

基于SD-MODE的WSN覆盖优化策略

曾映兰, 郑金华

(湘潭大学信息工程学院, 湘潭 411105)

摘要:改进经典差分进化算法,得到一种基于空间距离的多目标差分进化(SD-MODE)算法,将其应用于无线传感器网络的覆盖优化。仿真结果表明,相比经典的NSGA-II算法和 ϵ -MOEA算法,SD-MODE算法能更好地定位移动节点,增大覆盖率,减少节点的平均运动距离。
关键词:差分进化;空间距离;无线传感器网络;覆盖度

Coverage Optimized Strategy in WSN Based on SD-MODE

ZENG Ying-lan, ZHENG Jin-hua

(Institute of Information Engineering, Xiangtan University, Xiangtan 411105)

【Abstract】This paper improves classical Differential Evolution(DE) algorithm, gets a Spacial Distance based Multi-Objective Differential Evolutionary(SD-MODE) algorithm, applies it to coverage optimized in Wireless Sensor Network(WSN). Compared with classical NSGA-II algorithm and ϵ -MOEA algorithm, simulation results demonstrate that SD-MODE algorithm can orient mobile node better, enhance percent of coverage, and decrease average movement distance.

【Key words】Differential Evolutionary(DE); Spacial Distance(SD); Wireless Sensor Network(WSN); degree of coverage

1 概述

无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)各节点能够协作地实时监测、感知和采集网络分布区域内的各种环境或监测对象的信息。因此,被广泛应用于国防军事、环境监测、交通管理、医疗卫生、制造业、反恐救灾等各个领域。并且被认为是对21世纪产生巨大影响力的技术之一。目前,WSN仍存在许多亟待解决的问题,如节能、部署覆盖和路由规划等,其中,覆盖度对传感器网络的生存时间,部署策略,通信协议和组网等都具有很重要的影响^[1]。无线传感器网络最主要的任务是监测物理环境,并将节点感知的信息转发到基站。优化无线传感器网络覆盖对于合理分配网络的空间资源,更好地完成环境感知、信息获取等任务都具有重要的意义。由于传感器网络通常工作在复杂的环境下,网络中传感器节点众多,因此大都采用随机部署方式。然而,这种随机投放方式很难一次性地将数目众多的传感器节点放置在适合的位置,容易形成覆盖重叠区和盲区。因此,利用移动节点来弥补因部署不均或节点失效等原因引起的覆盖盲区,以便实现对网络结构的动态重组。优化网络性能已成为近几年无线传感器网络研究的一个热点问题。由于移动节点造价高,且节点在移动过程中消耗大量能量,因此全部采用移动节点构建无线传感器网络是不现实的。为了保证网络覆盖功能和控制成本,一些研究人员提出在固定传感器节点中加入移动传感器节点的混合无线传感器网络模式。为了解决这类混合无线传感器网络覆盖优化问题,本文一种基于空间距离的多目标差分进化(Spacial Distance-based Multi-Objective Differential Evolutionary, SD-MODE)算法的移动传感器节点位置优化策略。在随机部署固定节点之后,通过优化移动节点的位置来满足覆盖率的要求。

2 问题描述

为了简化问题模型,假设由 N 个固定节点和 M 个移动节

点构成的混合无线传感器网络随机部署在一个二维矩形区域 A 内,每个节点都知道自己的精确位置信息,并且在任意位置上不存在2个以上节点。由上文假设可知,无线传感器网络节点的初始部署可以看作一个平稳二维POISSON点过程,网络中各节点的位置在区域 A 内是均匀和独立分布的。

假设所有节点的通信半径相同,均为 r_c ,通信模型是理想的布尔型通信模型,即只要2个节点 s_i 和 s_j 之间的距离 $D(s_i, s_j)$ 不大于通信半径 r_c ,那么这2个节点之间就可以良好地进行通信,并且称这2个节点互为邻居节点。传感器节点的感知模型为布尔型感知模型,并且所有的节点感知半径均为 r_s 。因此,对于节点 s ,它对位于点 p 处的探测概率 P_s 为

$$P_s(p) = \begin{cases} 1, & D(s, p) \leq r_s \\ 0, & D(s, p) > r_s \end{cases} \quad (1)$$

