

考虑通信频段与提供能量的射频频段分离的情况,无论通信状态还是休眠状态,节点都一直在捕获射频能量.当一个节点周围分布有多个 ET 的时候,节点捕获到的总能量是节点从各个独立的 ET 捕获到的射频能量的总和.

2 ET 功率优化问题建模

为了方便后续的表述,定义文中符号如下.

- 1) N 表示布置在二维区域内传感器节点的数量,第 j 个节点坐标用 $(x_j^{(s)}, y_j^{(s)})$ 表示, $j=1, 2, \dots, N$;
- 2) K 表示给定的 ET 的数量,第 i 个 ET 所布置的位置坐标用 $(x_i^{(t)}, y_i^{(t)})$ 表示, $i=1, 2, \dots, K$;
- 3) P_c^{\min} 为节点正常工作所需的最低要求捕获能量.本文中不妨设各个节点的最低要求能量均为 P_c^{\min} ;
- 4) P_t 表示 ET 发送能量的功率, $P_t^{(i)}$ 表示第 i 个 ET 的发送功率, $i=1, 2, \dots, K$;
- 5) $d_{i,j}$ 表示第 i 个 ET 与第 j 个节点之间的距离,即

$$d_{i,j} = \sqrt{(x_i^{(t)} - x_j^{(s)})^2 + (y_i^{(t)} - y_j^{(s)})^2} \quad (3)$$

根据式(2)可知,节点 j 从第 i 个 ET 捕获的功率为 $\eta \frac{G_s G_r}{L_p} \left(\frac{\lambda}{4\pi(d_{i,j} + \varepsilon)} \right)^2 P_t^{(i)}$. 因此节点 j 从所有 K 个 ET 所捕获的总功率 $P_h^{(j)}$ 可表示为

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

在节点数量及位置确定并且 ET 数量也确定的情况下,研究调整 ET 布置位置和发送功率,使得在满足各个节点最小捕获能量要求的前提下,所有 ET 的输出功率之和最小.

考虑 ET 发送功率连续可调的场景,将此优化问题建模如下:

$$\text{给定: } N, K, P_c^{\min}, (x_j^{(s)}, y_j^{(s)}), j=1, 2, \dots, N$$

$$\text{最小化: } \sum_{i=1}^K P_t^{(i)}$$

$$\text{变量: } (x_i^{(t)}, y_i^{(t)}), P_t^{(i)}, i=1, 2, \dots, K$$

$$\text{约束条件: } P_h^{(j)} \geq P_c^{\min}, \forall j=1, 2, \dots, N$$

$$0 \leq P_t^{(i)} \leq 1, \forall i=1, 2, \dots, K$$

本文提出两种方案来解决这一问题.第 1 种是分步优化方案,先通过聚类算法优选 ET 布置位置,然后在此基础上再通过线性规划方法求解各个 ET 最佳发送功率.这种方案的计算复杂度和时间开销相对较低.

另一种是联合优化方案,将 ET 布置位置坐标和发送功率均当作优化变量,通过基于粒子群优化的算法进行求解,最终获得一个较优方案.仿真结果显示,联合优化方案得到的 ET 总能耗更低.

3 ET 布置与发送功率分步优化方案

该方案将优化问题分为前后两个步骤来实现:(1) 先不考虑发送功率,仅根据节点分布拓扑位置,利用 K-means 聚类算法对 ET 位置进行调整,选定较优的 ET 布置位置;(2) 在节点和 ET 位置都已经确定的情况下,通过线性规划对 ET 发送功率进行调整,优化所有 ET 的发送功率之和.

3.1 基于 K-means 聚类算法的 ET 布置

K-means 算法是一种基于样本间相似性度量的间接聚类方法,属于非监督学习方法.算法的思想很简单,在确定聚类个数的情况下,随机选定初始点为质心(类中心),并通过计算每一个样本与各个质心之间的相似度(这里为欧式距离),将样本点归到最相似的类中.聚类完成后,将类的质心更新为类中各样本点的均值,用新的质心

重复聚类过程,直到质心不再改变或达到预定次数.以欧式距离作为测度,最终确定每个样本所属的类以及每个类的最佳质心.

