

总能量捕获功率最大化的射频能量源布置方案

池凯凯 许星原 胡 萍

(浙江工业大学计算机科学与技术学院 杭州 310023)

摘 要 射频能量捕获是应对无线网络节点能量受限的有效方法之一。射频能量源(Energy Source, ES)的布置位置决定了各个节点的能量捕获功率。然而,目前几乎没有相关工作研究如何在 ESs 的候选布置位置中选择合适的布置位置。已知节点位置、ESs 的个数以及 ESs 的候选布置位置,文中研究并设计了最大化节点总能量捕获功率的 ES 布置方案。首先将该问题建模为 0-1 整数规划问题,然后分别提出了一种具有较低复杂度的近似比为 $1-1/e$ 的近似算法和一种能达到更大总能量捕获功率的基于遗传算法的布置算法。仿真结果表明,相比于布置位置随机挑选法,提出的两种算法的总能量捕获功率能提高约 50%,而遗传算法可达到比近似算法高约 15% 的总能量捕获功率。因此,基于遗传算法的布置算法可用于中小规模的 ES 布置场景,而近似算法可用于大规模的 ES 布置场景。

关键词 射频能量捕获,能量源布置,能量捕获功率

中图分类号 TN911.2 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.09.016

RF Energy Source Deployment Schemes Maximizing Total Energy Harvesting Power

CHI Kai-kai XU Xing-yuan HU Ping

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

Abstract Radio frequency (RF) energy harvesting is one of the effective methods to deal with the energy limitation of wireless network nodes. The placement of RF energy sources (ESs) determines the energy harvesting power of each node. However, so far, almost no work has been done to study how to select appropriate deployment locations among the candidate deployment locations of ESs. Given the node locations, the number of ESs and candidate deployment locations of ESs, this paper studied and designed the ES deployment schemes which maximize the total energy harvesting power of nodes. Firstly, the problem is modeled as a 0-1 integer programming problem. Then a low-complexity approximation scheme with approximation ratio $(1-1/e)$ and a genetic algorithm based deployment scheme with higher total energy harvesting power are proposed, respectively. Simulation results show that the proposed schemes improve the total energy harvesting power by about 50% compared to the scheme of randomly selecting the deployment locations, and the total energy harvesting power of genetic scheme can be 15% higher than that of approximation scheme. Therefore, the deployment scheme based on genetic scheme can be used for small and medium-sized ES deployment scenarios, while the approximation scheme can be used for large-scale ES deployment scenarios.

Keywords Radio frequency energy harvesting, Energy source deployment, Energy harvesting power

1 引言

无线网络中的设备通常由电池供电,如无线传感器网络。然而在一些场景中,给能量耗尽的设备更换电池是非常麻烦甚至不可能的,因此设备的生命周期极其受限。应对该问题的方法之一是设计节能技术^[1],然而该技术只能在一定程度上延长设备寿命。另一种比较受关注的技术是在设备上对太阳能、振动能等能量进行采集^[2],由于这些能量在时间和空间上具有不稳定性,难以保证达到所希望的网络性能。相比而

言,使用射频能量捕获技术虽然捕获功率较低,但捕获功率稳定^[3-4],因此本文考虑射频能量捕获的无线网络。

设备的射频能量捕获功率取决于能量源(Energy Sources, ESs)的放置,因此 ESs 放置问题是射频能量捕获无线网络中的一个重要问题。目前,ETs 放置问题已有一些相关研究成果。

2013 年,He 等^[5]研究了 SETs 的最少化布置问题,具体考虑了点能量覆盖问题(确保区域中任意一个位置上的能量捕获功率大于一个给定值)和路径能量覆盖问题(已知移动节

收稿日期:2018-08-13 返修日期:2018-11-02 本文受国家自然科学基金(61472367, 61872322, 61802346),浙江省自然科学基金(LQ18F020008)资助。

池凯凯(1980-),男,博士,教授,CCF 会员,主要研究方向为无线网络,E-mail:kkchi@zjut.edu.cn(通信作者);许星原(1996-),男,硕士生,主要研究方向为能量捕获无线传感网;胡萍(1984-),女,博士,讲师,主要研究方向为无线网络。

