

为移动体域网供能的射频能量源布置方法*

李燕君, 陈雨哲, 池凯凯, 田贤忠, 朱艺华



(浙江工业大学 计算机科学与技术学院, 浙江 杭州 310023)

通讯作者: 李燕君, E-mail: yjli@zjut.edu.cn

摘要: 得益于无线能量传输技术的突破,体域网节点可以捕获射频能量源的无线电波能量进行充电,从而持续不间断地工作.对能量源数量和位置进行合理规划可以有效提高节点的能量捕获功率,降低部署成本.现有工作大多考虑节点静止情况下的能量源部署问题或通过概率统计模型转化为节点静止的情况,因此具有明显的局限性.考虑体域网应用背景下,携带可穿戴节点的用户具有特定停留-移动模式,基于该模型归纳了满足节点能量不中断概率要求的能量源优化布置问题,并将该问题的限制条件分解,转化为一个等价问题.分别基于贪婪算法和分治-粒子群算法设计了能量源优化布置算法.通过多组仿真实验,在不同参数下将两种算法与现有路径覆盖算法的性能进行了对比.实现结果表明,在满足节点能量不中断概率要求的前提下,分治-粒子群算法相比贪婪算法和路径覆盖算法更能节省能量源部署成本.

关键词: 停留-移动模型;能量源布置;射频能量捕获;移动体域网

中文引用格式: 李燕君,陈雨哲,池凯凯,田贤忠,朱艺华.为移动体域网供能的射频能量源布置方法.软件学报,2017,28(Suppl.(1)):50-60. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/17006.htm>

英文引用格式: Li YJ, Chen YZ, Chi KK, Tian XZ, Zhu YH. RF-Based charger placement for wireless-powered mobile body area networks. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2017,28(Suppl.(1)):50-60 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/17006.htm>

RF-Based Charger Placement for Wireless-Powered Mobile Body Area Networks

LI Yan-Jun, CHEN Yu-Zhe, CHI Kai-Kai, TIAN Xian-Zhong, ZHU Yi-Hua

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

Abstract: With the breakthrough in the technology of wireless power transmission, wireless-powered body sensor nodes are able to harvest radio frequency (RF) energy from RF-based chargers and thus operate continuously. Rational planning of the number and positions of the chargers is an effective way to improve the charging efficiency and save deployment budget. Previous studies on RF-based charger placement mainly consider the scenario that nodes are static, or convert to the static scenario using probability statistical model. With the background of mobile body area network, this paper considers the situation that users carrying sensor nodes have specific sojourn-move behavior patterns. Based on this behavior model, charger placement optimization problem is formulated with the constraint of node's non-outage probability. Both greedy and divide-and-conquer based particle swarm optimization (D&C-PSO) approaches are proposed to solve the problem. Finally, performances of the two proposed algorithms are evaluated and compared with existing path provisioning approach through various simulations. Simulation results show that the divide-and-conquer based particle swarm optimization outperforms both greedy and path provisioning approaches in the charger placement cost while it guarantees the node's non-outage probability.

Key words: sojourn-move model; charger placement; RF energy harvesting; mobile body area network

* 基金项目: 国家自然科学基金(61772472, 61432015, 61472367, 61672465); 浙江省自然科学基金(LY17F020020, LY15F020027)

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (61772472, 61432015, 61472367, 61672465); Natural Science Foundation of Zhejiang Province (LY17F020020, LY15F020027)

收稿时间: 2017-05-15; 采用时间: 2017-09-23

1 引言

随着可穿戴技术和无线通信技术的发展,智能传感设备越来越多地被用于人体监测.这些设备捕捉各种用户数据并实时上传到互联网云端,成为新的物联网入口.这种由人体可穿戴传感器或植入人体内的传感器组成的无线网络被称为“体域网”,在医疗、电子娱乐、体育运动、军事活动以及公共安全等领域有着广泛的应用^[1].未来随着可植入智能设备的日益普及,体域网将与融为一体,成为日常生活不可或缺的一部分.

传统体域网节点由电池供电或需要定期充电,无法实现节点/网络的持续工作,而对于植入人体的应用,更换电池或充电的代价巨大.得益于无线能量传输技术的突破,体域网具备了持续不间断工作的可能.按照与能量源的距离远近,无线供能分为近场供能和远场供能.近场无线供能主要基于电磁感应和耦合磁共振技术,但工作距离通常为厘米级,有较大的局限性;远场无线供能主要捕获诸如 RFID(radio frequency identification)阅读器、Wi-Fi 热点、蜂窝基站、电视塔等设备发出的无线电波能量(或称为射频能量),工作距离从几米到数百米,在终端移动的场景下更为吸引人.目前已设计开发的可捕获射频能的节点包括: Intel 公司和华盛顿大学开发的 WISP(wireless identification and sensing platform)^[2]、密歇根大学基于 WISP 扩展的 Moo^[3]、Powercast 公司研制的一系列能量捕获芯片等.可穿戴设备采用这些芯片,将不再需要刻意充电或更换电池,而是直接从“空气”中获取能量来支持移动感知、计算和通信.

对射频能量源的数量和位置进行合理规划可有效提高节点的能量捕获功率,降低部署成本.与部署在一般环境中的节点不同,体域网节点由用户携带,其能量捕获功率受用户移动模式影响较大,而一定区域内的用户移动模式并非杂乱无章,有其规律可循.现有工作在研究射频能量源布置问题时大多考虑节点静止的情况,较少考虑节点移动性的研究也是通过概率统计模型将问题转化为节点静止的情况,而没有考虑特定的移动模式.这可能导致现有的布置方案在本文的场景下达不到对能量源的最优布置.本文的主要贡献和创新在于:(1) 将体域网移动模式建模为由有向边和停留点构成的有向图,在此基础上,归纳了满足节点能量不中断概率要求的射频能量源优化布置问题;(2) 将原问题的限制条件分解,转化为一个限制条件等价的新问题,分别基于贪婪算法和分治-粒子群(divide-and-conquer based particle swarm optimization,简称 D&C-PSO)算法设计了射频能量源优化布置算法;(3) 通过多组仿真实验,在不同参数下将两种算法与现有算法的性能进行了对比.

