{其他}. \end{cases} \quad (15)$$

在原有 PSO 算法基础上, IPSO 引入两个中间点 v_{2d}^{t+1} 和 v_{3d}^{t+1} , 即加密细化和宽化了粒子搜索的点列轨迹, 粒子从自身开拓能力 (如式 (12))、自身经验 (如式 (13)) 和群体经验 (如式 (14)) 3 个方面更新速度位置信息, 选择最优的方向来提高搜索的速度和精度.

2.2 基于改进粒子群的无线传感器网络定位算法描述

1) 首先建立无线传感网络节点分布模型, 在监测区域中随机生成一组数量为 N 的无线传感节点, 包括位置已知的锚节点和位置未知的未知节点. 每个未知节点粒子与二维传感器的坐标 (x, y) 一一对应, 对各

个粒子的速度、位置、pbest 和 gbest 进行初始化。

2) 根据 IRSSI 基于距离相关的测距方法, 得到包含环境影响的距离值为 \hat{d}_i^2 ; 然后再按照权值自适应性, 根据式 (12) 计算出每个粒子的 f 值并进行排序, 同时存储当前所有粒子的位置和目标函数值于各自的 pbest 中; 最后比较所有粒子的 pbest 中的目标函数值, 并将最优的粒子的位置和 f 值保存在 gbest 中^[18]。

3) 根据式 (9) 和 (10) 计算粒子的目标函数值和权重值, 并与 gbest 中保存的粒子最好位置比较, 选择 f 值较小的粒子的位置作为当前粒子的最优位置, 同时按照速度和位置更新公式 (12)~(15) 更新每个粒子的位置和速度。

4) 根据选择函数, 淘汰粒子群体中性能最差的一半粒子, 用保留下来的优秀粒子的位置和速度信息取代淘汰掉的粒子的位置和速度信息, 始终保持 pbest 和 gbest 不变。

5) 预先设定算法的迭代次数或者拟达到的精度, 若达到则停止迭代优化, 输出结果, 否则返回 3) 继续。

3 仿真实验及分析

本文的仿真实验在 Matlab7.11 中进行, 将 300 个传感节点随机布设在 1000×1000 的规则正方形区域的内部空间中, 其中锚节点比例为 20%, 传感节点的无线射程 R 设为 100, 且能覆盖正方形内部空间, 并设置本文算法最大迭代次数为 200。

3.1 仿真实验

本文采用平均定位误差对定位算法结果进行评价, 表示为随机生成的未知节点粒子的自身坐标与经过 RSSI 测距后得到的估算位置的差值的差值。

平均定位误差公式如下:

$$\text{err} = \frac{1}{N \times R} \sum_{i=1}^N \sqrt{(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2}. \quad (16)$$

其中: N 为未知节点的总数, R 为节点无线射程, (x_i, y_i) 为未知节点 i 的实际位置信息, (\hat{x}_i, \hat{y}_i) 为未知节点 i 的估计位置。为了分析本文算法的定位效果, 从平均定位误差方面对 DV-Hop、RSSI 质心定位算法和本文算法进行了比较。

将 300 个节点, 其中 60 个锚节点随机分布在规

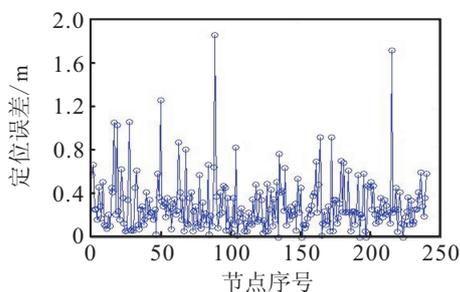


图 3 IRSSI 定位算法——定位误差

则的正方形区域中, 图 3 为所有节点的定位误差图, 反映了所有节点的真实坐标与估计坐标之间的定位误差。图 3 表明在经过迭代计算后未知节点的坐标与定位误差都已被估算出来, 线的长短表示算法的定位误差大小。

3.2 实验结果分析

1) 利用本文算法与现有 RSSI 质心定位算法、DV-Hop 算法的性能做比较, 结果如图 4 所示。最终结果为 240 个未知节点经过 50 次重复实验后取得的定位误差值。从图 4 中可以很直观地看出, 本文提出的 IRSSI 定位算法在定位方面有显著的效果, 定位误差远远小于其他两种算法。

