

# 基于概率感知模型和量子粒子群算法的移动节点部署\*

蹇旭<sup>1</sup>, 张高亮<sup>2</sup>

(1. 阿坝师范高等专科学校 计算机科学系, 四川 汶川 623002; 2. 重庆师范大学 计算机与信息科学学院, 重庆 401331)

**摘要:**为了解决监测区域的传感器节点部署问题,设计了一种基于概率感知模型和量子粒子群算法的移动节点部署方法。首先,在传统概率感知模型中加入节点剩余能量因素进而得到改进的概率感知模型  $C(s_i, p) =$

$$\begin{cases} 0, & \text{if } d(s_i, p) \geq r - r_e \\ \frac{E_{ix}}{E_{i0}} e^{-\lambda e^{\sigma}}, & \text{if } d(s_i, p) \leq r + r_e \\ 1, & \text{if } r - r_e \leq d(s_i, p) \leq r + r_e \end{cases}$$

网络覆盖率和能量因素。最后定义了基于量子粒子群算法来获得节点的最优位置对应的 Pareto 最优解的优化算法(即将粒子编码为节点部署方案,采用最小化网络能耗和最大化网络覆盖率为粒子的 Pareto 目标,引导粒子在可行解空间不断更新位置寻求最优解)。仿真实验结果表明:文中方法能正确地实现监测区域的传感器节点部署,能实现较为均匀的网络覆盖,与其他方法相比,具有较高的网络覆盖率和较长的网络生命周期,具有较大的优越性。

**关键词:**覆盖;节点部署;移动节点;粒子群算法

**中图分类号:**TP391

**文献标志码:**A

**文章编号:**1672-6693(2014)05-0110-06

移动无线传感器网络(Mobile wireless sensor network, MWSN)<sup>[1]</sup>即由于具有一定计算处理能力、通信能力、初始能量的传感器节点通过无线自组织的方式组成的传感网络,实现对某一监测区域的全面感知,目前已经成功应用于军事、医疗监控、交通流量和环境监测等领域<sup>[2-6]</sup>。

节点部署<sup>[7]</sup>是通过在被监测区域中布置传感器节点以满足网络覆盖性需求,并能在满足数据采集和感知任务的前提下,最大化网络生命周期和减少能量消耗。

现有的传感器节点的部署方式主要分为确定性部署和随机性部署<sup>[8-9]</sup>。确定性部署即在部署区域大小和网络状态已知的情况下,根据优化策略获得各节点的位置并进行部署,部署后的节点位置在网络的整个生命周期内位置不变。确定性部署方式根据需要部署,因此,具有成本低的优点。随机性部署是对于一些环境恶劣甚至无人能及的监测区域,必须采用如飞机高空布撒的方式进行节点部署,这种方式容易导致监测盲区,影响了监测质量。因此,如何有效地对节点进行部署,保证监测区域的网络覆盖率同时最大化网络的生命周期,是节点部署需要解决的重点问题。

近年来,不少研究者开始将节点部署问题作为一个多目标优化问题,采用智能优化算法对其进行求解。文献[10]设计了一种监测区域的集中式节点调度方法,以最大化网络的覆盖率和最小化网络能耗为目标,采用遗传算法获取最优解或次优解作为最终的节点部署方案,但其对多个目标采用加权方式具有一定的片面性。文献[11]针对监测网络区域的节点部署问题,通过对蚁群算法进行改进,采用多个蚁群从 Sink 节点出发获取最优部署路径。文献[12]提出了一种基于改进 SFLA 算法的移动节点部署策略,以最大化网络的覆盖度为目标,设计了一种基于改进 SFLA 算法的节点部署策略,能实现节点的均匀和完全覆盖,但其只考虑网络的覆盖度,不能保证较长的网络生命周期。文献[13]将网络区域分成网格,并将节点部署转换为组合优化问题,采用基于模拟退火算法和遗传算法的节点部署优化方法,能在保证一定覆盖率的同时延长网络的生命周期,但其采用遗传算法

\* 收稿日期:2013-06-30 修回日期:2013-09-03 网络出版时间:2014-9-17 22:37

资助项目:四川省教育厅应用基础研究重点项目(No. 12ZB001)

作者简介:蹇旭,男,讲师,研究方向为计算机软件与理论、云计算,E-mail:renshunigt@163.com

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/50.1165.N.20140917.2237.021.html>