点的停留点和停留时长,确保每个节点的平均能量捕获功率大于一个给定值)。2015年,文献[6]提出了一种新的考虑到不同供电信号存在到达相位差的射频能量充电模型,并提出了两种高效的 SETs 最少化布置算法,使每个传感器节点的捕获功率不小于捕获功率需求。2015年,Zhang 等[7]研究了 SETs 布置及其发送功率联合优化问题,即给定节点位置和 SETs 的候选布置点,研究布置 SETs 的候选布置点及发送功率的设置,SETs 的发送功率总和不超过给定值时最大化能量捕获效益。2016年,Dai 等[8]首次研究了电磁辐射强度约束下的 SETs 布置,设计了一种 SETs 布置方案,来确定给定个数的 SETs 的最优布置位置,在满足网络区域任意一个位置点的电磁辐射强度不超标的前提下,最大化传感节点的总能量效益。2016年,Ejaz 等针对软件定义的无线传感网,研究了使每个节点达到其能量捕获需求的 ESs 最小化的布置问题[9]。

以上研究工作均采用全向供电模型,即 ESs 360°全向辐射电磁能。目前已经针对定向能量源(Directional Energy Sources, D-ESs)的布置问题开展了一些研究工作。2016年,文献[10]提出了全向可充电区域的概念,即一个装备 PCB 贴片有向天线的节点在区域中的任意位置以任意朝向都能够达到不低于给定阈值的能量捕获功率,并提出了一种快速算法来确定一个布置了 D-ESs 的区域是否是全向可充电区域,以及推导出一个 D-ESs 随机布置的区域是全向可充电区域的概率上界。2017年,文献[11]考虑到布置好的可充电节点的有向天线朝向是随机的,提出了一种近似算法来确定给定个数的 D-ESs 的布置位置和朝向,最大化传感器节点的期望总充电效用。

一些工作考虑了利用可移动 ES 进行无线供电,比如文献[12-14],主要考虑移动轨迹的选取、停留供电位置的选取、行进速度的优化等,以在供电速率、供电时延等方面获得较好的性能。

本文考虑以下使用全向天线的 ESs 布置问题:已知节点位置、ESs 的个数以及 ESs 的候选布置位置,设计最大化节点的总有效捕获功率的 ES 布置方案。本文工作不同于其他考虑全向天线 ESs 布置问题的工作,如文献[7]同本文一样研究了给定 SETs 候选布置点的 ESs 布置问题,但与文献[7]不同的是,本文研究的是 ESs 发送功率固定而非连续可调的场景。

2 系统模型

本节介绍网络模型与能量捕获模型。

2.1 网络模型

M 个节点 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_M\}$ 分布在一个二维平面上,节点的位置是根据节点感知需求或其他方面的原因而预先固定的。 N 个 ESs 的候选布置位置由集合 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_N\}$ 来表示。用 $d_{i,j}$ 表示节点 s_i 和候选位置 c_j 之间的距离,其中 $i = 1, 2, \dots, M, j = 1, 2, \dots, N$ 。用 K ($K < N$) 表示有待布置的 ESs 个数。用 C' 表示 K 个 ESs 的布置位置集合,即 $C' \subset C$ 。

2.2 充电模型

ESs 的射频能量发送功率为 P 。设备 s_i 从布置在候选位置 c_j 的 ES 所捕获的功率为 $p_{i,j}$ [7-8]:

$$p_{i,j} = \begin{cases} \frac{\alpha}{(d_{i,j} + \beta)^2} P, & d_{i,j} \leq D \\ 0, & d_{i,j} > D \end{cases} \quad (1)$$

其中, α, β 是由充电器和设备的硬件以及环境确定的常数; D 是 ES 在发送功率 P 时的最大覆盖范围,当节点与 ES 之间的距离大于 D 时,能量捕获功率忽略不计。

3 问题建模

用变量 I_i 来刻画是否在候选布置位置 c_i 处放置一个 ES。 $I_i = 1$ 表示在候选布置位置 c_i 处放置一个 ES, $I_i = 0$ 表示不在 c_i 处放置一个 ES。

