

UPSO: 基于划分空间粒子群优化的 WSN 动态覆盖优化算法

曹剑炜¹ 陈庆奎^{1,2,3} 庄松林²

(上海理工大学管理学院 上海 200093)¹ (上海理工大学光电信息与计算机工程学院 上海 200093)²
(上海理工大学上海光学系统重点实验室 上海 200093)³

摘要 针对 WSN 动态覆盖问题为多目标优化问题,提出一种划分空间粒子群优化动态覆盖算法 UPSO(Uniform Particle Swarm Optimization, UPSO)。该算法首先定义出基于传感器平均分布和不平均分布的区域划分过程,然后分别在不同子空间利用粒子群进行子区域内搜索 Pareto 最优解,最后分析算法复杂度。实验表明,在不同网络规模、迭代次数和划分子空间下,区域覆盖度和网络寿命相对于传统经典算法有较好改进。

关键词 动态覆盖,多目标优化,连续空间,粒子群优化算法,划分空间,Pareto 最优解

中图分类号 TP391 文献标识码 A

UPSO (Uniform Particle Swarm Optimization): An Algorithm of Dynamic Overlay Optimization for WSN

CAO Jian-wei¹ CHEN Qing-kui^{1,2,3} ZHUANG Song-lin²

(School of Management, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)¹

(School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)²

(Shanghai Key Laboratory of Modern Optical System, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)³

Abstract For the problem of dynamic coverage problem can be transformed into multi-objective optimization, this paper proposed an algorithm of dynamic overlay optimization for WSN base on division space uniform particle swarm optimization (UPSO). The algorithm first defines the process of dividing regional based on sensor distributed evenly or unevenly, and then searches for the Pareto optimal solution of sub-regional by particle swarm in different region. Experiments show that in different network size and number of iterations, the regional coverage and network lifetime compared to traditional classical algorithm have better improvement.

Keywords Dynamic overlay, Multi-objective optimization, Continuous space, Particle swarm optimization, Division space, Pareto optimal solution

1 引言

无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)主要是以自组织和多跳的方式构成的无线网络。通常情况下, WSN 能在大规模条件下自组织无线传感器,使得其可以有效应用于对目标区域监测和信息获取。区域的覆盖是对目标区域进行监测和信息获取过程中最基本的问题。WSN 对当前区域覆盖程度决定当前无线传感器网络质量的优劣。一般情况下,对于目标区域而言,传感器节点投递是随机投递过程,在目标区域中的传感器数量较多,容易产生覆盖冗余。因此,如何轮流合理安排传感器覆盖规则,以使其能有效覆盖当前区域,同时使传感器网络寿命较长时,是当前动态覆盖研究热点。

通常,当覆盖度较大时需要较多能量,则传感器网络寿命短;当需要维持传感器网络寿命较长时,则能量消耗较小,覆

盖度较小。同时优化网络寿命与覆盖度可以看成多目标优化问题。

在当前动态覆盖研究方面,文献[1]采用随机调度子集划分最优解的方法优化覆盖率;文献[2]提出虚拟力的混合感知网节点部署方法;文献[3]提出碰撞理论下粒子群优化覆盖算法;文献[4]通过通信协议决定传感器覆盖范围;文献[5]提出一种与节点位置无关的区域覆盖算法;文献[6]采用量子遗传算法对节点分布进行优化;文献[7]提出一种无线传感器网络布局的虚拟力导向微粒子群优化策略;文献[8]描述一种浮点数编码小生境遗传算法;文献[9]从区域线角度提出一种区域线覆盖策略。以上算法都没有同时考虑动态覆盖的两个优化目标,即覆盖度与网络寿命。因此,本文同时从覆盖度与网络寿命两个方面考虑,提出一种解决多目标优化的划分空间的粒子群算法 UPSO,一般情况下,多目标优化主要搜索一组 Pareto 最优解过程^[10,11]。UPSO 算法相对现有算法优点主要

本文受国家自然科学基金资助项目(60970012),教育部博士学科点专项科研博导基金(20113120110008),上海教委创新基金重点项目(13ZZ112),上海信息技术领域重点科技攻关计划基金资助项目(09511501000,09220502800),上海市教育科学研究项目(B11042),上海市一流学科项目(XTKX2012)资助。

