

射频能量捕获异构无线传感网的能量源最少化布置方法

池凯凯^{1,2} 朱留栓¹ 程 珍¹ 田贤忠¹

(浙江工业大学计算机科学与技术学院 杭州 310023)¹

(浙江省可视媒体智能处理技术研究重点实验室 杭州 310023)²

摘要 电池供电的无线传感器网络的应用由于电池更换的不便利甚至不可能而受到极大的限制。考虑具有射频能量捕获能力的异构无线传感器网络,网络节点的能量捕获输出功率需求不一样。在已知传感节点数目和位置的情况下,研究如何布置射频能量源(Energy Transmitters, ETs)从而满足所有节点的能量捕获输出功率需求并且最小化ETs数目。首先建模出该最少化ETs的布置问题,为深入了解该问题提供了理论基础;然后提出了一种复杂度较低的贪婪式ETs布置方法和一种复杂度略高些的基于粒子群优化的ETs布置方法。仿真结果表明,与贪婪式方法相比,基于粒子群优化的方法能找到ETs略微更少的布置方案,但其由于复杂度略高,因此可用于节点数目不是很多的场景,而贪婪式方法则可用于节点数目较多的场景。

关键词 异构无线传感器网络,射频能量捕获,能量源布置,粒子群优化

中图分类号 TN 911.2 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.01.027

Minimal Energy Transmitters Placement Approaches for RF-energy Harvesting Heterogeneous Wireless Sensor Networks

CHI Kai-kai^{1,2} ZHU Liu-shuan¹ CHENG Zhen¹ TIAN Xian-zhong¹

(School of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)¹

(Key Laboratory of Visual Media Intelligent Process Technology of Zhejiang Province, Hangzhou 310023, China)²

Abstract The applications of battery-powered wireless sensor networks are greatly restricted by the inconvenient or even impossible battery replacement. This paper considered the RF-energy harvesting heterogeneous wireless sensor networks where different sensor nodes may have different requirements on the power output of energy harvesting, and studied how to place the energy transmitters (ETs) so that the power output requirements of all nodes are satisfied and the number of ETs is minimized at the same time. This paper first formulated this ETs placement problem so as to deeply and theoretically understand this problem, and then presented a low-complexity greedy scheme and a particle swarm optimization (PSO)-based scheme with relatively high complexity. Simulation results demonstrate that, compared to the greedy scheme, the PSO-based scheme is able to slightly reduce the average number of ETs. However, as the PSO-based scheme is with relatively high complexity, it can be used for the scenarios with not many nodes, whereas the greedy scheme can be used for the scenarios with a large number of nodes.

Keywords Heterogeneous wireless sensor networks, RF energy harvesting, Energy transmitter placement, Particle swarm optimization

1 引言

传统的无线传感器网络(Wireless Sensor Networks, WSNs)主要由电池供电,因此网络的生命周期非常有限。虽然更换电池可以延长网络寿命,但工作量巨大,甚至在有些应用场景中是不可能的,因此大大地限制了其实际应用场景。

具有捕获环境能量功能的传感器节点已经成为新的研究对象,这类传感器节点中集成了能量收集模块,该模块从自然界吸收能量,比如太阳能、风能、振动能、电磁波等,并将能量储存下来。节点中的能量收集模块进行能量收集时可与节点

其他工作并行进行。目前最有应用前景的能源之一是射频能源,其典型的应用是无线电频率识别系统(Radio Frequency Identification, RFID)。其工作原理是标签进入阅读器覆盖的区域后,捕获阅读器发射的射频能量,以用于维持硬件电路的工作,并以反射通信(Backscatter Communication)的方式来传输数据。传统的RFID标签没有感知和计算的能力。在2008年,华盛顿大学和英特尔西雅图研究院联合设计了无线认证感知平台(WISP)^[1]。WISP是一个无源的传感器标签,采用低功耗微处理器控制标签的整个工作流程(包括对传感器的采样)。除此之外,它是一个开放式的标签开发平台,可以

到稿日期:2015-12-15 返修日期:2016-03-15 本文受国家自然科学基金(61472367, 61432015),浙江省自然科学基金(LY15F020029, LY15F020027)资助。

池凯凯(1980—),男,博士,副教授,主要研究方向为无线网络, E-mail: kkchi@zjut.edu.cn; 朱留栓(1989—),女,硕士生,主要研究方向为无线传感器网络; 程 珍(1981—),女,博士,副教授,主要研究方向为网络安全; 田贤忠(1968—),男,博士,教授,主要研究方向为无线传感器网络。