因为要在 K 个候选布置位置上放置 ESs, 变量 I_j ($j = 1, 2, \dots, N$) 的取值要满足以下约束:

$$\sum_{i=1}^N I_i = K \quad (2)$$

设备 s_i 所捕获的功率为:

$$p_i = \sum_{j=1}^N I_j p_{i,j} \quad (3)$$

在很多无线网络(如无线传感网)中,节点的能量捕获率不需要大于其平均功耗,即超出平均功耗的那部分能量不会带来任何收益。用 p_{th}^i 表示设备 s_i 的平均功耗(即能量捕获功率需求值)。因此,设备 s_i 的有效捕获功率为:

$$\bar{p}_i = \min\{p_i, p_{th}^i\} \quad (4)$$

而所有 M 个设备的总有效捕获功率为:

$$\bar{p} = \sum_{i=1}^M \bar{p}_i = \sum_{i=1}^M \min\left\{\sum_{j=1}^N I_j p_{i,j}, p_{th}^i\right\} \quad (5)$$

基于以上分析,将考虑的 ESs 布置问题建模为以下整数规划问题:

最大化: \bar{p}

优化变量: $I_j \in \{0, 1\}, j = 1, 2, \dots, N$

约束条件: $\sum_{i=1}^N I_i = k$

由于变量取值为 0 或 1,因此这是一个 0-1 整数规划问题。针对该问题,下面提出一种具有较低复杂度的近似算法和一种能达到更大总有效捕获功率的基于遗传算法的布置算法。

4 ETs 摆放位置的选取算法

4.1 近似算法

本节提出一种能达到近似比为 $(1-1/e)/(1+\epsilon)$ 的贪心算法。

可以将上述问题写成如下形式:

$$\text{最大化: } f(X) = \bar{p} = \sum_{i=1}^M \min\left\{\sum_{j \in X} p_{i,j}, p_{th}^i\right\}$$

约束条件: $X \in L$

$$L = \{X \subseteq \{1, 2, \dots, N\} : |X| \leq K\}$$

引理 1 上述优化问题中的 $f(X)$ 是单调子模函数,约束为均匀拟阵约束。

证明:根据子模函数的定义[15],只需检查 $f(x)$ 是否满足子模函数的 3 个条件。

首先,当布置的能量源个数为 0 时,所有传感器接收到的充电功率都为 0,即有 $f(\emptyset) = 0$ 。

其次,验证 $f(X)$ 的单调性。假设有集合 $X \subset \{1, 2, \dots, N\}$ 和元素 $e \in \{1, 2, \dots, N\} \setminus X$, 则有:

$$\begin{aligned}
& f(X \cup \{e\}) - f(X) \\
&= \sum_{i=1}^M \min\left\{ \sum_{j \in X \cup \{e\}} p_{i,j}, p_{th}^i \right\} - \sum_{i=1}^M \min\left\{ \sum_{j \in X} p_{i,j}, p_{th}^i \right\} \\
&= \sum_{i=1}^M \left\{ \min\left\{ \sum_{j \in X \cup \{e\}} p_{i,j}, p_{th}^i \right\} - \min\left\{ \sum_{j \in X} p_{i,j}, p_{th}^i \right\} \right\} \\
&\geq 0
\end{aligned} \quad (6)$$

最后验证 $f(X)$ 的边际收益递减性质。假设有集合 $X_1 \subset X_2 \subset \{1, 2, \dots, N\}$ 和元素 $k \in \{1, 2, \dots, N\} \setminus X_2$, 则有:

$$\begin{aligned}
& (f(X_1 \cup \{k\}) - f(X_1)) - (f(X_2 \cup \{k\}) - f(X_2)) \\
&= \left(\sum_{i=1}^M \min\left\{ \sum_{j \in X_1 \cup \{k\}} p_{i,j}, p_{th}^i \right\} - \sum_{i=1}^M \min\left\{ \sum_{j \in X_1} p_{i,j}, p_{th}^i \right\} \right) - \\
&\quad \left(\sum_{i=1}^M \min\left\{ \sum_{j \in X_2 \cup \{k\}} p_{i,j}, p_{th}^i \right\} - \sum_{i=1}^M \min\left\{ \sum_{j \in X_2} p_{i,j}, p_{th}^i \right\} \right) \\
&= \sum_{i=1}^M \left\{ \left(\min\left\{ \sum_{j \in X_1 \cup \{k\}} p_{i,j}, p_{th}^i \right\} - \min\left\{ \sum_{j \in X_1} p_{i,j}, p_{th}^i \right\} \right) - \right. \\
&\quad \left. \left(\min\left\{ \sum_{j \in X_2 \cup \{k\}} p_{i,j}, p_{th}^i \right\} - \min\left\{ \sum_{j \in X_2} p_{i,j}, p_{th}^i \right\} \right) \right\} \\
&\geq 0
\end{aligned} \quad (7)$$