混合无线传感器网络的覆盖问题可以描述为:给定随机部署在目标区域 A 内的 N 个固定节点和 M 个移动节点,如何优化移动节点的位置,使得目标区域被无线传感器网络覆盖的面积最大,即

$$\max \left\{ \frac{\sum_{i=1}^N SC_d(x_i, y_i) + \sum_{j=1}^M MC_d(x_j, y_j)}{S(A)} \right\} \quad (2)$$

其中, $SC_d(x, y)$ 表示位于坐标 (x, y) 处的固定节点的感知覆盖面积; $MC_d(x, y)$ 表示坐标 (x, y) 处移动节点的感知覆盖面积。这是一个典型的多目标优化问题。

多目标优化问题一般可以描述如下:

基金项目:湖南省教育厅基金资助项目(09C961);湖南省自然科学基金资助项目(05JJ30125);湖南省教育厅科研基金资助重点项目(06A074)

作者简介:曾映兰(1974-),女,硕士,主研方向:进化计算;郑金华,教授、博士生导师

收稿日期:2009-07-15 **E-mail:** ZengYingLan@xtu.edu.cn

$$\begin{cases} \max f(X) = (f_1(X), f_2(X), \dots, f_r(X)) \\ g_i(X) \geq 0 \quad (i=1, 2, \dots, k) \\ h_j(X) = 0 \quad (j=1, 2, \dots, l) \end{cases} \quad (3)$$

其中, $f(X)$ 为目标函数, 有 r 个优化目标, 这些目标是相互冲突的; $g_i(X) \geq 0 (i=1, 2, \dots, k)$ 和 $h_j(X) = 0 (j=1, 2, \dots, l)$ 分别为不等式约束和等式约束; 多目标优化的目的就是寻找最优解 $X^* = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*)$, 使 $f(X^*)$ 在满足约束 $g_i(X) \geq 0 (i=1, 2, \dots, k)$ 和 $h_j(X) = 0 (j=1, 2, \dots, l)$ 的条件下的同时达到 Pareto 最优。对于此类多目标优化问题, Pareto 最优解 X^* 即为进化种群中的非支配解, 可以定义如下:

$$f(X^*) = \underset{X \in \Omega}{\text{opt}} f(X) \quad (4)$$

其中, $f: \Pi \rightarrow R^r$ 。

这里 Ω 为满足式 $g_i(X) \geq 0 (i=1, 2, \dots, k)$ 和式 $h_j(X) = 0 (j=1, 2, \dots, l)$ 的可行解集, 即

$$\Omega = \{X \in R^n \mid g_i(X) \geq 0, h_j(X) = 0 (i=1, 2, \dots, k; j=1, 2, \dots, l)\}$$

其中, Ω 为决策变量空间(简称决策空间); 向量函数 $f(X)$ 将 $\Omega \subseteq R^n$ 映射到集合 $\Pi \subseteq R^r$, Π 是目标函数空间(简称目标空间)。

3 SD-MODE

SD-MODE^[2]的算法如下:

算法 1 G 为进化代数, 种群 P 大小为 NP , 临时种群 Pop 大小为 NP , 混合种群 $newpop$ 大小为 $2NP$, $x_{G=k}^j$ 为第 k 代种群 P 中第 j 个个体, 种群中每个个体有 D 个变量, CR 为交叉概率。

输入 $D, G_{\max}, NP \geq 4, CR \in [0, 1], F \in (0, 1]$

初始变量边界: $\text{lower}(x_i), \text{upper}(x_i), i=1, 2, \dots, D$

初始化第 0 代种群 $P_{G=0} = \{x_{G=0}^1, x_{G=0}^2, \dots, x_{G=0}^{NP}\}$ 如下:

For each 个体 $j \in P_{G=0}$

$x_{i,G=0}^j = \text{lower}(x_i) + \text{rand}_i[0, 1] \times (\text{upper}(x_i) - \text{lower}(x_i))$,

