

基于改进粒子群算法和特征点集的 无线传感器网络覆盖问题研究

丁旭, 吴晓蓓, 黄成

(南京理工大学自动化学院, 江苏南京 210094)

摘要: 本文针对基于网格点的区域覆盖算法未考虑网络的固有特征, 导致算法存在近似及复杂度偏高等问题, 通过研究区域覆盖的特征, 结合概率感知模型, 对区域内两点的覆盖率关系进行分析, 定义了特征点集的概念; 对特征点集进行建模, 将区域覆盖转化为基于特征点集的优化问题. 利用改进粒子群算法解算此优化问题, 通过惯性权重及局部增强因子扰动项, 避免其陷入早熟状态; 同时, 针对集中式 PSO 算法不适用于无线传感网的问题, 本文提出了一种并行分区式策略. 仿真分析验证了所提算法的优越性和特征点距上界的存在性, 该方法为区域覆盖问题的研究提供了新的思路.

关键词: 无线传感器网络; 覆盖约束优化; 概率感知模型; 特征点集; 惯性权重; 并行分区式粒子群算法

中图分类号: TP393.02 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2016)04-0967-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2016.04.030

Area Coverage Problem Based on Improved PSO Algorithm and Feature Point Set in Wireless Sensor Networks

DING Xu, WU Xiao-bei, HUANG Cheng

(Institute of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210094, China)

Abstract: Traditional grid point-based area coverage methods are committed to algorithm optimization, causing coarse approximation and high complexity problems. In order to solve these problems, based on the probabilistic sensing model, we first study the sensing probabilities of two adjacent points and obtain the fundamental mathematical relationship between them. According to this relationship, we define the concept of feature point set (FPS) to character the area. Then, we transform the probabilistic area coverage into optimization problem of FPS. Further, we design an improved particle swarm optimization (IWPSO) algorithm to solve this optimization problem, which can effectively avoid the premature problems in the convergence of PSO algorithm. Finally, through extensive simulations, we demonstrate that our algorithm outperforms the proposed solutions significantly, and provides a new train of thought for area coverage problem.

Key words: wireless sensor networks; coverage optimization problem; probabilistic sensing model; feature point set; inertia weight; parallel local particle swarm optimization

1 引言

覆盖问题是无线传感器网络的一个基本问题^[1], 已有许多研究成果^[2,3], 其中大多数是基于二元感知模型的. 更符合实际的研究表明, 感知模型是概率性的^[4], 传感器以概率 p 感知目标, 概率随着传感和通信半径的改变而变化^[5]. 由于覆盖重叠区域并不规则, 覆盖率的计算比较困难, 一些学者又提出了基于网格点的方法^[6,7], 这时, 覆盖率近似为被覆盖的网格点占总

网格点的比值. 该方法的精确度取决于网格的大小, 但网格越小, 计算复杂度越大^[7], 拓展性不是很好, 为此, 学者们还提出了一些优化算法^[8,15-18]. 由于未考虑网络的固有特征, 往往导致算法存在过度近似或复杂度高的问题, 耗费过多资源.

许多基于网格的覆盖算法都利用了进化理论思想, 如粒子群算法 (PSO)^[13-18], 遗传算法 (GA)^[10,11] 和免疫算法 (AIS)^[9], 且有着各自的优越性. 文献[10]利用 Monte Carlo 设计进化函数, 同时使用归一化指派法

优化 GA 中的交叉问题. 文献[14]在 PSO 的基础上结合混沌思想获得了更好的覆盖效果. 但由于这些方法均采用迭代计算, 容易陷入局部最优解, 同时也会带来算法的复杂度更高.

针对上述问题, 本文从网络自身的特征着手, 通过研究两点间覆盖率的关系, 提出特征点集的概念. 对特征点集进行建模, 将传统的区域覆盖转化为基于特征点集优化覆盖问题.

2 网络模型与问题描述

本文研究的对象假设如下:

- (1) 被监测区域 $S = l_1 \times l_2$, 其中 l_1, l_2 是区域的长和宽;
- (2) N 个节点 $c_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 的初始位置为 (x_i, y_i) ;
- (3) 节点同构且感知半径 R_s 和通信半径 R_c 满足 $R_c = 2R_s$.

设点 p 被节点 c_i 覆盖的概率为^[14]:

$$\rho(c_i, p) = \begin{cases} 0, & d(c_i, p) > R_s + R_e \\ e^{(-\alpha_1 \lambda_1^{\beta_1} / \lambda_2^{\beta_2} + \alpha_2)}, & R_s - R_e \leq d(c_i, p) \leq R_s + R_e \\ 1, & d(c_i, p) < R_s - R_e \end{cases} \quad (1)$$

其中, p 是区域内任一点; c_i 是第 i 个传感器节点; $R_e (0 \leq R_e \leq R_s)$ 是反映节点测量可靠性的参数; $d(c_i, p)$ 是 c_i 与 p 的距离; $\alpha_1, \alpha_2, \beta_1, \beta_2$ 是与节点本身相关的参数^[14]; λ_1, λ_2 定义如式(2)所示:

$$\begin{aligned} \lambda_1 &= R_e - R_s + d(c_i, p) \\ \lambda_2 &= R_e + R_s - d(c_i, p) \end{aligned} \quad (2)$$

因此, 多个传感器节点同时监测到点 p 的联合监测概率为:

$$\rho_{cov}(C, p) = 1 - \prod_{c_i \in C} (1 - \rho(c_i, p)) \quad (3)$$

定义 1 (点覆盖) 对于区域内任一点 p , 如果 p 的联合监测概率满足 $\rho_{cov}(C, p) \geq \varepsilon$, 则 p 被覆盖; 否则 p 未被覆盖. 其中 ε 是概率阈值.