其中, 最后一项不等式成立是因为对于每个节点 i , 在 $\{c_i; i \in X_1\}$ 中的位置基础上进一步在 c_k 处布置 ES 所带来的有效捕获功率增量, 大于在 $\{c_i; i \in X_2\}$ 中的位置基础上进一步在 c_k 处布置 ES 所带来的有效捕获功率增量。

综上所述, 可知 $f(X)$ 为单调子模函数。

此外, 根据上述优化问题的定义, 问题的约束显然为均匀拟阵约束。证毕。根据文献[15], 受限于均匀拟阵约束的单调子模函数最大化问题的贪心算法近似比为 $1 - 1/e$ 。

贪心算法的具体步骤如算法 1 所示。

算法 1 贪心算法

Input: M 个节点的位置、ESs 的个数 K 、 N 个 ESs 的候选布置位置、每个节点 i 的捕获功率需求值 p_{th}^i

Step 1 对于 $i=1, 2, \dots, M$ 和 $j=1, 2, \dots, N$, 计算第 i 个节点和第 j 个候选布置位置之间的距离 $d_{i,j}$, 并根据式(1)计算 $p_{i,j}$ 。

Step 2 初始化 $C' = \emptyset, n=0$, 对于 $i=1, 2, \dots, M$, 令 $\bar{p}_i = 0$ 。

Step 3 对于 $C \setminus C'$ 中的每个候选位置 c_k , 为其计算布置一个 ES 时有效能量捕获功率的增量:

$$\Delta \bar{p}(c_k) = \sum_{i=1}^M (\min\{\bar{p}_i + p_{i,k}, p_{th}^i\} - \bar{p}_i) \quad (8)$$

Step 4 在候选位置集合 $C \setminus C'$ 中挑选出具有最大 $\Delta \bar{p}(c_k)$ 值的候选位置 c_k , 令 $C' = C' \cup \{c_k\}, n=n+1$ 。

Step 5 对于 $i=1, 2, \dots, M$, 令 $\bar{p}_i = \bar{p}_i + p_{i,k}$ 。

Step 6 如果 $n=K$ 则算法结束; 否则回到 Step 3。

该算法的主要思想为: 每一轮循环都会为布置位置集合 C' 增加一个使有效能量捕获功率增量最大化的候选布置位置, 直到 $|C'| = K$, 即 K 个 ESs 全都布置完毕。

下面对该算法的计算复杂度进行简要分析: Step 1 中, 计算节点与候选位置的距离的计算复杂度为 $O(MN)$, 计算所有 $p_{i,j}$ 的计算复杂度也是 $O(MN)$ 。第 n 次循环(即 Step 3—Step 5)中, 要为 $N-n$ 个候选布置位置计算 $\Delta \bar{p}(c_k)$, 而 $\Delta \bar{p}(c_k)$ 的计算复杂度为 $O(M)$, 可知确定 K 个布置位置的复杂度为 $O(MK(2N-K))$ 。因此总的复杂度为 $O(MK(2N-K))$ 。

关于空间复杂度, Step 1 中需要存储的变量数目为 $2MN$, 而后面循环步骤中需要存储的变量数目为 M ,

该贪心算法的计算复杂度较低, 但容易陷入局部最优, 虽

然其所得的解与最优解的比值不会小于 $1 - 1/e = 0.632$, 但尚有可提升空间。于是, 本文进一步提出基于遗传算法的布置算法。

4.2 基于遗传算法的布置算法

本节提出的基于遗传算法的布置算法的思想为: 设候选位置个数 N 为染色体的长度, 第 i 个候选位置代表着该染色体的第 i 个等位基因, 即第 i 个等位基因为 0 则代表第 i 个候选位置不放置 ES, 第 i 个等位基因为 1 则代表第 i 个候选位置放置 ES。染色体的适应度定义为其对应的有效捕获功率 \bar{p} (见式(5))。

