

## 一种高效有向无线充电器的布置算法\*

戴海鹏<sup>1</sup>, 陈贵海<sup>1,2</sup>, 徐力杰<sup>1</sup>, 刘云淮<sup>3</sup>, 吴小兵<sup>1</sup>, 何田<sup>4,5</sup>

<sup>1</sup>(计算机软件新技术国家重点实验室(南京大学), 江苏 南京 210023)

<sup>2</sup>(上海市可扩展计算与系统重点实验室(上海交通大学), 上海 200240)

<sup>3</sup>(公安部第三研究所, 上海 200031)

<sup>4</sup>(上海交通大学 电子信息与电气工程学院, 上海 200240)

<sup>5</sup>(Computer Science and Engineering, University of Minnesota, Minneapolis, USA)

通讯作者: 戴海鹏, E-mail: dhpphd2003@gmail.com, http://gps.nju.edu.cn/~hpdai/

**摘要:** 传统的传感器节点通常采用电池供电,有限的电池能量限制了传感器网络整体的寿命.无线能量传输技术可将能量以无线方式从充电器发送至传感器,从而可以彻底解决这一问题.无线可充电传感网中的一个重要问题是无线充电器的布置问题,即,如何有效地布置充电器,使得传感器网络的整体充电效用最大化.已有的工作主要考虑的是全向充电器的布置问题,且充电器可布置的位置受限,如只能布置在三角形顶点或网格中的格点处,因此具有相当的局限性.首次考虑了有向充电器的一般布置问题,即,充电器充电区域为扇形,并且充电器可布置在区域内任何位置处,其朝向可任意调节.另外,首次基于实测数据建立了有向充电器的充电模型,并提出一系列创新方法将问题进行转化,设计了一种近似比为 $(1-1/e)/(1+\epsilon)$ 的高效算法——CDG(charger deployment-greedy)算法来解决这一问题.仿真实验结果说明了 CDG 算法的有效性.与其他提出的两种随机算法相比,CDG 算法的性能分别提升了将近 300%和 100%.

**关键词:** 有向无线充电器;有向充电;布置;子模性;近似算法

**中图法分类号:** TP393

中文引用格式: 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>

英文引用格式: 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). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4618.htm>

### Effective Algorithm for Placement of Directional Wireless Chargers

DAI Hai-Peng<sup>1</sup>, CHEN Gui-Hai<sup>1,2</sup>, XU Li-Jie<sup>1</sup>, LIU Yun-Huai<sup>3</sup>, WU Xiao-Bing<sup>1</sup>, HE Tian<sup>4,5</sup>

<sup>1</sup>(State Key Laboratory for Novel Software Technology (Nanjing University), Nanjing 210023, China)

<sup>2</sup>(Shanghai Key Laboratory of Scalable Computing and Systems (Shanghai Jiaotong University), Shanghai 200240, China)

<sup>3</sup>(Third Research Institute of Ministry of Public Security, Shanghai 200031, China)

<sup>4</sup>(School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

<sup>5</sup>(Computer Science and Engineering, University of Minnesota, Minneapolis, USA)

**Abstract:** Traditional sensor nodes are powered by batteries. The limited battery capacity, however, constrains the lifetime of the wireless sensor networks. Wireless power transfer technology allows energy transfers from a charger to sensor nodes via wireless, and thus solves the problem completely. One fundamental issue in wireless rechargeable sensor networks is the wireless charger placement

\* 基金项目: 国家重点基础研究发展计划(973)(2012CB316201, 2014CB340303); 国家自然科学基金(61133006, 61321491, 61373130, 61170247, 613230428); 江苏省研究生培养创新工程(CXZZ12\_0056)

收稿时间: 2013-10-24; 定稿时间: 2014-04-03

problem, i.e., how to effectively place the chargers to maximize the overall charging utility of the network. Existing works mainly focus on the deployment issues of omnidirectional chargers, which are confined to positions such as the end point of triangles or lattice point in a grid. These works inevitably have their limitations. This study is to consider the general placement problem in which the charging area of chargers is a sector and the charger can be deployed at any position in the field with arbitrary orientation. First, a charging model for directional chargers is constructed based on trace data. Then, a series of novel techniques is proposed to transform the problem to develop an effective algorithm, CDG (charger deployment-greedy), with approximation ratio  $(1-1/\epsilon)/(1+\epsilon)$  to solve this problem. The simulation results demonstrate the effectiveness of the CDG algorithm. Compared with other two random algorithms, the CDG algorithm has performance gains of nearly 300% and 100%, respectively.