将 K -means 算法用于 ET 布置有其合理性:在最佳质心布置的 ET,到类(节点簇)内各点的距离和最短.对于 N 个坐标已知的传感器节点,利用 K -means 算法可以得到满足误差平方和(sum of the squared error,简称 SSE)最小标准的 K 个聚类,每个聚类的最佳质心点即为各个 ET 的布置位置.

这样,基于 K -means 聚类算法,将 ET 布置问题建模如下:

最小化:SSE

变量: $(x_i^{(t)}, y_i^{(t)}), i=1,2,\dots,K$

约束条件: $x_{\min} \leq x_i^{(t)} \leq x_{\max},$

$y_{\min} \leq y_i^{(t)} \leq y_{\max}, \forall i=1,2,\dots,K$

其中, $x_{\min}, x_{\max}, y_{\min}, y_{\max}$ 表示 ET 允许布置二维区域范围的坐标值.

需要说明的是,虽然在每个簇都确定的情况下,质心点到簇内各点的距离平方和最小,但是簇的划分相对随机而非唯一,这就造成同样的节点拓扑得到的 ET 布置位置也不唯一.此外,由于 SSE 是一个非凸函数,因此这种方法找到的是局部最优解而非全局最优解.但在实现过程中通过多次执行 K -means 算法并选取 SSE 最小的那次作为最终采用的聚类结果,仍能取得较优结果而改善性能.

3.2 ET 发送功率优化

利用 K -means 聚类算法确定出 K 个聚类中心作为 ET 的布置位置之后,接下来通过优化各个 ET 的发送功率,使得在满足各节点最低能量需求的前提下,ET 发送功率之和最小.

引入 a_{ij} 作为能量捕获因子:

$$a_{ij} = \eta \frac{G_s G_r}{L_p} \left(\frac{\lambda}{4\pi(d_{i,j} + \varepsilon)} \right)^2, i=1,2,\dots,N; j=1,2,\dots,K \quad (5)$$

根据公式(4)、公式(5),每个节点捕获的总能量是其分别从 K 个 ET 捕获的能量之和.则 N 个节点从 K 个 ET 捕获的能量可以用如下方程组表示:

$$\begin{cases} a_{11}P_t^{(1)} + a_{12}P_t^{(2)} + \dots + a_{1K}P_t^{(K)} = P_h^{(1)} \\ a_{21}P_t^{(1)} + a_{22}P_t^{(2)} + \dots + a_{2K}P_t^{(K)} = P_h^{(2)} \\ \dots \\ a_{N1}P_t^{(1)} + a_{N2}P_t^{(2)} + \dots + a_{NK}P_t^{(K)} = P_h^{(N)} \end{cases} \quad (6)$$

各个节点捕获的能量都必须满足最低能量需求,即

$$P_h^{(j)} \geq P_c^{\min}, \forall j=1,2,\dots,N \quad (7)$$

同时,ET 的发送功率必须满足如下条件:

$$0 \leq P_t^{(i)} \leq P_t^{\max}, \forall i=1,2,\dots,K \quad (8)$$

此处, P_t^{\max} 为 ET 的最大发送功率.本文中做合理假设,设定各个 ET 的最大发送功率均为 P_t^{\max} .

根据公式(6)、公式(7)可得如下不等式方程组:

$$\begin{cases} a_{11}P_t^{(1)} + a_{12}P_t^{(2)} + \dots + a_{1K}P_t^{(K)} \geq P_c^{\min} \\ a_{21}P_t^{(1)} + a_{22}P_t^{(2)} + \dots + a_{2K}P_t^{(K)} \geq P_c^{\min} \\ \dots \\ a_{N1}P_t^{(1)} + a_{N2}P_t^{(2)} + \dots + a_{NK}P_t^{(K)} \geq P_c^{\min} \end{cases} \quad (9)$$