自己编写程序控制标签的工作流程,也可以根据实际需要对其硬件进行改造。WISP 向查询阅读器上传数据是通过反射通信来的,同时 WISP 从 RFID 阅读器所发出的射频信号捕获能量并将其储存在容器内。捕获的能量用于单片机运作、数据感知、计算等^[2]。

本文考虑捕获射频能量的无线传感器网络(RF-energy Harvesting Wireless Sensor Networks, RF-HWSN),该网络的传感器节点能够将射频能量转化成电能为节点供电。设计该网络时,一个主要的问题是如何部署射频能量发送源(Energy Transmitters, ETs),使得每个传感器节点能量捕获电路输出功率(后面简称为捕获功率)大小的需求得到满足的同时,最小化 ETs 的个数。

对于 ETs 放置问题,在之前的工作中也有类似的研究^[3-6]。Erol-Kantarci 等人^[3]考虑了一个移动 ET 的最优访问地点以最大化用户自定义任务的收益。He 等人^[4]考虑到用最少的 ETs 确保网络中任意一个静态传感器节点能接受足够的能量来维持操作。他们的方案是受到传统区域覆盖问题和一个等边三角形的放置模型的启发而设计的。Fu 等人^[5]考虑到了另外一种场景,ETs 在场景内移动,研究 ETs 的停留位置和相应的停留时间,使得网络中所有的传感器节点充电的总时延最小化。文献^[6]提出了一种新的射频能量充电模型,并提出了两种有效的 ETs 布置方法,以满足每个传感器节点的捕获功率不小于捕获功率需求,同时使得 ETs 个数最小化。

文献^[4]和文献^[6]都研究了静态 ETs 的放置问题,不过都是针对同构的无线传感器网络,即网络中所有节点具有相同的能量捕获功率需求。节点的能量捕获功率需求的大小取决于该节点的平均功率,而平均功率主要取决于节点的占空比、节点处于工作状态时的电路功率、节点的负载大小以及节点的信息接收/发送功率。其中,不同的节点往往由于所处位置、承担任务等方面的不同而具有不同的负载大小,比如基于树状路由的传感网中,与远离汇聚节点的传感器节点相比,离汇聚节点近的传感器节点往往具有更大的负载。本文考虑基于射频能量捕获的异构无线传感器网络,网络中节点能量捕获功率需求不一样,而所有节点具有相同能量捕获功率需求的网络场景只是本文所考虑的异构场景的一种特殊情况。研究如何布置静态 ETs,从而在满足每个传感器节点的捕获功率不小于其捕获功率需求的条件下最小化 ETs 的个数。

本文首先建模出该最少化 ETs 的布置问题,为深入了解该问题提供理论基础;然后提出了一种复杂度较低的贪婪式 ETs 布置方法和一种复杂度略高些的基于粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)的 ETs 布置方法。

2 系统模型

本节介绍所考虑的异构无线传感器网络模型。

2.1 网络模型

本文考虑节点具有射频能量捕获的异构无线传感器网络,网络的异构性表现为每个传感器节点都有一个自己的捕获功率需求,节点 i 的捕获功率需求用 $p_{\min}^{(i)}$ 表示,即捕获的功率必须大于等于 $p_{\min}^{(i)}$ 。

N 个传感器节点分布在一个二维区域内。第 i 个节点的坐标用 $(x_i^{(i)}, y_i^{(i)})$ 来表示。用 K 表示最终布置的 ETs 的个

数,第 j 个 ET 用 T_j 表示,其坐标用 $(x_j^{(j)}, y_j^{(j)})$ 来表示。第 i 个节点与第 j 个 ET 之间的距离记为 $d_{i,j}$ 。因此,

$$d_{i,j} = \sqrt{(x_j^{(j)} - x_i^{(i)})^2 + (y_j^{(j)} - y_i^{(i)})^2} \quad (1)$$

此外,所有 ETs 具有相同的发送功率 P_t 。

2.2 能量捕获模型

当一个 ET 以发送功率 P_t 发送电磁波时,与 ET 距离为 d 的节点处的能量捕获功率 P_h 可以通过对 Friis 自由空间方程进行修改而得到,具体表示如下^[1,4,5]:

$$P_h = \eta \frac{G_s G_r}{L_p} \left(\frac{\lambda}{4\pi(d+\epsilon)} \right)^2 P_t \quad (2)$$

