

射频能量捕获传感网移动能量源的布置策略研究

王海东, 刘云敬, 康琳, 武迎春
(太原科技大学电子信息工程学院, 山西太原 030024)

摘要: 射频能量捕获传感网(RF Energy Harvesting Wireless Sensor Network, RFEH-WSN)由专用射频能量源设备(Energy Transmitter, ET)和具有射频能量捕获功能的传感器节点(Energy Harvesting Receiver, 简称 EHR)组成. 该网络解决了传感器网络中电池不易更换与节点能量容易耗尽的问题, 使得 RFEH-WSN 应用前景更加广阔. RFEH-WSN 应用中一个值得研究的问题是如何布置 ET 的充电位置, 降低 ET 能耗且提高覆盖率. 已有的工作主要考虑 ET 布置中单目标优化问题, 如最小充电时间、最小功耗、最大覆盖率等. 本文以时间最小和覆盖率最大为目标建立多目标优化模型, 并提出利用粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)求解多目标函数(Multiple Object Program, MOP)的低复杂度近似算法, 获得了最优 Pareto 解集. 仿真结果表明, 多目标优化可以满足不同情况的需求, 提高充电效用.

关键词: 射频能量捕获; 无线传感器网络; 粒子群优化(PSO); 多目标优化(MOP)

中图分类号: TP311 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2020)12-2367-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2020.12.012

Study on Effective Placement Algorithm for Energy Transmitter in RF Energy Harvesting Wireless Sensor Networks

WANG Hai-dong, LIU Yun-jing, KANG Lin, WU ying-chun

(School of Electronic Information Engineering, Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan, Shanxi 030024, China)

Abstract: RF energy harvesting wireless sensor network (RFEH-WSN) consists of dedicated energy transmitter (ET) and sensor nodes with RF energy harvesting technology. The RFEH-WSN solves the problems of the battery replacement and node energy depletion, which makes it has more advantages in the future application. How to place ET effectively with minimum energy consumption and maximize overall charging utility is one fundamental issue in RFEH-WSN. In this paper, a new multiple object model is proposed, and the optimization aims of the model are to minimize the charging time and to maximize the coverage. An approximate with low complex algorithm is proposed to solve this multi-object function by PSO optimizer, and from it an optimum pareto solution set is obtained. The simulation results show that the new methods can improve the charging efficiency obviously and satisfy the different demands for lots of application environments.

Key words: RF energy harvesting; wireless sensor network; PSO; MOP

1 引言

无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)生命周期往往受到电池供电能量有限的制约. 针对如何提高网络生命周期的问题, 研究者提出了各种协议^[1,2], 或者进一步提出从环境中汲取太阳能, 风能等, 来延长网络生存时间. 但是这些方法普遍受制于环境因素而无法推广, 因此能量依旧是 WSN 推广应用的瓶

颈之一.

为解决上述问题, 近年来研究者提出了射频能量捕获传感网(RFEH-WSN)^[3]. 该网络中射频能量源(ET)提供稳定的能量辐射, 传感器节点(EHR)接受能量充电. 由于这种模式下充电的可控性和实用性较强, RFEH-WSN 成为目前具有研究前景的传感网之一^[3]. 在 RFEH-WSN 中, 研究者通过优化 ET 与 EHR 来提高网络性能. 相关的研究按照 ET 是否能够移动可以分成

收稿日期: 2019-10-14; 修回日期: 2020-04-19; 责任编辑: 梅志强

基金项目: 山西省重点研发计划项目(No. 201903D121139); 国家自然科学基金青年基金(No. 61601318); 山西省应用基础研究项目(No. 201801D121130); 山西省科技创新团队(No. 201705D131025); 山西省 1331 工程重点创新团队(No. 2017015); 山西省互联网+3D 打印协同创新中心

两类:ET 设备静态布置与 ET 设备移动规划.

ET 设备的静态放置方面已经有一些相关的研究成果^[4-12]. 文献[4]研究了异构无线传感器网络的 ET 布置问题,提出一种贪婪式 ET 位置布置方法,适合传感器节点较多的场景. 文献[5]通过实测数据建立充电模型,基于该模型研究 ET 布置算法,使得 WSN 效用最大. 文献[6]研究了传感器节点按需充电模型下最小化 ET 数量的充电问题,提出一种近似算法,使得充电效用最大. 文献[7]研究了如何最小化 ET 布置数量,以保证传感器节点能够持续进行供能. 文献[8]研究了保证覆盖率的条件下的最小化 ET 布置数量问题. 文献[9]提出了全向与有向混合部署策略来最小化 ET 数量. 文献[10]利用两种贪婪算法对 ET 数量进行优化,来延长网络生命周期. 文献[11]利用改进的 PSO 算法,对 ET 的位置和天线方向进行调整,实现最少 ET 数量. 文献[12]提出了利用改进的萤火虫算法同时优化覆盖率与充电效率,实现 ET 最优布置.

