

# 无线传感网络布局的虚拟力导向微粒群优化策略

王 雪, 王 晟, 马俊杰

(清华大学精密仪器与机械学系精密测试技术及仪器国家重点实验室, 北京 100084)

**摘 要:** 无线传感网络通常由固定传感节点和少量移动传感节点构成, 动态无线传感网络布局优化有利于提高无线传感网络覆盖率和目标检测概率, 是无线传感网络研究的关键问题之一. 传统的虚拟力算法在优化过程中容易受固定传感节点的影响, 无法实现全局优化. 本文结合虚拟力算法和微粒群算法, 提出一种面向无线传感网络布局的虚拟力导向微粒群优化策略. 该策略通过无线传感节点间的虚拟力影响微粒群算法的速度更新过程, 指导微粒进化, 加快算法收敛. 实验表明, 虚拟力导向微粒群优化策略能快速有效地实现无线传感节点布局优化. 与微粒群算法和虚拟力算法相比, 虚拟力导向微粒群优化策略不仅网络覆盖率高, 且收敛速度快, 耗时少.

**关键词:** 无线传感网络; 动态网络布局优化; 微粒群优化; 虚拟力

**中图分类号:** TP1, TP3      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2007) 11-2038-05

## Dynamic Sensor Deployment Strategy Based on Virtual Force-Directed Particle Swarm Optimization in Wireless Sensor Networks

WANG Xue, WANG Sheng, MA Jun-jie

(State Key Laboratory of Precision Measurement Technology and Instruments, Department of Precision Instruments, Tsinghua University, Beijing 100084)

**Abstract:** Wireless sensor networks (WSNs) always consist of many mobile and stationary sensor nodes. Dynamic sensor deployment is one of the key topics addressed in the research of WSNs, which is adopted to improve the coverage and detection probability of WSNs. The performance of virtual force (VF) algorithm may be deteriorated because the stationary sensor nodes will confine the global optimal searching ability. This paper proposes a dynamic sensor deployment strategy for WSNs, so-called virtual force-directed particle swarm optimization (VFPSO). VFPSO combines the VF with particle swarm optimization (PSO), where the velocity of each particle is updated according to not only the historical local optimal solutions and global optimal solutions but also the virtual forces of sensor nodes. The key motivation of this strategy is to use the virtual force to direct the updating of PSO for improving the convergence speed, and PSO is used to enhance the global searching ability. Simulation results demonstrate that VFPSO has better performance on regional convergence and global searching than VF algorithm and PSO algorithm, and it can implement dynamic sensor deployment efficiently and rapidly.

**Key words:** wireless sensor networks; dynamic sensor deployment; particle swarm optimization; virtual force

### 1 引言

无线传感网络具有协同处理能力强的优点<sup>[1]</sup>, 被广泛用于目标跟踪、环境监测等领域<sup>[2]</sup>. 根据监测环境合理动态地实现无线传感网络布局优化有利于提高无线传感网络覆盖率和目标检测概率, 降低网络能耗<sup>[3]</sup>. 因此, 动态无线传感网络布局优化已成为无线传感网络性能优化的关键问题之一<sup>[4]</sup>. 近年来, 虚拟力 (Virtual Force, 简称 VF) 算法得到广泛关注<sup>[4,5]</sup>. 该算法通过建立传感节点与目标、障碍物和其他传感节点间的虚拟力模型, 根据受力平衡确定各传感节点位置. 然而, 对于由固

定传感节点和移动传感节点构成的无线传感网络, 固定传感节点对移动传感节点的虚拟力可能限制无线传感网络布局优化, 影响虚拟力算法的全局优化. 为解决该问题, 文献[6]提出一种基于微粒群算法 (Particle Swarm Optimization, 简称 PSO) 的无线传感网络布局优化方法. 虽然文献[6]证明微粒群优化策略能够有效实现无线传感网络布局优化, 但由于微粒群算法搜索空间将随被优化向量维度的增加呈指数扩大<sup>[7]</sup>, 因此, 计算耗时仍是严重制约微粒群算法在无线传感网络布局优化中应用的瓶颈之一.