曹剑炜(1980—),男,博士生,主要研究方向为物联网、WSN, E-mail: caojw_usst@126.com;陈庆奎 男,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究方向为并行计算、物联网、海量信息处理。

有:1)利用基本粒子群优化实现简单算法收敛性快;2)对于解空间搜索过程通过空间划分可以增加搜索最优解可能性。以下对问题进行描述。

2 问题描述

通常为了简化动态区域覆盖问题,被监测区域可以抽象成由多个像素点组成的区域,当像素点被覆盖超过某个阈值时,可以认为是当前该区域被覆盖,因此区域覆盖可以转化成像素点覆盖来考虑。区域覆盖问题主要从覆盖度和网络寿命两个衡量标准考虑,一般情况下这两个衡量标准相互冲突,所以本文从多目标优化角度考虑。以下分别给出相关定义:

定义(非支配解, Pareto 解) 假设存在解 x_1 和解 x_2 , 都有 $f(x_1)$ 优于 $f(x_2)$, 则称解 x_1 支配解 x_2 ; 若 x_1 没有被任何解支配, 则称 x_1 为非支配解或 Pareto 解。

2.1 覆盖度

设监测区域 S 被像素化为 $M \times N$ 像素点, 每个像素点坐标通过映射到二维空间中可知, 同样每个传感器坐标可知并且感知半径为 r , 如图 1 所示。

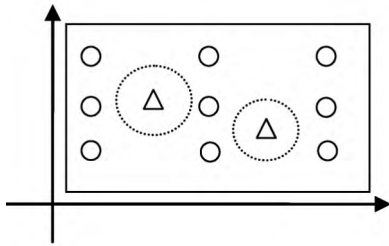


图 1 二维空间中区域像素化过程

其中, 小圆点表示像素点, 并且组成的 3×3 区域为区域 S , 小三角形表示传感器节点, 虚圆表示传感器所感知的半径。

设区域 S 中部署一组传感器节点 $W = \{w_1, w_2, \dots, w_z\}$, 则任意像素点 H 被传感器节点集 W 中传感节点 w_i 覆盖的概率 $p(w_i, H)$ 为:

$$p(w_i, H) = \begin{cases} 1, & d(w_i, H) < r \\ q_0, & d(w_i, H) = r \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

其中, $q_0 \in (0, 0.8, 1)$ 表示随机数, $d(w_i, H) = [(x_i - x_H)^2 + (y_i - y_H)^2]^{1/2}$ 表示传感节点 w_i 与像素点 H 之间的空间距离, (x_i, y_i) 表示传感节点 w_i 的坐标, (x_H, y_H) 表示被监测像素点 H 的坐标。一般情况下, 像素点 H 可以同时被多个传感节点同时监测, 则像素点被传感器节点集 $W' \subset W$ 覆盖的概率 $p(w_i, H)^{[7]}$ 为:

$$p(W', H) = 1 - \prod_{w_i \in W'} (1 - p(w_i, H)) \quad (2)$$

则区域 S 的覆盖度 $VED(S)$ 为:

$$VED(S) = \frac{\sum_{H \in M \times N} p(W', H)}{M \times N} \quad (3)$$

2.2 网络寿命

通常, 网络寿命存在多种定义, 可以归纳为 3 类: 1) 传感器能量耗尽; 2) 传感器网络中存在活动节点数比例低于阈值; 3) 传感器网络已经不能探测一个完整区域。本文基于第三类定义考虑, 对于任意传感器节点 w_i , 设其能量可以维持 M 时间段, 同时所有的传感器节点在相同条件下消耗能量相同, 在