其中, η 是整流效率, G_s 是源天线增益, G_r 是接收天线增益, L_p 是极化损耗, λ 是波长。对于短距离传输, Friis 自由空间方程中的 d 调整为 $d+\epsilon$, ϵ 是一个固定的小参数,从而避免 Friis 自由空间方程在 $d=0$ 时接收功率为无穷大的不足。

在有 K 个 ETs 的情况下,每个传感器节点接收到的功率等于从每一个 ETs 捕获的功率之和。因此,每个传感器节点 i 从 K 个 ETs 捕获的总的功率 $p_h^{(i)}$ 可表示为:

$$p_h^{(i)} = \sum_{j=1}^K \eta \frac{G_s G_r}{L_p} \left(\frac{\lambda}{4\pi(d_{i,j}+\epsilon)} \right)^2 P_t \quad (3)$$

3 最优 ETs 布置问题

本文考虑具有射频能量捕获能力的异构无线传感器网络,网络中节点捕获功率需求 $p_{\min}^{(i)}$ 不相同。在已知传感节点数目 N 、每个节点位置以及每个节点捕获功率需求 $p_{\min}^{(i)}$ 的情况下,研究如何布置射频能量源从而满足所有节点的捕获功率需求并且最小化 ETs 数目。

该最优 ETs 布置问题可以建模为如下优化问题:

给定: $N, P_t, (x_i^{(i)}, y_i^{(i)}), p_{\min}^{(i)}, i=1, 2, \dots, N$

最小化: K

变量: K 及 $(x_j^{(j)}, y_j^{(j)}), j=1, 2, \dots, K$

约束条件: $p_h^{(i)} \geq p_{\min}^{(i)}, \forall i=1, 2, \dots, N$

称满足了每个传感器节点的捕获功率需要的 ETs 布置方案为可行 ETs 布置方案。在所有的可行 ETs 布置方案中,称 ETs 最少的 ETs 布置方案为最优 ETs 布置方案。

由于该最优 ETs 布置问题是一个非线性和非凸的优化问题,下面提出一种复杂度较低的贪婪式 ETs 布置方法和一种复杂度略高的基于粒子群优化的 ETs 布置方法。

4 ETs 布置方法

在异构网络中,每个节点都有各自的捕获功率需求 $p_{\min}^{(i)}$,比如 $p_{\min}^{(1)}=4\mu\text{W}$ 和 $p_{\min}^{(2)}=10\mu\text{W}$ 。所设计的 ETs 布置方法应当能很好地处理这种差异性,本文将定义一个性能参数来公平地反应出一个节点的捕获功率程度。

首先,在异构网络中,用捕获功率需求 $p_{\min}^{(i)}$ 与实际捕获功率 $p_h^{(i)}$ 的差值不足以反应出节点 i 的能量所欠缺的程度。比如 $p_{\min}^{(1)}=4\mu\text{W}$ 和 $p_{\min}^{(2)}=10\mu\text{W}$, 而 $p_h^{(1)}=3\mu\text{W}$ 和 $p_h^{(2)}=8.5\mu\text{W}$, $p_{\min}^{(1)}-p_h^{(1)}=1\mu\text{W}$ 即节点 1 的捕获功率欠缺 $1\mu\text{W}$, $p_{\min}^{(2)}-p_h^{(2)}=1.5\mu\text{W}$ 即节点 2 的捕获功率欠缺 $1.5\mu\text{W}$, 看起来节点 2 的欠缺程度比较大,其实节点 1 距它的功率需求缺少 $(p_{\min}^{(1)}-p_h^{(1)})/p_{\min}^{(1)}=25\%$, 而节点 2 离它的功率需求仅仅缺少 $(p_{\min}^{(2)}-p_h^{(2)})/p_{\min}^{(2)}=15\%$ 。