2 相关工作

针对射频能量源的部署问题,已有不少相关研究工作.文献[4]在给定能量源发射功率总开销和候选部署位置的前提下,提出了一种基于近似算法的部署策略,规划了各个能量源的部署位置及发射功率,以最大化整个网络的能量捕获功率总和.文献[5]在部署射频能量源的过程中考虑了射频信号辐射对人体可能会带来不良影响,在最大化各目标点处的能量捕获功率的同时保证平面区域内任意点处的辐射强度不超过给定阈值.文献[6]考虑了能量源可移动的场景,利用聚类算法减少能量源供能停留点个数,有效降低了节点的充电时延.文献[7]采用了考虑相位叠加的射频能量捕获模型,并给出了两种启发式算法,部署最少的能量源,同时满足每个节点的捕获功率不小于消耗功率.文献[8]基于常规传感器网络中的“三角覆盖”模型,结合射频能量捕获模型,首先通过推理证明得出了单个射频能量源的最大覆盖半径,以满足平面区域内任意点处的能量捕获功率不小于节点的消耗功率.文献[9]考虑了有向射频能量源的布置问题,在给定能量源数量的前提下,提出一种基于近似算法的部署策略,规划各个能量源的部署位置,以最大化网络的整体充电效用.

上述工作主要考虑节点处于静止状态的场景,而体域网节点随着用户的移动而移动,因此上述方法不能适用于本文考虑的节点存在一定移动模式的场景.文献[10]通过收集节点的移动信息,将节点的轨迹建模为有向边,并将经过有向边的节点数量作为边的权重,在给定能量源数量的前提下,设计了一种部署算法,使得能量不中断的节点所占的比例最大化.但该方法并不能保证单个节点的能量不中断.文献[8]中考虑了节点以等概率出现在平面区域内任意点处的移动模型,对节点静止情况下基于正三角形部署方案的三角形边长进行了修正,以满足平面区域内的平均能量捕获功率不小于节点的消耗功率.但该文中采用的移动模型并不能反映用户的移

动轨迹和停留时间等情况,与真实的用户移动模式有一定差距.

3 系统模型

3.1 停留-移动模型

本文考虑的场景是用户在区域内沿特定路线移动,在某些点停留随机时间.该场景符合用户在室内环境的移动模式,停留点为房间,移动路线为连接房间的走道.用户在停留和移动过程中,体域网节点均可从周围的射频能量源捕获能量支持传感、计算和通信.假设区域内有 N 个停留点,用点集 $V=\{v_1, v_2, \dots, v_N\}$ 表示, $N=|V|$, e_{ij} 表示从点 v_i 到点 v_j 的有向边,区域内所有有向边用边集 E 表示.这样,体域网停留-移动模型可以用停留点集合 V 和有向边集合 E 构成的有向图 $G(V, E)$ 描述,如图 1 所示.为便于后续优化问题的建模和求解,假设用户从任意停留点开始沿有向边移动,平均移动速率为 \bar{v} ,沿边移动过程中不发生转向,在各个停留点的停留时间 t 服从截尾正态分布,其概率密度函数示意图如图 2 所示,表达式为

$$f(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\alpha\sigma} \exp\left(-\frac{(t-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

其中, $t \geq 0$, μ 和 σ 分别表示均值和标准差, α 是正规化常数,以保证 $\int_0^{\infty} f(t) dt = 1$.

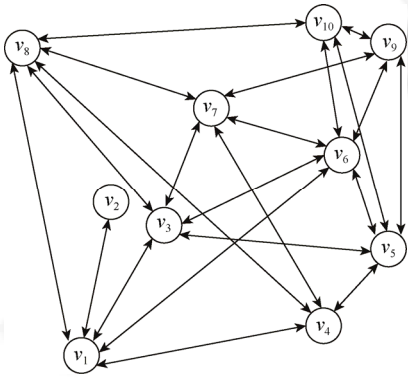


Fig.1 An illustration of the sojourn-move model

图 1 停留-移动模型示意图

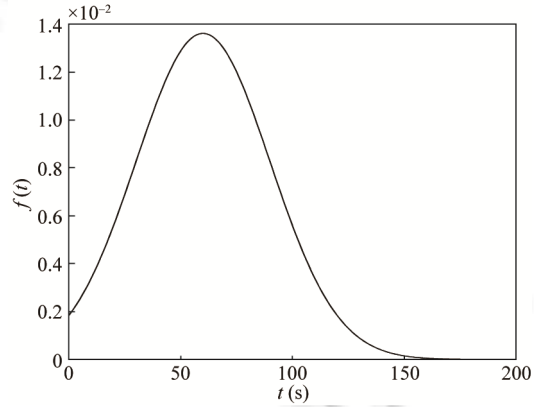


Fig.2 Probability density function of the node sojourn time

图 2 节点停留时间的概率密度函数

3.2 能量捕获模型

在只有单个射频能量源的情况下,基于自由空间传播模型 Friis 公式,与能量源相距为 d 的点 z 处的能量捕获功率可表示为

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

其中, P_s 为能量源发射功率, G_s, G_r 分别为能量源和节点的天线增益, L_p 是极化损耗, λ 表示波长, ε 是调节参数以保证捕获功率的取值有限, η 表示整流效率.当存在多个射频能量源时,节点的能量捕获功率可认为是从单个能量源捕获功率值的和加^[8],即:

$$P_h^{(z)} = \eta \sum_{k=1}^K \frac{G_s G_r}{L_p} \left(\frac{\lambda}{4\pi(d_{z,k} + \varepsilon)} \right)^2 P_s \quad (3)$$

其中, K 表示射频能量源总个数, $d_{z,k}$ 表示点 z 与第 k 个射频能量源之间的距离.