针对上述问题, 本文结合虚拟力算法和微粒群算

法,提出一种无线传感网络布局的虚拟力导向微粒群优化策略,采用虚拟力改进微粒群算法的速度更新过程,指导微粒进化方向,加快算法收敛.该策略既避免了虚拟力算法导致的移动传感节点优化约束,又使微粒群算法有目的地向扩大覆盖率和目标检测率的方向进化,加快算法收敛速度.与虚拟力算法和微粒群算法相比,虚拟力导向微粒群优化策略全局搜索能力更强,能更快地收敛至全局最优解,减少算法耗时.

## 2 问题模型与假设

设各传感节点具有相同的测量范围  $r$  和通讯范围  $C$ . 设传感节点  $s_i$  的位置为  $(x_i, y_i)$ , 目标位于  $(x, y)$ , 则目标与  $s_i$  的距离为  $d(s_i, P) = \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2}$ . 在二进制测量模型中,  $s_i$  对目标的检测概率  $c_{xy}(s_i)$  为

$$c_{xy}(s_i) = \begin{cases} 1, & \text{if } d(s_i, P) < r \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

事实上,由于监测环境和噪声干扰,传感节点测量模型应呈一定特性的概率分布<sup>[5]</sup>,即

$$c_{xy}(s_i) = \begin{cases} 0, & \text{if } r + r_e \leq d(s_i, P) \\ e^{(-\alpha_1 \lambda_1^{\beta_1}) / \lambda_2^{\beta_2} + \alpha_2}, & \text{if } r - r_e < d(s_i, P) < r + r_e \\ 1, & \text{if } d(s_i, P) \leq r - r_e \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $r_e$  ( $0 < r_e < r$ ) 是传感节点测量可靠性参数.  $\alpha_1, \alpha_2, \beta_1, \beta_2$  是与传感节点特性有关的测量参数.  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  为输入参数:

$$\lambda_1 = r_e - r + d(s_i, P) \quad (3)$$

$$\lambda_2 = r_e + r - d(s_i, P) \quad (4)$$

为提高目标测量概率,需采用多个传感节点同时测量目标.联合测量概率如下:

$$c_{x,y}(S_{ov}) = 1 - \prod_{s_i \in S_{ov}} (1 - c_{x,y}(s_i)) \quad (5)$$

其中,  $S_{ov}$  为测量目标的传感节点集合. 设  $c_{th}$  为传感节点测量概率阈值,则目标有效测量条件为:

$$\min_{x,y} |c_{x,y}(S_{ov})| \geq c_{th} \quad (6)$$

为评价无线传感网络有效覆盖率,将待测区域划分为网格,其粒度(即相邻网格间的距离)由求解精度决定.分析各网格的联合测量概率,满足式(6)要求的网格比例即为网络有效覆盖率.实验表明,当粒度大小为待测区域大小的 4% ~ 0.25% 时,计算值与精确值之间的绝对偏差约为 0.5% ~ 0.1%<sup>[6]</sup>.

为简化模型,针对无线传感网络特点做如下假设:

(1) 无线传感网络包含一个中心处理节点,具有较强的计算能力,用于实现无线传感网络布局优化.

(2) 所有传感节点可以获取自身位置.

(3) 移动传感节点能根据优化准确完成位置迁移.

## 3 虚拟力导向微粒群优化策略基本原理

### 3.1 虚拟力算法基本原理

虚拟力算法假设传感节点、障碍物和需要重点测量的热点区域均可对传感节点施加引力或斥力.在无线传感网络布局优化过程中,各传感节点根据其所受合力的大小和方向移动,直至达到受力平衡或可移动距离的上限.假设传感节点  $s_i$  所受虚拟力为  $F_i$ ; 传感节点  $s_j$  对传感节点  $s_i$  的力为  $F_{ij}$ ;  $F_{iR}$  和  $F_{iA}$  分别为障碍物和热点区域对传感节点  $s_i$  的作用力,则有:

$$F_i = \sum_{j=1, j \neq i}^k F_{ij} + F_{iR} + F_{iA} \quad (7)$$

其中,相互作用力  $F_{ij}$  既有引力,也有斥力.虚拟力算法采用距离阈值  $d_{th}$  调整传感节点间相互作用力的属性.