必须保证当所有 P_t^i 取最大值 P_t^{\max} 时不等式都成立,否则问题无解.然后可以将此问题转化为线性规划问题,

即求解目标函数:

$$\min f = \sum_{i=1}^K P_t^{(i)} \quad (10)$$

不等式约束可以写成:

$$\text{s.t.} \begin{cases} a_{11}P_t^{(1)} + a_{12}P_t^{(2)} + \dots + a_{1K}P_t^{(K)} \geq P_c^{\min} \\ a_{21}P_t^{(1)} + a_{22}P_t^{(2)} + \dots + a_{2K}P_t^{(K)} \geq P_c^{\min} \\ \dots \\ a_{N1}P_t^{(1)} + a_{N2}P_t^{(2)} + \dots + a_{NK}P_t^{(K)} \geq P_c^{\min} \end{cases} \quad (11)$$

为了满足线性规划求解规范,将式(11)转化为

$$\text{s.t.} \begin{cases} -(a_{11}P_t^{(1)} + a_{12}P_t^{(2)} + \dots + a_{1K}P_t^{(K)}) \leq -P_c^{\min} \\ -(a_{21}P_t^{(1)} + a_{22}P_t^{(2)} + \dots + a_{2K}P_t^{(K)}) \leq -P_c^{\min} \\ \dots \\ -(a_{N1}P_t^{(1)} + a_{N2}P_t^{(2)} + \dots + a_{NK}P_t^{(K)}) \leq -P_c^{\min} \end{cases} \quad (12)$$

MATLAB 适合进行矩阵分析解决线性规划问题以提取相关矩阵参数.首先是目标函数中各个变量前面的系数向量 c .求目标函数的最小值问题, c 就是各个变量的系数;如果是求最大值问题,那么 c 就是各个变量的系数的相反数.

$$c = \underbrace{[1, 1, \dots, 1]}_{K \uparrow} \quad (13)$$

其次需要提取不等式约束 $A \times p_t^i \leq b$ 中的矩阵 A 和向量 b ,其中

$$A = \begin{bmatrix} a_{11}, a_{12}, \dots, a_{1K} \\ a_{21}, a_{22}, \dots, a_{2K} \\ \dots \\ a_{N1}, a_{N2}, \dots, a_{NK} \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$b = \underbrace{\left[-P_c^{\min}, -P_c^{\min}, \dots, -P_c^{\min} \right]}_{N \uparrow}^T \quad (15)$$

然后提取等式约束 $A_{\text{eq}} \times P_t^i = b_{\text{eq}}$ 中的矩阵 A_{eq} 和向量 b_{eq} .若没有等式约束,则 A_{eq} 和 b_{eq} 为空矩阵和空向量,即 $A_{\text{eq}} = []$, $b_{\text{eq}} = []$.

接着需要确定自变量上下界组成的向量.如果没有上下界,该选项用 $[]$ 表示.如果只有部分变量有上下界,那么可将无上下界变量的上下界设为 $-\text{inf}$ 或者 inf ,使 l_b 或者 u_b 的长度符合要求.

根据约束条件可知,各个 ET 的发送功率的区间范围为 $0-1\text{W}$ 之间,因此,

$$l_b = \underbrace{[0, 0, \dots, 0]}_{K \uparrow} \quad (16)$$

$$u_b = \underbrace{[1, 1, \dots, 1]}_{K \uparrow} \quad (17)$$

最后, MATLAB 提供了求解线性规划问题最优解的一种简便方法——Linprog 命令,该命令的参数形式为 $[x, fval] = \text{linprog}(c, A, b, A_{\text{eq}}, b_{\text{eq}}, l_b, u_b)$,根据公式(13)~公式(17),可以最终确定最优解 x 以及函数 f 的最优值 f_{val} ,其中,

$$x = \left[P_t^{(1)}, P_t^{(2)}, \dots, P_t^{(K)} \right]^T \quad (18)$$

$$f_{\text{val}} = \min f \quad (19)$$

需要说明的是,在 ET 和节点的位置拓扑已知的情况下,通过线性规划方法得到的有效解就是最优解.