在 ET 设备路径规划相关方面也有一些研究成果^[13-18]. 文献[13,14]侧重于充电效率问题. 文献[13]提出了 ET 位置布置与发送功率联合优化的方案,有效降低了 ET 能耗. 文献[14]研究了无线传感器网络中射频能量的捕获和数据收集问题,采用线性规划的方法合理分配充电时间与数据传输时间. 文献[15~17]侧重于网络性能问题. 其中,文献[15]通过传感器节点平均能耗确定停留时间,有效提高了网络节点存活率. 文献[16]研究了基于规则三角形的移动锚节点群(Group of Mobile Anchor Nodes)的 ET 路径规划问题,保证了运动轨迹能够覆盖整个监测区域,且能耗较低. 文献[17]在文献[15]的基础上,进一步综合考虑节点平均能耗与平均剩余能量的均衡性确定 ET 的停留时间. 文献[18]通过考虑每个传感器所需的充电时间来确定充电停留点数量,然后优化每个停留点的停留时间,降低 ET 耗能.

以上文献研究的大都是单目标的优化来提高充电效用,本文在分析已有研究成果的基础上,考虑在给定 ET 停留点数目情况下,同时优化覆盖率与充电时间这两个目标来确定充电最优停留点位置以及相应的停留时间.

本文的主要贡献:(1)本文在 ET 时间优化的布置方案中,设计了粒子群算法与线性规划相结合的求解算法,获得最优充电停留点及停留时间.(2)本文考虑了多目标优化在实际问题中的应用,设计了同时优化覆盖率和充电时间的 ET 布置模型,得到多组最优 Pareto 解集,并求得 Pareto 前沿.

2 系统模型

本文假设传感器节点随机布置在一个平面二维区域 Ω ,有 N 个传感器节点,位置信息已知且固定. 充电设

备 ET 按照“走停走”的充电模式为节点充电,假设有 M 个充电停留点. 当遍历完 M 个停留点位置后,要求传感器节点捕获的能量大于等于给定的阈值 δ . 为方便后续表述,定义符号如表 1.

表 1 符号定义

符号	定义
Ω	传感器节点布置区域
N, M	传感器节点数量, ET 充电停留点的数量
$(x_{i,1}, x_{i,2})$	第 i 个传感器节点的位置坐标, $i=1, 2, \dots, N$
$(y_{j,1}, y_{j,2})$	第 j 个停留点的位置坐标, $j=1, 2, \dots, M$
$d_i(y_{j,1}, y_{j,2}), d$	第 j 个停留点与第 i 个传感器节点的距离 $d_i(y_{j,1}, y_{j,2}) = \sqrt{(x_{i,1} - y_{j,1})^2 + (x_{i,2} - y_{j,2})^2}$
t_j	ET 在充电停留点 $d(y_{j,1}, y_{j,2})$ 处停留的时间
$P(d_i(y_{j,1}, y_{j,2})), P_{i,j}$	第 j 个停留点对第 i 个传感器节点的充电功率
δ	传感器的充电阈值
$\psi, \bar{\psi}$	被 ET 覆盖的传感器节点集合, 未被覆盖的节点集合
$ \psi $	集合 ψ 中传感器节点的个数
d_0	ET 辐射半径
λ	覆盖率下限
α, β	能量捕获参数, 近距离能量捕获参数

假设 ET 发射功率恒定,采用简化的射频能量捕获模型^[13]

$$P = \frac{\alpha}{(d + \beta)^2} \quad (1)$$

如果 ET 的发射功率恒定,且要求每个传感器充电能量大于等于给的阈值 δ ,最小充电能耗等价于最小充电时间.

式(1)的模型适用于传感器部署范围较小的场景,当传感器的部署范围较大时可以假设 ET 的辐射半径是一个常数,采用的射频能量捕获模型为^[17]

$$P = \begin{cases} \frac{\alpha}{(d + \beta)^2}, & d < d_0 \\ 0, & d > d_0 \end{cases} \quad (2)$$

当采用式(2)作为能量捕获模型时,因 ET 具有了辐射半径,故 ET 遍历完 M 个停留点后,覆盖到的传感器节点可充电至阈值 δ ,而 ET 未能覆盖的传感器则无法充电. 因此采用式(2)模型时,需要考虑两个优化目标,最大覆盖率和最小充电时间,这是一个典型的多目标优化问题.

3 优化方案建模与求解

3.1 时间优化

结合 $d_i(y_{j,1}, y_{j,2})$ 和式(1),可知 ET 在停留点 j 对传

于等于给定的常数,即 $\frac{|\psi|}{N} \geq \lambda$,其中 $|\psi|$ 表示集合中传感器节点的个数, λ 表示给定的覆盖率下限. 可以将 ET 布置建模 P5:

$$\begin{aligned} \text{P5: } \min T &= \sum_{j=1}^M t_j, \\ \text{s. t. } \sum_{j=1}^M P(d_i(y_{j,1}, y_{j,2})) \cdot t_j &\geq \delta, \frac{|\psi|}{N} \geq \lambda, t_j \geq 0, \\ (x_{i,1}, x_{i,2}) &\in \psi, (y_{j,1}, y_{j,2}) \in \Omega \end{aligned} \quad (7)$$

问题 P5 求解采用 PSO 与线性规划相结合的方法,与 P1 求法不同的是,每次迭代首先要计算此次覆盖率是否满足条件,然后与 P1 求解过程一致. 实现伪代码算法 2.