该算法的具体步骤如算法 2 所示。

算法 2 基于遗传算法的布置算法

Step 1 对于 $i=1, 2, \dots, M$ 和 $j=1, 2, \dots, N$, 计算第 i 个节点和第 j 个候选布置位置之间的距离 $d_{i,j}$, 并根据式(1)计算 $p_{i,j}$ 。

Step 2 种群初始化。随机生成 m 个染色体, 从每条染色体中随机挑出 K 个等位基因并设置为 1, 而其他 $N-K$ 个等位基因设置为 0; 为每个染色体计算其适应度值; 将具有最大适应度的染色体表示为 Ch_best 。

Step 3 初始化迭代次数变量 Times 为 0。

Step 4 选择。在当前这一代 m 条染色体中随机挑出 2 条染色体配成一对, 进行该操作 n 次, 从而得到 n 对染色体。

Step 5 交叉。如图 1 所示, 对每一对染色体(用 $Ch1$ 和 $Ch2$ 表示)进行如下操作: 将 $Ch1$ 的前一半基因和 $Ch2$ 的后一半基因并凑为一条新的染色体 $Ch3$; 将 $Ch1$ 的后一半基因和 $Ch2$ 的前一半基因并凑为另一条新的染色体 $Ch4$ 。由于 $Ch3$ 和 $Ch4$ 中值为 1 的基因个数可能不为 K , 将其进行如下修正: 当值为 1 的基因个数 L 大于 K 时, 随机挑选出 $L-K$ 个值为 1 的基因, 将这些基因的值修改为 0; 当值为 1 的基因个数 L 小于 K 时, 随机挑选出 $K-L$ 个值为 0 的基因, 将这些基因的值修改为 1。

Step 6 变异。将 Step 5 中生成的 $2n$ 条染色体中的每条染色体以 0.5% 的变异概率进行如下变异: 在值为 1 的基因中随机挑出一个将其值修改为 0; 在值为 0 的基因中随机挑出一个将其值修改为 1。

Step 7 如果 Step 6 中得到的 $2n$ 条染色体中最优染色体 Ch 的适应度小于 Ch_best 的适应度, 则将这 $2n$ 条染色体中适应度排前 $m-1$ 条的染色体以及染色体 Ch_best 保留为新一代种群(规模为 m); 如果 Step 6 中得到的 $2n$ 条染色体中最优染色体 Ch 的适应度大于 Ch_best 的适应度, 则将 Ch_best 更新为该 Ch , 并将这 $2n$ 条染色体中适应度排前 m 条的染色体保留为新一代种群。

Step 8 Times=Times+1, 如果 Times 等于预设的循环迭代次数 H , 则算法结束; 否则跳到 Step 4。

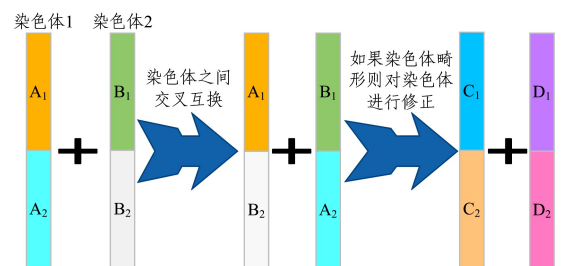


图 1 染色体交叉示意图

Fig. 1 Illustration of chromosome crossing

下面对该算法的复杂度进行简要分析。Step1 中,计算节点与候选位置的距离的计算复杂度为 $O(MN)$,计算所有 $p_{i,j}$ 的计算复杂度也是 $O(MN)$ 。Step 2 的复杂度为 $O(MN)$ 。每一轮种群更新(即 Step 4—Step 7)中,选择操作的复杂度为 $O(n)$,每一对染色体的交叉操作复杂度为 $O(N)$,因此 n 对染色体的交叉操作复杂度为 $O(nN)$,每一条染色体的变异操作复杂度为 $O(N)$,故 $2n$ 条染色体的变异操作复杂度为 $O(nN)$ 。Step7 中每条染色体适应度的计算(即式(4))复杂度为 $O(MN)$,因此计算 $2n$ 条染色体的适应度值复杂度为 $O(nMN)$ 。综上,该算法的复杂度为 $O(nMNH)$,其中 H 是迭代次数。