$F_{ij}$  与距离  $d_{ij}$  和通讯范围  $C$  的关系如下式所示<sup>[4]</sup>:

$$F_{ij} = \begin{cases} 0, & \text{if } d_{ij} \geq C \\ (w_A(d_{ij} - d_{th}), \alpha_{ij}), & \text{if } C > d_{ij} > d_{th} \\ 0, & \text{if } d_{ij} = d_{th} \\ (w_R(\frac{1}{d_{ij}} - \frac{1}{d_{th}}), \alpha_{ij} + \pi), & \text{if } d_{ij} < d_{th} \end{cases} \quad (8)$$

其中,  $\alpha_{ij}$  为传感节点  $s_i$  到传感节点  $s_j$  的方位角;  $w_A$  和  $w_R$  分别表示虚拟力的引力系数和斥力系数,用于调节虚拟力算法布局优化后传感节点的疏密程度.障碍物的作用力为斥力,热点区域的作用力应为引力,文献[5]中分别对这两种力的计算方法进行了详细讨论.

完成虚拟力分析后,各传感节点根据虚拟力将原位置  $(x_{old}, y_{old})$  更新为新位置  $(x_{new}, y_{new})$ :

$$x_{new} = \begin{cases} x_{old}, & \text{if } |F_{xy}| \leq F_{th} \\ x_{old} + \frac{F_x}{F_{xy}} \times MaxStep \times e^{\frac{-1}{F_{xy}}}, & \text{if } |F_{xy}| > F_{th} \end{cases} \quad (9)$$

$$y_{new} = \begin{cases} y_{old}, & \text{if } |F_{xy}| \leq F_{th} \\ y_{old} + \frac{F_y}{F_{xy}} \times MaxStep \times e^{\frac{-1}{F_{xy}}}, & \text{if } |F_{xy}| > F_{th} \end{cases} \quad (10)$$

其中,  $MaxStep$  是传感节点最大移动距离,  $F_{xy}$  是作用于传感节点的虚拟力,  $F_x, F_y$  是虚拟力的  $x$  轴和  $y$  轴分量,  $F_{th}$  是虚拟力阈值,当传感节点所受虚拟力小于该值时,则认为它不需移动.

值得注意的是,最终布局的疏密取决于距离阈值  $d_{th}$ . 当  $d_{th}$  过小时,传感节点布局过密,网络覆盖率无法得到保证;当  $d_{th}$  过大时,传感节点布局过疏,容易形成探测盲区.虚拟力算法只能通过经验确定  $d_{th}$ ,无法自适应满足不同测量环境的需求.且对于包含固定传感节点的无线传感网络,由于受固定传感节点限制,无法实现全局优化.虽然在优化过程中固定节点的影响可以作为全局寻优的边界条件,但由于固定节点和移动节点在覆盖效果上具有一致性,所以固定节点也将对移

动节点产生虚拟力.当固定节点密度较高时,固定节点对移动节点的虚拟力将对移动节点位置优化过程起主导作用,影响最终优化效果.

如图 1(a)所示,无线传感网络中规则布置了 49 个固定传感节点.初始化时,51 个移动传感节点随机布置在网络中.采用虚拟力算法进行无线传感网络布局优化的结果如图 1(b)所示.由于受到固定传感节点的约束,大部分移动传感节点的运动被限制在固定传感节点的布置范围内,无法实现全局优化.

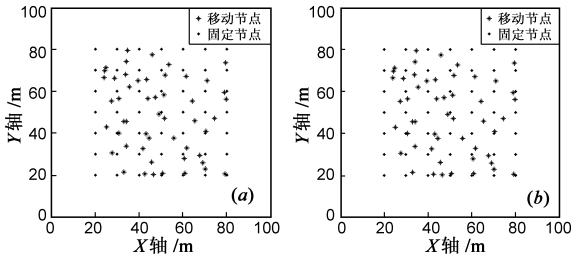


图 1 (a) 初始化网络布局; (b) 虚拟力算法优化传感网络布局

### 3.2 无线传感网络微粒群布局优化基本原理

微粒群算法是一种群智能进化计算方法,具有速度快、解质量高、鲁棒性好等优点<sup>[8]</sup>.设搜索空间为  $n$  维,微粒群规模为  $m$ .微粒  $i$  位置为  $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ ,  $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})$  为微粒  $i$  的飞行速度,  $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in})$  为微粒  $i$  经历的最佳位置,则对于最小化目标函数  $f(X)$  有:

$$P_i(t+1) = \begin{cases} P_i(t) & \text{若 } f(X_i(t+1)) \geq f(P_i(t)) \\ X_i(t+1) & \text{若 } f(X_i(t+1)) < f(P_i(t)) \end{cases} \quad (11)$$

