一种无线传感器网络中的进化定位机制

张亚明[1]，史浩山[1]，程 伟[1]，刘 燕[2]

1. 西北工业大学 电子信息学院，陕西 西安 710129
2. 西安电子科技大学 天线与微波技术国家重点实验室，陕西 西安 710071

摘 要: 为了对无线传感器网络中随机分布的节点进行更精确的定位，提出了一种基于改进粒子群算法和增强定位机制的新型定位算法。新算法先提出竞争进化思想和自适应权重，使得改进后的粒子群算法在加快收敛速度的同时增强了算法的全局和局部搜索能力；增强定位机制使得算法对锚节点信息的使用更加充分，而且极大缩小可行解空间，进一步加快了算法的搜索速度。仿真结果表明：所提定位算法具有更低的定位成本和更高的定位精度，同时具有对测距误差鲁棒性强的优点。

关 键 词: 无线传感器网络，节点定位，优化算法，粒子群优化
中图分类号: TP393 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-2758(2013)04-0633-06

节点定位是无线传感器网络的一项关键技术[1]，目前已有的定位技术按照是否需要距离信息可分为无需测距(range-free)的定位和基于测距(range-based)的定位两种。无需测距的定位仅依靠相邻节点间的连通关系进行定位，成本较低但精度不高。基于测距的定位使用测距技术获得距离信息，定位精度较高但通常需要配备额外的硬件。基于接收信号强度指示(RSSI)测距的定位技术不需要额外硬件但测距误差较大。为了有效抑制测距误差的影响，控制网络成本同时提高节点的定位精度，文献[2-5]将优化算法引入到无线传感器网络定位，其中 PSO 算法[6]因为实现简单且计算量小的特点而在无线传感器网络定位领域备受关注[4,5]。

本文首先对粒子群算法进行改进，提出一种竞争进化思想，结合自适应权重，使得改进后的粒子群算法在加快收敛速度的同时增强了算法的全局和局部搜索能力，较好地克服了算法出现早熟收敛和陷入局部最优问题，提高了算法在无线传感器网络定位领域的有效性和实用性；接着对粒子群算法在无线传感网络定位中的传统使用方式进行了改进，提出一种增强定位机制。新机制使得算法对锚节点信息的使用更加充分，增强网络成本控制的同时进一步提高了定位精度。仿真结果表明，本文算法在不增加额外硬件的条件下具有较好的定位效果。

1 粒子群算法及其改进

1.1 粒子群算法基本原理

粒子群算法[6]是基于群体智能理论的一种优化计算技术，通过个体间的协作与竞争，实现复杂空间中最优解的搜索。与其它优化算法相比，粒子群算法只有简单几个参数，在大多数情况下易收敛、实现简单且计算量小，是一种高效实用的搜索算法。

粒子群优化算法数学模型描述为：假设搜索空间是 D 维，粒子群的群体规模为 S，第 i 个粒子的位置和速度可以分别表示为 $X_i=[x_{i,1},x_{i,2},\cdots,x_{i,D}]$ 和 $V_i=[v_{i,1},v_{i,2},\cdots,v_{i,D}]$。通过适应度函数，粒子可以在每一次迭代中追踪个体最优解 p_{best} 和全局最优解 g_{best} 进而根据如下公式更新自己的速度和位置：

$$v_{i,d}^{k}=wv_{i,d}^{k-1}+c_1r_1\left(p_{\text{best}_{i,d}}-x_{i,d}^{k-1}\right)+c_2r_2\left(g_{\text{best}_{g,d}}-x_{i,d}^{k-1}\right) \quad (1)$$

$$x_{i,d}^{k}=x_{i,d}^{k-1}+v_{i,d}^{k} \quad (2)$$

式中，$i=1,2,\cdots,S$；$d=1,2,\cdots,D$；k 为迭代次数；r_1 和 r_2 为 $[0,1]$ 之间的随机数，用于保持群体多样性；w 称为惯性权重；c_1 和 c_2 称为加速因子，使粒子

收稿日期：2012-10-30 基金项目：中国博士后科学基金项目(2012M512026)和陕西省自然科学基金(2012JQ8005)资助
作者简介：张亚明(1980—)，西北工业大学博士研究生，主要从事无线传感器网络关键技术研究。