4 ET 布置与发送功率联合优化方案

K -means 聚类算法有效缩短了簇内各节点与簇中 ET 的距离,利用 K -means 算法对提高各节点平均能量捕获功率有明显的帮助,是一种合理的 ET 较优布置方案.在 ET 和节点位置均确定的情况下,通过求解线性规划问题得到各个 ET 发送功率之和.在有解的情况下,ET 发送功率之和是最优的,因此这是一种合理有效的降低 ET 总能耗的发送功率优化方案.

但是该分步优化方案整体上并不是一种最优方案.首先,类的最佳质心是类中各节点的均值,但在实际应用中,节点并非仅从一个 ET 捕获能量,因此得到的 ET 布置并非全局最优布置.其次, K -means 算法对选取的初始聚类中心点敏感,不同的随机种子点得到的聚类结果可能完全不同,无法确保得到最优聚类结果.分步优化方案将最小化 ET 发送功率之和这个目标划分成了 ET 的较优布置和在此基础上优化发送功率两个过程.由于 K -means 并不是最佳 ET 布置算法,因此即使在布置完成基础上进行的功率优化结果最优,最终得到的目标解极可能不是全局最优.为了更好地解决这个问题,进一步提出了 ET 布置与发送功率联合优化方案,采用粒子群优化的方法进行求解.

首先,将 K 个 ET 的坐标和发送功率一同作为粒子 i 的位置向量 \mathbf{x}_m ,即

$$\mathbf{x}_m = (x_1^{(m)}, y_1^{(m)}, P_1^{(m)}, x_2^{(m)}, y_2^{(m)}, P_2^{(m)}, \dots, x_K^{(m)}, y_K^{(m)}, P_K^{(m)}) \quad (20)$$

然后将适应度 $f(\mathbf{x}_m)$ 定义为各个 ET 发送功率总和 $f(\mathbf{p}_m)$.求解第 m 个粒子的 ET 发送功率总和 $f(\mathbf{p}_m)$ 包括以下步骤:

首先,第 i 个 ET 的坐标设为 $(x_i^{(t)}, y_i^{(t)})$, $i=1,2,\dots,K$;第 j 个节点坐标设为 $(x_j^{(s)}, y_j^{(s)})$, $j=1,2,\dots,N$,则任意一个 ET 与任意一个节点的距离为 $d_{i,j} = \sqrt{(x_i^{(t)} - x_j^{(s)})^2 + (y_i^{(t)} - y_j^{(s)})^2}$.

其次,第 i 个 ET 发送功率设为 $P_i^{(m)}$, $i=1,2,\dots,K$;根据式(4)计算节点 j 从 K 个射频能量发送源捕获的总的功率 $P_h^{(j)}$, $P_h^{(j)} = \sum_{i=1}^K \eta \frac{G_s G_r}{L_p} \left(\frac{\lambda}{4\pi d_{i,j}} \right)^2 P_i^{(i)}$.

最后,若每个节点的能量捕获功率均大于等于其能量需求,即 $P_h^{(j)} \geq P_c^{\min}$, $j=1,2,\dots,N$,则计算各个 ET 发送功率总和 $f(\mathbf{p}_i)$:

$$f(\mathbf{p}_i) = \sum_{i=1}^K P_i^{(i)} \quad (21)$$

否则,将 $f(\mathbf{p}_i)$ 赋值为 ET 最大发送功率 P_i^{\max} 的总和.

ET 布置与发送功率联合优化方案的具体步骤如下.

S1:确定最小覆盖圆.根据区域中 N 个给定位置的传感器节点坐标,确定该区域唯一的最小覆盖圆.