但是,算法 2 是否收敛受覆盖率下限 λ 的影响,当 λ 值较低时,充电时间可以收敛到最优值,覆盖率收敛到给定下限值 λ . 但是若给定过高,时间与覆盖率均无法收敛,原因是随机粒子的覆盖率都小于 λ ,算法 2 无解.

算法 2

输入:传感器节点的位置坐标

输出:最优的停留点的位置 $(y_{j,1}, y_{j,2})$ 及其停留时间 t_j

初始化粒子群

给定一个粒子 p , p 的覆盖率大于等于 λ

用粒子 p 初始化 gbest

while (! 达到最大迭代次数)

 for ($k=1$; $k <$ 粒子个数; $k++$)

 取粒子 k 的位置信息计算 $P_{i,j}$

 用线性规划求解 P2, 获得粒子 k 的适应度值

 计算粒子 k 的位置的覆盖率

 if 覆盖率 $\geq \lambda$

 if (k 适应度值 \leq pbest) 更新局部最优 end if

 if (k 适应度值 \leq gbest) 更新全局最优 end if

 end if

 更新粒子 k 的速度和位置

 end for

 迭代次数加 1

end while

3.3 多目标优化

同时优化覆盖率最大与时间最小方法是建立多目标函数. 为了方便表达,设 $f_1 = T = \sum_{j=1}^M t_j$,将覆盖率的倒数定义为 $f_2 = \frac{N}{|\psi|}$. 建立 ET 布置模型 P6:

$$\begin{aligned} \text{P6: } \min f &= \min(f_1, f_2), \\ \text{s. t. } \sum_{j=1}^M P(d_i(y_{j,1}, y_{j,2})) \cdot t_j &\geq \delta, t_j \geq 0, \\ (x_{i,1}, x_{i,2}) &\in \psi, (y_{j,1}, y_{j,2}) \in \Omega \end{aligned} \quad (8)$$

考虑多目标优化时,由于这些目标之间往往是矛

盾的. 为达到总目标的最优化,需要综合考虑各个目标,通过各个目标进行折中,即得到 Pareto 最优解集^[19],所有 Pareto 最优解对应的目标向量的集合称为该问题的 Pareto 前沿.

直接求解 P6 计算量过大,本文使用一种近似方法求解 P6,基本思想是把多目标优化问题分解成两次单目标优化. 第一步先求解覆盖率优化,把优化过程中每次迭代的 gbest 存储到外部存储器,然后用这些 gbest 作为第二步时间优化的初始值. 如图 2 所示,用给定 500 组随机位置作为优化覆盖率的初始值,保存每次迭代的 gbest,将得到的 gbest 按照覆盖率大小进行分类. 然后将这些 gbest 作为时间优化的初始值,进行第二步的时间优化.

根据上述分析,可以给出多目标优化模型 P6 求解的主要步骤:

Step1 给定 $m1$ 组随机初始值,每组初值用 PSO 求解 $\min f_2 = \min(\frac{N}{|\psi|})$ (等价于覆盖率优化),循环求解 $m1$ 次. 一次 PSO 求解中每次迭代的全局最优记为 y_{gbest} ,迭代 $m2$ 次. 最后可得到集合 $Y_{\text{gbest}} = \{y_{\text{gbest}}\}$,共 $m1 * m2$ 个元素,并将其存储在外部存储器中.

Step2 从集合 Y_{gbest} 中依照图 2 的分类无重复的取出 $m3$ 个元素,计算每个元素的适应度值 $f_2(y_{k,\text{gbest}})$, $k=1,2,3,\dots,m3$,并求出其中适应度的最大值,记为 $\max(f_2(y_{k,\text{gbest}}))$.

Step3 用 PSO 求解 $\min(f_1) = \min \sum_{j=1}^M t_j$ (时间优化),即求解模型 P5. 设 P5 的一个约束条件改为 $\frac{|\psi|}{N} \geq \frac{1}{(\max(f_2(y_{k,\text{gbest}})))}$,用算法 2 求解 P5,迭代 $m4$ 次. 将每