具有自我总结和向群体中优秀粒子学习的能力，从而向自身经历过的最优点和群体历史最优点靠近。粒子群算法的性能很大程度上取决于算法的惯性权重、学习因子和粒子个数等参数。在优化复杂函数时，PSO 算法很容易陷入局部最优，并出现早熟收敛现象。

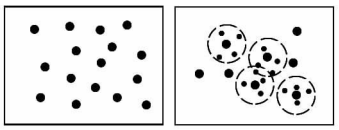
1.2 粒子群算法的改进

因为粒子群算法存在上述缺点，所以有很多学者对其进行了更深入的研究和分析，文献[7]介绍了一种新颖的思路，从优化计算的角度出发试图使得算法具备更强大的局部搜索能力。本文结合无线传感器网络的特性对粒子群算法进一步进行了适当改进，提出一种竞争进化思想，结合自适应权重使得算法在进一步加快收敛的同时增强了全局和局部搜索能力，有效避免算法出现早熟收敛和陷入局部最优，提高算法在无线传感器网络定位领域的有效性和实用性。

1.2.1 竞争进化

为了进一步提高算法的搜索速度和收敛性能，特别是进一步增强算法的全局和局部搜索能力，本文提出了“竞争进化”思想。该思想在优胜劣汰思想的基础上增加了分裂进化机制。即在每次迭代完成后，根据种群(在此称为“全局群”，相对于后面提到的“局部群”)内所有粒子的不同适应度函数值排序，先淘汰掉一半性能差的粒子(在进入下一次迭代运算之前产生同样数目的随机粒子以代替淘汰掉的粒子)；然后从当前所有剩余粒子作为“优选粒子”进行分裂进化。分裂进化的方式就是以每个优选粒子当前位置为中心，设置一个小的搜索范围，然后引入相互独立的局部粒子群(简称“局部群”)并执行局部搜索。这些局部群会被初始化并执行少量的迭代运算。迭代运算结束，各优选粒子会把其 p_{best} 和对应的执行局部搜索的局部群的 g_{best} 相比较。如果该 p_{best} 劣于对应局部群的 g_{best}，则用 g_{best} 值更新 p_{best}，否则 p_{best} 保持不变。接着全局群内所有粒子把其各自最新 p_{best} 再与全局群 g_{best} 相比较，择其最优者存储为全局群最优 g_{best}。至此，即完成了一次所谓的竞争进化(如图1所示)。接着全局群内所有粒子更新其位置和速度，进入下一步迭代。

在图1中，大点表示全局群粒子；小点表示局部群粒子；各虚线画出的小圆圈表示以各优选粒子为中心的相互独立的局部粒子群。可以看出，通过若干次竞争进化，既增加了群体的多样性和群中粒子活性，又提高了算法收敛速度和性能，同时有效避免了算法出现早熟收敛和陷入局部最优问题。



a) 竞争进化前 b) 竞争进化后

图1 竞争进化示意图

1.2.2 自适应权重

在粒子群算法中，惯性权重 w 的大小决定了粒子对当前速度继承的多少，通过权重 w 可有效控制算法的搜索能力和挖掘能力。若 w 取值较大，则粒子的全局搜索能力较强，有利于粒子跳出局部极小点，但同时也会降低算法的局部搜索能力；若 w 取值较小，则粒子的局部挖掘能力较强，有利于算法收敛，但同时会降低算法全局搜索能力。为此，本文采用自适应权重来保证算法在快速收敛的同时平衡全局和局部搜索能力。

$$w = \begin{cases} w_{\max} - \dfrac{(w_{\max} - w_{\min})(f - f_a)}{(f_a - f_{\min})}, & f \geq f_a \\ w_{\min} + \dfrac{(w_{\max} - w_{\min})(f - f_{\min})}{(f_a - f_{\min})}, & f < f_a \end{cases} \tag{3}$$

式中，$w_{\max}$ 和 $w_{\min}$ 分别表示惯性权重的最大值和最小值；f 表示粒子当前的适应度函数值；f_a 和 $f_{\min}$ 分别表示当前所有粒子的平均适应度函数值和最小适应度函数值。