4 问题描述

本节首先基于体域网停留-移动模型给出问题的形式化定义,然后将该问题的限制条件分解,最后证明转化后的问题与原问题等价.

4.1 问题定义

问题 1. 在给定平面区域内,基于体域网停留-移动模型 $G(V,E)$,如何布置最少的射频能量源,满足节点在图 G 上任意一点 z 处的能量不中断概率不低于给定阈值 p_0 ,即:

$$\left. \begin{aligned} \min K \\ \text{s.t. } P(E_r^{(z)} > 0) \geq p_0, \forall z \in G \\ E_r^{(z)} \leq E_c, \forall z \in G \\ \text{w.r.t. } \mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2, \dots, \mathbf{c}_K \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

其中, K 表示射频能量源的数量, $E_r^{(z)}$ 表示节点在 z 处的剩余能量, E_c 为储能元件容量, \mathbf{c}_i 为能量源 i 的二维位置坐标.

4.2 问题转化

由于问题 1 的限制条件中任意一点 z 处的剩余能量表达式无法直接获得,我们将该限制条件分解为 3 个更为细化的条件,具体如下.

首先,保证各停留点处的能量捕获功率大于消耗功率,即:

$$P_h^{(v_i)} > P_c, \forall v_i \in V \quad (5)$$

其中, P_c 表示节点工作时的消耗功率, $P_h^{(v_i)}$ 表示停留点 v_i 处的能量捕获功率.这样,对任意停留点 v_i ,必然满足 $E_r^{(v_i)} > 0$.

其次,由于节点从停留点出发时的剩余能量不可能超过其储能元件容量,因此,在沿各有向边移动的过程中,其能量净消耗的最大值也不能超过储能元件容量,否则会导致节点能量中断,为此,需满足以下条件:

$$E_d^{(i,j)} \leq E_c, \forall e_{i,j} \in E, i \neq j \quad (6)$$

其中, $E_d^{(i,j)}$ 表示节点沿有向边 $e_{i,j}$ 移动时节点能量最大净消耗值.

最后,为了满足能量不中断概率的阈值要求,在停留点处获得的能量需要满足相应要求,换言之,停留时间需满足相应要求,即:

$$P(t \geq t_{i,j}) = \int_{t_{i,j}}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\alpha\sigma} \exp\left(-\frac{(t-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) dt \geq p_0, \forall e_{i,j} \in E, i \neq j \quad (7)$$

其中, t 即节点实际的停留时间, $t_{i,j}$ 表示为保证节点从停留点 v_i 向 v_j 移动过程中能量不中断而在 v_i 处的最少停留时间,计算方式如下:

$$t_{i,j} = \begin{cases} \frac{E_d^{(i,j)}}{\max(P_h^{(v_i)} - P_c, 0)}, & E_d^{(i,j)} > 0 \\ 0, & E_d^{(i,j)} \leq 0 \end{cases} \quad (8)$$

至此,我们归纳限制条件转化后的问题如下.

问题 2. 在给定平面区域内,基于体域网停留-移动模型 $G(V,E)$,如何布置最少的射频能量源,满足上述分解的限制条件,即:

$$\left. \begin{array}{l} \min K \\ \text{s.t. } P_h^{(v_i)} > P_c, \forall v_i \in V \\ E_d^{(i,j)} \leq E_c, \forall e_{i,j} \in E, i \neq j \\ P(t \geq t_{i,j}) \geq p_0, \forall e_{i,j} \in E, i \neq j \\ \text{w.r.t. } \mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2, \dots, \mathbf{c}_K \end{array} \right\} \quad (9)$$

同时有以下定理.

定理 1. 问题 2 与问题 1 等价.

证明:第 1 步,证明问题 2 的解是问题 1 的可行解.首先,问题 2 的第 1 个限制条件可以使得各停留点处的能量捕获功率大于消耗功率,因此,在停留点处,节点的能量 100%不会中断;其次,问题 2 的第 2 个限制条件使得节点沿各有向边移动的过程中,其最大净消耗能量不超过储能元件容量,因此,只要停留点处捕获的能量大于节点沿边移动时的最大净消耗能量,节点在移动过程中就不会发生能量中断;最后,问题 2 的第 3 个限制条件可以保证在停留点处停留足够时间,使得捕获能量大于沿边移动时最大净消耗能量的概率不小于阈值 p_0 ,从而满足问题 1 的所有限制条件.因此,问题 2 的解是问题 1 的可行解.

进一步地,通过反证法证明问题 2 的解是问题 1 的唯一解.如果存在一个能量源布置方案不满足问题 2 的限制条件,则有如下情况:(1) 该方案不满足问题 2 的第 1 个限制条件,即停留点处的能量捕获功率小于消耗功率,那么,当该停留点为节点初始位置且节点初始能量为 0 时,节点必然发生能量中断,因此,该布置方案必定不是问题 1 的解;(2) 该方案不满足问题 2 的第 2 个限制条件,即节点沿边移动时的最大净消耗能量超过其储能元件容量,这样,节点沿边移动时必然在某一点发生能量中断,因此,该布置方案必定不是问题 1 的解;(3) 该方案不满足问题 2 的第 3 个限制条件,即停留点处捕获能量大于节点沿边移动时的最大净消耗能量的概率小于阈值 p_0 ,那么,节点在沿边移动时必然存在某一点的能量不中断概率小于 p_0 ,因此,该布置方案必定不是问题 1 的解.由此可以证明得到不满足问题 2 条件的解也必然不是问题 1 的解.