容易出现停滞或陷入局部最优。

本文在上述工作的基础上,设计了一种基于概率感知模型和量子粒子群算法的移动节点部署方法,将获取的 Pareto 最优解作为节点部署方案,实验证明了文中方法的有效性。

## 1 部署优化模型

### 1.1 改进的概率感知模型

假设待部署监测区域为二维平面,初始时刻节点通过随机方式布撒,然后通过运行文中算法计算节点的最优位置,然后通过节点的移动进行一次性部署。

监测区域中的  $n$  个传感器节点可以表示为  $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ ,任意传感器节点  $s_i$  的位置可以表示为  $(x_i, y_i)$ ,感知半径可以表示为  $r_i$ ,目标监测点为  $p$ ,其位置可以表示为  $(x_p, y_p)$ ,则传感器节点  $s_i$  与监测目标  $p$  之间的欧几里德距离为可以根据下式计算:

$$d(s_i, P) = \sqrt{(x_i - x_p)^2 + (y_i - y_p)^2} \quad (1)$$

传感器节点  $s_i$  的概率感知模型<sup>[12]</sup>可以表示为

$$C(s_i, p) = \begin{cases} 0, & \text{if } d(s_i, p) \geq r - \epsilon \\ e^{-\lambda \alpha}, & \text{if } d(s_i, p) \leq r + \epsilon \\ 1, & \text{if } r - \epsilon \leq d(s_i, p) \leq r + \epsilon \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $e$  为常数值为 2.718 281 828 459 04,  $C(s_i, p)$  为传感器节点  $s_i$  对目标  $p$  的感知概率,  $\epsilon$  为传感器节点感知的不确定性误差,  $\alpha$  的值可以表示为  $d(s_i, p) \geq r - \epsilon$ ,  $\lambda$  为感知范围为  $r - \epsilon$  的感知质量衰减系数,  $\sigma$  为感知范围为  $r + \epsilon$  的感知质量衰减系数。

由于布撒在监测区域中的传感器节点可能异构,当初始能量不同时,对感知能力会产生影响。因此,文中对经典的概率感知模型进行改善,即将节点剩余能量因素加入到概率感知模型中,结果见(3)式。

$$C(s_i, p) = \begin{cases} 0, & \text{if } d(s_i, p) \geq r - \epsilon \\ \frac{E_{ir}}{E_{i0}} e^{-\lambda \alpha}, & \text{if } d(s_i, p) \leq r + \epsilon \\ 1, & \text{if } r - \epsilon \leq d(s_i, p) \leq r + \epsilon \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $E_{ir}$  和  $E_{i0}$  分别表示节点  $s_i$  的剩余能量和初始能量,其余变量的表示均与(2)式相同。

### 1.2 网络覆盖率

网络覆盖率是衡量节点部署的目标,根据公式(2)并假设传感器节点  $s_i$  对目标  $p$  的感知概率表示为  $C(s_i, p)$ ,则目标被所有传感器节点的覆盖度  $Cov_s$  以表示为

$$Cov_s = 1 - \prod_{i=1}^n (1 - C(s_i, p)) \quad (4)$$

由于网络覆盖率越高,则节点部署越优。所以,当  $Cov_s$  值越大,则候选解越优,表示为

$$f_1 = \max(Cov_s) \quad (5)$$

### 1.3 网络能耗

这里主要考虑当计算出节点位置后,各移动节点向目标位置移动时候的能耗,可以表示为

$$E_{s_i}(r) = \sum_{i=1}^n E_i d(s_i, e) \quad (6)$$

其中,  $E_i$  为节点移动单位距离的能耗,  $d(s_i, e)$  为传感器节点  $s_i$  和其目的地  $e_i$  之间的距离,从(6)式可以看出,所有节点移动到目标位置所需要的总能耗与距离成正比。因此,应最小化移动总距离即

$$f_x = \min\left(\sum_{i=1}^n d(s_i, e_i)\right) \quad (7)$$

### 1.4 部署目标

由于节点为移动节点,所以,对于节点  $s_i$  和  $s_j$ ,其之间必须满足连通条件,即

$$c(s_i, s_j) = \text{true} \quad (8)$$

且节点  $s_i$  移动后的仍位于网络区域中,即

$$\forall i \in (1, n), e_i \in A \quad (9)$$

因此,综合节点部署的网络覆盖率和网络能耗,得到总的部署优化模型为

$$\begin{cases} f_1 = \max(\text{Cov}_s) \\ f_2 = \max(1 / \sum_{i=1}^n d(s_i, e_i)) \\ \text{s. t. } c(s_i, s_j) = \text{true} \\ \forall i \in (1, n), e_i \in A \end{cases} \quad (10)$$