S2:对于任意一个粒子 m ,设置初始向量 $\mathbf{x}_m = (x_1^{(m)}, y_1^{(m)}, P_1^{(m)}, x_2^{(m)}, y_2^{(m)}, P_2^{(m)}, \dots, x_K^{(m)}, y_K^{(m)}, P_K^{(m)})$, $m=1,2,\dots,M$.其中, $x_i^{(m)}$ 和 $y_i^{(m)}$ 为最小覆盖圆中随机挑出的一个点的横坐标和纵坐标, $P_i^{(m)}$ 为该点位置上射频 ET 发送功率可调范围内随机选取的一个 ET 发送功率, $i=1,2,\dots,K$.初始化第 m 个粒子的初始速度矢量 \mathbf{v}_m , $\mathbf{v}_m = \left(\underbrace{0, 0, \dots, 0}_{3K \text{个}} \right)$ 以及设置它的最优向量 \mathbf{p}_m 为其初始向量即 $\mathbf{p}_m \leftarrow \mathbf{x}_m$.

S3:对于每个粒子 $m=1,2,\dots,M$,分别计算出 \mathbf{p}_m 所对应的各个 ET 发送功率总和 $f(\mathbf{p}_m)$,然后找出 $f(\mathbf{p}_m)$ 最小的 \mathbf{p}_m 的值并且将全局最优位置 \mathbf{p}_g 设置为 \mathbf{p}_m ,即 $\mathbf{p}_g \leftarrow \mathbf{p}_m$.

S4:更新第 m 个粒子的当前速度矢量 \mathbf{v}_m 和向量 \mathbf{x}_m .更新式子如下,其中, r_p 和 r_g 是两个(0,1)之间的随机数, φ_p

和 φ_g 是常数值,用来控制粒子群优化方法的效率.

$$\begin{cases} \mathbf{v}_m \leftarrow w\mathbf{v}_m + \varphi_p r_p (\mathbf{p}_m - \mathbf{x}_m) + \varphi_g r_g (\mathbf{p}_g - \mathbf{x}_m) \\ \mathbf{x}_m \leftarrow \mathbf{x}_m + \mathbf{v}_m \end{cases} \quad (22)$$

S5:对于每个粒子 $m=1,2,\dots,M$,分别计算出 \mathbf{p}_m 所对应的各个 ET 发送功率总和 $f(\mathbf{p}_m)$,若 $f(\mathbf{p}_m) > f(\mathbf{x}_m)$,则令 $\mathbf{p}_m \leftarrow \mathbf{x}_m$;若 $f(\mathbf{p}_g) > f(\mathbf{x}_m)$,则令 $\mathbf{p}_g \leftarrow \mathbf{x}_m$.

S6:持续执行迭代过程,直到迭代次数达到设置值.

最终可得到最优向量 $\mathbf{p}_g, \mathbf{p}_g = (x_1^{(g)}, y_1^{(g)}, P_1^{(g)}, x_2^{(g)}, y_2^{(g)}, P_2^{(g)}, \dots, x_K^{(g)}, y_K^{(g)}, P_K^{(g)})$,则第 i 个 ET 的布置位置坐标位置为 $(x_i^{(g)}, y_i^{(g)})$,其发送功率确定为 $P_i^{(g)}$.ET 发送功率之和为 $\sum_{i=1}^K P_i^{(g)}$.

粒子群算法得到的解也不是最优解,但可以通过不断迭代无限逼近最优解.

5 实验仿真与结果分析

仿真的场景是 N 个能量捕获传感器节点在一个 $10\text{m} \times 10\text{m}$ 的区域中随机分布,按照 ET 布置和发送功率分步优化方案以及联合优化方案的算法过程进行仿真和评估.

能量捕获模型的相关参数设置见表 1,联合优化方案所采用的粒子群相关参数设置见表 2.