综上所述,可以得出问题 2 的解是问题 1 的唯一可行解,因此问题 2 与问题 1 等价. \square

5 算法设计

由于问题 2 是 NP 难问题,适合采用启发式算法进行求解,拟分别采用贪婪算法和粒子群算法求解.贪婪算法简单,复杂度低,但容易陷入局部最优;而粒子群算法是一种基于鸟类觅食行为的进化算法,利用一定数量的粒子从随机解出发,通过迭代的方式搜索问题最优解,可有效避免陷入局部最优.为了在贪婪算法和粒子群算法的迭代运算过程中评价布置方案的优劣,本节首先根据问题 2 的 3 个限制条件构建评价函数 Q (粒子群算法中称为适应度函数),然后分别给出这两种算法的设计思路.

5.1 评价函数

评价函数用于表征当前解是否满足限制条件以及与最优解之间的距离.基于问题 2 的 3 个限制条件,我们构造如下评价函数 Q :

$$Q = Q_1 + Q_2 + Q_3 \quad (10)$$

$$Q_1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \max \left\{ \frac{P_c - P_h^{(v_i)}}{P_c}, 0 \right\} \quad (11)$$

$$Q_2 = \begin{cases} \frac{1}{|E|} \sum_{e_{i,j} \in E} \max \left\{ \frac{E_d^{(i,j)} - E_c}{E_d^{(i,j)} - E_c}, 0 \right\}, & E_d^{(i,j)} > E_c \\ 0, & E_d^{(i,j)} \leq E_c \end{cases} \quad (12)$$

$$Q_3 = \frac{1}{|E|} \sum_{e_{i,j} \in E} \max \left\{ \frac{p_0 - P(t \geq t_{i,j})}{p_0}, 0 \right\} \quad (13)$$

其中,式(11)中 $P_h^{(i)}$ 可由式(3)计算得到,式(13)中的 $P(t \geq t_{i,j})$ 可由式(7)和式(8)计算得到,而式(12)和式(13)中涉及的最大能量净消耗 $E_d^{(i,j)}$ 较难直接计算得到,因此,对各有向边进行离散化处理以得到近似值.具体地,对于长度为 $l_{i,j}$ 的有向边 $e_{i,j}$,将其分为 $\lceil l_{i,j}/\Delta l \rceil$ 条线段,认为在长度等于或小于 Δl 的线段上移动时,节点的能量捕获功率恒定,即等于该线段中心点处的能量捕获功率.可以看出, Δl 取值越小,近似程度越高,但计算复杂度也越高.近似处理后, $E_d^{(i,j)}$ 的计算方式如下:

$$E_d^{(i,j)} = \max \left\{ \sum_{m=1}^M \left(P_c - P_h^{(u_{i,j,m})} \right) \times \frac{l_{i,j,m}}{\bar{v}}, M = 1, 2, \dots, \left\lceil \frac{l_{i,j}}{\Delta l} \right\rceil \right\} \quad (14)$$

其中, $P_h^{(u_{i,j,m})}$ 表示有向边 $e_{i,j}$ 中第 m 段线段中心点处的能量捕获功率,可由公式(3)计算得到, $l_{i,j,m}$ 表示该第 m 段线段的长度.式(12)中的 $E_D^{(i,j)}$ 表示节点沿有向边 $e_{i,j}$ 移动时纯消耗能量,其表达式为

$$E_D^{(i,j)} = P_c \times \frac{l_{i,j}}{\bar{v}} \quad (15)$$

不难看出, Q_1, Q_2 和 Q_3 的取值范围均为 $[0, 1]$. 在算法的迭代过程中,认为 Q 值越接近 0, 对应的方案越优, 当 $Q=0$ 时, 表示当前方案满足问题 2 的所有限制条件.

5.2 贪婪算法

首先对平面区域进行离散化处理,将平面区域均匀划分成 $X \times Y$ 个网格,射频能量源的候选部署位置为每个网格的中心,且在一个网格内可同时部署多个射频能量源.划分网格的尺度越小,部署精度越高,但计算量越大.基于贪婪算法的部署策略算法即迭代地遍历所有网格,每次都将在使得评价函数 Q 值最小的网格中,直至该函数值为 0.若在部署过程中存在射频能量源位于多个网格中心时的总目标函数值相等,则将能量源部署于遍历到的第 1 个网格中.

下面分析该算法的时间复杂度.由文献[8]可知,给定布置区域、能量捕获模型参数和节点消耗功率,总能布置 M 个射频能量源使得区域内任意点处的能量捕获功率大于节点消耗功率,即满足 $p_0=100\%$.因此,所需射频能量源个数,即贪婪算法的迭代次数有限且不会超过 M ,可得,贪婪算法的时间复杂度主要由遍历候选位置点计算评价函数 Q 值的过程决定.由算法 1 可知,遍历候选位置点的时间复杂度为 $O(XY)$,而计算函数 Q 值的过程分为 3 部分,计算 Q_1 的时间复杂度为 $O(N)$,计算 Q_2 和 Q_3 时需要遍历所有有向边,对每条边最多执行 $\sum_{i=1}^{\lceil l_{\max}/\Delta l \rceil} i$ 次运算,其中, l_{\max} 为最长有向边的长度,因此,计算 Q_2 和 Q_3 的时间复杂度为 $O(|E|/(\Delta l)^2)$.综上,贪婪算法的时间复杂度为 $O(MXY(N+|E|/(\Delta l)^2))$.