每个时间段 T_i 内选择一组传感器节点子集 $W' \subset W$ 负责对当前区域进行覆盖, 剩余传感器节点处于休眠状态。然后, 依次按照规划过程轮流选择一组传感器节点负责对当前区域进行覆盖, 则传感器网络寿命 LT 为: 在满足覆盖度最低要求条件下, 传感器网络维持的时间长度:

$$LT = \sum_{i=1}^n T_i \quad (4)$$

s. t. $VED(S) \geq VED(Q)$

其中, n 为时间段数, $VED(Q)$ 为覆盖度 $VED(S)$ 阈值。

2.3 动态覆盖问题描述

由于动态覆盖问题可以转化为多目标优化问题, 覆盖问题需要同时优化覆盖度和传感器网络寿命两种状态, 因此可以得到动态覆盖问题形式化描述为:

$$\begin{cases} \max VED(S) \\ \max LT \end{cases} \quad (5)$$

由动态覆盖问题描述可以看出, 式(5)是多目标优化过程, 并且属于 NP 问题。因此, 本文提出一种启发式 UPSO 算法。

3 划分空间粒子群优化动态覆盖算法 UPSO 描述

3.1 基本 PSO 原理

PSO 是一种高效并行优化方法, 常用于求解大量非线性、不可微和多峰值的复杂优化问题。PSO 在每一次迭代中, 粒子通过跟踪两个极值来更新: 个体极值点(用 p_i 表示), 全局极值点(用 p_g 表示)。

设区域中粒子集 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_s\}$, 粒子 i 的位置信息表示为 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN})^T$, 速度为 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iN})^T$, 则点 P 为粒子群搜索中的最优解。每个粒子在搜索时都要考虑两个参数:

1. 自己搜索到的历史局部最优值 p_i 。 $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iN})^T, i = 1, 2, 3, \dots, n$ 。
2. 全部粒子搜索到的全局最优值 p_g 。 $p_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gN})^T$ 。粒子群算法的位置速度更新公式如下:

$$V_{iN}^{k+1} = V_{iN}^k + C_1 * \mu (p_{iN}^k - x_{iN}^k) + C_2 * \eta (g_{iN}^k - x_{iN}^k) \quad (6)$$

其中, C_1 表示粒子自身的系数; C_2 表示粒子跟踪群体最优值的权重系数。 μ, η 表示均匀分布的随机数。位置更新方程为:

$$x_{iN}^{k+1} = x_{iN}^k + v_{iN}^{k+1} \quad (7)$$

其中, 在第 k 次迭代中, x_{iN}^k 是粒子 i 在第 N 维的当前位置; p_{iN} 是粒子 i 在第 N 维的个体极值点的位置; g_{iN} 是整个群在第 N 维的全局极值点的位置。为防止粒子远离搜索空间, 设定 $v_N \in [-v_{Nmax}, +v_{Nmax}]$ 。

3.2 子区域划分过程

子区域划分过程通常根据解的分布而设定, 解的分布一般分为在区域内平均分布和在区域内稀疏分布, 则:

在平均分布条件下: 设空间区域为 $zone$, 在此区域内存在一组解 $s = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$, 则首先计算解 s 中具有最大坐标距离的解 s_{max} , 同时计算解 s 中具有最小坐标距离的解 s_{min} , 则令 s_{center} 表示具有中心坐标的解, 则在二维空间下:

$$\begin{cases} s_{center}^x = \frac{s_{max}^x - s_{min}^x}{2} \\ s_{center}^y = \frac{s_{max}^y - s_{min}^y}{2} \end{cases} \quad (8)$$

其中, s_{center}^x 和 s_{center}^y 分别表示具有中心坐标的解 s_{center} 的横坐标和纵坐标。同时, 设空间区域 $zone$ 的半径为 R , 其中 $R \geq \frac{s_{max} - s_{min}}{2}$, 则区域 $zone$ 描述为:

$$(s_{center}^x - s^x)^2 + (s_{center}^y - s^y)^2 = R^2 \quad (9)$$

其中, s^x 和 s^y 分别表示变量。由于区域 $zone$ 内解均匀分布, 因此根据以上公式, 把区域 $zone$ 分成 N 等份, 则可以计算出一组子区域 $zone = \{zone_1, zone_2, \dots, zone_N\}$ 。

在不平均分布条件下, 设空间区域 $zone$ 内存在一组稀疏解 $s = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$, 则首先根据解随机性 (Solution Random, SR) 对稀疏空间进行优化, 可以把稀疏分布解转化为多个均匀分布解。SR 描述为:

$$SR(s_j) = \begin{cases} 0, & \text{if } q_1 \leq Q \\ s_j, & \text{if } q_1 > Q \end{cases} \quad (10)$$