基于以上分析,所提布置方法使用节点 i 的捕获功率比

值 R_i 来衡量节点 i 在某个布置方案下的捕获功率程度。功率比值 R_i 的定义如下所示:

$$R_i = \frac{P_i^{(i)}}{P_{\min}^{(i)}} \quad (4)$$

显然, $R_i \geq 1$ 表示节点 i 的捕获功率需求得到满足;而 $R_i < 1$ 则表示没得到满足,而且若 R_i 越小,欠缺程度越大。

进一步定义全网的最低捕获功率比值 R_{\min} :

$$R_{\min} = \min\{R_i, i=1, 2, \dots, N\} \quad (5)$$

对于某个ETs布置方案,如果 $R_{\min} \geq 1$,则显然它是一个可行的ETs布置方案。

下文定义所提出的ETs布置方法中要用到的概念。

定义1(覆盖圆) 如果一个圆覆盖了所有 N 个传感器节点,则称之为覆盖圆。

定义2(最小覆盖圆) 称具有最小半径的覆盖圆为最小覆盖圆(Minimum Covering Circle, MCC)。

对于给定ETs个数为 K 的布置方案,存在以下性质。

定理1 在所有具有 K 个ETs的布置方案中,最大化 R_{\min} 的ETs布置方案的每个ET都是在最小覆盖圆内。

证明:通过反证法来证明此定理的正确性。如图1所示, O 是MCC的圆心, R 为MCC的半径。假设最大化 R_{\min} 的ETs布置方案有一个ET在MCC外,用 T_j 表示该ET,将 T_j 所在的位置点用 A 表示。 O 点与 A 点的连线与MCC相交于点 B 。

如果将最大化 R_{\min} 的ETs布置方案中位于 A 点的ET放置到 B 点,而其它的 $K-1$ 个ETs保持位置不变,则得到一个新的 K 个ETs的布置方案。对于任意一个节点 i ,用 C 表示其位置点,由于角度 $\angle CBO < 90^\circ$,即角度 $\angle CBA > 90^\circ$,因此 C 与 B 的距离小于 C 与 A 的距离。因此,根据式(3)可知,新的布置方案中的节点 i 的能量捕获功率大于其在最大化 R_{\min} 的ETs布置方案中的捕获功率,因此新的布置方案下的 R_{\min} 更大,即假设错误,定理得证。

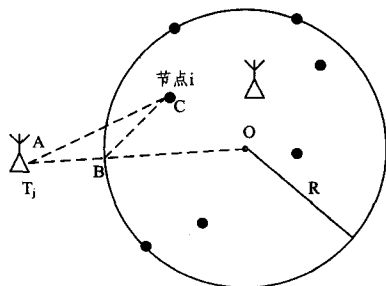


图1 ETs放置示意图

4.1 贪婪式ETs布置方法

本方法从 $K=0$ 开始,反复执行两部分操作:增加部署一个新ET(K 值增加1)和ETs位置改善。ETs位置的改善操作是不断地改善当前已经部署的 K 个ETs的位置(即不断地提高 R_{\min}),从而得到 K 个ETs的最优部署(局部最优)。每一次ETs的位置改善操作结束后,都根据式(5)和式(6)计算出 R_{\min} ,如果 $R_{\min} \geq 1$,则意味着 K 个ETs的最优部署已经满足所有节点的捕获功率需求,布置方法结束。

(1)增加部署一个新ET(Placing One New ET, PONET)的操作如下。

对于 $K=0$ 的情况,增加部署一个新ET(即部署第一个ET)的操作如下:首先根据 N 个节点坐标计算其最小覆盖圆

圆心,并将第一个ET放置在最小覆盖圆圆心,从而定下 $(x_1^{(0)}, y_1^{(0)})$ 的值。将第一个ET放置在最小覆盖圆圆心可以有效地覆盖到所有节点,使得所有节点到达该ET的距离都小于或等于最小覆盖圆的半径。

对于 $K \geq 1$ 的情况,增加部署一个新ET的操作如下:新增的一个ET放在功率比值最低的节点位置处,从而定下 $(x_{K+1}^{(0)}, y_{K+1}^{(0)})$ 的值。采用该新ET放置方法的目的是为了大大改善功率比最低的节点,该节点是全网的瓶颈节点。

(2)ETs位置改善(Enhancing the Placement of ETs, ENPET)的操作如下。

ETs位置改善的操作是不断地改善当前已经部署的 K 个ETs的位置(即不断地提高 R_{\min}),直到不能进行进一步改善为止。该操作循环依次执行以下步骤:

Step 1 计算当前ETs位置部署的 R_{\min} ,且令 $R^*(K) = R_{\min}$ 。

Step 2 找出所有能量捕获功率比值小于1的节点,称这些节点为未达标节点,用 L 表示这些未达标节点的个数,并根据功率比值将这 L 个未达标节点从小到大排序,用 S_i 表示排序后的第 i 个未达标节点。