算法 1. 贪婪算法.

输入:能量捕获模型参数,体域网停留-移动模型参数, $P_c, p_0, \Delta l$, 划分网格后的所有候选位置点集合 C ;

输出:使 K 最小的射频能量源位置集合 $\mathbf{c} = \{c_1, c_2, \dots, c_K\}$.

1: $Q_{\min}=3; \mathbf{c}=\emptyset;$

2: **while** $Q_{\min}>0$

3: 遍历候选位置点,计算在任一点 $c_i \in C$ 额外布置一个射频能量源下的函数 Q 值 Q_{c_i} , $Q_{\min} = \min_{c_i \in C} Q_{c_i}$,

$\mathbf{c} = \mathbf{c} \cup \arg \min_{c_i \in C} Q_{c_i};$

4: **end while**

5.3 分治-粒子群算法

每个粒子有一个位置向量和速度矢量,位置向量表示一个候选解,速度矢量则表示位置向量的变化趋势.针对射频能量源部署问题,粒子群中的每个粒子 i 在 k_i 维空间的位置 $\mathbf{x}_i = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_{k_i})$ 代表一个独立的部署方案.为搜索问题的最优解,每个粒子按以下公式迭代更新自己的位置和速度:

$$\mathbf{v}_i(t+1) = w \cdot \mathbf{v}_i(t) + \varphi_p \cdot \mathbf{r}_p \cdot (\mathbf{p}_i - \mathbf{x}_i(t)) + \varphi_g \cdot \mathbf{r}_g \cdot (\mathbf{p}_g - \mathbf{x}_i(t)) \quad (16)$$

$$\mathbf{x}_i(t+1) = \mathbf{x}_i(t) + \mathbf{v}_i(t+1) \quad (17)$$

其中, $\mathbf{x}_i(t)$ 和 $\mathbf{v}_i(t)$ 表示粒子 i 在 t 时刻的位置和速度, \mathbf{p}_i 表示粒子 i 的历史最优位置, \mathbf{p}_g 表示全局最优位置. \mathbf{r}_p 和 \mathbf{r}_g 为服从均匀分布 $U(0,1)$ 的随机向量, w , φ_p 和 φ_g 为调整粒子群算法性能的常数.

当区域较大而潜在需要部署的能量源较多时,如果直接采用粒子群算法,会使得粒子维度较高,很难在每一维度上都达到最优,优化效果较差.为此,本文采用分治法将有向图 G 分为 N 个有向子图,每个子图由停留点和以该停留点为始点的有向边构成,将区域按子图分块,分别采用粒子群算法,从而降低了粒子维度.我们有如下定理.

定理 2. 将体域网停留-移动模型 $G(V,E)$ 分解为 N 个由停留点和该停留点为始点的有向边组成的有向子图,对任一有向子图 G' ,若存在某一能量源部署方案,使得体域网节点在 G' 上任意一点的能量不中断概率不低于给定阈值 p_0 ,那么这些部署方案的并集必能满足有向图 G 上任意一点的能量不中断概率不低于给定阈值 p_0 .

证明:节点在有向图 G 上移动时,任意时刻必然处于某个有向子图上,因此,若某个能量源布置方案能够同时满足节点在各个有向子图上的能量不中断概率不低于给定阈值 p_0 ,则该布置方案必能满足节点在有向图 $G(V,E)$ 上能量不中断概率不低于给定阈值 p_0 . \square

分治-粒子群算法的具体设计如下:首先对各停留点按照出度大小进行降序排列,然后按序以停留点为中心划分区块,假设停留点 v_i 所在子图的最长有向边长度为 l_i^{\max} ,那么基于该子图的分块为以停留点 v_i 为中心、边长为 $2l_i^{\max}$ 的方形区域 A_i ,如图 3 所示.然后,在分块内执行粒子群算法,找到满足该子图能量不中断要求的能量源部署方案.值得注意的是,由于能量源的辐射范围大以及区块间有部分重合,逐块部署需要考虑先部署的能量源对后部署区块的影响,否则将造成能量源的冗余.

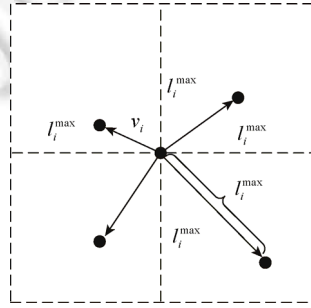


Fig.3 An illustration of the subgraph based area partition
图 3 基于子图的区域分块示意图

算法 2. 分治-粒子群算法.

输入:能量捕获模型参数,体域网停留-移动模型参数,粒子群算法参数, P_c, p_0 ;

输出:使 K 最小的射频能量源位置集合 $\mathbf{c} = \{\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2, \dots, \mathbf{c}_K\}$.