1.2.3 适应度函数

假设二维空间中的无线传感器网络一共有 N 个传感器节点，其中 M 个锚节点。已知 M 个锚节点的坐标为 $A_i(x_i, y_i)$，$i = 1, \cdots, M$。可以把未知节点的坐标估计看作一个优化问题，并通过迭代计算适应度函数的最小值求出未知节点的位置估计。假设未知节点的坐标为 (x, y)，未知节点到第 i 个锚节点 (x_i, y_i) 之间距离为 $d_i = \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2}$。通过RSSI测距方法得到的包含噪声的距离值为 $\hat{d}_i$，则适应度函数可定义为

$$Fitness(x, y) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} | d_i - \hat{d}_i | \tag{4}$$

式中，n 为所求未知节点的邻居锚节点数目。

1.3 CEPSO 算法描述

综合前文所述，本文基于竞争进化思想和自适应权重的改进 PSO 算法 CEPSO(CEPSO，a new PSO localization algorithm based on competition and evolu-

tion) 可用算法 1 简单描述如下:

Algorithm 1. Competition Evolution Pso( )

```
1: initialization particles swarm parameter;
2: for each iterative Num < ITERATIVENUM do
3: renew particles;
4:   for each i ∈ S1 do
5:     calculate fitness value use formula 4;
6:     if fitness < F_ibest then
7:       F_ibest = fitness;
8:       if fitness < F_gbest1 then
9:         F_gbest1 = fitness;
10:      end if
11:    end if
12:    end for
13:    get winner particles;
14:    for all j ∈ winner particles do
15:      perform local search use little swarm;
16:      if F_gbest2 < F_jbest then
17:        F_jbest = F_gbest;
18:        if F_jbest < F_gbest1 then
19:          F_gbest1 = F_jbest
20:        end if
21:      end if
22:    end for
23:    update position & velocity;
24: end for
25: get the best position by F_gbest1;
26: return position;
```

在算法 1 中，S_1 表示全局群粒子规模，ITERATIVENUM 表示最大迭代次数，F_{gbest2}、F_{jbest} 分别记录局部群的全局和各粒子最佳适应度值信息和位置信息，F_{ibest} 和 F_{gbest1} 分别携带全局群各粒子和全局最佳粒子的适应度值信息和位置信息。算法最后输出全局群的最佳粒子位置。

为了保证所得解的有效性，算法采用吸收边界[8]，即如果某个粒子超出预设的搜索边界，则取边界值。

2　基于 CEPSO 算法的增强定位机制

从文献[4, 5]可以看到，粒子群算法在无线传感器网络节点定位过程中的使用过于简单，每个未知节点在整个定位过程中调用一次该算法，并以整个网络区域为搜索空间通过适应度函数来寻找最优解。这种使用方式并没有充分利用锚节点信息，文章在此提出一种新的增强定位机制:

1) 每收到一个锚节点信息，调用一次粒子群算法，即将该锚节点的矩形覆盖区域作为搜索空间进行搜索，并得到一个估计位置。当所有 n 个邻居锚节点信息获取完毕，则可以得到 n 个估计位置;

2) 以这 n 个估计位置为参考，确定一个包含这 n 个坐标的最小矩形区域，在该区域的基础上，向外扩张一定尺寸(该尺寸最大不超过节点通信半径)，确定一个新的搜索空间，再次进行搜索，获取最终估计位置。

图 2 为新的增强定位机制的示意图。在图 2 中，最外层的黑色矩形框表示网络覆盖范围，U_1 为待定位的未知节点(它有 3 个邻居锚节点，图中并未画出)；P_1、P_2 和 P_3 是分别以 U_1 的 3 个邻居锚节点的矩形覆盖区域为搜索空间，调用粒子群算法后得到的 3 个估计位置; 虚线矩形是以 P_1、P_2 和 P_3 为参考构造的包含这 3 个坐标的最小矩形区域，矩形 $ABCD$ 则是在最小矩形区域的基础上向外扩张一定尺寸后的新的搜索空间; $P(x,y)$ 表示以矩形 $ABCD$ 为搜索空间后，调用粒子群算法获得的最终估计位置。