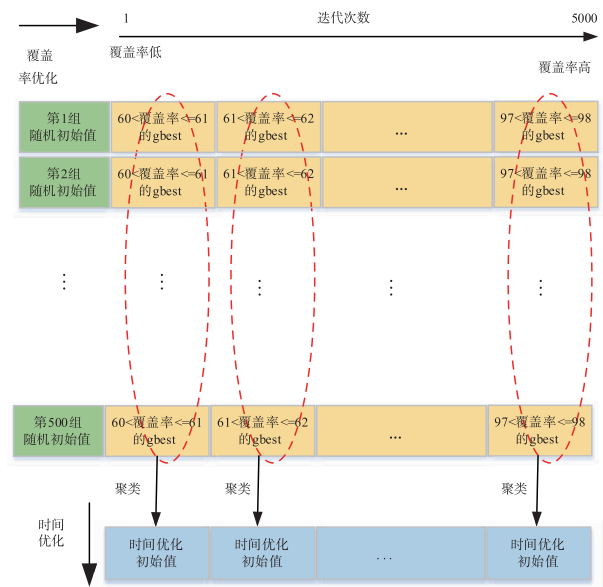


图2 P6近似求解示意图

次迭代的最优位置添加到集合 Y_{gbest}^* ,即添加 $m4$ 个元素,并将其存储到外部存储器中。

Step4 判断 Y_{gbest} 中的元素是否全部使用,如还有元素没有使用,调转至 Step2。

Step5 从 Y_{gbest}^* 求出可能 Pareto 最优解,用这些解拟合出 Pareto 最优前沿。

其中,Step1 优化覆盖率的倒数等价于 P4,可以直接用 PSO 求解。Step3 中的优化模型等价于 P5,可以用伪代码算法 2 求解。

3.4 非线性的模型下的多目标优化

文献[20]提出了射频能量捕获的非线性模型,在该模型下,传感器节点捕获功率(P_r)和 RF 输入功率(P)的关系是:当 P 小于阈值 P_c 时, P_r 线性增加;当 P 大于等于 P_c 时, P_r 是固定值 C 。此时,对 P6 重新进行建模为 NP6:

$$\begin{aligned} \text{NP6: } \min f &= \min(f_1, f_2), \\ \text{s. t. } \sum_{j=1}^M P_r(P(d_i(y_{j,1}, y_{j,2}))) \cdot t_j &\geq \delta, t_j \geq 0, \\ (x_{i,1}, x_{i,2}) &\in \psi, (y_{j,1}, y_{j,2}) \in \Omega \\ P_r &= \begin{cases} kP, & P < P_c \\ C, & P \geq P_c \end{cases}, \quad k, P_c, C \text{ 均为常数.} \end{aligned} \quad (9)$$

其中参数与线性 P6 模型一致,优化方法也与 P6 求解过程相同。

本文讨论的 7 种优化模型,其中 P1 与 P3 模型都是利用 PSO 优化充电时间;其中 P2 是在充电停留点确定的条件下,直接用线性规划求解最小充电时间;P4 是用 PSO 优化覆盖率;P5 是在给定覆盖率限制条件下用 PSO 求解最小充电时间;P6 和 NP6 是同时考虑覆盖率与时间的多目标优化。

4 实验仿真与结果分析

为了验证所提算法的有效性,本节使用 matlab 进行仿真实验。本节分析了 ET 布置模型 P6 和 NP6,并与仅时间优化和仅覆盖率优化^[3]进行了对比。表 2 列举了仿真过程的参数取值。

表 2 能量捕获模型和粒子群参数设置

参数	取值
布置区域	120m × 120m
传感器的充电阈值 δ	1J
能量捕获参数 α	0.0111, 0.0222
近距离能量捕获参数 β	0.2316
ET 辐射半径 d_0	10m, 15m
传感器节点数量 N	300
ET 停留点数量 M	10, 20, 30
能量源的发射功率 P_0	10W, 20W
种群规模, 速度系数, 惯性权重	100, 2, 0.6
迭代次数	5000, 2000

4.1 算法的复杂度分析

设 N 个传感器节点, M 个充电停留点,覆盖率优化与时间优化的循环迭代次数分别是 $m2$ 和 $m4$,则适应度函数的复杂度是 $O(N * M)$,单独覆盖率优化的复杂度是 $O(N * M * m2)$,单独时间优化的复杂度是 $O(N * M * m4)$ 。多目标优化时,初始值的分组数和中间结果的分组数记为 $m1$ 和 $m5$ 。设每个充电停留点平均覆盖的传感器个数为($\bar{N} \ll N$),则多目标优化时的覆盖率优化部分和时间优化部分的复杂度分别是 $O(N * M * m2 * m1)$ 和 $O(\bar{N} * M * m4 * m5)$ 。表 3 是运行时间对比。运行环境是:CPU 是 Intel Core i5-9400 @ 2.9GHz;内存大小是 16.0GB;硬盘容量是 2TB。

表 3 运行的时间对比 ($N=300, M=20$)

建模	迭代次数		
	1000 次	2000 次	3000 次
P1	5.73	11.35	16.80
P5	0.46	0.93	1.44
P6	105.49	210.34	327.52