**Key words:** directional wireless charger; directional charging; placement; submodularity; approximation algorithm

传统的传感器节点由能量有限的电池驱动,导致网络的整体寿命受到限制.为了解决这一问题,许多工作提出了能量节省<sup>[1]</sup>和能量汲取<sup>[2]</sup>的方法,但均不能从本质上解决这一问题.能量节省方法只能有限地延长网络寿命,网络最终还是会因节点耗尽能量而死亡.能量汲取办法允许节点从周边环境汲取诸如太阳能、风能等多种形式的能量,但汲取效率深受环境因素的影响,具有高度不可预测性等缺点,导致传感器节点不能持续和可靠地工作.最近几年兴起的无线电能传输技术<sup>[3]</sup>为彻底解决无线传感器网络寿命受限问题带来了希望.无线电能传输技术允许能量由充电器无线传输到如 RFID<sup>[4]</sup>、传感器<sup>[5]</sup>、手机<sup>[6]</sup>、笔记本电脑<sup>[7]</sup>等终端设备中.在无线传感器领域,该技术已被用于改善多种应用场景中传感器的监测性能,如动物信息采集<sup>[8]</sup>、数据中心监测<sup>[9]</sup>等.由于无线电能传输技术使用的方便性和提供能量的稳定性,受到了科研界和工业界的广泛关注.根据最新报导,到 2015 年,无线电能传输技术的市场规模有望增至 237 亿美元<sup>[10]</sup>.

可以由无线充电器充电的传感器网络也称为无线可充电传感网(wireless rechargeable sensor networks,简称 WRSNs)<sup>[11-14]</sup>.无线可充电传感网中的一个关键问题是无线充电器的布置问题.由于无线充电器的价格不菲(例如 Powercast 公司的无线充电器 TX91501<sup>[15]</sup>价格约为 300 美元),在区域内布置数目较多甚至冗余的充电器并不现实.但另一方面,传感器的充电功率大小对其工作性能有至关重要的影响.因此,如何有效地布置无线充电器,使得传感器网络整体的充电性能最大化,是一个亟待解决的问题.

目前,研究无线充电器布置问题的工作并不多见,且存在诸多局限性.如文献[16]研究了如何布置全向的充电器网络,使得位于该网络内的静止或移动的标签(tag)可以接收到足够大的功率维持正常的工作.但该文中仅讨论了充电器网络为传统的等距三角形布置的情况,其研究目标仅是尽可能减少三角形布置的边长.文献[17,18]将区域划分为网格,并选择网格布置充电器,充电器的覆盖区域均为圆形区域.以上这些工作的不足之处主要有以下两点:一是充电器只能布置在三角形顶点或网格顶点处,布置的位置受限,而实际情况中,充电器一般都可布置在区域内任何一处;二是充电器的覆盖区域均被假设为圆形,而实际充电器的覆盖区域通常为扇形.这是因为在工程实践中,带有向天线的充电器与采用全向天线的充电器相比可提供更为均匀的功率覆盖、更低的能量消耗以及更高的可靠性<sup>[19]</sup>.基于这一考虑,Powercast 公司的无线充电器 TX91501 就被设计为内置有向天线,其充电的覆盖区域近似为一个 60°的扇形区域.