而群体中所有微粒经历的最佳位置  $P_g(t)$  为:

$$P_g(t) = \min\{f(P_0(t)), f(P_1(t)), \dots, f(P_m(t))\} \quad (12)$$

每代微粒的速度与位置依如下公式进化:

$$v_{ij}(t+1) = \omega(t) \times v_{ij}(t) + c_1 r_{1j}(t)(p_{ij}(t) - x_{ij}(t)) + c_2 r_{2j}(t)(p_{gj}(t) - x_{ij}(t)) \quad (13)$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) \quad (14)$$

其中,  $c_1$ 、 $c_2$  为加速因子,分别用于调节微粒向局部最优和全局最优的进化步长;  $r_{1j}$ 、 $r_{2j}$  为  $[0, 1]$  范围内的独立随机数;下标  $i$  对应第  $i$  个微粒,下标  $j$  对应微粒的第  $j$  维;  $\omega$  为惯性因子,随迭代次数增加,应逐步减小,使算法在初期能较快集中到全局最优解附近,后期则能在局部收敛至全局最优解<sup>[9]</sup>.

$$\omega(t) = 0.9 - \frac{t}{\text{MaxNumber}} \times 0.5 \quad (15)$$

其中,  $\text{MaxNumber}$  为截止代数,  $t$  为迭代次数.

进化过程中,  $v_{ij}$  应限制于一定范围,即  $v_{ij} \in [v_{\min}, v_{\max}]$ ,其中  $v_{\max} = k \cdot x_{\max}$ ,  $v_{\min} = k \cdot x_{\min}$ ,  $0.1 \leq k \leq 1.0$ ,当  $v_{ij}$  超出该范围时,则设为  $v_{\max}$  或  $v_{\min}$ .当微粒离开搜索空

间时,位置更新为:

$$\text{if } x_{ij} > x_{\max}, x'_{ij} = 2 \times x_{\max} - x_{ij} \quad (16)$$

$$\text{if } x_{ij} < x_{\min}, x'_{ij} = 2 \times x_{\min} - x_{ij} \quad (17)$$

由于无线传感网络中移动传感节点的位置优化可抽象为以移动传感节点位置构成的非整数向量为输入参数,网络有效覆盖区域面积为目标的优化问题.假设无线传感网络由  $p$  个固定传感节点和  $q$  个移动传感节点构成,则算法的搜索空间维数为  $n = 2q$ ,微粒位置向量  $X_i = (x_{i1}^1, x_{i1}^2, x_{i2}^1, x_{i2}^2, \dots, x_{iq}^1, x_{iq}^2)$  中各元素依次表示移动传感节点 1 至  $q$  的横坐标和纵坐标.微粒适应值则为对应的有效覆盖率.

采用网格化方法计算有效覆盖率将使搜索结果收敛于近似最优解.粒度越小,精度越高,但搜索时间也相应增加.为平衡搜索速度与精度,算法在搜索过程中逐步减小粒度,以保证初期具有较快搜索速度,后期具有较高搜索精度.同时,为保证各粒子具有足够速度逃离近似最优解,在  $[v_{\min}, v_{\max}]$  范围内重新随机生成粒子当前速度,并重新计算各粒子适应值.综上,基于微粒群算法的无线传感网络布局优化过程如下:

(1) 初始化无线传感网络固定传感节点位置,设定种群规模  $m$ ,生成各粒子初始位置和速度.

(2) 根据无线传感网络覆盖性能评价方法计算各微粒适应值.