Step 3 先将所有ETs初始化为未匹配状态,然后按 $i=1$ 的顺序,寻找未匹配ETs中离 S_i 最近的ET,并将该ET匹配给 S_i 。如果ETs的数目 $K \geq L$,则每个未达标节点都有一个匹配ET,但有 $K-L$ 个ETs是未被匹配的;如果ETs的数目 $K < L$,则前 K 个未达标节点中的每一个节点都有一个匹配ET,而后面 $L-K$ 个未达标节点没有匹配ET。

Step 4 对于每个被匹配的能量源 T_j ,用 $(\bar{x}_j^{(i)}, \bar{y}_j^{(i)})$ 表示 T_j 向它的匹配节点移动 Δd 后的新坐标。计算出所有被匹配的ETs处于新坐标时的 R_{\min} 。

Step 5 如果 $R_{\min} > R^*(K)$,则令 $R^*(K) = R_{\min}$,并更新每个被匹配的 T_j 的坐标,即 $x_j^{(i)} = \bar{x}_j^{(i)}, y_j^{(i)} = \bar{y}_j^{(i)}$,然后回到Step 1;否则ETs位置改善操作结束。

Step 4中 Δd 的取值一般较小, Δd 取值越小则每轮ETs位置更新步伐越小,最后的布置方案会离局部最优方案越近,但算法循环执行Step 1-Step 5的次数会越多。

ETs位置改善操作的伪代码如下。

ETs位置改善操作(ENPET)

Input: 当前 K 个ETs的坐标

Output: 进行位置改善后的 K 个ETs的坐标及 $R^*(K)$

Main procedures

1. 计算所输入的ETs位置部署的 R_{\min} ,且 $R^*(K) = R_{\min}$;
2. while(TRUE)
3. 找出所有能量捕获功率比值小于1的未达标节点,并将其根据能量捕获功率比值从小到大排序;
4. 依次给这些未达标节点寻找其匹配ET;
5. 对于每个被匹配的 T_j ,用 $(\bar{x}_j^{(i)}, \bar{y}_j^{(i)})$ 表示 T_j 向它的匹配节点移动 Δd 后的新坐标。根据式(4)和式(5),计算出被匹配的ETs处于新坐标时的 R_{\min} 。
6. if($R_{\min} > R^*(K)$)
7. {更新每个被匹配的 T_j 的坐标: $x_j^{(i)} = \bar{x}_j^{(i)}, y_j^{(i)} = \bar{y}_j^{(i)}$;
8. $R^*(K) = R_{\min}$;}
9. else
10. return;
11. end while

综上所述,贪婪式 ETs 布置方法可用如下伪代码进行描述。

贪婪式 ETs 布置方法

Input: $N, (x_i^{(s)}, y_i^{(s)}), p_{\min}^{(i)}, i=1, 2, \dots, N$

Output: $K, (x_1^{(t)}, y_1^{(t)}, x_2^{(t)}, y_2^{(t)}, \dots, x_K^{(t)}, y_K^{(t)})$

Main procedures

1. 根据 N 个节点坐标计算其最小覆盖圆圆心;
2. 将第一个 ET 放置在最小覆盖圆圆心,即定下 $(x_1^{(t)}, y_1^{(t)})$ 的值,且 $K=1$;
3. 执行 ENPET 操作,以得到单个 ETs 的一个局部最优部署,并得到 $R^*(1)$;
4. if $(R^*(1) \geq 1)$
5. return;
6. while(TRUE)
7. 执行 PONET 操作来增加部署一个新 ET,并且 $K \leftarrow K+1$;
8. 执行 ENPET 操作,以得到 K 个 ETs 的一个局部最优部署并得到 $R^*(K)$;
9. if $(R^*(K) \geq 1)$
10. return;
11. end while

需要进一步说明的是,在本方法中在执行完 PONET(即增加部署一个新 ET)操作后就可能已经满足 $R^*(K) \geq 1$ (即满足所有节点的捕获功率需求),但本方法依然会继续执行 ENPET 操作,直到得到 K 个 ETs 的局部最优部署方案才结束。