4.2 时间优化仿真

首先本文仿真了模型 P1,在充电停留点 $M=20$ 时,使用式(1)计算接收功率。假设充电半径覆盖整个检测区域,其它物理层参数见表 2。本文使用 PSO 进行优化(见算法 1)。优化后大约在 200 次后的时候开始收敛,所需充电时间约 19.5h。优化结果包含了每个停留点的时间,可知停留点的耗时非常不均匀。模型 P1 是理想 ET,实际的硬件产品充电半径是有限的,下面主要仿真充电半径有限的多目标优化。

4.3 多目标优化仿真

(1) 求解多目标优化

本文仿真了 P6 模型,在给定的 500 组随机初始值中任取其中一组初始值,在 ET 辐射半径 $d_0=15$ 充电停留点 $M=20$ 时进行仿真实验,其它参数见表 2,首先利用 PSO 进行迭代 5000 次,求解模型 P6 大约 3000 次迭代时覆盖率收敛到 98% 左右。每次迭代的全局最优位置保存在外部存储器中(集合 Y_{gbest}),供 Step3 使用。求解 Step3 可获得的 ET 充电时间且覆盖率保持不变。例如充电时间优化至 23.64h 后,覆盖率约等于 70%。

(2) 求 Pareto 前沿

本文仿真了 P6 模型,在给定 500 组随机初始值,ET 辐射半径 $d_0=15$ 的条件下,求得 Pareto 最优解集及其对应的目标向量值。对大量的目标向量值进行聚类,然后用最小二乘法拟合得到图 3 所示的 Pareto 前沿。图 3 表明随着 f_2 的变小,充电时间 f_1 在变大,即随着覆盖率变大对应的充电时间也会变大。但是 Pareto 前沿可以给出两个变量相互制约下的最优边界。根据 Pareto 前

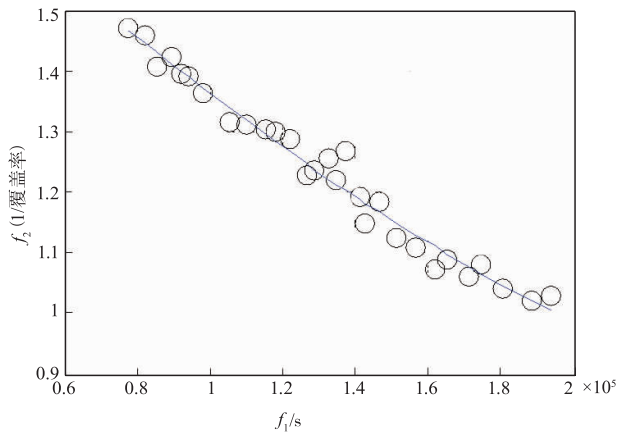


图3 Pareto前沿 ($d_0=15$)

沿,我们可以选择一对合适的覆盖率和充电时间. 在 $d_0 = 10$ 条件重复实验可得到类似的结果.

(3) 优化模型的对比与充电策略的选择

图4 对比了三种优化模型下的最优充电时间和覆盖率. 图中 P3 是仅时间优化, P4 是仅覆盖率优化, P6-S1 至 P6-S4 是从 Pareto 前沿中取出的 4 组解. 仅时间优化时会导致覆盖率过低 (小于 30%). 仅覆盖率优化时会导致充电时间过长 (大于 50h).

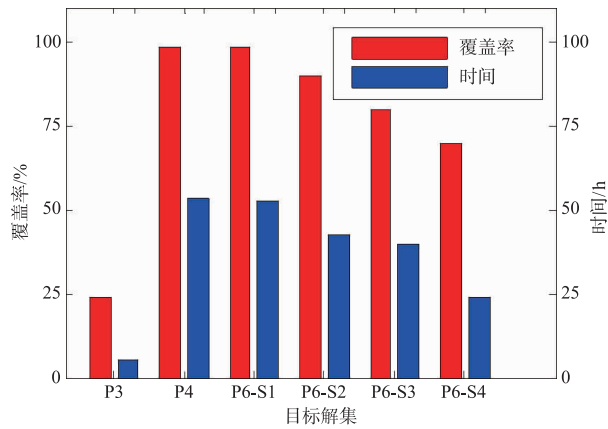


图4 模型充电时间和覆盖率比较

表4 给出了 P6-S2 至 P6-S4 覆盖率与时间的对应值. 可以看出在损失较低覆盖率的条件下,可以大大节省充电时间. 如 P6-S2 相对于 P4 时间节约了 20%, 而覆盖率仅仅降低了 8%.

表4 多目标优化数据对比

解集	P4	P6-S2	P6-S3	P6-S4
时间 (h)	52.9	42.3	39.3	23.6
时间节省率	1	20.0%	25.7%	55.4%
覆盖率	98	90	80	70
覆盖率降低率	1	8.16%	18.36%	28.57%

表4 给出了 Pareto 前沿上四组解的时间和覆盖率.

在实际应用中,可以根据应用场景选择不同的二维最优值,当覆盖率要求较高时,选用 P6-S2 的目标向量解,当时间要求较高时选择 P6-S4 的目标向量解.