定义 2 (ε -概率区域覆盖) ε -概率区域覆盖是指区域内所有点均满足: $\forall p_i \in ROI, \rho_{cov}(C, p_i) \geq \varepsilon$. 当 $\varepsilon = 1$ 时为全覆盖.

ε -概率区域覆盖可以表示为:

$$\begin{aligned} & \text{Maximize } \rho_{area} \\ & \text{subject to } \rho_{area} = \sum_{p_i \in P} \rho_{cov}(C, p_i) / M, \\ & \rho_{cov}(C, p_i) = 1 - \prod_{c_i \in C} (1 - \rho(c_i, p)), \quad (4) \\ & \rho_{th} \leq \rho_{area} \leq 1 \end{aligned}$$

其中, $p_i (i = 1, 2, \dots, M)$ 是区域内所有 M 个被监测点, ρ_{th} 为设定的覆盖率下界.

3 网络特征建模

3.1 点覆盖率问题

如图 1, p_1, p_2 是相距为 L 的两个被监测点, N 个节点对 p_1 和 p_2 的联合覆盖率分别为 ρ_1 和 ρ_2 . 设 $N = 1$ 时, 在以 p_1 为圆心, R_s 为半径的圆周上任一处部署此节点均满足 p_1 的覆盖率为 ρ_1 .

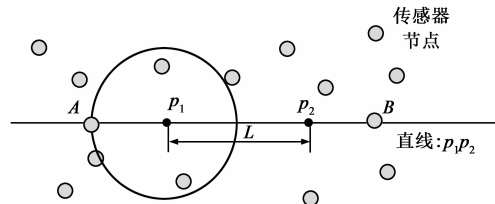


图1 定理1的示意图

定理 1^[12] 当 $N = 1$ 且节点在 A 处, A 为 p_1, p_2 连线上与圆 p_1 相交, 并且距 p_2 更远的那一点, ρ_2 取最小值 ρ_{2min} .

结合定理 1 和概率模型(1), 得到以下引理.

引理 1 p_1, p_2 相距为 L, ρ_1, ρ_2 分别是其对应的覆盖率. 当 $\rho_1 = \varepsilon$ 时, 满足 $\rho_2 \geq f_1(\varepsilon, L)$, 其中:

$$f_1(\varepsilon, L) = e \wedge \left\{ \frac{2R_e \ln \varepsilon + L(\ln \varepsilon - 1)}{2R_e + L(\ln \varepsilon - 1)} \right\}$$

证明 式(1)中取 $\alpha_1 = \beta_1 = \beta_2 = 1, \alpha_2 = 0$ ^[14]. 结合图 1 得 p_1 处的覆盖率: $\rho_1 = e^{-(R_s + \eta)/(R_s - \eta)} = \varepsilon$.

其中 $\eta = d - R_s$. 所以有:

$$\eta = (\ln \varepsilon + 1) / (\ln \varepsilon - 1) \cdot R_e \quad (5)$$

结合定理 1 满足 ρ_2 取最小值的情况, p_2 处的最小覆盖率为:

$$\rho_{2min} = e^{-(R_s + \eta + L)/(R_s - \eta - L)} \quad (6)$$

将式(5)带入式(6)中得:

$$\begin{aligned} \rho_{2min} &= e^{-(R_s + \eta + L)/(R_s - \eta - L)} \\ &= e^{(2R_e \ln \varepsilon + L(\ln \varepsilon - 1)) / (2R_e + L(\ln \varepsilon - 1))} \end{aligned}$$

令 $f_1(\varepsilon, L) = \rho_{2min}$, 则有 $P_2 \geq f_1(\varepsilon, L)$ 成立.

证毕.

由引理 1 可得到区域点特性的一般性结论.

定理 2 p 是区域内任意点, 当其覆盖率满足 $\rho = f_2(\varepsilon, L)$ 时, 在以其为圆心, 以 L 为半径的区域内点的覆盖率都不小于 ε , 其中:

$$f_2(\varepsilon, L) = e \wedge \left\{ \frac{2R_e \ln \varepsilon - L(\ln \varepsilon - 1)}{2R_e - L(\ln \varepsilon - 1)} \right\}$$

由上述定理可知, ρ_{2min} 与 ρ_1 和 L 有关, 这表明区域内两点间覆盖率存在相关关系, 被监测区域可以通过这些关联表示出来. 同时, 由于上述定理是在假设网络存在唯一节点的情况下讨论的. 而由概率联合覆盖式(3)可知, 网络中存在多个节点时, 对区域的联合覆盖

率均大于单一节点的覆盖率. 因此, 每个点 p 的实际被覆盖率大于定理 2 所述, 定理 2 是实际覆盖率的下界.