(3) 对各微粒,根据式(11)~(14)更新最优位置  $P_i$ 、全局最优位置  $P_g$ 、当前速度  $V_i(t)$  和当前位置  $X_i(t)$ .

(4) 经过 10 次循环后全局最优适应值不变,则认为已达当前网格粒度下的近似最优解,将网格粒度减半,重新随机生成各粒子速度,并计算适应值.

(5) 若未达结束条件(粒度减小至特定值、达到预设适应值或迭代至最大代数),则返回步骤(2).

与虚拟力算法不同,微粒群算法以网络有效覆盖率为标准实现全局优化,消除了固定传感节点对优化的限制.同时,微粒群算法具有适于解决连续空间多维函数优化问题,能快速收敛至全局最优解的特点,能有效实现无线传感网络的布局优化.但由于无线传感网络布局优化问题的计算复杂度随传感节点数量增加呈指数增长,所以计算耗时仍是制约微粒群算法应用的瓶颈.

### 3.3 虚拟力导向微粒群优化过程

由于虚拟力算法能有效指导移动传感节点的散布过程;微粒群算法具有很强的全局优化能力,能消除固定传感节点对优化的影响.因此,本文结合虚拟力算法和微粒群算法,提出一种虚拟力导向微粒群优化策略.如式(13)所示,微粒群算法的粒子速度进化取决于当前粒子最佳位置和微粒群最佳位置,但由于各粒子的初

始位置和速度都是随机生成的,因此当粒子数较少时,粒子初始化影响最终优化效果.由于微粒位置向量维数较高,因此仅根据粒子和种群的最佳位置无法保证位置向量的所有元素都向全局最优的方向进化,部分元素容易出现偏离最优解的退化现象.

为加快微粒群算法收敛速度,指导微粒向全局最优进化,虚拟力导向微粒群优化策略在各粒子的速度进化中加入虚拟力的影响,其进化过程如下式所示:

$$v_{ij}(t+1) = \omega(t) \times v_{ij}(t) + c_1 r_{1j}(t)(p_{ij}(t) - x_{ij}(t)) + c_2 r_{2j}(t)(p_{gj}(t) - x_{ij}(t)) + c_3 r_{3j}(t)g_{ij}(t) \quad (18)$$

其中,  $c_1, c_2, r_{1j}(t), r_{2j}(t), x_{ij}(t), v_{ij}(t), p_{ij}(t), p_{gj}(t), \omega(t)$  的物理意义与式(13)相同;  $c_3$  是用于调节虚拟力影响的加速因子;  $r_{3j}(t)$  是与  $r_{1j}(t), r_{2j}(t)$  相互独立的随机数;  $g_{ij}(t)$  则是对应于粒子  $i$  的位置向量中第  $j$  维元素在虚拟力作用下的距离:

$$g_{ij}(t) = \begin{cases} \frac{F_x^{(i,(j+1)/2)}}{F_{xy}^{(i,(j+1)/2)}} \times MaxStep \times e^{\frac{-1}{F_{xy}^{(i,(j+1)/2)}}}, & j = 1, 3, 5, \dots, 2n - 1 \\ \frac{F_y^{(i,j/2)}}{F_{xy}^{(i,j/2)}} \times MaxStep \times e^{\frac{-1}{F_{xy}^{(i,j/2)}}}, & j = 2, 4, 6, \dots, 2n \end{cases} \quad (19)$$

其中,各元素的上角标表示粒子序号和元素序号,下角标则对应虚拟力在相应坐标轴的分量.

虚拟力导向微粒群算法既具有良好的全局优化能力,又能根据虚拟力的指导避免部分元素的退化,提高收敛速度.下节中将通过仿真实验分析虚拟力导向微粒群优化策略的性能.