$i=1, 2, \dots, D$

end for each

评价 $P_{G=0}$ 中的每一个个体, $g=0$;

while $g \leq G_{\max}$

$\text{Pop} = \emptyset$;

 for all $j \leq NP$

 随机挑选 $r1, r2 \in \{1, 2, \dots, NP\}$, 并且 $j \neq r1 \neq r2$

 生成一个随机数 $i_{\text{rand}} \in (1, 2, \dots, D)$

 For all $i \leq D$,

$$u_{i,G=g}^j = \begin{cases} x_{i,G=g-1}^j + F \times (x_{i,G=g-1}^{r1} - x_{i,G=g-1}^{r2}), & \text{if } (\text{rand}(0, 1) < CR \vee i = i_{\text{rand}}) \\ x_{i,G=g-1}^j, & \text{otherwise} \end{cases}$$

 如果产生的 $u_{i,G=g}^j$ 超出了变量边界则利用修补规则进行修补

 End for all

$\text{Pop} = \text{Pop} \cup u_{i,G=g}^j$;

 End for all

$\text{Newpop} = P \cup \text{Pop}$, 并对 newpop 进行非支配分层 F_1, F_2, \dots, F_n ,

当 $|F_1| > NP$ 时, 利用算法 2 从 F_1 中选取 NP 个个体进入 P_{g+1} 中; 当 $|F_1| \leq NP$ 时, $P_{g+1} = P_g \cup F_1$, 并从 $F_i (i \geq 2)$ 中任意挑选 $NP - |F_1|$ 个个体进入 P_{g+1} 中

$g = g + 1$;

end while

return 非支配集 P

算法 2 修剪过程 archive truncation procedure(F_i)

Step1 对 F_i 计算其中任何 2 个个体的欧几里德距离, 称

Ω 为决策变量空间(简称决策空间), 向量函数 $\vec{f}(X)$ 。

Step2 选取所有个体之间欧几里德距离最小的一对个体 (A, B) , 如果存在很多对距离一样小的个体, 则任意选取一对, 判断这对个体各自与其他个体的次短距离, 如果个体 A 的次短距离小于个体 B 的次短距离, 则从 F_i 中删除该个体 A , 否则从 F_i 中删除该个体 B 。

Step3 如果 $|F_i| > NP$ 则返回 Step1, 否则返回 F_i 。

本文算法与通常的 DE 算法有 2 点不同:(1)在通常的 DE 中, 产生的实验向量 $u_{G=g}^j$ 是与标志向量 $x_{G=g-1}^j$ 进行支配关系比较, 而在本文算法中, 把产生的实验向量直接并入临时种群 Pop 。在一代进化操作完成之后, 将临时种群和原种群混合形成混合种群。然后利用非支配排序对混合种群进行分层, 根据个体之间的空间距离对混合种群进行修剪, 使其大小为 NP 。(2)在通常的 DE 算法中产生实验向量如下:

$$u_{i,G=g}^j = x_{i,G=g-1}^{r3} + F \times (x_{i,G=g-1}^{r1} - x_{i,G=g-1}^{r2}) \quad \text{if } (\text{rand}(0, 1) < CR \vee i = i_{\text{rand}})$$

在随机选择的向量 $x_{i,G=g-1}^{r3}$ 上加上一个扰动, 在 SD-MODE 中, 对当前向量 $x_{i,G=g-1}^j$ 上加上一个扰动, 即

$$u_{i,G=g}^j = x_{i,G=g-1}^j + F \times (x_{i,G=g-1}^{r1} - x_{i,G=g-1}^{r2}) \quad \text{if } (\text{rand}(0, 1) < CR \vee i = i_{\text{rand}})$$

产生实验向量的过程有可能使得该向量的某个变量超出边界范围, 这时采用如下的修补算子对该变量进行修复, 修补操作是依据下式进行:

$$u_{i,G=g}^j = \begin{cases} (x_{i,G=g-1}^{r3} + u_{i,G=g}^j) / 2 & \text{while } u_{i,G=g}^j < \text{lower}(x_i) \\ (\text{upper}(x_i) - (u_{i,G=g}^j - \text{upper}(x_i))) / 2 & \text{while } u_{i,G=g}^j > \text{upper}(x_i) \end{cases} \quad (5)$$