为了克服以往工作的缺点,本文的目标是如何在给定的区域内不受限制地布置  $M$  个有向充电器,即,如何设置  $M$  个充电器的位置和朝向,使得区域内传感器网络的充电效用最大化.基于现实的考虑,定义传感器的充电效用与其充电功率大小成正比,并在充电功率超过一个给定阈值后即变为常数.由于目前没有可用的有向充电模型,本文在实际测量数据的基础上,首次建立了有向充电的经验模型.本文考虑的问题具有非常大的挑战性,这是因为:(1) 每个传感器的充电功率与到充电器的距离有比较复杂的数学关系,并且空间中某点处的接收功率为各个充电器在此点充电功率的叠加;(2) 由于有向充电器的位置和朝向可以连续变换,理论上可选的解空间为无限大.本文提出了一系列创新方法对该问题进行处理,并在此基础上设计了一种高效的近似算法——CDG (charger deployment-greedy)算法.此外,虽然本文工作与传统的有向传感器布置有相似之处,但一方面,目前所有的关于有向传感器网络的工作均未考虑在给定的传感器的数目时,如何一般化地布置传感器来最大化覆盖目标或覆盖效用,因此本文无法直接借鉴这些已有工作;另一方面,有向传感器网络中的覆盖问题从本质上来说可以抽象为简单的几何问题,而本文考虑的功率覆盖问题中每个传感器的充电功率与它到充电器的距离有比较复

杂的数学关系,并且空间中某点处的接收功率为各个充电器在此点充电功率的叠加.这些因素使得本文考虑的问题与传统的有向传感器覆盖问题截然不同,更具挑战性.

本文的贡献如下:

- 首次通过实测数据建立有向充电模型,并也是首次考虑有向无线充电器平面一般布置问题;
- 证明了有向无线充电器的布置问题是 NP 难问题,并提出了一种近似比为 $(1-1/e)/(1+\epsilon)$ 的高效近似算法——CDG 算法.具体而言,本文提出了两种创新方法,即,平面区域离散化和覆盖支配集抽取,将无限解空间等价变换为有限解空间;之后对问题进行了重构,并证明了重构问题具有子模性,相应地提出近似算法 CDG 并证明其近似比;
- 通过深入仿真实验,对得到的理论结果进行了验证.实验结果表明了近似算法的有效性,并且其性能与提出的其他两种随机算法——RPRO(random position and random orientation)算法和 RPDO (random position and discretized orientation)算法相比提高了约 300%和 100%.

本文第 1 节对现有相关工作进行简介.第 2 节介绍与问题相关的模型,并给出问题的形式化定义.第 3 节给出 CDG 算法的详细描述及性能分析.第 4 节给出 CDG 算法的仿真与比较结果.第 5 节对全文进行总结.

## 1 相关工作

近些年,无线充电器的布置问题逐渐受到了学术界和工业界的重视,一些已有工作对其进行了深入的研究.文献[16]研究了如何布置全向的充电器网络,使得位于该网络内的静止或移动的标签(tag)可以接收到足够大的功率以维持正常的工作.但该文仅讨论了充电器网络为传统的等距三角形布置的情况,其研究目标仅是尽可能减少三角形布置的边长.文献[17]将区域划分为网格,并选择格点布置全向充电器.该文主要考虑如何在对终端传感器的移动模式有预先了解的情况下,进一步优化全向充电器的布置.文献[18]假设每个充电器布置在场景中  $H$  高度的平面上,并且类似于文献[17],将可布置的平面划分为网格,充电器只能布置在格点上,可充电传感器位于充电器下方区域内.文献[18]假设充电器的覆盖区域为圆锥,因而充电器在传感器所在平面内覆盖区域为圆形.该文的目标是布置尽可能少的充电器来覆盖所有的传感器,并允许充电器进行睡眠调度,以减少能耗.值得注意的是,文献[18]并没有建立明确的充电模型,而是用实时测量得到的充电功率值作为算法的输入.此外,其采用的充电器覆盖区域为圆锥的假设也缺乏实验验证,并且在实际处理过程中,充电器的覆盖区域仍作为圆形区域来处理,这使得文献[18]的工作与基于全向充电器的工作并无实质上的不同.综上所述,已有的研究无线充电器布置方面的工作均未考虑一般场景中的布置问题,即,无线充电器可以布置在区域内任意一个位置.另外,他们也没有考虑覆盖区域为扇形的一般有向充电器的布置问题.