其中, $q_1 \in (0, 1)$ 表示均匀随机变量, Q 表示常量, s_j 表示当前解, 根据 SR 可以删除一些稀疏解, 从而使得其转化成平均解分布, 然后对每个平均解分布分别按照平均解分布过程进行区域划分。

3.3 UPSO 描述

UPSO 的流程可以描述为:

Step 1 初始化, 并设置 f 表示适应度值, 根据式 (8) - 式 (10) 划分空间区域 $zone$ 。

Step 2 在每个子区域内放入粒子, 初始化每个子区域内的搜索粒子的位置 $X_i (X_{i1}, X_{i2})$ 及其速度 $V_i (V_{i1}, V_{i2})$ 。

Step 3 根据区域内全部粒子的位置, 可计算得到 L_{max} 和 L_{min} , 并根据这两个值来限制区域粒子搜索区域。

Step 4 评价区域内每一个粒子, 计算粒子的适应度 f 。如果优于该粒子当前的个体极值, 则将 p_i 设置为该粒子的位置; 如果优于该区域内局部极值, 则将 p_g 设置为该粒子的位置, 并按照式 (6)、式 (7) 来更新个体极值。

Step 5 在完成一次迭代后, 记录每个局部区域内搜索的局部最优解, 并设置一个集合 M 保存每个区域局部最优解:

$$M = \{m_1, m_2, \dots, m_i, m_{i+1}, \dots, m_s\}$$

Step 6 根据集合 M 进行升值排序, 记录当前 Pareto 最优值, 如果当前最优值已经是全局最优则转到 Step 7; 否则转到 Step 4。

Step 7 保存退出。

3.4 UPSO 算法复杂度分析

UPSO 算法包括区域划分以及基于区域划分搜索过程两个部分, 因此需要从两个方面考虑算法复杂度。在区域划分过程方面, 划分区域由平均划分以及非平均划分组成, 对平均划分而言, 设存在一组解 $s = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$, for $i = 1 \rightarrow n$ 寻找一个最大解以及一个最小解, 则时间复杂度为 $2O(n)$, 然后利用式 (8)、式 (9) 计算, 时间复杂度为 $O(1)$; 对于非平均划分而言, 同理初始化一组解, for $i = 1 \rightarrow n$ 首先进行稀疏变化, 时间复杂度为 $O(n)$, 接着利用平均划分过程以及式 (10) 求解, 则时间复杂度为 $2O(n^2)$ 。在普通 PSO 算法方面, 其平均时间复杂度为 $O(kn^2)$, k 为常数。则 UPSO 总体时间复杂度为 $2O(n^2) + O(k(\frac{n}{l})^2)$, 其中, l 为区域数。

4 实验与分析

仿真环境: 基于 NS2 测试, 定义长为 300m, 宽为 220m 的长方形测量区域, 布置 40 个传感节点, 每个传感节点感知半径为 15m, 参数 C_1, C_2 分别为 2, $V_{max} = 20$, $\eta \in (0, 1)$, $\mu \in (0, 1)$, $q_0 \in (0.8, 1)$, $Q \in (0.89, 1)$, 传感器初始能量为 1.1J, 数据包大小为 2kB。

实验目的: 实验在不同环境条件下测试 UPSO 算法, 根据动态覆盖问题中的覆盖率和网络寿命两个指标, 分别与当前经典算法 NQGA^[6] 和 CCPSO^[3] 比较。

实验 1 测试不同环境下不同算法的传感器网络动态覆盖率

如图 2 所示, 横坐标表示迭代次数, 纵坐标表示覆盖率。在迭代 100 次后, UPSO 算法、NQGA 算法和 CCPSO 算法覆盖率分别为 85.5%、81.6% 和 80%, UPSO 相比其它两种算法分别提高 4.7% 和 7.25%; 在迭代 200 次后, UPSO 算法、NQGA 算法和 CCPSO 算法覆盖率分别为 97.9%、87.3% 和 86.6%, UPSO 相比其它两种算法分别提高 12.14% 和 13.04%; 在迭代 300 次后, UPSO 算法、NQGA 算法和 CCPSO 算法覆盖率分别为 95.3%、92.2% 和 91.1%, UPSO 相比其它两种算法分别提高 3.36% 和 4.061%。