4.2 基于粒子群优化的 ETs 布置方法

由于贪婪式算法容易陷入局部最优,进一步提出了基于 PSO(即粒子群优化)的 ETs 布置方法。

PSO 是一种进化计算技术,源于对鸟群捕食的行为研究,该算法最初受到飞鸟集群活动、动物追逐等群体行为的启发,进而利用群体智能建立一个简化模型^[7]。PSO 在对动物集群活动行为进行观察的基础上,利用群体中的个体对信息的共享使整个群体的运动在问题求解空间中产生从无序到有序的演化过程,从而得到最优解。

在 PSO 中,用 M 表示粒子(比如鸟)的个数,每一个粒子 i 有一个位置向量 x_i 和速度矢量 v_i 。位置向量 x_i 模拟优化问题中的一个候选解,速度矢量 v_i 表示候选解的变化趋势。为了得到最优的解决方案, M 个粒子一起不断地迭代更新它们的位置和速度矢量。 x_i 和 v_i 的更新公式如下:

$$\begin{cases} v_i \leftarrow \omega v_i + \varphi_p r_p (p_i - x_i) + \varphi_g r_g (p_g - x_i) \\ x_i \leftarrow x_i + v_i \end{cases} \quad (6)$$

其中, p_i 是第 i 个粒子搜索到的最优位置, p_g 是整个集群(即 M 个粒子)搜索到的最优位置, r_p 和 r_g 是两个 $(0, 1)$ 之间的随机数, φ_p 和 φ_g 是常数,用来控制 PSO 方法的效率。

针对本文考虑的 ETs 放置问题,定义粒子位置 x_i 为 K 个 ETs 的坐标,即

$$x_i = (x_1^{(t)}, y_1^{(t)}, x_2^{(t)}, y_2^{(t)}, \dots, x_K^{(t)}, y_K^{(t)}) \quad (7)$$

其中, x_i 的适应度 $f(x_i)$ 定义为它对应的 R_{\min} 。

本方法从 $K=0$ 开始反复执行两部分操作:给 M 个粒子中的每个粒子都增加部署一个新 ET(从而 $K \leftarrow K+1$)以及进行基于 PSO 的 K 个 ETs 的部署优化。对于每个 K 值,如果基于 PSO 的 K 个 ETs 的最优部署满足 $R_{\min} \geq 1$,则意味着 K

个 ETs 的部署已经满足所有节点的捕获功率需求,布置方法结束。

(1) 给 M 个粒子中的每个粒子都增加部署一个新 ET 的操作如下。

对于最开始 $K=0$ 的情况,给每个粒子都增加部署一个新 ET(K 变为 1),这意味着每个粒子的位置向量 x_i 是单个 ET 的坐标 $(x_1^{(t)}, y_1^{(t)})$, $(x_1^{(t)}, y_1^{(t)})$ 为最小覆盖圆中的随机挑出的位置点坐标。

而对于 $K \geq 1$ 的情况,用 $(x_1^{(t)}, y_1^{(t)}, x_2^{(t)}, y_2^{(t)}, \dots, x_K^{(t)}, y_K^{(t)})_{opt}$ 表示出现 K 个 ETs 的情况时基于 PSO 优化的最终结果,给每个粒子都增加部署一个新 ET 意味着每个粒子的位置向量从 $2K$ 维向量变为 $2(K+1)$ 维向量。所有 M 个新粒子的位置向量的前 $2K$ 个元素都为 $(x_1^{(t)}, y_1^{(t)}, x_2^{(t)}, y_2^{(t)}, \dots, x_K^{(t)}, y_K^{(t)})_{opt}$ 中 $2K$ 个元素, M 个新粒子中有一个粒子的最后两个元素 $(x_{K+1}^{(t)}, y_{K+1}^{(t)})$ 为 K 个 ETs 的最优部署中功率比值最低的节点坐标,而其它 $M-1$ 个粒子的最后两个元素为最小覆盖圆中挑出的一个随机位置点坐标。按此设置的 M 个粒子的初始位置会相对较好,因为它们的前 $2K$ 个元素是 K 个 ETs 的场景时的优化结果。

(2) 进行基于粒子群优化的 K 个 ETs 部署优化。

在操作(1)中得到 M 个粒子的位置后,以其为初始位置,进行基于式(6)的 ETs 布置的迭代优化。 M 个粒子的位置和速度矢量更新到固定 *Iteration_times* 次数时就结束。