与本文相关的工作还包括有向传感器网络中的覆盖问题.文献[20–22]通过将区域划分为网格,从而把有向传感器的布置问题建模成为整数线性规划问题.每一个格点都代表了一个可能的布置位置.这些文献使用了一个简单的可视模型,即将有向传感器的可见范围定义为一个三角形.文献[23]考虑了在给定传感器的情况下,如何在二维平面上布置尽量少的有向传感器来覆盖所有的传感器,同时保证有向传感器之间相互连通,并且提出一种近似算法来解决此问题.文献[24]研究了在有向传感器和传感器的位置均已确定的情况下,如何挑选出尽量少的有向传感器,并设置其朝向,以保证覆盖所有的传感器.此外,文献[24]还讨论了一个类似的问题,即,如何设置所有的有向传感器的朝向,使得覆盖的传感器数量最大化.对于这两类问题,文献[24]都提出了近似算法,并证明了其近似比.文献[25]同时考虑了有向传感器和基站的布置问题,以及如何在给定的位置点中选定位置布置传感器和基站,使得在满足覆盖和连通性的前提下最小化网络的整体开销.总而言之,目前所有的关于有向传感器网络的工作均未考虑在给定制传感器的数目时,如何一般化地布置传感器来最大化覆盖目标或覆盖效用,因此,本文无法直接借鉴这些已有工作.另一方面,有向传感器网络中的覆盖问题从本质上来说是一种简单的几何覆盖问题,而本文考虑的功率覆盖问题中每个传感器的充电功率与其到充电器的距离有比较复杂的数学关系,并且空间中某点处的接收功率为各个充电器在此点充电功率的叠加.这些因素使得本文考虑的问题与传统的有向传感器覆盖问题截然不同,更具挑战性.

## 2 问题描述

### 2.1 网络模型

假设有  $N$  个可充电传感器分布在一个二维区域  $\Omega$  中, 标记为  $O = \{o_1, o_2, \dots, o_N\}$ , 传感器的位置都是已知的. 有待布置的  $M$  个有向无线充电器, 标记为  $S = \{s_1, s_2, \dots, s_M\}$ . 每个充电器都可以布置在区域  $\Omega$  中任何一点处, 并且可以任意设置朝向. 假设每个充电器的充电区域覆盖了传感器  $O$  的某个子集, 相邻的充电器可以覆盖共同的传感器, 因此, 这意味着某个传感器可能被多个充电器同时覆盖充电.

### 2.2 充电模型

据目前所知, 绝大部分已有工作均采用全向充电模型, 即: 在与充电器相同距离处, 传感器接收的功率相同. 此外, 考虑到实际情况中接收功率会随距离不断衰减, 在某个距离之外的功率几乎可以忽略不计, 因此, 不少工作<sup>[16-18]</sup>都假设充电器覆盖的充电区域是一个以充电器为中心的圆, 在此圆覆盖范围之外的区域充电功率为 0. 与以往文献不同的是, 本文中采用的是更实际的有向充电模型, 即, 无线充电器的充电覆盖区域为一扇形. 这样假设的依据是, 目前有不少公司的无线充电器使用的是有向天线, 如 Powercast 公司<sup>[15]</sup>的无线充电器 TX91501 在水平面处的充电范围为  $60^\circ$  的扇形区域. 此外, 这些公司之所以采用有向天线而非全向天线, 是因为布置带有向天线的充电器与采用全向天线的充电器相比能提供更为均匀的功率覆盖、更低的能量消耗以及更高的可靠性<sup>[19]</sup>.

图 1(a) 展示了实地测量 Powercast 公司无线充电器 TX91501 在随距离和角度发生变化时的充电功率变化的场景; 可充电传感器是搭载有 Powercast 公司生产的 P2110 功率接收器的传感器; 传感器接收功率并测量其大小, 将数据发送给连接笔记本电脑的 AP, 然后, 笔记本电脑通过串口收集 AP 发送的数据 (实际测量时, 电脑和 AP 距离充电器和传感器较远以减少电磁干扰, 图 1(a) 中距离设置得很近, 仅为展示方便). 测量时, 充电器朝向对准  $0^\circ$  度位置. 测量角度变化范围为  $0^\circ \sim 360^\circ$ , 且每次测量间隔为  $10^\circ$ . 测量距离为  $30\text{cm} \sim 70\text{cm}$ . 由图 1(b) 所示测量结果中可以发现, 充电器只有在位于其正前方约  $60^\circ$  范围内时才有较强的充电功率 (单位为  $\text{mW}$ ). 虽然在其他角度, 甚至充电器背后  $180^\circ$  处都有功率泄露, 但其相对于正前方的功率可以近似忽略. 此外, 接收功率随距离的增大迅速衰减. 当其从  $30\text{cm}$  增大到  $70\text{cm}$  时, 接收功率减少了将近 4 倍. 根据现场实验, 在距离大于  $150\text{cm}$  时, 传感器接收功率低于  $1\text{mW}$ , 可以忽略不计.