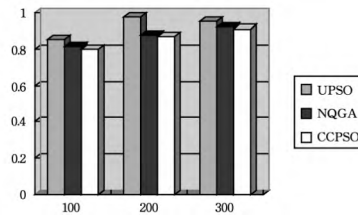


图 2 基于迭代次数的覆盖率比较

如图 3 所示, 横坐标表示传感器数目, 纵坐标表示覆盖率。在 30 个传感器情况下, UPSO 算法、NQGA 算法和 CCPSO 算法覆盖率分别为 83.3%、81.2% 和 81%, UPSO 相比其它两种算法分别提高 2.58% 和 2.83%; 在 40 个传感器情况下, UPSO 算法、NQGA 算法和 CCPSO 算法覆盖率分别为 90.8%、87.3% 和 83%, UPSO 相比其它两种算法分别提高 4% 和 9.4%; 在 50 个传感器情况下, UPSO 算法、NQGA 算法和 CCPSO 算法覆盖率分别为 95.7%、90% 和 89.1%, UPSO 相比其它两种算法分别提高 6.33% 和 7.4%。

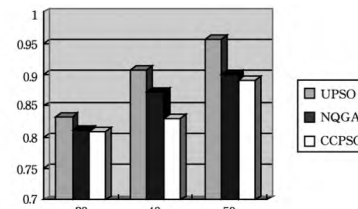


图 3 基于传感器数目的覆盖率比较

实验 2 测试不同环境下不同算法的传感器网络寿命

无线传感网络在覆盖度达到一定阈值条件下, 网络寿命可以通过网络连通性 NA 评估。同时, 网络连通性 $NA = \frac{AT}{T}$, 其中 AT 表示网络连通实际有效活动时间, T 表示网络连通理想最大时间。

(下转第 269 页)

效果。

参考文献

[1] Donnet B. et al. Internet Topology Discovery[M]//Data Traffic Monitoring and Analysis. Berlin Heidelberg: Springer, 2013: 44-81

[2] Donnet B, Friedman T. Internet Topology discovery: a Survey [J]. Communications Surveys & Tutorials, IEEE, 2007, 9(4): 2-15

[3] 张宏莉, 方滨兴, 胡铭曾, 等. Internet 测量与分析综述[J]. 软件学报, 2003, 14(1): 110-116

[4] 庄锁法. 网络拓扑发现综述[J]. 计算机技术与发展, 2007, 10(17): 80-83

[5] Chen M, Xu M, Xu K. A Delay-Guiding Source Selection Method in Network Topology Discovery[C]//2011 IEEE International Conference on Communications (ICC). 2011: 1-6

[6] King A J. Efficient Internet Topology Discovery Techniques

[D]. The University of Waikato, 2010

[7] Dall'Asta L, Alvarez-Hamelin I, Barrat A, et al. Exploring networks with traceroute-like probes: theory and simulations[J]. Theoretical Computer Science, 2006, 355(6): 6-24

[8] Han WXU K. A method for placing traceroute-like topology discovery instrumentation [C] // 11th Proceedings International Conference on Communication Systems (ICCS 2008). IEEE, 2008

[9] Zou X, Qiao Z, Zhou G, et al. A logic distance-based method for deploying probing sources in the topology discovery[C]//IEEE GLOBECOM. 2009

[10] 行文训, 谢金星. 现代优化计算方法(第2版)[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005

[11] 包海龙. 基于混合遗传-模拟退火算法的多目标电网规划[D]. 上海: 上海交通大学, 2000

[12] CAIDA Skitter tool[OL]. <http://www.caida.org/tools/measurement/skitter/>

(上接第 257 页)