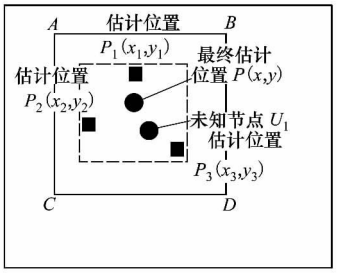


图 2　增强定位机制效果示意图

可以看到，增强定位机制对锚节点信息的使用更加充分，同时将搜索空间由整个网络覆盖区域缩小为一个相对较小的矩形区域 $ABCD$，极大减小了可行解空间，加快了算法的搜索速度。

3　基于 CEPSO 算法和增强机制的本文算法定位步骤

综上所述，本文提出了一种基于 CEPSO 算法和增强机制的新的定位算法，假设无线传感网络中有 N 各节点，其中 M 个锚节点，计算其余 $N-M$ 个未知节点的坐标。该定位机制步骤如下：

第 1 步　从所有未知节点中选出一个邻居锚节点个数最多的未知节点 N_{max}；

第 2 步　以该未知节点的每一个邻居锚节点的矩形覆盖区域为搜索空间，调用 CEPSO 算法，得到若干个估计坐标；

第 3 步　利用几何方法找出一个包含这些估计坐标的最小矩形区域，在此基础上向外扩张一定尺寸（该尺寸最大不超过节点通信半径），形成一个新的搜索空间，再次调用 CEPSO 算法，获得该未知节点 N_{max} 最终的估计坐标（x，y）；

第 4 步　将实现位置估计的未知节点标识为锚节点，总锚节点个数加 1，若锚节点个数等于 N，则网络中所有未知节点定位完毕，否则转入第 1 步。

4　仿真实验及分析

4.1　仿真说明

本文利用 MATLAB 7.0 进行仿真实验，仿真实验参数设置如下：

1）仿真网络参数设置：仿真场景假设是在 100 m×100 m 的正方形区域，节点总数 100，节点通信半径为 30 m；

2）本文算法的参数设置：大种群规模 20，迭代次数 20，小种群规模 2，迭代次数 4，$c_1=c_2=2$，全局群（局部群）最大步长 V_{max1}（V_{max2}）与无线传感器网络各未知节点的估计区域的跨度有关，在实验中取最大步长为最大跨度的 1/5；

3）标准粒子群算法参数设置：种群规模 50，迭代次数 100。

为了验证算法的有效性和实用性，所有节点坐标在网络部署区域内随机生成，在定位过程中会考虑测距误差、锚节点密度等不同因素。实验评价指标为平均定位误差，其中定位误差是节点经过定位算法计算后得到的估计坐标与实际坐标之间的距离与节点通信半径之比。平均定位误差则是实验重复执行 100 次后得到的所有未知节点误差之和的平均值。

4.2　仿真分析

仿真实验主要分析了锚节点密度和测距误差对定位结果的影响，并与最小二乘法和标准粒子群算法的定位结果进行了比较分析。

4.2.1　新旧 2 种定位机制的性能比较

在章节 2 中介绍了一种新的增强定位机制，在此通过实验进行性能验证。图 3 为使用 CEPSO 算法进行节点定位时本文增强定位机制与传统定位机制的性能比较图，此时锚节点比例为 30%，测距误差为 25%。