## 2 基于量子粒子群算法的节点部署

### 2.1 量子粒子群算法

量子粒子群算法(Quantum-behaved particle swarm optimization, QPSO)<sup>[14]</sup>是在经典粒子群优化算法(Particle swarm optimization algorithm, PSO)<sup>[15]</sup>的基础上发展而来,即对粒子的行为进行改进,使其能够在整个可行解空间内运行,以克服经典粒子群算法的容易陷入早熟收敛和局部最优的问题,从而增强算法的全局寻优能力。

在量子粒子群算法中,粒子不再像经典粒子群算法中同时具备位置和速度向量,其在任意时刻  $t$  时仅具有位置向量,假设采用  $X_i(t)$ 、 $P_i(t)$  和  $P_g(t)$  分别表示粒子  $i$  的当前位置,粒子  $i$  的最优位置和粒子群的最优位置,则  $X_i(t)$ 、 $P_i(t)$  和  $P_g(t)$  可以表示为

$$\begin{cases} X_i(t) = (x_{i1}(t), x_{i2}(t), \dots, x_{iD}(t)) \\ P_i(t) = (p_{i1}(t), p_{i2}(t), \dots, p_{iD}(t)) \\ P_g(t) = (p_{g1}(t), p_{g2}(t), \dots, p_{gD}(t)) \end{cases} \quad (11)$$

粒子状态通过波函数  $\psi(x)$  来表示,并满足:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |\psi(x)_t|^2 dx dy = \int_{-\infty}^{+\infty} Q dx dy = 1 \quad (12)$$

在(5)式中, $Q$  为粒子出现在位置  $(x, y)$  时的对应的概率,通过蒙特卡罗方法对量子状态进行转换,将其变为平常状态,则对粒子的位置的更新可以表示为

$$\begin{cases} X(t) = \alpha P_i(t) + (1 - \alpha) P_g(t) \\ P_{avg}(t) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_i \\ Q(t+1) = X(t) \pm \beta | P_{avg}(t) - Q(t) | \ln(\frac{1}{u}) \end{cases} \quad (13)$$

其中, $X(t)$  为粒子  $i$  的当前位置, $\alpha$  为一个  $(0, 1)$  之间的随机数, $M$  为粒子种群规模, $P_{avg}(t)$  表示所有粒子的最优位置的平均值,参数  $\beta$  用于决定粒子收敛速度快慢,可以克服经典粒子群算法中需要较多参数的不足,使得算法更快地收敛于全局最优。

### 2.2 粒子编码

将节点坐标映射为粒子位置,由于节点具有  $x$  和  $y$  坐标,所以  $n$  个节点对应的粒子编码为  $2n$  维,则粒子群中的第  $i$  个粒子可以编码为

$$X_i = \{x_{i1}, y_{i1}, x_{i2}, y_{i2}, \dots, x_{in}, y_{in}\} \quad (14)$$

### 2.3 Pareto 支配解

对于任意两节点对应的粒子  $X_1$  和  $X_2$ ,定义下列函数:

$$\text{better}(X_1, X_2) = \begin{cases} \text{true, if } \exists i, f_i(s_1) < f_i(s_2) \wedge \forall j \neq i, f_j(s_1) \leq f_j(s_2) \\ \text{false, otherwise} \end{cases} \quad (15)$$

其中, $i, j = 1$  或  $2$ ,分别对应(10)式中的目标函数,若有  $\text{better}(X_1, X_2) = \text{true}$ ,称粒子  $X_1$  占优于  $X_2$ ,记为  $X_1 < X_2$ 。

若所有粒子组成的粒子群  $S = \{X_1, X_2, \dots, X_M\}$  中,存在着一个粒子  $X_i \in S$ , 满足对于任意  $X_j \in S$ , 均满足  $\neg \exists X_j \prec X_i$ , 则称  $X_i$  为粒子群的支配解, 即 Pareto 最优解。