不难知道,该算法的复杂度高于贪婪算法的复杂度。

关于空间复杂度,Step 1 中需要存储的变量数目为 $2MN$,后面的循环步骤中,每条染色体有 N 个基因,需要存储当前一代 m 条染色体的基因值和新生成的一代的 $2n$ 条染色体的基因值。

5 性能评估

本文利用 JAVA 语言对所考虑的能量源布置场景以及所提出的两种布置算法和布置位置随机挑选法(简称随机法)加以仿真实验。对不同算法进行性能评估,比较它们达到的总有效能量捕获功率。

节点的能量捕获功率模型的相关公式的参数取值来自文献[5],其中 $\alpha=5, \beta=0.23$ 。能量源的功率 $P=0.2$ W。所有节点有相同的能量捕获功率需求值 $p_{th}^i=0.5$ 。网络区域为 $30\text{m}\times 30\text{m}$ 。后文实验结果图中的每个数据点是 1000 个随机拓扑的平均结果。每个拓扑中, M 个节点的位置及 N 个 ETs 的候选位置都是在网络区域中随机挑选的,然后利用各种算法得到 ETs 的布置位置,并计算出对应节点的总有效能量捕获功率。遗传算法的迭代次数为 1500。

图 2 给出了候选位置个数 $N=10$ 、ETs 个数 $K=5$ 时不同节点个数下 3 种算法的平均总有效捕获功率。需要说明的是,由于每个拓扑(由节点位置和候选位置来刻画)是随机生成的,不同拓扑下的充电总效用相差较大,因此图中未给出充电总效用的方差。但是,在所仿真的每个拓扑中,遗传算法都达到了比贪婪算法更大的充电总效用。

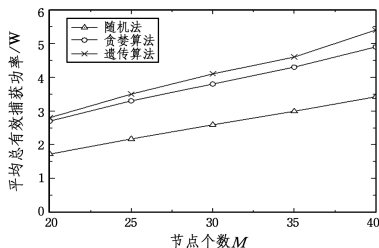


图 2 不同节点个数时的平均总有效捕获功率($N=10, K=5$)

Fig. 2 Average total energy harvesting power under different number of nodes($N=10, K=5$)

由图 2 可以看出:相比于随机法,所提算法得到的总有效捕获功率提高很多,比如当节点个数为 30 时,使用随机法时节点的平均总有效捕获功率为 2.59 W,使用贪婪算法时节点的平均总有效捕获功率为 3.80 W,使用贪婪算法提高了

46.7% 的平均总有效捕获功率。另外,随着节点个数的增加,使用遗传算法所带来的总有效捕获功率的提高比率缓慢增加。当节点个数为 $M=20$ 时两种算法表现出的性能是差不多的,但随着节点个数的增多,如节点个数 M 增加到 40 时,遗传算法的总有效捕获功率要比贪婪算法的提升得更多,遗传算法所达到的总有效捕获功率要比贪婪算法高出 11% 左右。值得强调的是,遗传算法比贪婪算法具有更高的复杂度,一般要迭代上千轮才能收敛到较优值。

图 3 给出了节点个数 $M=20$ 、ETs 个数 $K=4$ 时不同候选布置位置数目下的平均总有效捕获功率。由图 3 可以看出,随着候选布置位置个数的增加,使用遗传算法所带来的总有效捕获功率的提高比率不断增加。例如,当只有 10 个候选布置位置时,两个算法的性能较接近,但当有 40 个候选位置时,使用贪婪算法时节点的平均总有效捕获功率为 4.1 W,使用遗传算法时节点的平均总有效捕获功率为 4.8 W,遗传算法的性能要比贪婪算法高出 17.1%。

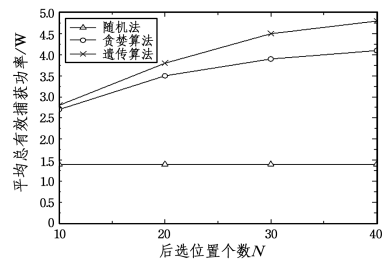


图 3 不同候选位置个数时的平均总有效捕获功率($M=20, K=4$)

Fig. 3 Average total energy harvesting power under different number of candidate deployment points($M=20, K=4$)