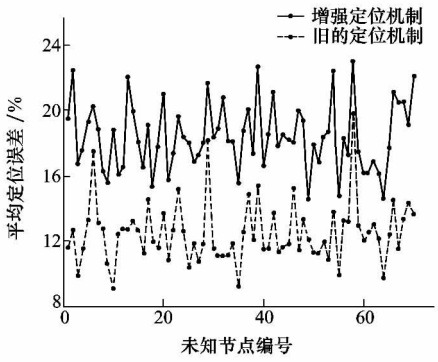


图 3　定位机制性能比较图

由图 3 可以看到，增强定位机制相比传统粒子群算法在定位过程中的使用方式而言，明显提高了未知节点的定位精度。

4.2.2　3 种定位算法性能比较

本文算法、最小二乘法和标准粒子群算法的定位性能比较如图 4 所示，此时锚节点比例为 30%，测距误差为 25%。

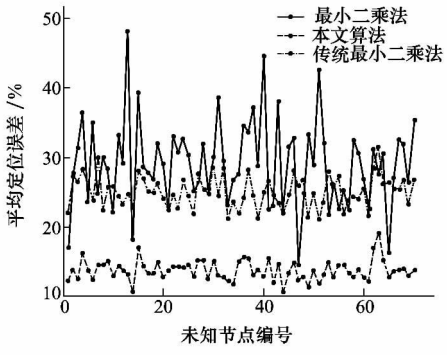


图 4　3 种算法定位性能比较图

由图 4 可以看到,由本文算法得到的未知节点平均定位误差最小,精度最高,而且从参数设置可以看到,本文相比普通粒子群算法,计算量大大减小的同时定位精度却大大提高,很有利于节约定位能耗。

4.2.3　不同锚节点密度时的定位结果比较

锚节点密度反应了网络中锚节点的个数。因为锚节点的费用比普通节点高 2 个数量级,所以锚节点密度将直接关系到整个网络成本大小。图 5 显示了在不同锚节点密度时本文定位算法与其它 2 种定位算法分别对平均定位误差的影响。初始锚节点密度 10%,测距误差为 25%。

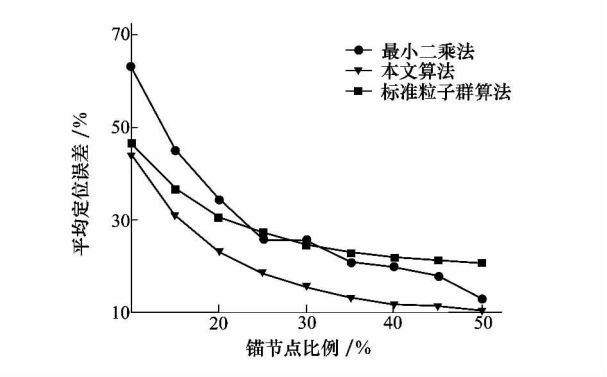


图 5　锚节点密度与平均定位误差关系图

由图 5 可以看到,随着锚节点密度的增大,平均定位误差都逐渐减小,其中本文定位算法定位效果最好,平均定位误差始终保持最小且曲线平滑; 在相同的定位误差情况下,本文算法需要的锚节点数也也最少,可见本文算法更能充分有效利用锚节点信息,更能节省定位成本。

4.2.4　不同测距误差时的定位结果比较

测距误差直接影响到节点间距离测量值的准确度,进而会影响到定位结果的准确度。图 6 显示了 3 种定位算法在不同测距误差下对平均定位误差的影响。锚节点密度 30%,起始测距误差为 5%。

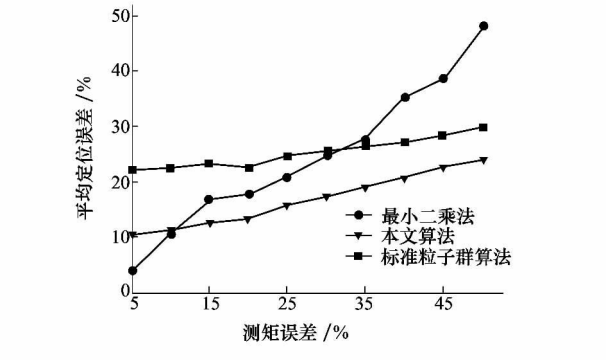


图 6　测距误差与平均定位误差关系图

由图 6 可以看到,随着测距的增大,平均定位误差也都逐渐增大,而本文定位算法从整体来看定位效果最好,尤其是当测距误差较大时,本文算法定位精度仍然很高,可见本文算法的抗误差性能最强,具有更高的实用性和更加广泛的应用场合。