- 1: $\mathbf{c} = \emptyset$;
- 2: 对集合 V 中的停留点按出度进行降序排列,生成对应 N 个有向子图和分块区域
- 3: **for** $i=1:N$
- 4: 根据当前已部署能量源位置集合 \mathbf{c} 计算子图 G_i 的适应度函数值 Q_i , $Q_i^{\min} = Q_i$, $k=0$;
- 5: **while** $Q_i^{\min} > 0$
- 6: $k=k+1$;
- 7: 调用粒子群算法,在设定的迭代次数下,在 G_i 所属分块区域内找出使得 G_i 的 Q 函数值最小的 k 个额外射频能量源位置集合 Δ ,更新 Q_i^{\min} ;

8: **end while**
 9: $c=c\cup\Delta$;
 10: **end**

由算法逻辑可知,第 2 步排序的复杂度为 $O(N\log N)$,对于每个有向子图都需循环地调用粒子群算法并在每次迭代中计算适应度函数 Q 值,假设组成 G 的各子图的出度最大为 d_{\max} ,与贪婪算法类似,计算子图的函数 Q 值的复杂度为 $O(d_{\max}/(\Delta l)^2)$,假设有向子图最多需布置 M' 个射频能量源,第 5 步~第 8 步过程中,每次执行粒子群算法时粒子的维度递增 2,粒子群算法的时间复杂度主要由种群大小 S 、迭代次数 T 以及每个粒子的维度决定^[11],因此,对 N 个子图执行 M' 次粒子群算法(包含计算函数 Q 值)的复杂度为 $O(NSTM'^2 d_{\max}/(\Delta l)^2)$.综上,分治-粒子群算法的时间复杂度为 $O(N(\log N+STM'^2 d_{\max}/(\Delta l)^2))$.

6 仿真验证

本节通过多组仿真来验证算法性能.具体而言,将本文提出的两种算法与文献[8]中提出的“路径覆盖”算法进行了比较.路径覆盖算法假设携带节点的用户出现在部署区域内各个点上的概率相等,基于“三角覆盖”模型在等边三角形区域顶点处部署射频能量源,而等边三角形的边长可以根据已知参数计算获得,最终使得平面内各个点的能量捕获功率均值不低于节点的消耗功率.为保证在相同的节点能量不中断概率 p_0 下对比 3 种算法的能量源个数,在对比过程中除了使用相同的仿真参数外,对于路径覆盖算法,只要求其部署结果满足平面内各个点的能量捕获功率均值不低于节点消耗功率的 p_0 倍.

6.1 参数设置

在仿真中,部署区域范围为 $50\text{m}\times 50\text{m}$,考虑两种拓扑,拓扑 1 由随机生成的 15 个停留点和 62 条有向边组成,拓扑 2 由规则排列的 15 个停留点和随机连接的 58 条有向边组成,其他采用的主要仿真参数设置见表 1.

Table 1 Simulation settings

表 1 仿真参数设置

参数	取值
射频能量源发射功率 $P_s(\text{W})$	1~3
射频能量源发射天线增益 $G_s(\text{dBi})$	8
节点接收天线增益 $G_r(\text{dBi})$	2
极化损耗 $L_p(\text{dB})$	3
波长 $\lambda(\text{m})$	0.33
调节参数 $\alpha(\text{m})$	0.231 6
整流效率 η	0.3
节点消耗功率 $P_c(\text{mW})$	3~9
节点储能元件容量 $E_c(\text{mJ})$	10
节点平均移动速率 $\bar{v}(\text{m/s})$	1
节点停留时间均值 $\mu(\text{s})$	60
节点停留时间标准差 $\sigma(\text{s})$	50
有向边最大分段长度 $\Delta l(\text{m})$	1.2
节点能量不中断概率阈值 p_0	0.9
贪婪算法网格边长 (m)	0.5
粒子群算法种群大小 S	100
粒子群算法迭代次数 T	2 000

6.2 仿真结果

首先,图 4 和图 5 分别显示了在拓扑 1 和拓扑 2 情况下,在能量源发射功率为 3W,节点消耗功率为 5mW 的条件下分别基于路径覆盖算法、贪婪算法和分治-粒子群算法得到的能量源布置结果.由图可知,由于路径覆盖算法没有考虑体域网的移动模式,其布置结果中能量源呈等边三角形排列,数量最多,存在较大冗余;基于贪婪算法的布置结果中能量源的位置较为分散,数量其次;而基于分治-粒子群算法的布置结果中能量源位置较为集中,大多位于各停留点附近,且数量最少.

图 6 显示了拓扑 1 情况下,当能量源发射功率为 3W 时,节点消耗功率对各算法布置结果的影响.由图 6 可知,随着节点消耗功率的增大,3 种算法得到的能量源个数也随之增加,并大致呈线性增加趋势.由于考虑了体域网特定的移动模式,本文提出的两种算法部署的能量源个数远小于路径覆盖算法,并且随着节点消耗功率的增大,节省的能量源数量比例也随之增加.采用贪婪算法和分治-粒子群算法相比路径覆盖算法最高分别节省 78.4%和 81.4%的部署成本.在各组仿真结果中,基于分治-粒子群算法所需能量源个数均少于贪婪算法,并且在节点消耗功率较大的情况下更能体现其性能优势,最高较贪婪算法节省了 14.2%的部署成本.

图 7 显示了在拓扑 1 情况下,当节点消耗功率为 5mW 时,能量源发射功率对各算法布置结果的影响.由图 7 可知,随着发射功率的增大,3 种算法得到的能量源个数随之减少,其减少的总体趋势相近.而同样地,本文提出的两种算法所需的射频能量源个数远小于路径覆盖算法,并且在射频能量源发射功率较低时节省的能量源数量比例较高,采用贪婪算法和分治-粒子群算法相比路径覆盖算法最高节省了 85.8%和 86.7%的部署成本.在各组仿真结果中,基于分治-粒子群算法的布置结果所需射频能量源个数均少于贪婪算法,并且在射频能量源发射功率较低的情况下更能体现其性能优势,最高较贪婪算法节省了 19.1%的部署成本.

图 8 和图 9 分别显示了拓扑 2 情况下,节点能量消耗功率和能量源发射功率对各算法布置结果的影响.由于仿真结果与拓扑 1 情况下的结果相近,此处不再赘述.