Table 1 EH model parameters

参数	仿真取值
η	0.3
G_s	8dBi
G_r	2dBi
L_p	3dB
λ	0.33m
ε	0.231 6m
P_t	1W
P_a	$1.08 \times 10^{-3}\text{W}$
P_q	$1.8 \times 10^{-6}\text{W}$

Table 2 PSO parameters

参数	仿真取值
迭代次数	2 000
M	20
w	0.729 8
φ_p	1.496 18
φ_g	1.496 18

图 1 所示为 ET 数量发生变化时,两种优化方案 3 000 次仿真后 ET 发送功率之和的平均值,其中 $N=25, P_c^{\min}=0.0001\text{W}$.可以看到在满足各个节点最低工作功率的前提下,联合优化方案比分步优化方案更优、更节能.图(b)中可以看到,在 $K=4$ 时,联合优化方案比分步优化方案能耗减少了 25%.其次,随着 ET 个数的增加,两者能耗差距逐渐减少.比如, K 从 4~7,两种优化方案的功耗差距从 25%缩减到不足 1.5%.最后需要说明的是,ET 个数太少时,即使 ET 满功率运作,也无法达到所有节点最低工作功率这个前提条件;ET 个数过多时,两种方案的发送功率之和几乎相同.每增加一个 ET,ET 发送功率之和降低量越小,因此需要根据监测区域面积大小选择部署数量合理的 ET.

图 2 给出了节点数量发生变化时,两种优化方案的 3 000 次仿真后 ET 发送功率之和的平均值.其中 $K=5, P_c^{\min}=0.0001\text{W}$.从图(a)中可以发现,联合优化方案比分步优化方案更加节能.而且随着节点个数的增加,联合优化方案和分步优化方案的 ET 发送功率之和均有所提高.比如,节点数量 N 从 20 增加到 40,联合优化方案 ET 能耗增加了 24.6%,分步优化方案 ET 能耗增加了 28%.从图(b)中可以发现,随着节点数目的增加,联合优化方案较分步优化方案的 ET 发送功率之和提高百分比逐渐增大.比如, N 从 20 增加到 40,联合优化方案较分步优化方案的 ET 发送功率之和提高百分比从 11.76%增加到 14.81%,说明节点数目较多时,更能体现出联合优化方案的优势.

图 3 给出了节点最低能量功率需求变化时,两种优化方案的 3 000 次仿真后 ET 发送功率之和的平均值,其中 $N=25, K=5$.从图(a)可知,节点最低工作功率变化的情况下,联合优化方案均比分步优化方案的 ET 发送功率之

和低,而随着节点最低能量要求增大,两种方案的 ET 发送功率之和也相应增大.其次,在一定的区域面积内,随着节点最低能量要求变大,联合优化方案的 ET 发送功率增加幅度逐渐放缓而趋于稳定,但分步优化方案的 ET 发送功率之和在图中还暂未见稳定趋势.再者,随着节点最低能量要求变大,两种方案能耗差距逐渐拉大.比如节点最低能量要求从 0.1mW 增加到 0.16mW,两种优化方案的功耗差距从 12.4%增加到 56.7%,表明节点最低能量要求越大两种方案性能差距越明显.从图(b)中可知,随着节点最低能量要求变大,联合优化方案较分步优化方案的发送功率之和减少百分比逐渐增大.比如节点最低能量要求从 0.1mW 增加到 0.16mW,联合优化方案较分步优化方案的发送功率之和减少百分比从 11.84%提高到 39.14%,说明随着节点最低能量要求变大,联合优化方案更加体现出节能的效果.