4.2.5　算法复杂度及性能比较

算法复杂度及性能比较见表 1。

表 1　复杂度及性能比较

算法名称	算法复杂度	抗测距误差性能
最小二乘法	$O(1)$	差
标准粒子群算法[]	$O(mk)$	较好
本文算法	$O(mkm_1k_1/2)$	好

其中,m 表示种群(全局群) 规模,k 表示迭代次数; m_1 表示本文算法中局部搜索粒子群的种群规模,k_1 表示本文算法中局部群的迭代次数。

由表 1 可以看到,本文算法复杂度最大,但需要注意的是复杂度虽大计算量却并未增加,反而极大减小。因为通过实验中的参数设置可以看到,标准粒子群算法的迭代计算总量可表示为 $n = 50 \times 100 = 5\ 000$ 次; 而本文算法的迭代计算总量 $n = 20 \times 20 \times 2 \times 4/2 = 1\ 600$,同时定位精度却优于标准粒子群算法。如果对定位精度的要求不高,则迭代运算量还可以调小。这样在节约定位能耗的同时提高定位精度,而且有着极好的抗测距误差性能,本文算法的有效性和实用性已经得到充分证明和体现。

5　结　论

节点定位作为无线传感器网络的关键问题一直备受关注,而对于节点定位的要求也越来越高,以较小的定位成本获取较高的定位精度是无线传感器网络节点定位研究的主要目标。本文首先提出一种新的定位算法 CEPSO; 接着提出一种新的增强定位机制。仿真实验表明,本文算法与最小二乘法及普通粒子群算法相比,在不同的锚节点密度、不同的测距误差情况下均能有效提高未知节点的定位精度,特别是在测距误差较大的情况下,本文算法定位效果更好,优势更为明显,而且本文算法更利于网络成本的控制。综上所述,本文所提算法有着更低的定位

成本和更高的定位精度,同时具有对测距误差鲁棒 性强的优点,可适用于多种应用场合。

参考文献:

[1] Boukerche A, Oliveira H A B, Nakamura E F. Localization Systems for Wireless Sensor Networks. IEEE Wireless Communications, 2007, 14(6): 6-12

[2] Duckett T. A Genetic Algorithm for Simultaneous Localization and Mapping. Proceeding of the 2003 IEEE International Conference on Robotics and Automation. New York: IEEE, 2003: 434-439

[3] Kan Nan A, Mao G Q, Vucetic B. Simulated Annealing Based Localization in Wireless Sensor Network. Proceedings of the 30th IEEE Conference on Local Computer Networks , New York: IEEE, 2005,154-157

[4] Chuang P J, Wu C P. Employing PSO to Enhance RSS Range-Based Node Localization for Wireless Sensor Networks. Journal of Information Science and Engineering, 2011,27(5): 1597-1611

[5] Yao J, Li J, et al. Wireless Sensor Network Localization Based on Improved Particle Swarm Optimization. 2012 International Conference on Computing, Measurement, Control and Sensor Network (CMCSN), 2012, 72-75

[6] Kennedy J, Eberhart R C. Particle Swarm Optimization. Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, 1995, 4: 1942-1948

[7] Khairy M, Fayek M B, Hemayed E E. PSO2: Particle Swarm Optimization with PSO-Based Local Search. IEEE Congress of Evolutionary Computation(CEC). New Orleans, LA, United states: IEEE, 2011, 1826-1832

[8] Mikkiand S, Kishk A A. Improved Particle Swarm Optimization Technique Using Hard Boundary Conditions. Microwave and Optical Technology Letters, 2005, 46(5): 422-426

A Novel Evolution Localization Mechanism in WSN

Zhang Yaming[1], Shi Haoshan[1], Cheng Wei[1], Liu Yan[2]

(1. Department of Electronics Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi´an 710072, China
2. National Key Laboratory of Antennas and Microwave Technology, Xidian University, Xi'an, 710071, China)

Abstract: In order to obtain the geographic positions of random nodes in wireless sensor network(WSN) more accurately, a new localization algorithm is proposed based on improved Particle Swarm Optimization (PSO) and the usage mode of the algorithm is improved. The new algorithm proposes the idea of competition evolution and adaptive weighting; this can enhance the global and local search ability and meanwhile can improve convergence speed. And the new usage mode makes full use of anchor node information. Simulation results and their analysis show preliminarily that the new algorithm is less costly, gives higher location accuracy, and shows robustness to measurement error.

Key words: wireless sensor networks, localization, particle swarm optimization(PSO); improved PSO