4 实验

实验环境如下: CPU P4 1.7 GHz, 内存 256 MB, Windows XP 操作系统, C 编程语言, 交叉概率为 0.8, NSGA-2 变异概率为 0.01, 编码方式为实数编码, 种群大小包括(10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50, 55, 60)。

为了测试算法性能, 本文进行了多次实验。仿真工具使用 OMNET++^[3], 实验场景的目标区域是尺寸为 $100 \text{ m} \times 60 \text{ m}$ 的矩形区域, 由 25 个移动节点和 25 个固定节点混合构成的传感器网络随机均匀分布在该区域内, 如图 1 所示。在仿真参数设置中, 节点的感知半径均为 $r_s = 7 \text{ m}$, 节点的通信半径均为 $r_c = 15 \text{ m}$ 。在图 1 中, 深色实心圆表示传感器固定节点的感知区域; 浅色实心圆表示移动节点的感知区域; 虚线圆圈表示各节点的通信范围。假设移动节点具有全方向运动能力, 移动节点的最大运动速度为 0.2 m/步 。节点的虚拟质量 $m=1$, 阻尼系数 $\mu = 0.1$ 。

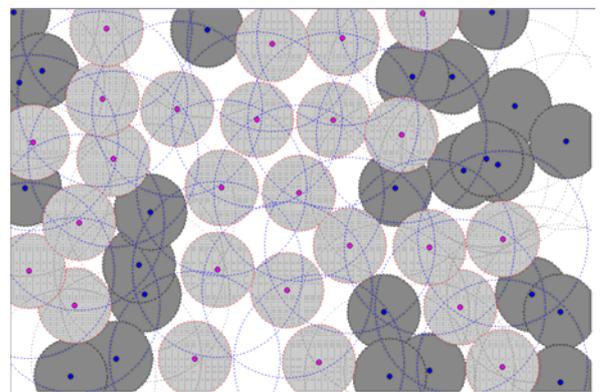


图 1 初始状态

各传感器节点的初始位置由计算机随机生成, 并采用随

机部署的方式放置在目标区域内。算法每次运行的最大循环次数 $t_{\max}=100$ 。图 2 给出了算法第 1 次运行后移动节点的本体运动轨迹。

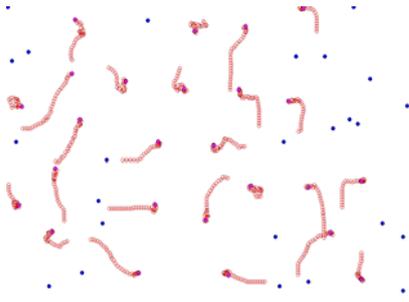


图 2 第 1 次本体运行轨迹

覆盖率是衡量无线传感器网络节点覆盖性能的一个重要指标。图 3 给出了种群数较小时算法在 30 次迭代时网络覆盖率变化的平均结果，节点比例指节点总数一定(80 个)的情况下，分别改变移动节点的数量为(20, 15, 10)。从实验结果可以看出，本文提出的优化策略能够有效地改善网络的拓扑结构，提高无线传感器网络的覆盖率。从网络平均覆盖率曲线变化趋势来看，初始运行时，网络覆盖率增幅较大，随着时间的推移，增幅越来越小，曲线斜率下降，最终覆盖率维持一个相对恒定的数值。得到证明：随着移动节点比例的提高，移动节点的平均移动距离逐渐下降，且随着网络的规模增大，移动节点的平均移动距离逐渐下降。