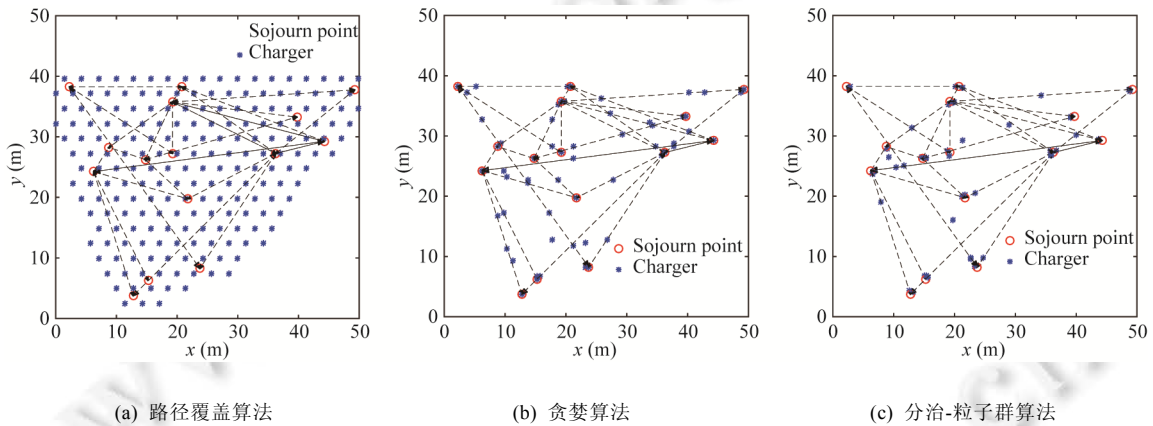


Fig.4 Charger placement results of the three algorithms in comparison under topology 1

图 4 拓扑 1 情况下 3 种算法的能量源布置结果示意图

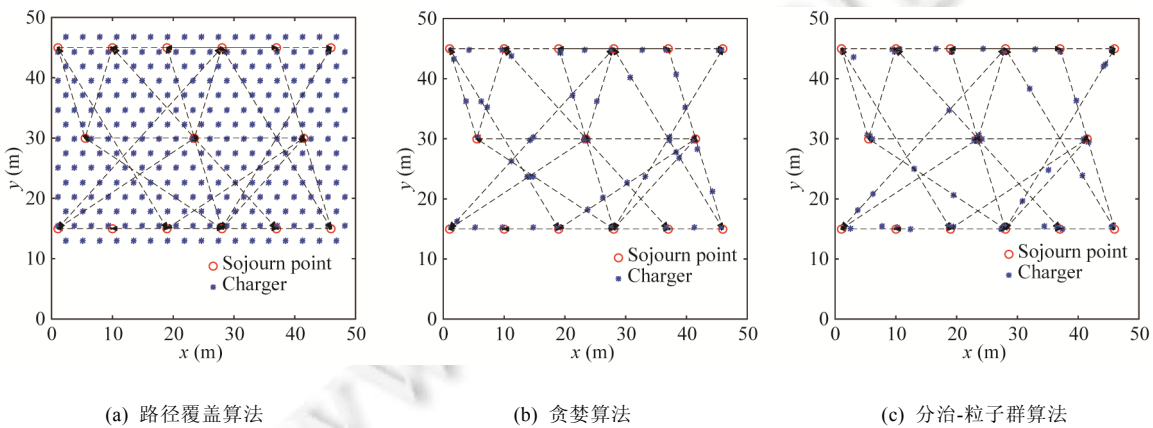


Fig.5 Charger placement results of the three algorithms in comparison under topology 2

图 5 拓扑 2 情况下 3 种算法的能量源布置结果示意图

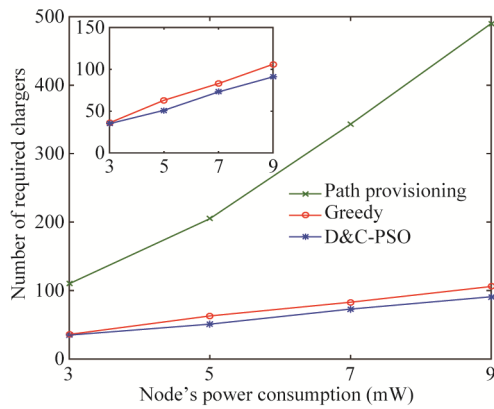


Fig. 6 Impact of the node's power consumption on the number of required chargers under topology 1

图 6 拓扑 1 情况下节点消耗功率对能量源数量的影响

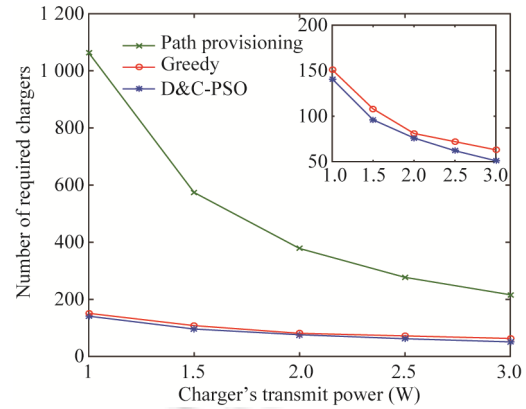


Fig. 7 Impact of the charger's transmit power on the number of required chargers under topology 1

图 7 拓扑 1 情况下能量源发射功率对能量源数量的影响

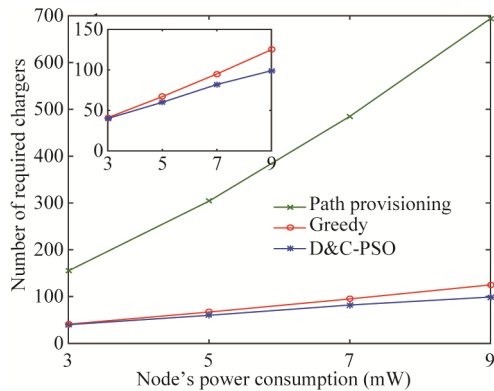


Fig. 8 Impact of the node's power consumption on the number of required chargers under topology 2