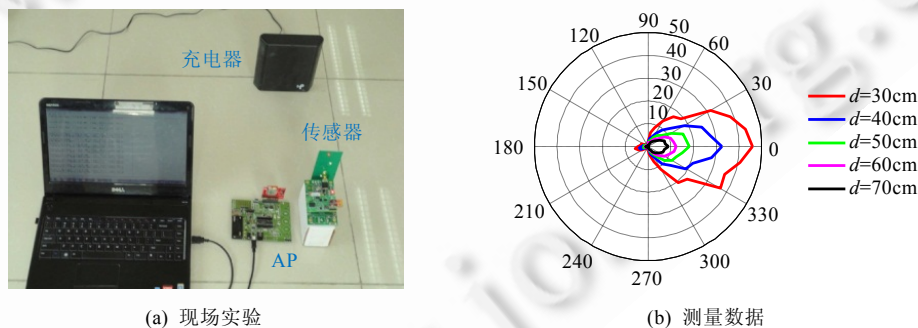


Fig.1 Illustration of directional charging

图 1 有向充电展示

基于这一观察, 本文采用如图 2 所示的有向充电模型. 充电器  $s_i$  充电覆盖扇形区域的圆心角为  $A$ , 半径为  $D$ . 此外,  $\vec{F}$  为充电器  $s_i$  与某一传感器  $o_j$  构成的向量,  $\vec{1}_\theta$  为代表充电器朝向  $\theta_i$  的单位矢量.

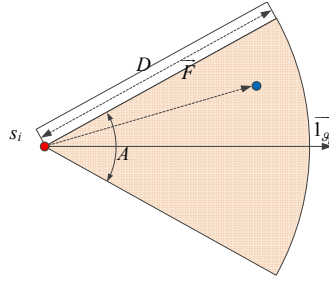


Fig.2 Illustration of directional charging model

图 2 有向充电模型展示

类似于文献[26],判断一个 target 是否位于有向传感器覆盖区域内部的 Target In Sector(TIS)测试,可用如下函数判断传感器  $o_j$  是否位于扇形区域覆盖角度范围内:

$$J(s_i, \theta_i, o_j) = \begin{cases} 1, & \vec{F} \cdot \vec{1}_{g_j} - \|\vec{F}\|_2 \cos\left(\frac{A}{2}\right) \geq 0 \\ 0, & \vec{F} \cdot \vec{1}_{g_j} - \|\vec{F}\|_2 \cos\left(\frac{A}{2}\right) < 0 \end{cases} \quad (1)$$

当  $J(s_i, \theta_i, o_j)=1$  时,充电器  $s_i$  的充电功率为

$$P_r(d(s_i, o_j)) = \begin{cases} \frac{\alpha}{(d(s_i, o_j) + \beta)^2}, & d \leq D \\ 0, & d > D \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $\alpha = \frac{G_s G_r \eta P_0}{L_p} \left(\frac{\lambda}{4\pi}\right)^2$ ,  $P_0$  为充电器功率,  $G_s$  为充电器天线增益,  $G_r$  为传感器天线增益,  $L_p$  为极化损失,  $\lambda$  为波长,  $\eta$  为整流器效益;  $\beta$  为调节短距离传输情况下, Friis 自由空间方程的补偿参数<sup>[16]</sup>.  $d(s_i, o_j)$  代表充电器  $s_i$  与传感器  $o_j$  的距离. 当  $J(s_i, \theta_i, o_j)=0$  时, 充电功率为 0. 即, 传感器  $o_j$  接收的充电器  $s_i$  充电功率可用  $J(s_i, \theta_i, o_j) \cdot P_r(d(s_i, o_j))$  表示.