图 4 给出了节点个数 $M=20$ 、候选位置个数 $N=30$ 时不同 ETs 数目下的平均总有效捕获功率。由图 4 可以看出,随着能量源个数的增加,使用遗传算法所带来的总有效捕获功率的提高比率缓慢增加。当 ETs 个数为 2 时,两种算法的性能较接近。但当有 5 个能量源时,使用贪婪算法时节点的平均总有效捕获功率为 3.9 W,使用遗传算法时节点的平均总有效捕获功率为 4.5 W,遗传算法所达到的平均总有效捕获功率要比贪婪算法高出 15.4%。

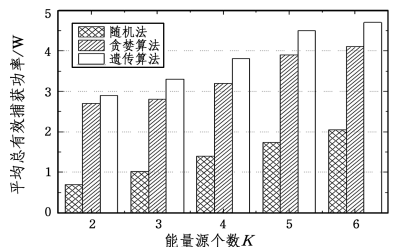


图 4 不同能量源个数时的平均总有效捕获功率($M=20, N=30$)

Fig. 4 average total energy harvesting power under different number of energy sources($M=20, N=30$)

综上,遗传算法能够达到比贪婪算法更高的总有效捕获功率,而且该提高比率随着问题规模的增大而增大。但考虑到遗传算法的高复杂度,当布置问题的规模偏大从而导致遗传算法运行时间不可接受时,可使用贪婪算法。

结束语 本文研究给定候选布置位置的射频能量源高效部署问题,以最大化节点的总有效捕获功率为目标,分别提出了一种具有较低复杂度的近似算法和一种能达到更大总有效能量捕获功率的基于遗传算法的布置算法。遗传算法能够达到比贪婪算法更高的总有效捕获功率,而且该提高比率随着问题规模的增大而增大。而运行时间取决于所使用的计算机的运算速度,比如使用当前的普通台式机,当节点个数 M 和候选布置位置数 N 较大(如 10^4 数量级)时,遗传算法需要循环迭代几千次,则遗传算法的运行时间可能不可接受。

参 考 文 献

- [1] DUNKELS A, OSTERLIND F, HE Z. An adaptive communication architecture for wireless sensor networks[C]// Proceedings of the 5th International Conference on Embedded Networked Sensor Systems. Sydney: ACM, 2007: 335-349.
- [2] ULUKUS S, YENER A, ERKIP E, et al. Energy harvesting wireless communications: A review of recent advances[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2015, 33(3): 360-381.
- [3] LU X, WANG P, NIYATO D, et al. Wireless networks with RF energy harvesting: A contemporary survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2015, 17(2): 757-789.
- [4] BI S, ZENG Y, ZHANG R. Wireless powered communication networks: An overview[J]. IEEE Wireless Communications, 2016, 23(2): 10-18.
- [5] HE S, CHEN J, JIANG F, et al. Energy provisioning in wireless rechargeable sensor networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2013, 12(10): 1931-1942.
- [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] ZHANG S, QIAN Z, KONG F, et al. P³: Joint optimization of charger placement and power allocation for wireless power transfer[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Communications, HongKong, IEEE, 2015: 2344-2352.
- [8] DAI H, LIU Y, LIU A, et al. Radiation constrained wireless charger placement[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Communications. San Francisco: IEEE, 2016: 1-9.
- [9] EJAZ W, NAEEM M, BASHARAT M, et al. Efficient wireless power transfer in software-defined wireless sensor networks[J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(20): 7409-7420.
- [10] DAI H, WANG X, LIU A, et al. Omnidirectional chargability with directional antennas[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Network Protocols. Singapore: IEEE, 2016: 1-10.
- [11] DAI H, WANG X, LIU A, et al. Optimizing wireless charger placement for directional charging[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Communications. Atlanta: IEEE, 2017: 1-9.
- [12] ZHANG S, WU J, LU S. Collaborative mobile charging[J]. IEEE Transactions on Computers, 2015, 64(3): 654-667.
- [13] ZHANG S, QIAN Z, WU J, et al. Optimizing itinerary selection and charging association for mobile chargers[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2017, 16(10): 2833-2846.
- [14] LIU T, WU B, WU H, et al. Low-cost collaborative mobile charging for large-scale wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2017, 16(8): 2213-2227.
- [15] FUJISHIGE S. Submodular Functions and Optimization[M]. Amsterdam: Elsevier, 2005.