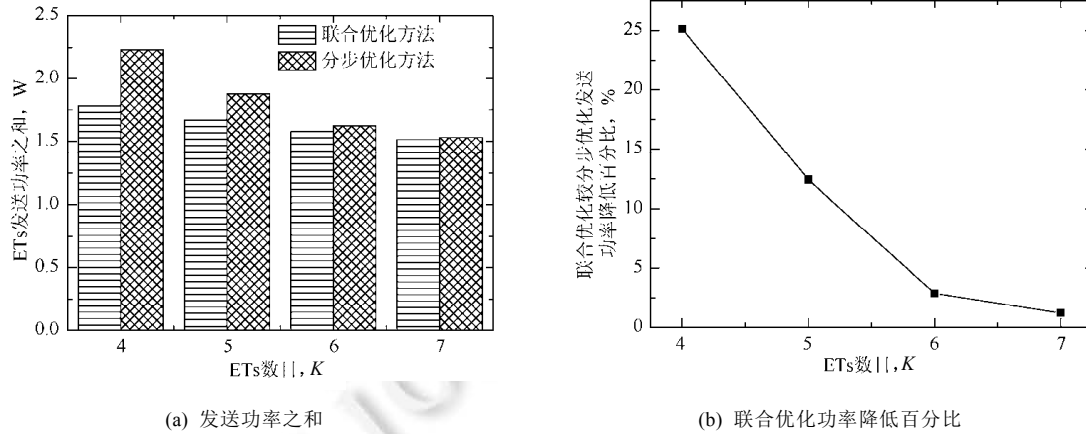


Fig.1 Power comparison of two schemes with different number of ET, $N=25$, $P_c^{\min}=0.1\text{mW}$

图 1 不同 ET 数量下两种方案功率对比情况, $N=25$, $P_c^{\min}=0.1\text{mW}$

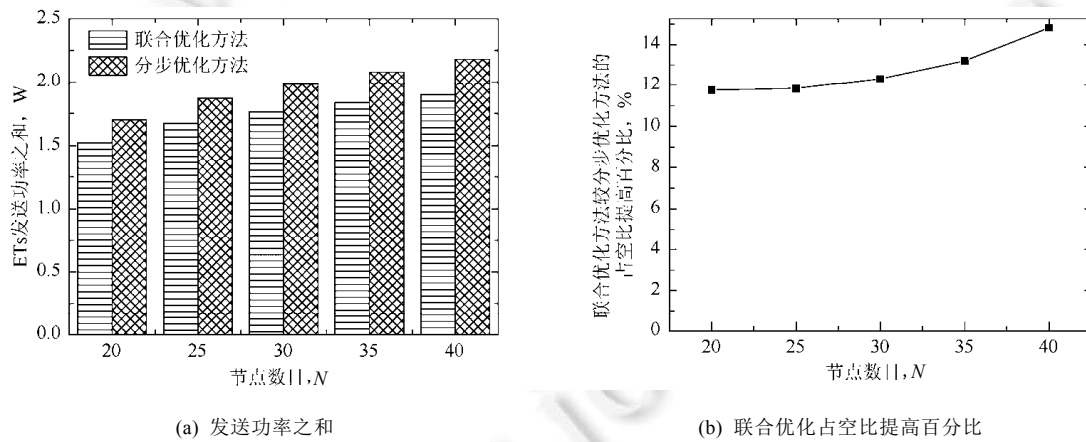
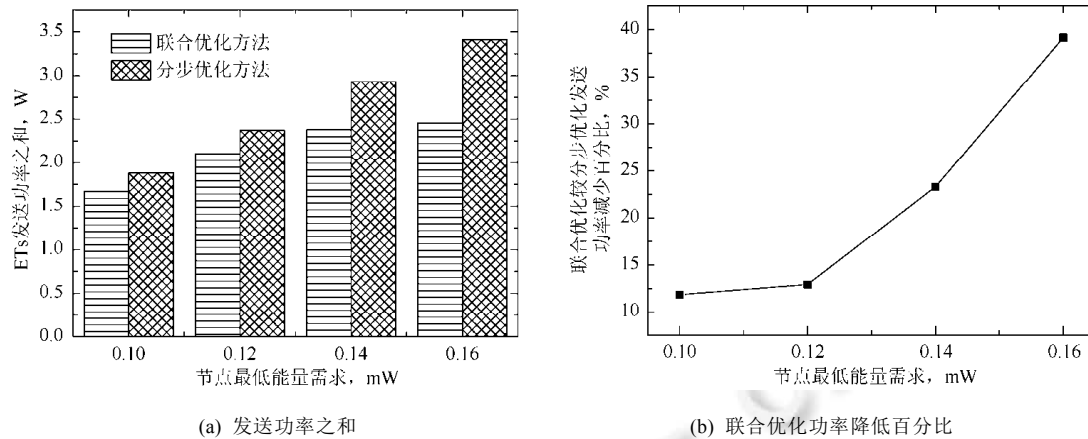