从表 1—表 3 可以看出, UPSO 算法在不同环境下, 网络寿命相比 NQGA 算法和 CCPSO 算法分别平均提高 1.38% 和 1.16%。

表 1 不同环境下 UPSO 算法传感器网络寿命

算法	迭代次数	传感器数目	网络连通性 NA
UPSO	100	20	79.7%
UPSO	200	30	90.2%
UPSO	300	40	95.2%

表 2 不同环境下 NQGA 算法传感器网络寿命

算法	迭代次数	传感器数目	网络连通性 NA
NQGA	100	20	76.8%
NQGA	200	30	88.3%
NQGA	300	40	93.9%

表 3 不同环境下 CCPSO 算法传感器网络寿命

算法	迭代次数	传感器数目	网络连通性 NA
CCPSO	100	20	75%
CCPSO	200	30	87.6%
CCPSO	300	40	94.1%

实验 3 连续空间子空间划分对算法收敛性影响

在算法收敛性测试过程中, 根据统计与测量结果计算网络寿命平均阈值 NA_Q , 以及区域覆盖度平均阈值 C_Q 。在给定 NA_Q 和 C_Q 条件下, 测试 UPSO 算法收敛性。

如图 4 所示, 横坐标表示子空间划分数, 纵坐标表示迭代数。当子空间数为 15 时, UPSO 算法达到 NA_Q 和 C_Q 条件需要迭代 350 次左右; 当子空间数从 50 增加到 120 时, UPSO 算法达到 NA_Q 和 C_Q 条件需要迭代 270~170 次左右。因此, 有效子空间划分可以增加算法收敛性。

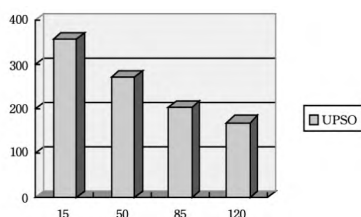


图 4 子空间划分对算法收敛性

结束语 针对无线传感器网络动态覆盖问题, 本文提出一种基于划分空间优化粒子群算法 UPSO 来解决动态覆盖问题。该算法通过将整个空间划分为多个子空间, 分别在子空间利用粒子群算法在区域内搜索最优解。实验表明, UPSO 算法在覆盖度和网络寿命方面相对于传统经典算法有较好改进。

参考文献

[1] 刘永生, 周颖, 赵保华. WSN 随机调度覆盖算法的子集划分最优解[J]. 中国科技大学学报, 2008, 35(3): 225-229

[2] 周彤, 洪炳熔, 朴松昊. 基于虚拟力的混合感知网节点部署[J]. 计算机研究与发展, 2007, 44(6): 965-972

[3] 冯智博, 黄宏光, 李奕. 基于改进粒子群的 WSN 覆盖优化策略[J]. 计算应用研究, 2011, 28(4): 1271-1275

[4] Tian D, Georganas N. A coverage-preserving node scheduling scheme for large wireless sensor networks[C]//Raghavendra C S, Sivalingam K, eds. Proc. of the 1st Int'l Workshop on Wireless Sensor Networks and Applications (WSNA 2002). Atlanta: ACM Press, 2002: 32-41

[5] 任秀丽, 教传亮, 薛建生, 等. 与节点位置无关的无线传感器网络覆盖控制算法[J]. 小型微型计算机系统, 2011, 32(1): 121-125

[6] 付华, 韩爽. 基于新量子遗传算法的无线传感器网络感知节点的分布优化[J]. 传感技术学报, 2008, 21(7): 1259-1263

[7] 王雪, 王晨, 马俊杰. 无线传感器网络布局的虚拟力导向微粒子群优化策略[J]. 电子学报, 2007, 35(11): 2038-2042

[8] 崔明义. 浮点数编码小生境遗传算法研究[J]. 计算机科学, 2007, 34(4): 225-228

[9] Megerian S, Koushanfar F, Potkonjak M, et al. Worst and best case coverage in sensor networks[J]. IEEE Trans on Mobile Computing, 2005, 4(1): 84-92

[10] 田菁, 郑彦兴. 基于不精确信息的 Pareto 最优路径搜索[J]. 通信学报, 2007, 28(3): 68-77

[11] 王海军, 宋协武, 曹德欣, 等. 求多目标优化问题 Pareto 最优集的方法[J]. 大学数学, 2008, 24(5): 74-79