### 2.4 算法描述

**算法 1** 基于改进量子粒子群的节点部署算法

**初始化:** 粒子种群规模  $M$ , 当前迭代次数  $t$ , 速度快慢决定因子  $\beta$ , 迭代次数最大值  $T$ , Pareto 前沿解。

**步骤 1:** 根据各节点的初始位置, 采用(14)式进行初始编码, 并在其附近随机生成  $M-1$  个粒子, 构成规模为  $M$  的初始种群。

**步骤 2:** 采用公式(10)的覆盖度适应度函数和距离适应度函数对粒子位置进行评价, 对于每个粒子, 都得到两个适应度值  $f_1$  和  $f_2$ , 分别对  $f_1$  和  $f_2$  进行判断: 如果  $f_1$  或  $f_2$  优于个体历史最优值时, 采用粒子当前位置来更新个体最优值  $P_{1i}(t)$  或  $P_{2i}(t)$  时; 如果  $f_1$  或  $f_2$  优于全局最优值  $P_{1g}(t)$  和  $P_{2g}(t)$  进行更新, 采用粒子当前位置来更新全局最优值  $P_{1g}(t)$  和  $P_{2g}(t)$  时, 并根据(13)式计算个体平均最优位置。

**步骤 3:** 在  $P_{1g}(t)$  和  $P_{2g}(t)$  中寻找粒子群中的 Pareto 最优解, 并判断其是否满足(10)式中约束条件, 当满足约束时, 将其保存在解  $p$  中。

**步骤 4:** 根据公式(13)更新粒子个体的新位置。

**步骤 5:** 对迭代次数进行更新:  $t=t+1$ , 并判断当前迭代次数  $t$  达到最大值, 如达最大值, 则输出 Pareto 前沿解  $p$ , 否则转入步骤 2 进行继续迭代。

## 3 仿真实验

采用 MatLab 7.0 仿真工具, 对文中方法进行验证, 仿真参数设置如下: 监测区域为  $20\text{ m} \times 20\text{ m}$ , 传感器节点数的初始值为 100, 每个传感器节点的感知半径和通信半径分别为  $R_s = 10\text{ m}$  和  $R_c = 20\text{ m}$ , 初始时刻节点随机部署在网络区域中, 如图 1 所示。

在图 1 中, 圆点代表传感器节点位置, 圆圈表示传感器节点感知范围, 采用文中方法计算节点位置,  $\beta = 2$ , 得到的节点部署结果如图 2 所示。

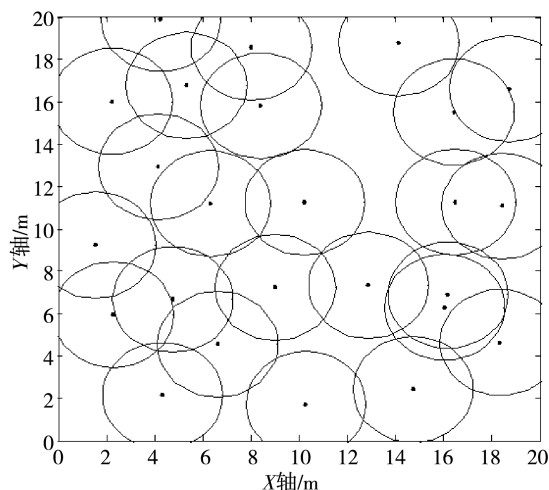


图 1 传感器节点初始分布图

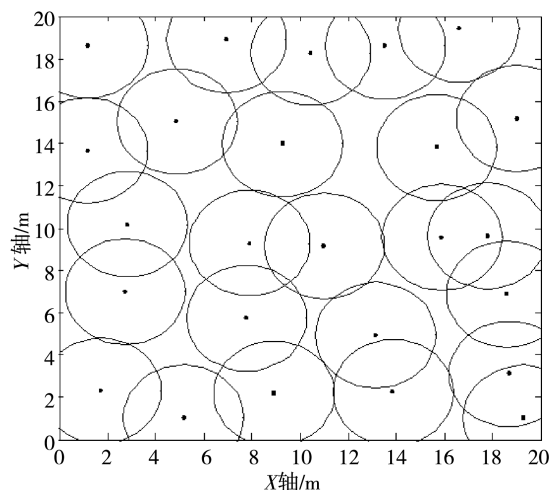


图 2 存活节点数随时间变化曲线

从上可以看出, 文中方法能在节点随机初始部署的情况下实现较为均匀的分布, 使得节点能覆盖尽可能多的区域, 为了验证文中方法的网络覆盖率并与文献[8]比较, 对覆盖率进行仿真, 得到的比较曲线如图 3 所示。