图5 和图6 是 P6-S1 对应的 ET 充电停留点位置图与停留时间图. 可以看出覆盖率较大时,充电圆分布比较离散;同时各个充电位置停留时间都比较长.

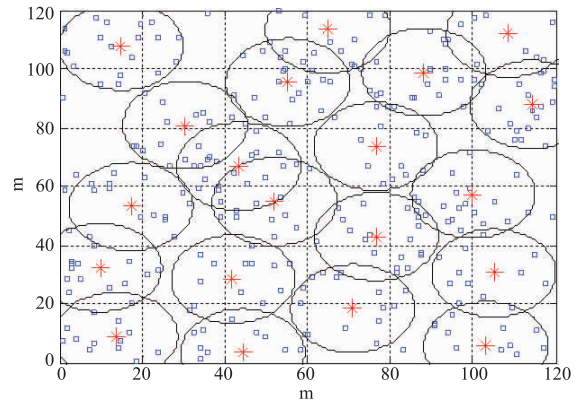


图5 P6-S1的ET停留点

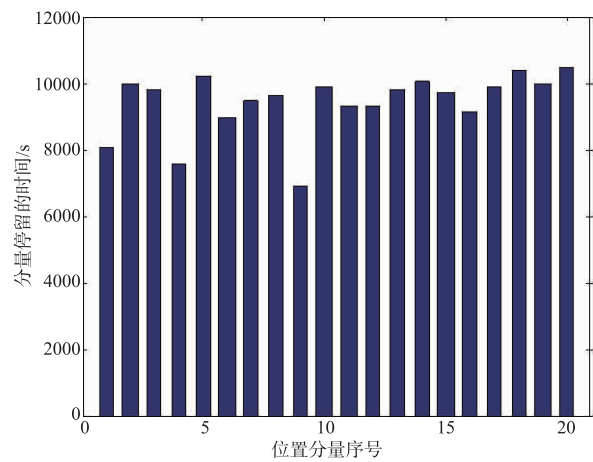


图6 P6-S1的ET停留时间图

图7 和图8 是 P6-S4 对应的 ET 充电停留点位置图与停留时间图. 可以看出覆盖率降低时充电位置会相

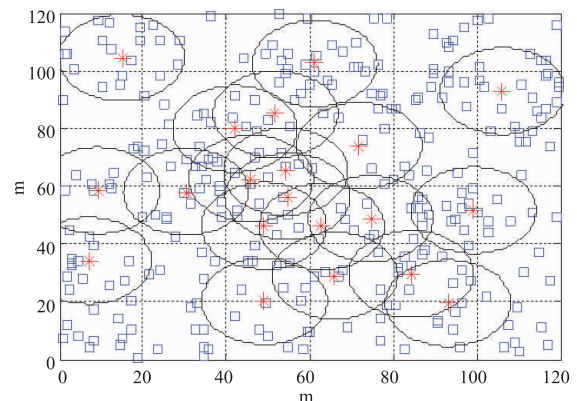


图7 P6-S4的ET充电停留点

对集中;而一些充电位置停留时间会很短.

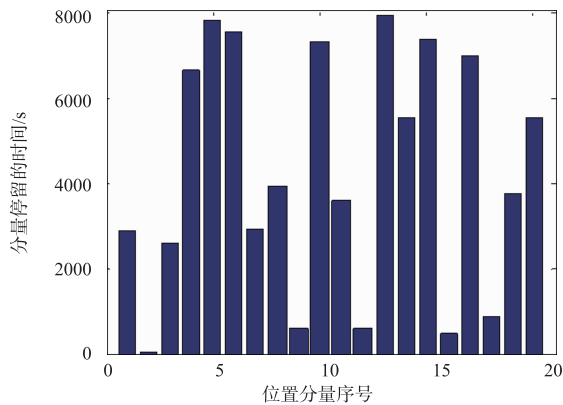


图8 P6-S4的ET停留时间

4.4 停留点数量对充电效用的影响

为了分析充电停留点数量对充电效用的影响,本文分别在充电停留点 $M=10, M=30$ 的条件下重复了实验.除了停留点数(M)不同外,其它实验条件都与 $M=20$ 时一致.

图9是不同的充电停留点数目下求解得到的 Pareto 前沿.随着充电停留点数量增加,Pareto 前沿会向右下方移,这是因为:(1)充电停留点数目限制了最大覆盖率,例如 $M=10$ 最大覆盖率等于 72%;(2)同一覆盖率下,充电停留点数量越多,所需要的充电时间越短,但是这里没有考虑移动 ET 所需的能量.