得到区域特征后, 我们通过分析表征区域特征的“特征点集”, 即等价于分析整个区域的性能.

定义 3 (特征点) 特征点 (Feature Point, FP) 是指区域内一类点. 当该点覆盖率达到一定值, 并以其为圆心, L 为半径的区域内所有点的覆盖率都大于 ε .

定义 4 (特征点集) 特征点集 (FP Set, FPS) 是指能够覆盖整个区域的最少特征点组成的集合.

3.2 特征点集的选取

定义 5 (特征点距) 特征点距 (FP Distance, FPD) 是指特征点集内相邻特征点之间的欧式距离.

定义 6 (最大特征点距) 最大特征点距 (Maximum FPD, MFPD) 是指所有 FPD 的最大值.

定理 3 以 MFPD 为间距选取特征点, 与以其它任意 FPD 为间距相比, 选取的特征点数最少.

定理 3 可以很容易的由最大特征点距的概念得出. 因此为选取最少的特征点, 可设定特征点距均为 MFPD. 如图 2 所示, 将区域划分为多个面积为 $S_{\text{grid}} = \text{MFPD} \times \text{MFPD}$ 的网格, 每个网格的顶点为特征点. 为满足定理 2 的覆盖特性, 设定 $\text{MFPD} = \sqrt{2}L$. 由推论 1 可知, MFPD 存在上界, 设此上界值为 M , 即可得满足条件的最少特征点.

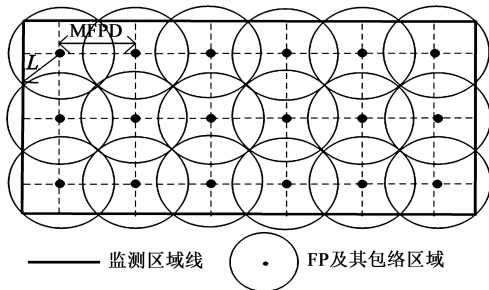


图2 特征点选取示意图

推论 1 MFPD 存在上界 $M(\varepsilon, R_c)$, 其中: $M(\varepsilon, R_c) = 2\sqrt{2}R_c / (1 - \ln\varepsilon)$.

证明 由于覆盖率满足 $0 \leq \rho \leq 1$, 由式(5)知:

$$\rho = e^{-(R_c + \eta + L) / (R_c - \eta - L)} < 1$$

即需满足: $(R_c - \eta - L)(R_c + \eta + L) > 0$ (7)

$$\therefore \eta = d - R_s \quad \therefore 0 < R_c + \eta = d - R_s + R_c < 2R_c$$

所以要求式(7)成立, 只需 $R_c - \eta - L > 0$ 成立.

$$\therefore L \leq R_c - \eta, \text{ 即 } L \leq 2R_c / (1 - \ln\varepsilon).$$

证毕.

选好特征点集后, 式(4)即可转换为优化问题(8):

Maximize ρ

subject to $\forall p \in \text{ROI}, \bigcup_{j=1}^M (D(p, P_j) \leq L) = 1,$

$$\forall P_j \in \text{FPS}, \rho_{P_j} = 1 - \prod_{i=1}^N (1 - \rho_{i, P_j}), \quad (8)$$

$$\forall P_j \in \text{FPS}, \rho = \min\{\rho_{P_j}\}_{M \times 1},$$

$$\text{MFPD} \leq \frac{2\sqrt{2}R_c}{1 - \ln\varepsilon}, \varepsilon \leq \rho \leq 1.$$

其中, ROI 是被监测区域, M 是特征点的数量, p 是区域内任一点, P_j 是第 j 个特征点, $D(p, P_j)$ 表示区域任一点 p 到 P_j 的距离, ρ_{i, P_j} 表示第 i 个节点对 P_j 的覆盖率, ρ_{P_j} 表示所有节点对 P_j 的联合覆盖率, ρ 是所有 P_j 的覆盖率 ρ_{P_j} 中的最小值.

第一个条件表示区域内任一点都至少被一个 FP 包围, 第二、三个条件分别表示每个 FP 的联合覆盖率以及其中的最小值, 第四个条件表示 ρ 需满足条件 $\varepsilon \leq \rho \leq 1$, ε 是本文设定的 FPS 覆盖率下限.

定理 4 ε -区域覆盖式(4)与 FPS 优化覆盖式(8)等价.