综上所述,基于粒子群优化的 ETs 布置方法可以用如下伪代码描述。

基于粒子群优化的 ETs 布置方法

Input: $N, x_i^{(s)}, y_i^{(s)}, p_{\min}^{(i)}, i=1, 2, \dots, N$

Output: $K, (x_1^{(t)}, y_1^{(t)}, x_2^{(t)}, y_2^{(t)}, \dots, x_K^{(t)}, y_K^{(t)})$

Main procedures

1. 初始化 ET 个数 $K=1$
2. while(TRUE)
3. if $(K=1)$
4. for $i=1$ to M do //初始化粒子信息
5. 初始化第 i 个粒子的初始位置 x_i : x_i 中 ET 的坐标在最小覆盖圆里随机挑选出来;
6. 初始化粒子的初始速度 v_i : $v_i=0$;
7. 初始化第 i 个粒子的最优位置为它的初始位置 $p_i \leftarrow x_i$;
8. end
9. else
10. for $i=1$ to M do //初始化粒子信息
11. 初始化第 i 个粒子的初始位置 x_i 的前 $2(K-1)$ 个元素为 $K-1$ 个 ETs 时的最优布置 p_g 中的 $2(K-1)$ 个元素;
12. 如果 i 为 1,则 x_i 最后 2 个元素为 $K-1$ 个 ETs 的最优部署中功率比最低的节点坐标,否则最后 2 个元素为最小覆盖圆中挑出的一个随机位置点;
13. 初始化粒子的初始速度 v_i : $v_i=0$;
14. 初始化第 i 个粒子的最优位置为它的初始位置 $p_i \leftarrow x_i$;
15. end
16. 在 $\{p_i, i=1, 2, \dots, M\}$ 里找出最好的 p_i 并且 $p_g \leftarrow p_i$;
17. for $i=1$ to *Iteration_times* do //基于 PSO 的 p_g 寻找
18. for $i=1$ to M do
19. 根据式(6)更新第 i 个粒子的当前速度矢量 v_i 和位置 x_i ;
20. if $(f(p_i) < f(x_i))$

```

21.      $p_g \leftarrow x_i$ ;
22.     if ( $f(p_g) < f(x_i)$ )
23.          $p_g \leftarrow x_i$ ;
24.     end
25. end
26. 根据式(5)计算最优布置  $p_g$  对应的  $R_{min}$ ;
27. if ( $R_{min} \geq 1$ )
28.     return( $p_g$ 的位置向量);
29. else
30.      $K \leftarrow K+1$ ;
31. end while
    
```

5 实验仿真

由于目前还没有文献研究射频能量捕获异构无线传感网的能量源最少化布置问题,因此仅比较本文所提出的贪婪式 ETs 布置方法和基于粒子群优化的 ETs 布置方法。涉及到的能量捕获模型(即式(2))的相关参数取值如下^[4,6]: $\eta=0.3$, $G_s=8\text{dBi}$, $G_r=2\text{dBi}$, $L_p=3\text{dB}$, $\lambda=0.33\text{m}$, $\epsilon=0.2316\text{m}$ 。ETs 的发送功率 $P_t=1\text{W}$ 。在贪婪式算法中,ETs 移动一步的距离定义为 0.01m 。在粒子群算法中,采用比较通用的参数值设置: $M=20$, $Iteration_times=2000$, $\omega=0.7298$, $\varphi_p=1.49618$ 以及 $\varphi_g=1.49618$ 。

仿真的场景: N 个传感器节点随机布置在一个 $16 \times 16\text{m}^2$ 的区域内,由于节点功率需求的多样性,因此构成的网络为异构网络。具有相同功率捕获需求的节点属于同一类节点,用 L 表示节点的种类数。当 $L=2$ 时, $p_{min}^{(i)} \in \{0.0001, 0.0002\}$, 即每个节点的功率捕获需求是在 $\{0.0001, 0.0002\}$ 中随机挑出;当 $L=3$ 时, $p_{min}^{(i)} \in \{0.0001, 0.0002, 0.0003\}$;当 $L=4$ 时, $p_{min}^{(i)} \in \{0.0001, 0.0002, 0.0003, 0.0004\}$;当 $L=5$ 时, $p_{min}^{(i)} \in \{0.0001, 0.0002, 0.0003, 0.0004, 0.0005\}$ 。