### 4 仿真实验分析

假设在边长为 100m 的正方形测量区域中布置 100 个无线传感节点,其中固定传感节点和移动传感节点各 50 个.所有传感节点测量半径为  $r = 7m$ ,通讯半径为  $C = 3r = 21m$ ,测量可靠性参数  $r_e = 0.5r = 3.5m$ ,预定义距离阈值  $d_{th} = 14m$ .概率测量模型参数为  $\alpha_1 = 1, \alpha_2 = 0, \beta_1 = 1, \beta_2 = 0.5, c_{th} = 0.9$ .虚拟力算法的参数为  $w_A = 1, w_R = 5, MaxStep = 0.5r = 3.5m$ .不失一般性,假设局部最优值、全局最优值和虚拟力导向对各微粒进化过程的影响相同,即微粒群算法的加速因子为  $c_1 = c_2 = c_3 = 1, MaxNumber = 300$ .采用主频为 1.40GHz 的 PC 机在 Matlab 环境下仿真无线传感网络布局优化.由于 PSO 算法与 VF 算法的运算过程都仅限于简单的二项式运算,并不包括矩阵操作等复杂的运算过程.因此,基于 PC 机的仿真结果理论上与基于嵌入式片上系统的仿真结果一致.初始化随机布置后固定传感节点位置如图 2(a)

所示,各点的联合测量概率由灰度表示.其中,固定传感节点有效测量面积占待测区域面积的 51.94%.

图 2(b)、(c)和(d)分别为采用虚拟力算法、微粒群算法和虚拟力导向微粒群优化策略优化后的传感节点布局情况.由实验结果可知,在虚拟力算法中固定传感节点制约了移动传感节点的进化过程,优化后的网络有效覆盖率为 81.47%.而采用微粒群算法和虚拟力导向微粒群优化策略优化后网络有效覆盖率分别为 94.38%和 98.91%.虚拟力导向微粒群优化策略的优化效果优于微粒群算法.

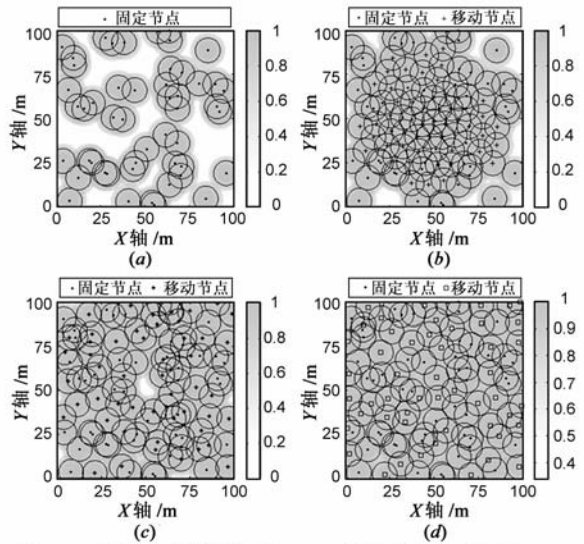


图 2 (a)随机初始网络布局;(b)虚拟力优化网络布局;(c)微粒群优化网络布局;(d)虚拟力导向微粒群优化网络布局

为进一步验证 3 种算法性能,经实验比较收敛速度进行比较,如图 3 所示.其中,虚拟力导向微粒群算法的收敛速度最快,当迭代至约 40 代时已收敛至全局最优解.而微粒群算法需要迭代至 140 代左右才能完成优化,虚拟力算法直至 160 代仍未完成搜索.

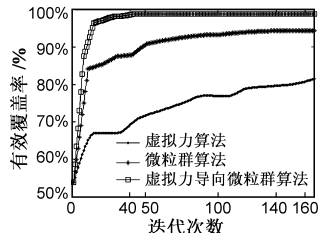


图 3 3 种算法的收敛速度对比

分别进行 100 次独立的无线传感网络布局优化仿真实验,3 种算法的平均有效覆盖率、平均计算时间和平均迭代次数如表 1 所示.实验表明,虚拟力导向微粒群优化策略能够快速、有效地实现无线传感网络布局优化,其计算耗时分别为虚拟力算法和微粒群算法的 85.1%和 41.6%,网络有效覆盖率则分别提升了 19.34%和 3.37%.与虚拟力算法和微粒群算法相比,算法不仅具有更好的无线传感网络布局优化效果,且收敛速度快、计算耗时少.