从图 3 中可以看出, 文中方法的覆盖率较文献[8]高, 在初始覆盖率为 66% 的情况最终收敛于 87%, 而文献[8]中方法最终覆盖率仅为 82%, 且文中方法在 312 次迭代时就趋于收敛, 而文献[8]中方法在迭代次数为 364 时才趋于收敛, 显然, 文中方法效率和网络覆盖率更高。

在监测区域运行 LEACH 协议, 对网络的生命周期进行仿真, 得到的结果如图 4 所示。

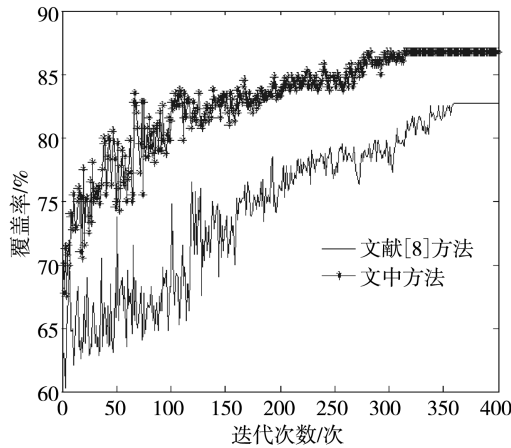


图 3 覆盖率比较

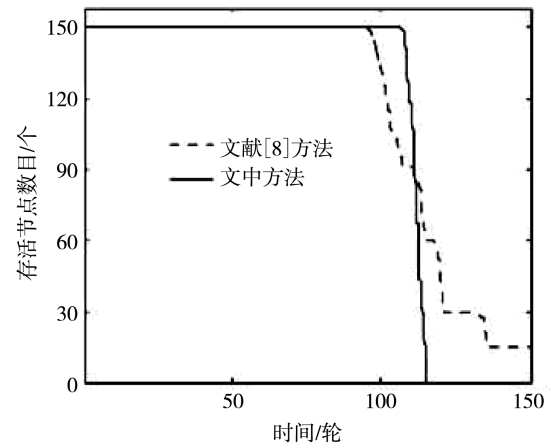


图 4 存活节点变化曲线

从图 4 中可以看出,采用文中的方法进行节点部署,网络能稳定运行约 123 轮,而文献[8]所示的部署方案仅能稳定运行约 98 轮,这是因为文中方法在概率感知模型中考虑了能量因素,同时进行多目标寻优过程中,考虑了移动节点的能耗因素,因此,具有更多的存活节点和更长的网络生命周期。

## 4 结论

传感器节点部署即通过在被监测区域中布置传感器节点以满足网络覆盖性需求,并在满足数据采集和感知任务的前提下,最大化网络生命周期和减少能量消耗,为此,本文设计了一种基于量子粒子群的多目标寻优算法来获得节点部署位置的方法。首先,通过在传统概率感知模型中加入能量因素得到改进的概率感知模型,然后基于改进的概率感知模型设计了节点部署优化模型,最后通过基于 Pareto 最优解的量子粒子群算法来获得节点的最优位置。仿真实验证明了文中方法的可行性和有效性。