证明 当式(8)中 $\rho \geq \varepsilon$ 时, 由于 $\rho = \min\{\rho_{P_j}\}_{M \times 1}$, 则 $\rho_{P_j} \geq \varepsilon, \forall P_j \in \text{FPS}$ 成立, 即 FPS 中所有 FP 的覆盖率都不小于 ε . 由定理 2 得知, 当任一 FP 满足 $\rho_{P_j} \geq \rho_{\text{th}}(\varepsilon, L)$ 时, 在其 MFPD 范围内的点均满足 $\rho_{p_i} \geq f_2(\rho_{\text{th}}, L)$, p_i 为 MFPD 范围内的点. 由于 FPS 中所有 FP 可包围整个区域, 式(4)和式(8)等价.

证毕.

4 并行分区式粒子群算法

针对网络分布式的特点, 本节提出并行分区式 PSO 来求解优化问题(8).

4.1 改进粒子群算法 IWPSO

PSO 算法^[13]包含速度更新和位置更新这两个重要的操作, 如式(9)和(10)所示:

$$v(t+1) = v(t) + c_1 r_1 (p_{\text{best}} - x(t)) + c_2 r_2 (g_{\text{best}} - x(t)) \quad (9)$$

$$x(t+1) = x(t) + v(t+1) \quad (10)$$

其中, t 为当前进化次数, c_1 和 c_2 是学习因子, r_1 和 r_2 是 $[0, 1]$ 内的随机数, $x(t+1)$ 和 $v(t+1)$ 分别为粒子在 $t+1$ 次迭代的位置和速度, p_{best} 是单个粒子个体极值所处的位置, g_{best} 表示所有微粒经历的最好位置.

为克服算法收敛性较差和容易早熟的不足^[16], 本文引入新的惯性权重 w 并设计了速度增强因子 Δv . 改进的速度更新公式如下:

$$v(t+1) = w(t)v(t) + c_1 r_1 (p_{\text{best}} - x(t)) + c_2 r_2 (g_{\text{best}} - x(t)) + \Delta v(t+1) \quad (11)$$

式中, $w(t)$ 为第 t 次迭代中的惯性权重:

$$w(t) = w_{\text{min}} + (w_{\text{max}} - w_{\text{min}}) \cdot e^{-2 \cdot (t/T)^2} \cdot U(\alpha, 1) \quad (12)$$

其中 $U(\alpha, 1)$ 表示 $(\alpha, 1)$ 的随机均匀分布, $w_{\text{min}}, w_{\text{max}}$ 对应

权重系数的最大和最小值^[20].

图3为不同 α 时的权值变化.为保证迭代前期权重跳变不大, α 不能太小;而 α 值过大时对系统的扰动不是很明显.所以本文 α 取0.9.与文献[16]不同,后次的权重不一定比前次小,这有利于维持算法的全局搜索.

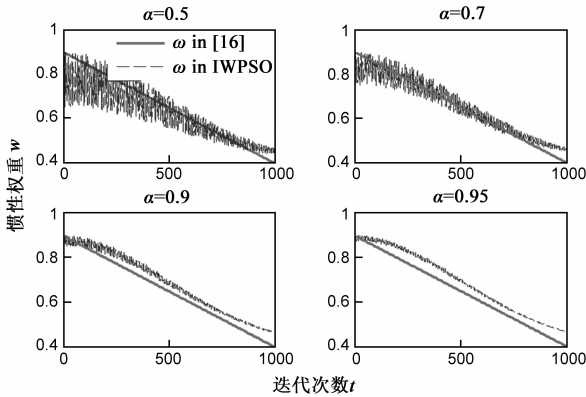


图3 惯性权重 w

$\Delta v(t+1)$ 是粒子在 $t+1$ 次迭代时的增强因子.当粒子处于局部最优时,增强因子能增加粒子活性,使其跳出局部最优. $\Delta v(t+1)$ 的计算如下:

$$\Delta v(t+1) = c_3 r_3 V_c \times f(\|p_{\text{best}} - g_{\text{best}}\|) \quad (13)$$

$$f(x) = \begin{cases} c_4 e^{-C_{\text{big}} \cdot x}, & |\text{fit}(p_{\text{best}}) - \text{fit}(g_{\text{best}})| < \delta \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (14)$$

其中, c_3, c_4 均为常数, r_3 为随机数, C_{big} 为大常数精度因子, V_c 为速度增强常数因子.

定理5 IWPSO可以很快跳出局部最优解,并最终收敛到全局最优解.

证明 正常情况下,在粒子运行过程中 $|\text{fit}(p_{\text{best}}) - \text{fit}(g_{\text{best}})| \geq \delta, \Delta v(t+1) = 0$,此时采取与PSO相同的方式向最优点运动;

当粒子运行满足 $|\text{fit}(p_{\text{best}}) - \text{fit}(g_{\text{best}})| < \delta$ 但个体 $p_{\text{best}} \neq g_{\text{best}}$,即此时粒子陷入局部最优.由于 $C_{\text{big}} \gg 1, \exp(-C_{\text{big}} \cdot x) \rightarrow 1$,则 $\Delta v \rightarrow c_3 r_3 V_c c_4$ 增强了式(11)中的速度,使粒子快速跳出局部最优.当其跳出局部最优后, $\Delta v(t+1) = 0$,又按照与PSO相同的方式继续搜索最优位置.这样,类似于文献[16,17]的分析,IWPSO最终是依概率收敛到全局最优.