图 8 拓扑 2 情况下节点能量消耗功率对能量源数量的影响

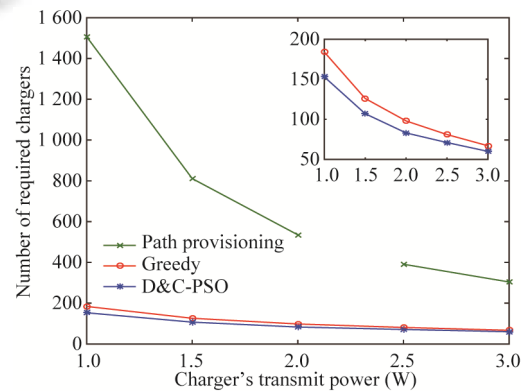


Fig. 9 Impact of the charger's transmit power on the number of required chargers under topology 2

图 9 拓扑 2 情况下能量源发射功率对能量源数量的影响

7 结束语

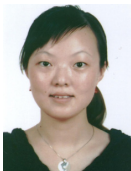
本文考虑体域网应用背景下,携带可穿戴节点的用户具有特定停留-移动模式,在此基础上归纳了满足节点能量不中断概率要求的能量源优化布置问题,并将该问题的限制条件分解,转化为一个等价问题.分别基于贪婪算法和分治-粒子群算法设计了能量源优化布置算法.通过多组仿真实验,在不同拓扑和不同参数设置下将两种算法与现有路径覆盖算法的性能进行了对比.仿真结果表明,在满足节点能量不中断概率要求的前提下,本文设计的两种算法相比路径覆盖算法能够显著降低所需能量源数量,且与贪婪算法相比,基于分治-粒子群算法的射频能量源优化布置方案能够进一步降低能量源部署成本.

References:

- [1] Guan JB, Wang R, Cui L. Research advances and challenges of body sensor network (BSN). Journal of Computer Research and Development, 2010,47(5):737–753 (in Chinese with English abstract).
- [2] WISP. <http://wisp5.wikispaces.com/>
- [3] UMass Moo. <https://spqr.eecs.umich.edu/moo/>
- [4] Zhang S, Qian Z, Kong F, Wu J, Lu S. P³: Joint optimization of charger placement and power allocation for wireless power transfer. In: Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Computer Communications (INFOCOM). Hong Kong: IEEE, 2015. 2344–2352. [doi: 10.1109/INFOCOM.2015.7218622]
- [5] Dai HP, Liu YH, Liu AX, Kong LT, Chen GH, He T. Radiation constrained wireless charger placement. In: Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Computer Communications (INFOCOM). San Francisco: IEEE, 2016. 1–9. [doi: 10.1109/INFOCOM.2016.7524385]
- [6] Fu LK, Cheng P, Gu Y, Chen JM, He T. Minimizing charging delay in wireless rechargeable sensor networks. In: Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Computer Communications (INFOCOM). Turin: IEEE, 2013. 2922–2930. [doi: 10.1109/INFOCOM.2013.6567103]
- [7] Li YJ, Fu LK, Chen M, Chi KK, Zhu YH. RF-Based charger placement for duty cycle guarantee in battery-free sensor networks. IEEE Communications Letters, 2015,19(10):1802–1805.
- [8] He SB, Chen JM, Jiang FC, Yau DKY, Xing GL, Sun YX. Energy provisioning in wireless rechargeable sensor networks. IEEE Trans. on Mobile Computing, 2013,12(10):1931–1942.
- [9] Dai HP, Chen GH, Xu LJ, Liu YH, Wu XB, He T. Effective algorithm for placement of directional wireless chargers. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2015,26(7):1711–1729 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4618.htm> [doi: 10.13328/j.cnki.jos.004618]
- [10] Chiu T, Shih Y, Pang A, Jeng J, Hsiu P. Mobility-Aware charger deployment for wireless rechargeable sensor networks. In: Proc. of the Asia-Pacific Network Operations and Management Symposium (APNOMS). Seoul: IEEE, 2012. 1–7. [doi: 10.1109/APNOMS.2012.6356102]
- [11] Liu Y, Zhang Z, Luo Y, Wu X. An Improved PSO for multimodal complex problem. In: Proc. of the Int'l Conf. on Intelligent Computing (ICIC). Taiyuan: Springer-Verlag, 2014. 371–378. [doi: 10.1007/978-3-319-09330-7_44]

附中文参考文献:

- [1] 宫继兵,王睿,崔莉. 体域网 BSN 的研究进展及面临的挑战. 计算机研究与发展, 2010,47(5):737–753.
- [9] 戴海鹏,陈贵海,徐力杰,刘云淮,吴小兵,何田. 一种高效有向无线充电器的布置算法. 软件学报, 2015,26(7):1711–1729. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4618.htm> [doi: 10.13328/j.cnki.jos.004618]



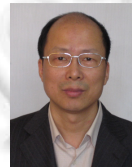
李燕君(1982—),女,江苏南通人,博士,副教授,CCF 专业会员,主要研究领域为无线供能网络.



田贤忠(1968—),男,博士,教授,CCF 专业会员,主要研究领域为网络编码,物联网.



陈雨哲(1994—),男,硕士生,CCF 学生会会员,主要研究领域为无线供能体域网.



朱艺华(1961—),男,博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为移动计算,无线网络协议.



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