### 参考文献:

- [1] Chen Z N, Nan G F. Optimization of sensor deployment formobile wireless sensor networks[C]//International conferenceon computational intelligence and vehicular system. Washington D C: IEEE Computer So ciety, 2010.
- [2] 任丰原, 黄海宁, 林闯. 无线传感器网络[J]. 软件学报, 2011, 14(7): 1282-1291.  
Ren F Y, Huang H N, Lin C. Wireless sensor networks [J]. Journal of Software, 2011, 14(7): 1282-1291.
- [3] Chen D Z, Varshney P K. On-demand geographic forwarding for data delivery in wireless network [J]. Computer Communications, 2007, 30(14/15): 2954-2967.
- [4] 黄月, 项姝, 肖磊, 等. 无线传感器网络的节点部署问题研究[J]. 控制工程, 2012, 19(4): 645-649.  
Huang Y, Xiang Z, Xiao L, et al. Research progress of the node deployment for wireless sensor network[J]. Control Engineering of China, 2012, 19(4): 645-649.
- [5] 齐华, 王拓. 基于 WSN 的图书馆防火监测系统的设计[J]. 电子设计工程, 2012, 8(20): 12-14.  
Qi H, Wang T. Design of monitoring system for library's fire protection based on WSN[J]. Electronic Design Engineering, 2012, 8(20): 12-14.
- [6] 周仁东, 郝万君, 陈延强, 等. 基于 WSN 的果园环境监测系  
统的节点设计[J]. 电子设计工程, 2012, 10(20): 99-102.  
Zhou R D, Hao W J, Chen Y Q, et al. Sensor node deign of orchard environment monitoring system based on WSN [J]. Electronic Design Engineering, 2012, 10(20): 99-102.
- [7] Kwork A, Martinez S. Deployment algori smms for a power-constrained mobile sensor network [J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2010, 20(7): 745-763.
- [8] Greco L, Gaeta M, Piccoli B. Sensor deployment for network-like environments[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2010, 55(11): 2580-2585.
- [9] 郭秀明, 赵春江, 杨信廷, 等. 基于网格扫描的实现目标点覆盖的确定性传感器节点部署方法[J]. 传感技术学报, 2012, 25(1): 104-109.  
Guo X M, Zhao C J, Yang X T, et al. A deterministic sensor node deployment method with target convergence based on grid scan[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2012, 25(1): 104-109.
- [10] 南国芳, 陈忠楠. 基于进化优化的移动感知节点部署算法[J]. 电子学报, 2012, 40(5): 1017-1022.  
Nan G F, Chen Z N. Deployment algorithm of mobile sensing nodes based on evolutionary optimization[J]. Chi-

- nese Journal of Electronics, 2012, 40(5): 1017-1022.
- [11] Liao W H, Kao Y C, Wu R T. Ant colony optimization based sensor deployment protocol for wireless sensor networks[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(6): 6599-6605.
- [12] 龙腾, 孙辉, 赵嘉. 基于改进蛙跳算法的 WSN 移动节点部署研究[J]. 计算机工程, 2012, 38(3): 97-98.  
Long T, Sun H, Zhao J. Research of mobile node deployment in WSN based on improved frog leaping algorithm [J]. Computing Engineering, 2012, 38(3): 97-98.
- [13] 刘毅. 模拟退火遗传算法对无线传感器网络部署研究[J]. 计算机仿真, 2011, 28(5): 171-174.
- Liu Y. Wireless sensor network deployment based on genetic algorithm and simulated annealing algorithm [J]. Computer Simulation, 2011, 28(5): 171-174.
- [14] Gallais A, Carle J, Simplot D. Localized sensor area coverage with low communication overhead[C]//Proc of the 4th annual IEEE international conference on pervasive computing and communications. Atlantic: IEEE Press, 2006: 328-337.
- [15] Sun J, Feng B, Xu W B. Particle swarm optimization with particles having quantum behavior[C]//Proceedings of the IEEE conference on evolutionary computation. Piscataway: IEEE Press, 2004.

## Sensor Node Deployment Based on Probability Sensor Model and Quantum Particle Swarm Algorithm

JIAN Xu<sup>1</sup>, ZHANG Gaoliang<sup>2</sup>

(1. Department of Computer Science, Aba Teachers College, Wenchuan Sichuan 623002;

2. Computer and Information Science, Chongqing Normal University, Chongqing 401331, China)

**Abstract:** In order to solve the node deployment problem in monitoring area, a mobile node deployment method based on probability sensor model and quantum particle swarm algorithm was proposed. Firstly, the probability sensor model was improved by adding the energy factor, and then the node deployment model based on the improved probability sensor model considering the network coverage rate and energy. Finally, the optimal algorithm was designed based on quantum particle algorithm to get the Pareto solution. The simulation experiment shows the method in this paper can realize node deployment in monitoring area, and the network coverage can be realized evenly, and compared with the other methods, it has higher coverage rate and longer network life cycle. It has more priority.

**Key words:** coverage; node deployment; mobile sensor; particle swarm algorithm

(责任编辑 游中胜)