证毕.

4.2 特征点集覆盖的并行分区式IWPSO算法

IWPSO中粒子需要相互通信得到运行信息并作为下一步运行的依据.而WSNs由于能量和通信距离受限,节点间只能局部通信,这种集中式的运行将给节点带来很大负担.为此本文提出并行分区式IWPSO策略,算法基本原理如下所述.

根据各FP位置,将区域划分为 N_c 个簇,每个簇内

节点数相同.各节点通过粒子坐标确定其所属簇.由于各簇边界的覆盖率由本簇边界和临簇边界节点共同决定,所以节点应扩大搜索范围.由式(1)知相距大于 $(R_s + R_c)$ 的节点对任一点 p 没有联合覆盖效果,因此本文设定簇边界扩展距离为 $(R_s + R_c)$.

完成簇后,通信就在簇内小范围进行.各簇的节点并行利用IWPSO完成相应簇的位置优化,并将结果传递给设定的中心节点(Central Point, CP)完成最终融合.由于各簇优化过程相互独立,可能出现节点位置重叠的情况.这时,若出现部分节点间距离小于 R_s 的情况,由于这些节点相对较少,则CP可将其余优化后的节点视为固定节点,在整个测量范围内重新优化此类节点位置,最终实现全局优化.

设微粒数有 M_1 个,每个微粒带有 N 个节点, $X_i(t)$ 表示微粒 i 中节点在 t 次迭代时的位置集合, $X_i = (x_{i1}, y_{i1}, x_{i2}, y_{i2}, \dots, x_{iN}, y_{iN})$, X_i 中各元素依次代表节点1到 N 的横纵坐标,它所经历的最好位置为 $pbest_i = (pbest_{i1}, pbest_{i2}, \dots, pbest_{iN})$, $d = 2N$,所有微粒经历的最好位置为 $gbest$.不同微粒中节点具有不同的位置,所以对应不同的覆盖率.算法1给出了最终算法具体步骤,其中式(15)表示当节点超出搜索区域时的返回区域的操作,各区域边界 X_{max} 不同:

$$\begin{cases} X'_i(t) = 2 \times X_{\text{max}} - X_i(t), & X_i(t) > X_{\text{max}} \\ X'_i(t) = -X_i(t), & X_i(t) < 0 \end{cases} \quad (15)$$

算法1 并行分区式IWPSO解(8)

输入: $MaxStep, \rho_{th}, N, M_1, N_c$, 适应函数 $\rho = \min\{\rho_{p_j}\}_{M \times 1}$

输出: 节点最终位置

- (1) 随机生成各个微粒的速度和位置, $pbest = gbest = 0$;
- (2) 按选取的FP和初始位置节点条件划分监测区域;
- (3) 对每个子区域并行操作(4-14);
- (4) for $t = 1$ to $MaxStep$
- (5) 按当前节点位置计算各微粒适应值 ρ ;
- (6) if $(\rho \geq \rho_{th})$ then 执行步(15); else 执行步(8);
- (7) end if
- (8) 各微粒对应 ρ 与 $pbest$ 对应的 ρ 比较,如果较大,则更新 $pbest$;
- (9) 将最优 $pbest$ 对应 ρ 与 $gbest$ 对应 ρ 比较,如果较大,则更新 $gbest$;
- (10) 将对应 $pbest$ 的各个微粒,按式(10-11)更新速度和位置;
- (11) if (更新后位置未跳出各搜索区域) then 执行步(13); else 执行式(15)操作;
- (12) end if
- (13) 返回步(5);
- (14) end for % 对应的 $gbest$ 即为最终节点位置.
- (15) 各区域将优化结果传递给CP进行分析;
- (16) if (存在节点间距 $< R_s$) then
CP对此类节点执行步(4-14)优化过程;
- (17) end if

4.3 复杂度分析

设簇数为 num ,由于各簇并行运行,则PSO参数更

新的复杂度为 $O(M_1 \times 2N/num)$, 如图 2 所示, 总的 FP 数为 $\lceil l_1 l_2 / 2L^2 \rceil$, 各簇内 FP 数满足 $\forall j \in num, |FP_j| \leq \lceil l_1 l_2 / 2L^2 \rceil$. 因此, 各簇内计算覆盖率的复杂度不大于 $O(M_1 \times \lceil l_1 l_2 / 2L^2 \rceil)$, 算法总的复杂度不大于 $O(M_1 \times 2N/num + M_1 \times \lceil l_1 l_2 / 2L^2 \rceil)$.

基于网格点的方法中^[15], 区域网格点数 $mn \geq l_1 l_2$, 则算法复杂度为 $O(M_1 \times 2N + M_1 \times mn)$. 设算法迭代次数相同, 由 $mn \geq l_1 l_2 \gg l_1 l_2 / 2L^2$ 可知, 本文复杂度明显降低.