当一个传感器  $o_i$  被多个有向充电器覆盖时, 其接收到的总功率为各个有向充电器充电功率之和. 文献[16]通过现场实验对此假设进行了验证, 但其使用的是全向充电器. 为此, 本文通过实验对有向充电器这一假设进行验证, 在多次测量中发现, 其实际值与理论值的误差不超过 7.5%, 具体可参考文献[27]. 因此, 传感器  $o_i$  接收到的总功率可以表示为

$$P_r(i) = \sum_{j \in M} J(s_j, \theta_j, o_i) P_r(d(s_j, o_i)).$$

为方便起见, 将本文中用到的所有符号列在表 1 中.

Table 1 Symbols and notations

表 1 相关符号

Symbol	Remark
$s_i$	有向充电器 $i$
$o_i$	可充电传感器 $i$
$P_r(d)$	距充电器 $d$ 处的接收功率
$J(s_i, \theta_i, o_j)$	判断 $o_j$ 是否位于 $s_i$ (具有朝向 $\theta_i$ ) 覆盖角度范围内
$P_r(i)$	可充电传感器 $i$ 接收到的总的充电功率
$d(s_i, o_j)$	传感器 $o_j$ 与充电器 $s_i$ 的距离
$U(P_r(i))$	传感器 $o_i$ 接收功率为 $P_r(i)$ 时的效用
$P_w$	传感器需求的最大接收功率

### 2.3 充电效用模型

目前为止, 并未比较通用的充电效用模型. 为此, 本文采用如下简单的充电效用模型:

$$U(P_r(i)) = \begin{cases} c_p \cdot P_r(i), & P_r(i) \leq P_w \\ c_p \cdot P_w, & P_r(i) > P_w \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $c_p$  和  $P_w$  为预先设置的常数.由公式(3)可见:充电效用在接收总功率  $P_r(i)$  未达到预设的某个阈值  $P_w$  时正比于  $P_r(i)$ ;而在  $P_r(i)$  超过阈值  $P_w$  之后,则保持为常数.该设定与许多实际应用相吻合.例如,现实中传感器经常要求接收的充电功率尽可能地达到其正常工作所需功率,这样才能保障其持久的工作<sup>[12,16]</sup>;但当接收功率超过其工作功率时,多余的能量将无法存储而浪费掉,因此,充电效用不再增加.此外,还有一些应用要求在某个时间段内将传感器充满所需的能量<sup>[13]</sup>,这可等价地将这段时间内所需的平均充电功率视为阈值  $P_w$ .

不失一般性,本文假设所有传感器具有相同的充电效用模型,即,参数  $c_p$  和  $P_w$  具有相同的数值.值得强调的是,本文所有的理论分析和结果都能直接推广到传感器充电效用模型参数不同的情况.

#### 2.4 问题定义

在给出上述模型之后,本节给出问题的形式化定义.本文研究的问题是如何在给定二维平面  $\Omega$  上布置  $M$  个有向充电器,以最大化网络的整体充电效用.由公式(1)~公式(3),有向充电器的布置问题可以形式化为

(P1):

$$\begin{cases} \max & \sum_{i \in N} U(P_r(i)) \\ \text{s.t.} & P_r(i) = \sum_{j \in M} J(s_j, \theta_j, o_i) P_r(d(s_j, o_i)) \\ & (x_j, y_j) \in \Omega, 0^\circ \leq \theta_j \leq 360^\circ, j \in M \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $(x_j, y_j)$  为充电器  $s_j$  的坐标,  $\theta_j$  为充电器朝向.

虽然上述有向充电器布置问题形式上非常简单,实际上却具有相当大的挑战性:首先是因为其目标函数是非线性的;其次是由于有向充电器的位置和朝向的解空间是连续的,因此有无限多种可能的组合.

下面的定理阐述了有向充电器布置问题的复杂度.