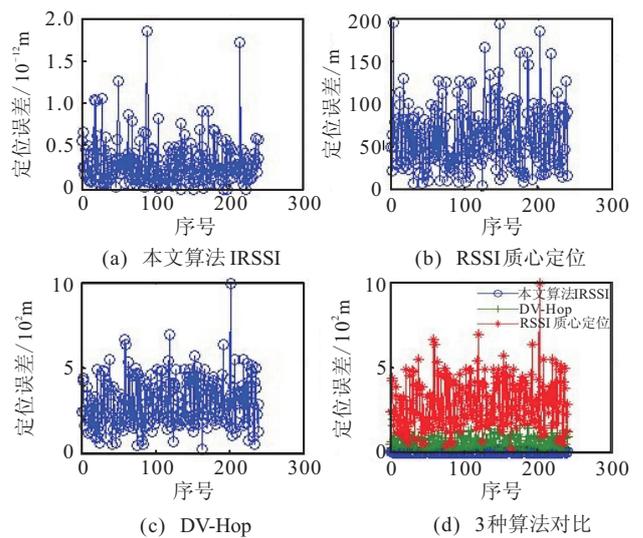


图 4 不同定位算法的定位误差对比

2) 在特定的监测区域中, 不同的锚节点比例、不同的未知节点数、不同的通信半径都会对无线传感器网络定位造成很大的影响。以下从这 3 个方面分析本文算法的定位效果。

针对 IPSO-RSSI 质心定位算法、IPSO-DV-Hop 算法和本文算法这 3 种定位算法, 分别取不同的未知节点数, 重复 50 次实验求平均定位误差。图 5 给出了 3 种定位算法的定位误差随未知节点数的变化情况。

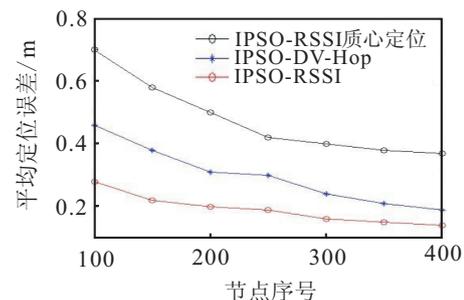


图 5 定位误差随不同未知节点数变化的对比

从图 5 中可看出, 随着未知节点数的增加, 3 种算法的定位误差都在降低, 但本文提出的 IPSO-IRSSI 算

法的定位精度明显高于其他两种算法。

3) 锚节点比例对无线传感器网络定位精度有很大的影响, 本文通过改变锚节点比例来比较这 3 种定位算法的性能。在仿真区域中, 随机部署了 240 个未知节点。图 6 给出了 3 种定位算法的定位误差随锚节点比例的变化情况。可以看出, 随着锚节点比例的增加, 3 种算法的定位误差都在减小, 但本文算法减少的速率最快, 且当锚节点比率大于 16% 时, 本文提出的 IPSO-IRSSI 算法的定位效果更好。

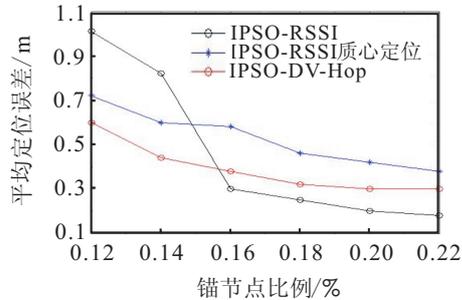


图 6 定位误差随不同锚节点比例变化的对比

4) 不同通信半径在无线传感器网络定位中也起着非常重要的作用, 本文通过改变传感节点的通信半径来比较这 3 种定位算法的性能。在仿真区域中, 随机部署了 240 个未知节点, 锚节点比例固定为 20%。图 7 给出了 3 种定位算法的定位误差随节点通信半径变化的情况。因为通信半径增大, 网络连通度相应增大, 当通信半径 R 增加时, 3 个算法的平均定位误差都有所减小。但是, 在相同条件下, IPSO-IRSSI 算法的性能更好。