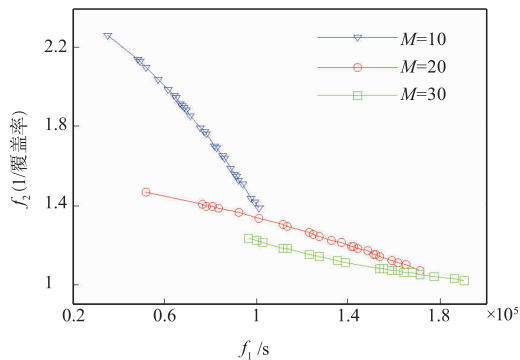


图9 $M=10,20,30$ 的Pareto的前沿对比

4.5 非线性的模型的多目标优化仿真

本文仿真了 NP6 模型,其中 $P_c = 0.03W, C = 0.18W$.其它参数与 P6 模型保持一致.在给定 500 组随机初始值,ET 辐射半径 $d_0 = 15$ 的条件下,求得 Pareto 最优解集及其对应的目标向量(二维最优值),然后拟合曲线得到图 10 所示的 Pareto 前沿.

可以根据 Pareto 前沿选择合适的覆盖率和充电时间.表 5 对比了 Pareto 前沿上线性与非线性四组解的充电时间和覆盖率,可以看出非线性模型的充电完成时间大于线性模型.但是选择相同条件的解集,时间节省

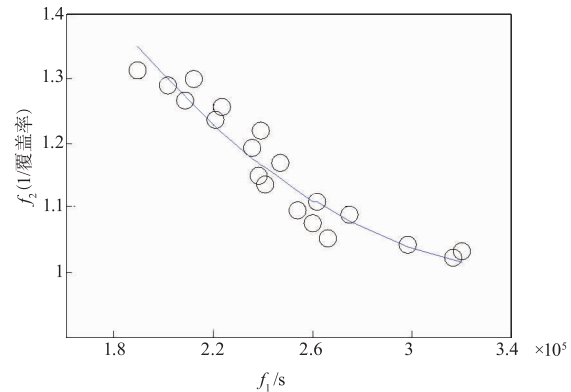


图10 模型NP6的Pareto前沿($d_0=15$)

率要高于线性模型,例如在覆盖率都是 80% 的条件下,非线性模型和线性模型的时间节省率分别是 30.5% 和 25.7%.

表 5 线性与非线性多目标优化数据对比

解集		P4 (NP4)	P6-S2 (NP6-S2)	P6-S3 (NP6-S3)	P6-S4 (NP6-S4)
非 线 性	时间(h)	88.1	70.0	61.2	35.5
	时间节省率	1	20.5%	30.5%	59.7%
	覆盖率	98	90	80	70
线 性	时间(h)	52.9	42.3	39.3	23.6
	时间节省率	1	20.0%	25.7%	55.4%
	覆盖率	98	90	80	70

5 总结

本文针对 ET“走停走”模式的 RFEH-WSN,研究了布置 ET 停留位置的多目标最优策略,平衡了充电时间和覆盖率.仿真结果表明,多目标优化得到多组 Pareto 解集,可以根据不同场景需求,选择不同的最优解,有效提高 ET 效用.

结合应用场景对如何选择 Pareto 的解集概括为如下两点:(1)RFEH-WSN 网络中存活节点数与网络运行时间有关.网络运行前期,部分节点的剩余能量较多,可以优先考虑低覆盖率且低充电时间的 Pareto 解集;网络运行后期,大量节点剩余能量很少,此时优先考虑高覆盖率且高充电时间的 Pareto 解集;(2)另外,可以根据网络的冗余度选择不同的 Pareto 解集,冗余度高的网络优先选择低覆盖率且低充电时间的 Pareto 解集;反之,冗余度低的网络优先选择高覆盖率且高充电时间的 Pareto 解集.