**定理 2.1.** 有向充电器布置问题(P1)是 NP 难问题.

为了节省篇幅,这里略去详细证明过程,仅阐述其大概思路.因为有向充电器布置问题(P1)的约束为非线性约束,所以它属于非线性规划问题(non-linear program).而文献[28]指出了通常非线性规划问题是 NP 难问题,可由此规约得出有向充电器布置问题也是 NP 难的.

### 3 近似算法

如之前章节所述,本文需要同时选取和确定多个充电器的位置和朝向来最大化充电效用.这项工作非常具有挑战性:一是因为充电器候选位置和朝向有无限多种选择;二是由于传感器的充电效用是由覆盖它的多个充电器共同决定的,所以各个充电器的位置和朝向的选择具有相当的关联性.

本节提出了一种近似算法,且其近似比达到  $(1-1/e)/(1+\epsilon)$ .算法的核心步骤分为 3 步:首先,将平面区域离散化为多个子区域,在子区域内,近似认为充电器的充电功率为某一常数值;其次,通过对各个子区域内部点进行分析,找出覆盖支配集(dominant coverage set,简称 DCS,具体定义参考第 3.2 节);最后,利用问题的子模性,设计一种能达到上述近似比的贪心算法.

#### 3.1 平面区域离散化

考虑到平面上充电器候选点的个数为无限多个,无法进行有效处理,本节利用类似于文献[29]中提出的方法,将平面区域离散化为有限个子区域,从而将无限多个候选点降为有限多个,以方便后续处理.平面区域离散化的目标是:保证离散化后的各个子区域内的接收功率可以近似为常数值,且近似误差不大于给定的常数  $\epsilon$ .

首先需要对充电模型中的接收功率对距离离散化.具体而言,任意给定某个常数  $\epsilon$ ,按  $L(1), L(2), \dots, L(K)$  划分距离,并对接收功率作如下近似:

$$\tilde{P}_r(d) = \begin{cases} P_r(L(1)), & 0 \leq d \leq L(1) \\ P_r(L(k)), & L(k-1) \leq d \leq L(k) \quad (k=2, \dots, K) \\ 0, & d > L(n) \end{cases} \quad (5)$$

并且,

$$\frac{P_r(L(K-1))}{P_r(L(K))} \leq 1 + \varepsilon, \frac{P_r(L(k-1))}{P_r(L(k))} = 1 + \varepsilon \quad (k=2, \dots, K) \quad (6)$$

因此即有:

$$\frac{P_r(d)}{\tilde{P}_r(d)} \leq 1 + \varepsilon \quad (d \leq D) \quad (7)$$

换言之,与之前给出的充电模型相比,近似功率将 $[L(k-1), L(k)]$ 区间内的功率均近似成为  $P_r(L(k))$ (对区间 $[0, L(1)]$ ,功率近似为  $P_r(L(1))$ );更重要的是,在各个区间内最大近似误差都不会大于 $\varepsilon$ .图 3 给出了功率近似的示例.原来的代表接收功率的曲线被图中分段的虚线所替代,对应地,充电器的覆盖区域被划分为图中所示的 3 个子区域.在每个子区域,接收功率均被视为常数.显而易见,按这种方式划分的充电区域个数为

$$K = \left\lceil \frac{\ln(P_r(0)/P_r(D))}{\ln(1 + \varepsilon)} \right\rceil \quad (8)$$

接下来考察接收功率离散化后对充电器布置问题的影响.

如图 3 所示,以每一个传感器为中心,以  $L(1), L(2), \dots, L(K)$  为半径划分同心圆.为方便起见,用  $L^{(i)}(k)$  标记传感器  $i$  的半径为  $L(k)$  的同心圆.这样划分同心圆的依据在于:在每一个相邻同心圆,如  $L^{(i)}(k-1)$  和  $L^{(i)}(k)$ ,构成的圆环内任意一点处,如果某个充电器设置的旋转角度正好覆盖传感器  $i$ ,则传感器  $i$  接收到的该充电器的功率可近似认为是常数  $P_r(L(k))$ .