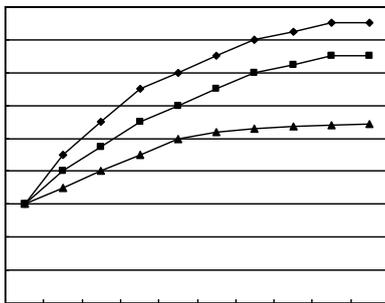


图 3 网络平均覆盖率随时间变化曲线

为了进一步验证本文算法的效率，与经典进化算法 NSGA-II^[4]和 ϵ -MOEA^[5]进行比较实验。在不同网络节点设置(网络节点规模为 80 个)下，30 次仿真实验的平均结果如表 1 所示，其他参数同上。为了方便进行比较，引入一项评价指标 $RD=覆盖率/平移距离$ ，其中，平移距离就是平均移动距离。 RD 值越大，在相同平均移动距离下网络覆盖率越高，说明本文算法的网络性能改善效果越好。本文算法在平均移动距离方面稍有增加，但在网络覆盖率方面得到了一定改善， RD 值要大一些。所以，在无线传感器网络节点位置优化问题中，本文算法要优于 NSGA-II 算法和 ϵ -MOEA 算法。其中，NM(Numble of Mobile node)/NS(Numble of Stable node)表示移动节点/固定节点。

表 1 不同算法的平均结果

网络节点 NM/NS	本文算法			NSGA-II			ϵ -MOEA		
	覆盖率 / (%)	平移距离/m	RD	覆盖率 / (%)	平移距离/m	RD	覆盖率 / (%)	平移距离/m	RD
20/60	82.132 79	29.009 5	2.838	75.083 49	26.748 6	2.807	78.763 14	30.292 8	2.683
15/65	76.425 93	29.762 3	2.569	74.951 18	29.613 2	2.531	73.535 78	31.331 8	2.347
10/70	72.557 06	29.651 4	2.447	70.519 37	30.331 0	2.325	70.121 79	29.339 7	2.039

5 结束语

为了实现含有移动节点的混合传感器网络的覆盖优化，本文提出一种基于 SD-MODE 的网络节点位置优化策略。通过仿真实验验证所提优化策略的有效性。今后研究的方向为：进一步改进算子，在保证网络覆盖率达到要求时确定最优的移动节点数量，三维空间的节点位置优化。

参考文献

- [1] 李善仓, 张德运. 一种高效节能分布式传感器网络覆盖协议[J]. 西安交通大学学报, 2007, 41(10): 1132-1136.
- [2] 曾映兰, 伍 军, 郑金华. 基于空间距离的多目标差分进化算法[J]. 计算机应用研究, 2009, 26(2): 451-454.
- [3] 宋 琛, 罗 娟. 无线传感器网络移动节点的定位算法[J]. 计算机工程, 2008, 34(20): 107-109.
- [4] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2):182-197.
- [5] Deb K, Mohan M, Mishra S. A Fast Multi-objective Evolutionary Algorithm for Finding Well-spread Pareto-optimal Solutions[Z]. 2000.

编辑 陆燕菲

(上接第 102 页)

参考文献

- [1] 沈 波, 张世永, 钟亦平. 无线传感器网络分簇路由协议[J]. 软件学报, 2006, 17(7): 1588-1600.
- [2] Saad E M, Awadalla M H, Saleh M A, et al. Adaptive and Energy Efficient Clustering Architecture for Dynamic Sensor Networks[C]//Proc. of the 12th WSEAS International Conference on Computers. Stevens Point, Wisconsin, USA: World Scientific and Engineering Academy and Society, 2007.
- [3] Tsuchita P F. The Landmark Hierarchy: A New Hierarchy for Routing in Very Large Networks[C]//Proc. of SIGCOMM'88. New York, USA: ACM Press, 1988: 35-42.

- [4] Kubisch M, Karl H, Wolisz A, et al. Distributed Algorithms for Transmission Power Control in Wireless Sensor Networks[C]//Proc. of WCNC'03. New Orleans, USA: [s. n.], 2003.
- [5] Mhatre V, Rosenberg C. Design Guidelines for Wireless Sensor Networks: Communication, Clustering and Aggregation[J]. Ad Hoc Networks, 2004, 2(1): 45-63.
- [6] Estrin D, Govindan R, Heidemann J, et al. Next Century Challenges: Scalable Coordinate in Sensor Network[C]//Proc. of the 5th ACM/IEEE International Conference on Mobile Computing and Networking. New York, USA: ACM Press, 1999: 263-270.

编辑 陆燕菲