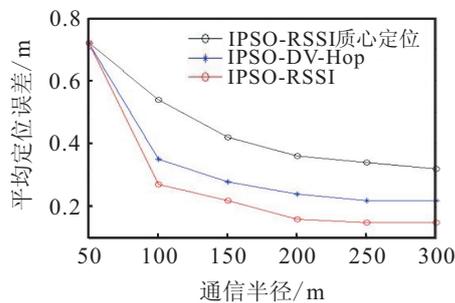


图 7 定位误差随不同通信半径变化的对比

4 结 论

定位问题一直都是无线传感器网络研究的重点和热点, 本文在分析原有 RSSI 测距方法的基础上, 为了减少传输损耗引起的测距误差, 提出了 IRSSI 测距方法, 对未知节点进行定位。为了使节点坐标更加准确, 采用了粒子群算法进行后期优化。在优化过程中, 采用权重自适应方法计算每轮迭代最优的权值, 动态调整算法的全局和局部的搜索能力, 有效平衡了收敛的全局性和收敛速度, 避免了粒子趋于局部最优; 同时对参与优化的粒子进行优胜劣汰的选择, 并根据鸟

类觅食的原理, 将粒子群更新公式进行分解, 从自身开拓能力、自身经验和群体经验等 3 个方面分别进行更新, 从中选择最优解, 提高了搜索的精度。

本文最后从平均定位误差随不同锚节点比例、不同通信半径和不同未知节点数变化的情况 3 个方面对本文提出的 IPSO-IRSSI 算法与 IPSO-RSSI 质心定位算法、IPSO-DV-Hop 算法进行对比。仿真结果表明, 本文提出的算法在定位精度方面得到了较大的提高, 但是数据量较大, 增加了计算量, 耗时比较长。

参考文献(References)

- [1] 孙利民, 李建中, 陈渝, 等. 无线传感器网络[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
(Sun L M, Li J Z, Chen Y, et al. Wireless sensor networks[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005.)
- [2] 范玉红, 彭宏, 朱陈良, 等. 一种基于遗传模拟退火算法和 RSSI 的无线传感器网络定位算法[J]. 西华大学学报: 自然科学报, 2010, 29(6): 51-54.
(Fan Y H, Peng H, Zhu C L, et al. A localization algorithm based on gasa and RSSI for wireless sensor network[J]. J of Xihua University: Natural Science, 2010, 29(6): 51-54.)
- [3] 熊志广. 基于 RSSI 的无线传感器网络定位算法研究及应用[D]. 重庆: 重庆大学自动化学院, 2010.
(Xiong Z G. Research and application of localization algorithm based on RSSI in wireless sensor network[D]. Chongqing: College of Automation, Chongqing University, 2010.)
- [4] 万国峰, 钟俊, 杨成慧. 改进的 RSSI 测距和定位算法[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(11): 4156-4158.
(Wan G F, Zhong J, Yang C H. Improved algorithm of ranging and locating based on RSSI[J]. Application Research of Computer, 2012, 29(11): 4156-4158.)
- [5] 杜亚江, 康雁林, 郭佑民. 基于 RSSI 的无线传感器网络节点测距方法研究[J]. 工业控制计算机, 2012, 25(10): 91-92.
(Du Y J, Kang Y L, Guo Y M. Node ranging method based on RSSI of wireless sensor network[J]. Industrial Control Computer, 2012, 25(10): 91-92.)
- [6] 关博, 东超, 弭洪涛. 立体式 RSSI 无线传感器网络定位算法[J]. 北华大学学报: 自然科学版, 2013, 14(1): 112-116.
(Guan B, Dong C, Mi H T. Localization algorithm of wireless sensor networks 3D-RSSI[J]. J of Beihua University: Natural Science, 2013, 14(1): 112-116.)
- [7] 沈笑慧, 张健, 何熊熊. 基于接收信号强度指示加权融合的定位算法[J]. 华侨大学学报: 自然科学版, 2012, 33(6): 635-639.
(Shen X H, Zhang J, He X X. Localization algorithm based on received signal strength indication weighted fusion[J]. J