5 仿真研究

5.1 基于 FPS 的区域覆盖和特征点距分析

本节对所提算法进行仿真分析, 同时验证了特征点距上界的存在性, 对在上界内和超过上界的情况进行了对比. 设区域 $S = 100\text{m} \times 100\text{m}$, 节点 $N = 25$, $R_s = 15\text{m}$, 传感器参数: $R_e = 1/3R_s, \alpha_1 = \beta_1 = \beta_2 = 1, \alpha_2 = 0$, 种群数 $M_1 = 10, MaxStep = 1000$, 覆盖阈值 $\varepsilon = 0.70$. 通过推论 1 得 $MFPD \leq 10.42$, 取 $MFPD$ 为 10. 为了减轻算法随机性造成的影响, 取 10 次独立实验和 95% 置信区间.

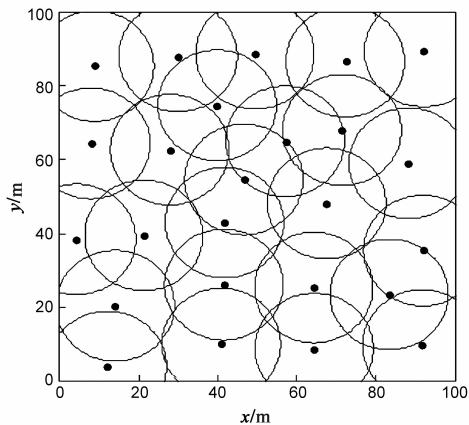


图4 节点最终部署图

由图 4 和表 1 可以看到, 本文 FPS 思想最终可以满足覆盖的要求, 达到的覆盖率均值超过 95%. 同时区域覆盖率有 95% 的概率在区间 $[0.9511, 0.9572]$ 中, 而实验中样本标准差只有 0.004226, 表明其波动很小, 优化算法的结果稳定.

表 1 随机实验下覆盖率的统计结果分析

最好/%	最差/%	均值/%	标准差	置信区间
95.99	94.64	95.42	0.004226	$[0.9511, 0.9572]$

在图 5 中, 当选取 $MFPD \leq 10.42$ 时, 网络覆盖率均保持了很好的效果. 而超过 $MFPD$ 上界时, 覆盖率迅速下滑, 同时有很大的波动. 当 $MFPD = 20$ 时, 覆盖率约为 83%, 这和初始覆盖率 78.7% 相比, 并没有多大的改善. 验证了选择 $MFPD \leq 10.42$ 上界条件的正确性.

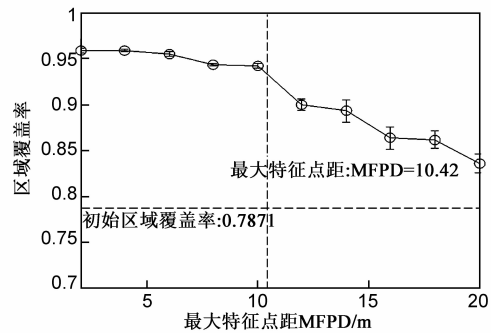


图5 不同特征点距下的网络覆盖

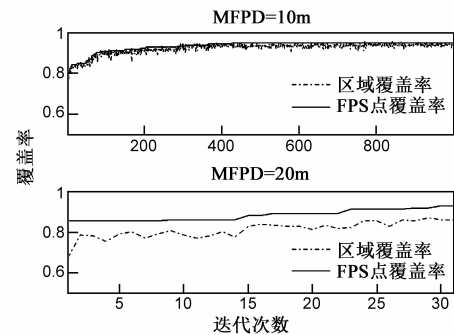


图6 不同特征点距下的覆盖率

图 6 对比了 $MFPD = 10$ 和 $MFPD = 20$ (超过上界) 时随迭代次数的 FPS 及区域覆盖率变化, 当 $MFPD = 10$ 时, FPS 覆盖和区域覆盖呈现很好的相关性. $MFPD = 20$ 时, FPS 覆盖不会对网络覆盖有很大的提升. 事实上, 为了满足 FPS 达到覆盖率要求, 节点会向 FP 所在位置移动, 当距离超过上界时, 节点“聚集”在这些点的周边, 不能很好的满足区域的整体要求.

5.2 不同算法比较

本节对 4 种算法进行比较, 包括: Case1 ($GA^{[10]}$), Case2 ($VFPSO^{[18]}$), Case3 ($PSO^{[15]}$), Case4 (本文 FPS-based IWPSO).

A. 最坏情况分析

取 $S = 20\text{m} \times 20\text{m}, N = 20 \sim 30, R_s = 3, MaxStep = 1000$. 设区域覆盖阈值 $\rho_{th} = 1$, 此设置即为最坏情况. 因为根据概率特性, $\rho = 1$ 不易达到. 图 7 是 $N = 24$ 时不同协议的收敛速度. 可以看到本文思想的收敛速度最快, 其跳出局部最优的能力最强. 在迭代到约 50 次时就可到达 93%, 而其它算法到最大迭代次数时仍未达到 93%.