参考文献

- [1] 徐曦,朱艺华,田贤忠,等.无线传感器网络中利用随机网络编码的低能耗可靠机会路由[J].电子学报,2016,44

- (08):1799–1805.
- Xu J, Zhu Y H, Tian X Z, et al. Energy-efficient reliable opportunistic routing applying random network coding for wireless sensor network[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2016, 44(08):1799–1805. (in Chinese)
- [2] 戴世瑾, 李乐民. 高能量有效性的无线传感器网络数据收集和路由协议[J]. *电子学报*, 2010, 38(10):2336–2341. Dai S J, Li L M. A high energy-efficient data collecting and routing protocol for wireless sensor network [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 38(10):2336–2341. (in Chinese)
- [3] 胡诚, 汪芸, 王辉. 无线可充电传感器网络中充电规划研究进展[J]. *软件学报*, 2016, 27(01):72–95. Hu C, Wang Y, Wang H. Survey on charging programming in wireless rechargeable sensor networks [J]. *Journal of Software*, 2016, 27(01):72–95. (in Chinese)
- [4] 池凯凯, 朱留栓, 程珍, 等. 射频能量捕获异构无线传感网的能量源最少化布置方法[J]. *计算机科学*, 2017, 44(01):140–144. Chi K K, Zhu L S, Cheng Z, et al. Minimal energy transmitters placement approaches for rf-energy harvesting heterogeneous wireless sensor networks [J]. *Computer Science*, 2017, 44(1):140–144. (in Chinese)
- [5] H Dai, X Wang, A X Liu, et al. Wireless charger placement for directional charging [J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2018, 26(4):1865–1878.
- [6] Liang W, Xu W, Ren X, et al. Maintaining large-scale Rechargeable sensor networks perpetually via multiple mobile charging vehicles [J]. *Acm Transactions on Sensor Networks*, 2016, 12(2):1–26.
- [7] Dai H, Wu X, Chen G, et al. Minimizing the number of mobile chargers for large-scale wireless rechargeable sensor networks [J]. *Computer Communications*, 2014, 46:54–65.
- [8] Chiu T C, Shih Y Y, Pang A C, et al. Mobility-aware charger deployment for wireless rechargeable sensor networks [A]. 2012 14th Asia-Pacific Network Operations and Management Symposium [C]. Seoul, South Korea: IEEE, 2012. 1–7.
- [9] Lin T L, Li S L, Chang H Y, et al. An effective wireless charger deployment method for complete coverage in wireless chargeable sensor networks [A]. 2016 International Conference on Networking and Network Applications [C]. Hakodate City, Hokkaido, Japan: IEEE, 2016. 379–382.
- [10] Liao J H, Jiang J R. Wireless charger deployment optimization for wireless rechargeable sensornetworks [A]. 2014 7th International Conference on Ubi-Media Computing and Workshops [C]. Ulaanbaatar, Mongolia: IEEE, 2014. 160–164.
- [11] Chen Y C, Jiang J R. Particle swarm optimization for charger deployment in wireless rechargeable sensornetworks [A]. 26th International Telecommunication Networks and Applications Conference [C]. Dunedin, New Zealand, ITNAC, 2016. 231–236.
- [12] Sun G, Liu Y, Yang M, et al. Charging nodes deployment optimization in wireless rechargeable sensor network [A]. 2017 IEEE Global Communications Conference [C]. Singapore: IEEE, 2017. 1–6.
- [13] 边继东, 林一民, 池凯凯. 射频供能传感网中能量源布置和发送功率优化[J]. *软件学报*, 2018, 29(Suppl(1)):73–82. Bian J D, Lin Y M, Chi K K. Deployment and transmission power optimization of energy transmitters in rf energy harvesting wireless sensor networks [J]. *Journal of Software*, 2018, 29(Suppl(1)):73–82. (in Chinese)
- [14] 田贤忠, 何佳存, 郭敏, 等. 无线传感器网络中移动充电和数据收集策略[J]. *仪器仪表学报*, 2018, 39(01):216–224. Tian X Z, He J C, Guo M, et al. Mobile charging and data collection strategy in wireless sensor networks [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018, 39(01):216–224. (in Chinese)
- [15] Han G, Qian A, Jiang J, Sun N, Liu L. A grid-based joint routing and charging algorithm for industrial wireless rechargeable sensor networks [J]. *Computer Networks*. 2016, 101(c):19–28.
- [16] Han G, Jiang J, Chao J, Yang X. Path planning for a group of mobile anchor nodes based on regular triangles in wireless sensor networks [J]. *Neurocomputing*, 2017, 270:198–208.
- [17] 田贤忠, 祝驿楠, 何佳存, 等. 一种射频能量捕获网络移动能量源均衡化充电策略[J]. *电子学报*, 2018, 46(12):2985–2992. Tian X Z, Zhu Y N, He J C, et al. A balanced charging scheme for mobile energy transmitter in RF energy harvesting network [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46(12):2985–2992. (in Chinese)
- [18] Lai W, Hsiang T. Wireless charging deployment in sensor networks [J]. *Sensors*, 2019, 19(1):1–19.
- [19] 张明光, 王世亮. 基于 BQPSO 的电网多目标优化规划 [J]. *计算机工程与应用*, 2015, 51(18):266–270. ZHANG Mingguang, WANG Shiliang. Multi-objective optimization of network planning based on BQPSO [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2015, 51(18):266–270. (in Chinese)
- [20] Boshkovska E, Ng D W K, Zlatanov N, et al. Practical non-linear energy harvesting model and resource allocation for SWIPT systems [J]. *IEEE Communications Letters*, 2015, 19(12):2082–2085.

作者简介



王海东 男,1978年2月生于山西太原,博士,现为太原科技大学电子信息工程学院副教授,当前研究方向包括无线传感器网络,无线网络协议优化,边缘计算等.

E-mail:haidongwang@tyust.edu.cn



刘云敬 女,1993年出生于河北石家庄,现为太原科技大学电子信息工程学院研究生,研究方向为无线传感器网络.

E-mail:1322783729@qq.com



康琳 女,1981年生于山西曲沃,博士,现为太原科技大学电子信息工程学院副教授,当前的研究方向包括无线传感网络覆盖控制、无线携能通信技术、无线中继传输技术等.

E-mail:631448039@qq.com



武迎春 女,1984年生于山西朔州,博士,现为太原科技大学电子信息工程学院副教授.当前的研究方向包括信息获取与处理、三维重建等.

E-mail:yingchunwu3030@foxmail.com