- of Huaqiao University: Natural Science, 2012, 33(6): 635-639.)
- [8] Wang Jiingyi, Chen Chiapang, Lin Tzushiang, et al. High-precision RSSI-based indoor localization using a transmission power adjustment strategy for wireless sensor networks[C]. IEEE 14th Int Conf on High Performance Computing and Communications. Taipei, 2012: 1634-1638.
- [9] 张中华. 基于 RSSI 校正的无线传感器网络质心定位算法[D]. 济南: 山东大学信息科学与工程学院, 2011. (Zhang Z H. An improved RSSI-based centroid localization algorithm in wireless sensor networks[D]. Ji'nan: School of Information Science And Engineering, Shandong University, 2011.)
- [10] Low K S, Nguyenh A, Guoh. Optimization of sensor node locations in a wireless sensor network[C]. ICNC'08 4th Int Conf on Natural Computation. Piscataway: IEEE, 2008: 286-290.
- [11] 刘林峰, 刘倩倩, 王汝传. 一种基于信标节点筛选的无线传感器网络定位算法[J]. 南京邮电大学学报: 自然科学版, 2012, 32(5): 135-139. (Liu L F, Liu Q Q, Wang R H. An localization algorithm based on selection of beacon nodes in wireless sensor networks[J]. J of Nanjing University of Posts and Telecommunications: Natural Science, 2012, 32(5): 135-139.)
- [12] 万国峰, 钟俊. 基于三角形理论的无线传感器网络定位算法[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(1): 249-251. (Wan G F, Zhong J. Triangle-based localization algorithm for wireless sensor networks[J]. Application Research of Computers, 2013, 30(1): 249-251.)
- [13] Gopakumar A, Jacob L. Localization in wireless sensor networks using particle swarm optimization[C]. IET Int Conf on Wireless, Mobile and Multimedia Networks. Londun, 2008: 227-230.
- [14] 程丽玲, 谭军. 基于遗传算法和加权质心算法的无线传感器网络定位算法[J]. 百色学院学报, 2012, 25(6): 97-103. (Chen L L, Tan J. A localization algorithm based on ga and weighted centroid algorithm for wireless sensor network[J]. J of Baise University, 2012, 25(6): 97-103.)
- [15] 王新芳, 张冰, 冯友兵. 基于量子粒子群优化的 WSN 节点定位改进[J]. 计算机科学, 2012, 39(6A): 129-131. (Wang X F, Zhang B, Feng Y B. Improvement of node localization in wireless sensor networks based on quantum-behaved particle swarm optimization[J]. Computer Science, 2012, 39(6A): 129-131.)
- [16] 黄艳, 臧传治, 于海斌. 基于改进粒子群优化的无线传感器网络定位算法[J]. 控制与决策, 2012, 27(1): 156-160. (Huang Y, Zang C Z, Yu H B. Localization method based on modified particle swarm optimization for wireless sensor networks[J]. Control and Decision, 2012, 27(1): 156-160.)
- [17] 顾晓燕, 孙力娟, 郭剑, 等. 一种有向传感器网络改进粒子群覆盖增强算法[J]. 重庆邮电大学学报: 自然科学版, 2011, 23(2): 214-219. (Gu X Y, Sun L J, Guo J, et al. An improved particle swarm optimization algorithm for coverage enhancement in directional sensor networks[J]. J of Chongqing University of Posts and Telecommunications: Natural Science Edition, 2011, 23(2): 214-219.)
- [18] 魏熊烈. 基于粒子群算法的三维无线传感器网络定位方法研究[D]. 北京: 北京邮电大学信息通信与工程学院, 2011. (Wei X L. 3D WSN localization method research based on particle swarm optimization algorithm[D]. Beijing: Information Communication And Engineering Institute, Beijing University of Post and Telecommunication, 2011.)
- [19] 石为人, 熊志广, 许磊. 一种用于室内人员定位的 RSSI 定位算法[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(17): 232-235. (Shi W R, Xiong Z G, Xu L. In-building RSSI-based user localization algorithm[J]. Computer Engineering and Application, 2010, 46(17): 232-235.)
- [20] 季必晔, 顾燕. 无线传感器网络节点自适应惯性权重定位算法[J]. 科学技术与工程, 2012, 12(27): 6967-6973. (Ji B Y, Gu Y. An adaptive weight positioning method in wireless sensor network[J]. Science Technology and Engineering, 2012, 12(27): 6967-6973.)
- [21] Alim M, Kaelo P. Improved particle swarm algorithms for global optimization[J]. Applied Mathematics and Computation, 2008, 196(2): 578-593.

(责任编辑: 孙艺红)