图 2 示出了在不同的节点种类数(L)时贪婪式 ETs 布置方法和基于粒子群优化的 ETs 布置方法的平均 ETs 个数。从图中可以看出,与贪婪式 ETs 布置方法相比,基于粒子群优化的 ETs 布置方法所找出的 ETs 布置方法有略微更小的平均 ETs 数目。比如: $L=3$ 时,基于粒子群优化的 ETs 布置方法比贪婪式 ETs 布置方法低 4.6% ,这主要是由于粒子群算法能跳出局部最优而得到一种非常接近全局较优的 ETs 布置方法。

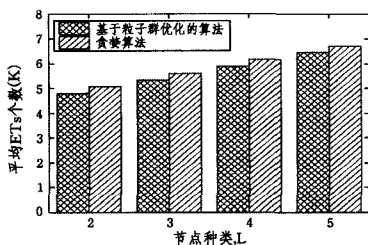


图 2 ETs 节点种类数不同时的平均 ETs 个数($N=20$)

图 3 示出了在不同的节点个数(N)时贪婪式 ETs 布置方法和基于粒子群优化的 ETs 布置方法的平均 ETs 个数。从该图中也能看出,与贪婪式 ETs 布置方法相比,基于粒子群优化的 ETs 布置方法能得到略微更小的平均 ETs 数目。

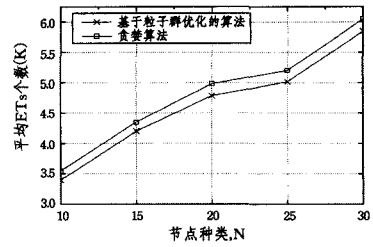


图 3 不同节点数时的平均 ETs 个数($L=2$)

需要进一步说明的是,对于 K 的任意一个取值,由于基于粒子群优化的 ETs 布置方法是对 M 个粒子(即 M 个布置方案)迭代更新 $Iteration_times$ 次,即得到了 $M \times Iteration_times$ 个布置方案,然后选择其中的最优方案作为最终的输出。这个过程需要对式(6)进行 $M \times Iteration_times$ 次的运算,复杂度略高。而贪婪式 ETs 布置方法中的 ETs 位置改善操作是针对单个布置方案进行迭代改善,且迭代的轮数非常有限,一般是几十轮,复杂度较低。因此,基于粒子群优化的 ETs 布置方法可用于节点数目不是很多的异构无线传感器网络,而贪婪式方法则可用于节点数目较多的场景。

结束语 本文考虑具有射频能量捕获能力的异构无线传感器网络的射频能量源布置问题,网络节点能量捕获功率需求不一样。首先建模出该最少化 ETs 布置问题,为深入了解该问题提供了理论基础。然后提出了一种复杂度较低的贪婪式 ETs 布置方法和一种复杂度略高的基于粒子群优化的 ETs 布置方法。仿真结果表明,与贪婪式方法相比,基于粒子群优化的方法能找到 ETs 数目略微更少的布置方案,但由于复杂度略高,因此可用于节点数目不是很多的异构无线传感器网络,而贪婪式方法则可用于节点数目较多的场景。

参考文献

- [1] SAMPLE A P, YEAGER D J, POWLEDGE P S, et al. Design of an RFID-based battery-free programmable sensing platform [J]. IEEE Trans. Instrum. Meas., 2008, 57(11): 2608-2615.
- [2] PARKS A N, LIU A, GOLLAKOTA S, et al. Turbocharging ambient backscatter communication [C]//Proc. ACM SIGCOMM, ACM, 2014: 619-630.
- [3] EROL-KANTARCI M, MOUFTAH H T. Mission-aware placement of RF-based power transmitters in wireless sensor networks [C]//IEEE ISCC. IEEE, 2012: 12-17.
- [4] HE S, CHEN J, JIANG F, et al. Energy provisioning in wireless rechargeable sensor networks [J]. IEEE Transactions Mobile Computing, 2013, 12(10): 1931-1942.
- [5] FU L, CHENG P, GU Y, et al. Minimizing charging delay in wireless rechargeable sensor networks [C]//Proc. IEEE INFOCOM. IEEE, 2013: 2922-2930.
- [6] LI Y, FU L, CHEN M, et al. RF-Based Charger Placement for Duty Cycle Guarantee in Battery-Free Sensor Networks [J]. IEEE Communications Letters, 2015, 19(10): 1802-1805.
- [7] KENNEDY J. Particle swarm optimization. Encyclopedia of Machine Learning [M]. New York, NY, USA: Springer-Verlag, 2010: 760-766.