图 8 和图 9 分别比较了 4 种算法在不同节点数下的覆盖率和迭代耗时. 可以看到, 覆盖率满足 $Case4 > Case3 > Case1 > Case2$, 而耗时 $Case1 > Case3 > Case2 > Case4$. 传统方法达到更好的覆盖率会损失更多的运算复杂度: 覆盖率满足 $Case3 > Case2$, 则迭代耗时也有 $Case3 > Case2$. 本文算法在满足更大覆盖率时, 其平均

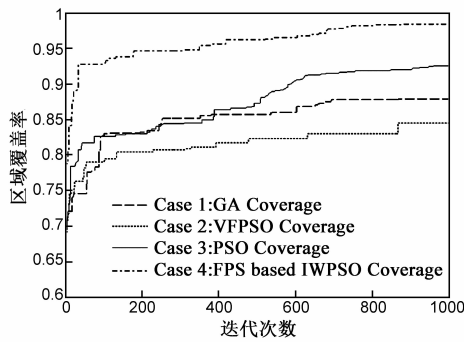


图7 收敛速度对比

耗时只有 25s 左右,而其余算法均大于 150s. 另外,GA 的覆盖效果和 PSO 相似,但耗时更多.

B. 一般情况分析

取 $N = 26, \rho_{th} = 0.85$, 分析四种算法到达 85% 覆盖率时的结果,如表 2 所示,其中 Ave 为均值,SD 为标准差,AE 为 95% 置信水平的允许误差.

定义 7(均衡度) 网络中所有节点间距离标准差的均值. 网络均衡度表示了节点分布是否均衡.

$$H = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N H_i, H_i = \left(\frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} (d_{ij} - D_i)^2 \right)^{1/2} \quad (16)$$

表 2 四种算法不同性能比较

	迭代次数			计算耗时(s)			均衡度			移动距离		
	Ave.	SD	AE	Ave.	SD	AE	Ave.	SD	AE	Ave.	SD	AE
Case 1	63.50	17.65	12.62	18.07	4.740	3.390	0.795	0.086	0.062	1012	115.1	82.40
Case 2	879.2	208.4	149.1	158.4	37.87	27.09	0.842	0.073	0.052	507.5	150.4	107.6
Case 3	128.0	49.17	35.17	23.97	8.630	6.170	0.777	0.071	0.051	478.1	174.9	125.1
Case 4	30.40	14.86	10.43	1.730	0.350	0.250	0.919	0.099	0.072	202.9	107.2	76.70

其中, N_i 为节点 i 的邻节点数, d_{ij} 为节点 i 和 j 的距离, D_i 为 i 与其所有邻节点距离的均值, H 为网络的均衡度. H 越小, 网络均衡性越好.

如表 2, Case1 的迭代次数少于 Case3, 但移动距离却是 Case3 的两倍多. 本文 Case4 平均迭代 30.4 次, 仅耗时 1.73s. 其迭代次数比其它算法分别减少了 52.1%, 96.5%, 76.2%, 移动距离分别减少了 58.6%, 60.0%, 57.6%. 同时, 计算耗时有 95% 的概率在区间 [1.48, 1.98] 内, 移动距离有 95% 的概率在区间 [126.2, 279.6] 内, 表明在随机情况下仍能保持收敛速度快且移动距离少的优势. 均衡度满足 Case3 < Case1 < Case2 < Case4, 充分说明本文算法对解决覆盖问题有着各方面的优势.

6 总结

本文通过定义特征点集, 将传统的区域覆盖问题转换为基于特征点集的优化问题. 针对 WSNs 分布式的特点, 提出了并行分区 IWPSO 算法, 改进了传统算法容易陷入局部最优的缺点. 理论分析和仿真证明了该方

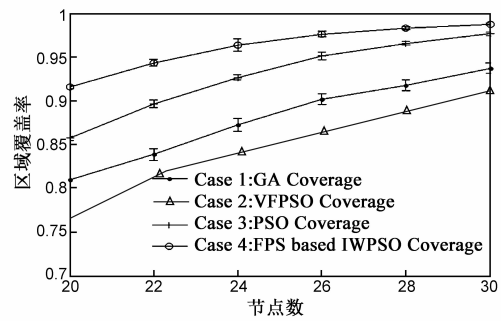


图8 不同节点数下的覆盖率

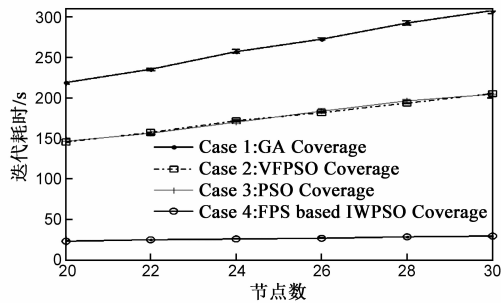


图9 不同节点数下的迭代耗时

法能够较好地解决区域覆盖问题, 其计算复杂度和收敛性都大大优于传统的方法; 另外, 本文可以应用在不同的概率感知模型和区域内, 包括在不规则区域上的应用, 这也是今后研究的重点方向.