表 1 100 次独立优化的平均性能比较

	虚拟力	微粒群	虚拟力微粒群
网络有效覆盖率(%)	79.29	95.26	98.63
计算耗时(s)	137.43	280.95	116.91
迭代次数	161.48	140.33	40.59

为验证虚拟力导向微粒群优化策略对热点区域和障碍物的适应能力,假设待测区域中包含一个热点区域和障碍物,无线传感网络包含 16 个固定传感节点和 80 个移动传感节点,其余网络参数和算法参数保持不变,网络初始化布局如图 4(a)所示。

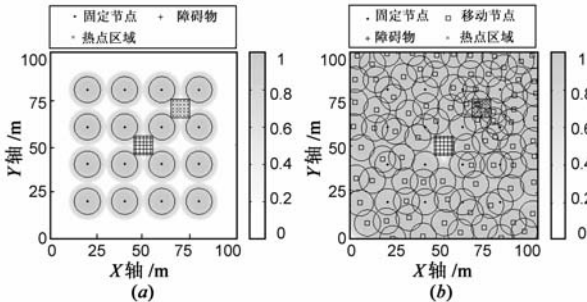


图 4 (a) 包含热点区域和障碍物的初始化网络布局; (b) 虚拟力导向微粒群优化策略对包含热点区域和障碍物的网络的布局优化结果

如图 4(b)所示,虚拟力导向微粒群优化策略能够根据网络中不同区域的测量需求,使网络布局有效避开障碍物,提高热点区域的传感节点布置密度.由此可见,虚拟力导向微粒群优化策略能适应复杂环境下的网络布局优化需求,算法鲁棒性强。

## 5 结论

无线传感网络布局优化有利于改善网络性能,提高网络有效覆盖率.本文提出一种用于无线传感网络布局优化的虚拟力导向微粒群优化策略.该策略采用概率测量模型评价网络测量性能,以网络有效覆盖率为优化目标,通过微粒群算法搜索全局最优布局方法,并在微粒群进化过程中引入虚拟力算法,指导粒子进化,加快收敛速度.实验表明,虚拟力导向微粒群优化策略能快速有效地实现无线传感网络布局的全局优化,克服固定传感节点对布局优化的影响.虚拟力导向微粒群优化策略与虚拟力算法和微粒群算法相比耗时少,收敛速度快,提高了无线传感网络有效覆盖率。

## 参考文献:

- [1] Chong C, Kumar S P. Sensor networks: evolution, opportunities, and challenges[J]. Proceedings of the IEEE, 2003, 91(8): 1247 - 1256.
- [2] Wang X, Wang S. An improved particle filter for target tracking in sensor system[J]. Sensors, 2007, 7(1): 144 - 156.
- [3] Wang X, Jiang A, Wang S. Mobile agent based wireless sensor network for intelligent maintenance[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2005, 3645(2): 316 - 325.
- [4] Zou Y, Chakrabarty K. Sensor deployment and target localization based on virtual forces[A]. IEEE INFOCOM[C]. Piscataway, NJ, USA: IEEE Press, 2003. 1293 - 1303.
- [5] Li S, Xu C, Pan W, Pan Y. Sensor deployment optimization for detecting maneuvering targets[A]. 7th International Conference on Information Fusion[C]. Piscataway, NJ, USA: IEEE Press, 2005. 1629 - 1635.
- [6] Wang X, Wang S, Ma J. Dynamic deployment optimization in wireless sensor networks[J]. Lecture Notes in Control and Information Sciences, 2006, 344: 182 - 187.
- [7] Van Den Bergh F, Engelbrecht A P. A cooperative approach to particle swarm optimization[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 225 - 239.
- [8] Ciuprina G, Ioan D, Munteanu I. Use of intelligent-particle swarm optimization in electromagnetics[J]. IEEE Trans on Magnetics, 2002, 38(2): 1037 - 1040.
- [9] Shi Y, Eberhart R C. Fuzzy adaptive particle swarm optimization[A]. Congress on Evolutionary Computation[C]. Piscataway, NJ, USA: IEEE Press, 2001. 101 - 106.

## 作者简介:



王 雪 男,清华大学仪器科学与技术研究所所长,博士.主要研究方向为计算机测控技术和现代传感技术及其信号处理.

E-mail: wangxue@mail. tsinghua. edu. cn

王 晨 男,博士研究生.主要研究方向为计算机测控技术、传感信号处理和虚拟测量等。