Fig.2 Power comparison of two schemes with different number of nodes, $K=5$, $P_c^{\min}=0.1\text{mW}$

图 2 不同节点数量两种方案功率对比情况, $K=5$, $P_c^{\min}=0.1\text{mW}$

Fig.3 Power comparison of two schemes with different minimum energy requirements, $N=25, K=5$ 图3 不同最低能量需求两种方案发送功率对比情况, $N=25, K=5$

6 总结

本文考虑 ET 数量固定但位置和发送功率连续可调的射频能量捕获无线传感器网络,研究 ET 布置和发送功率设置,目标是在满足各个节点最低能量需求的前提下最小化 ET 发送功率之和.首先对问题建模,再分别提出了针对 ET 布置和发送功率的分步优化和联合优化两种方案.仿真结果表明,联合优化方案的 ET 发送功率之和明显优于分步优化方案.

References:

- [1] Ku ML, Li W, Chen Y, *et al.* Advances in energy harvesting communications: Past, present, and future challenges. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2016,18(2):1384–1412.
- [2] Sudevalayam S, Kulkarni P. Energy harvesting sensor nodes: Survey and implications. IEEE Communication Surveys & Tutorials, 2011,13(3):443–461.
- [3] Ulukus S, Yener A, Erkip E, *et al.* Energy harvesting wireless communications: A review of recent advances. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2015,33(3):360–381.
- [4] Lu X, Wang P, Niyato D, *et al.* Wireless networks with RF energy harvesting: A contemporary survey. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2015,17(2):757–789.
- [5] Bi SZ, Zeng Y, Zhang R. Wireless powered communication networks: An overview. IEEE Wireless Communications Magazine, 2016,23(2):10–18.
- [6] Bi SZ, Ho CK, Zhang R. Wireless powered communication: opportunities and challenges. IEEE Communications Magazine, 2015,53(4):117–125.
- [7] Erol-Kantarci M, Moustafa HT. Mission-Aware placement of RF based power transmitters in wireless sensor networks. In: Proc. of the 2012 IEEE Symp. on Computers and Communications (ISCC). IEEE, 2012. 12–17.
- [8] He SB, Chen JM, Jiang FC, *et al.* Energy provisioning in wireless rechargeable sensor networks. IEEE Trans. on Mobile Computing, 2013,12(10):1931–1942.
- [9] Fu LK, Cheng P, Gu Y, *et al.* Minimizing charging delay in wireless rechargeable sensor networks. In: Proc. of the IEEE Conf. on Computer Communications (INFOCOM). IEEE, 2013. 2922–2930.
- [10] Li YJ, Fu LK, Chen M, *et al.* RF-Based charger placement for duty cycle guarantee in battery-free sensor networks. IEEE Communications Letters, 2015,19(10):1802–1805.
- [11] Li LL, Dai HP, Chen GH, *et al.* Radiation constrained fair wireless charging. In: Proc. of the 14th Annual IEEE Int'l Conf. on Sensing, Communication, and Networking (SECON). 2017.

- [12] Dai HP, Liu YH, Chen GH, *et al.* Safe charging for wireless power transfer. In: Proc. of the INFOCOM. IEEE, 2014. 1105–1113.
- [13] Dai HP, Ma HZ, Liu A, *et al.* Radiation constrained scheduling of wireless charging tasks. IEEE/ACM Trans. on Networking, 2018,26(1):314–327.
- [14] Sample AP, Yeager DJ, Powledge PS, *et al.* Design of an RFID based battery-free programmable sensing platform. IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement, 2008,57(11):2608–2615.



边继东(1976—),男,浙江浦江人,讲师,主要研究领域为物联网.



池凯凯(1980—),男,博士,教授,博士生导师,CCF 专业会员,主要研究领域为物联网.



林一民(1992—),男,硕士,主要研究领域为无线传感器网络.

www.jos.org.cn

www.jos.org.cn