参考文献

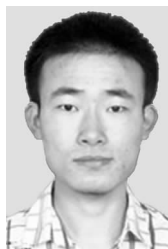
[1] 李劲, 岳昆, 等. 基于融合的无线传感器网络 k-集覆盖的分布式算法[J]. 电子学报, 2013, 41(4): 659-665.
 LI Jin, YUE Kun, et al. Distributed set k-cover algorithms for fusion-based coverage in wireless sensor networks[J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(4): 659-665. (in Chinese)

[2] WANG Xue-qing, ZHANG Shu-qin. Research on efficient coverage problem of node in wireless sensor networks [A]. Proceedings of International Conference on Industrial Mechatronics and Automation[C]. Chengdu, China: IEEE, 2009. 9-13.

[3] 陆克中, 等. 有向传感器网络覆盖增强问题的贪婪迭代算法[J]. 电子学报, 2012, 40(4): 688-694.

- LU Ke-zhong, et al. A greedy iterative algorithm of coverage enhancing problem in direction sensor network[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(4): 688 - 694. (in Chinese)
- [4] J Li, J Chen, T H Lai. Energy-efficient intrusion detection with a barrier of probabilistic sensors[A]. Proceedings of IEEE Infocom[C]. Orlando; IEEE, 2012. 118 - 126.
- [5] M T XIANG, et al. Condition for the coverage and connectivity of wireless sensor network[A]. Proceedings of Advanced Materials Research[C]. Switzerland: TTP, 2012. 2589 - 2592.
- [6] LI Hui, ZHANG Xiao-guang, et al. A hybrid deployment algorithm based on clonal selection and artificial physics optimization for wireless sensor network[J]. Information Technology Journal, 2013, 12(5): 917 - 925.
- [7] Shen, et al. Grid scan: a simple and effective approach for coverage issue in wireless sensor networks[A]. Proceedings of IEEE International Conference Communications[C]. Istanbul; IEEE, 2006. 3480 - 3484.
- [8] M HEFEEDA, H AHMADI. Energy-efficient protocol for deterministic and probabilistic coverage in sensor networks[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2010, 21(5): 579 - 593.
- [9] KUMLACHEW M W, GARY G Y. Vaccine-enhanced artificial immune system for multimodal function optimization[J]. IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics, 2010, 40(1): 218 - 228.
- [10] Y YOON, Y H KIM. An efficient genetic algorithm for maximum coverage deployment in wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2013, 43(5): 2168 - 2267.
- [11] Hu X M, Zhang J, et al. Hybrid genetic algorithm using a forward encoding scheme for lifetime maximization of wireless sensor networks[J]. IEEE Trans Evol Comput, 2010, 14(5): 766 - 781.
- [12] Yang Q, He S, et al. Energy-efficient probabilistic full coverage in wireless sensor networks[A]. Proceedings of IEEE GlobeCom[C]. Anaheim; IEEE, 2012. 591 - 596.
- [13] B ANAND, I AAKASH. Improvisation of particle swarm optimization algorithm[A]. Proceedings of International Conference on Signal Processing and Integrated Networks[C]. Noida; IEEE, 2014. 20 - 24.
- [14] 刘维亭, 范洲远. 基于混沌粒子群算法的无线传感器网络覆盖优化[J]. 计算机应用, 2011, 31(2): 338 - 341.
- LIU Wei-ting, FAN Zhou-yuan. Coverage optimization of wireless sensor network based on chaos particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Computer Applications, 2011, 31(2): 338 - 341. (in Chinese)
- [15] W Z W, et al. Study on coverage in wireless sensor network using grid based strategy and particle swarm optimization[A]. Proceedings of IEEE Asia Pacific Conference on Circuits and Systems[C]. Kuala Lumpur; IEEE, 2010. 1175 - 1178.
- [16] S Y H, et al. Empirical study of particle swarm optimization[A]. Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation[C]. Washington DC; IEEE, 1999. 1945 - 1950.
- [17] KULKARNI R V, et al. Particle swarm optimization in wireless sensor networks: a brief survey[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 2010, 41(2): 262 - 267.
- [18] 王雪, 等. 无线传感网络布局的虚拟力导向微粒群优化策略[J]. 电子学报, 2007, 35(11): 2039 - 2042.
- WANG Xue, et al. Dynamic sensor deployment strategy based on virtual force-directed particle swarm optimization in wireless sensor networks[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(11): 2039 - 2042. (in Chinese)

作者简介



丁旭男, 1991年2月生于江苏盐城. 博士研究生, 研究方向为无线传感器网络覆盖优化、动态博弈网络编码及数据处理.
E-mail: xdnjust@163.com



吴晓蓓(通信作者)女, 1958年8月生于四川成都. 教授, 博士生导师. 研究方向为无线传感器网络、智能控制. 曾获得部省级科技进步二等奖和三等奖; 获国家教学成果一、二等奖; 国家级教学名师; 发表论文 80 余篇等.
E-mail: wuxb@njust.edu.cn

黄成男, 1975年7月生于江苏南通. 博士研究生, 讲师. 研究方向为无线传感器网络、自动化检测技术.
E-mail: hearthe@163.com