通过划分同心圆,整个平面区域被离散化为  $Z$  个子区域.以图 4 为例,整个平面区域被 6 个同心圆划分为 16 个子区域(包括最外侧接收功率为 0 的子区域).在某个子区域内的任意位置,充电器对各个传感器的充电功率均可认为不变(前提是该传感器被充电器所覆盖).如在子区域  $F_i$  内任意一点,传感器 1~传感器 3 接收到的功率均可近似为  $P_r(L(2))$ ;而在子区域  $F_j$  内,传感器 2、传感器 3 接收到的功率仍为  $P_r(L(2))$ ,而传感器 1 接收到的功率则为 0.

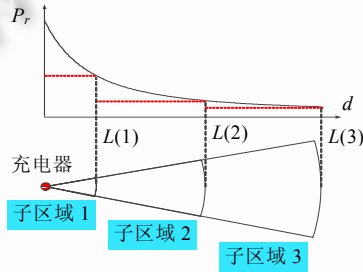


Fig.3 Illustration of power approximation

图 3 功率近似示例

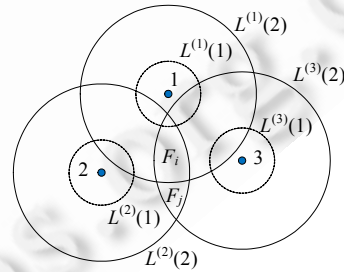


Fig.4 Illustration of plane discretization

图 4 平面区域离散化示例

在经过平面离散化之后,各个传感器的接收功率,即  $P_r(i) = \sum_{j \in M} J(s_j, \vartheta_j, o_i) P_r(d(s_j, o_i))$ , 可近似为

$$\tilde{P}_r(i) = \sum_{j \in M} J(s_j, \vartheta_j, o_i) \tilde{P}_r(d(s_j, o_i)) \quad (9)$$

由公式(7)可知,其近似误差满足:

$$\frac{P_r(i)}{\tilde{P}_r(i)} = \frac{\sum_{j \in M} J(s_j, \vartheta_j, o_i) P_r(d(s_j, o_i))}{\sum_{j \in M} J(s_j, \vartheta_j, o_i) \tilde{P}_r(d(s_j, o_i))} \leq 1 + \varepsilon \quad (10)$$

接下来分析子区域的数目.显然,平面中所有同心圆的个数为  $NK$ ,而由公式(8)可推出  $K=O(\varepsilon^{-1})$ .另一方面,由

文献[30]的结论可知,平面中由  $NK$  个圆分割成的子区域个数  $Z$  满足:

$$Z \leq (NK)^2 - NK + 2 \quad (11)$$

因此有:

$$Z = O(N^2 \varepsilon^{-2}) \quad (12)$$

通过上述处理,充电器布置点由无限多个减少为有限多个.然而,由于充电器在某一点处可以任意选择朝向( $0^\circ \sim 360^\circ$ ),而朝向不同会导致其覆盖传感器的集合也不同,而对最终充电整体效用造成影响.在下一节中,会讨论如何处理这一问题.

值得强调的是,本文采用同心圆对区域进行离散化,而非在以往文献中比较常见的网格离散化,这是因为前者可以保证区域离散化之后在各个子区域内传感器接收功率的近似误差,如公式(10)所示,而网格离散化则不可能保证近似误差.此外,文献[17,18,20-22]虽然使用了网格离散化,但却人为限制了充电器或传感器只能布置在格点上,这使得它们与本文提出的一般布置方法有本质的区别,实际应用也受到限制.

### 3.2 覆盖支配集抽取

上节对平面离散化处理后得到有限多个子区域,本节讨论在得到的各个子区域中如何进一步得到所有可能的充电器覆盖的极大的传感器集合(在后文中定义为覆盖支配集).

首先定义如下两个概念:

**定义 3.1.** 给定充电器覆盖的传感器集合  $O_i$  和  $O_j$ ,如果  $O_i \subset O_j$ ,则称集合  $O_j$  支配(dominate)集合  $O_i$ .

**定义 3.2.** 给定某个子区域及其内充电器覆盖的传感器集合  $O_i$ ,如果在该子区域内不存在任何其他覆盖传感器集合支配  $O_i$ ,则称集合  $O_i$  为覆盖支配集(coverage dominant set,简称 CDS).

显而易见,在给定某个子区域内,只需求得所有的覆盖支配集即可,而无需计算所有可能的覆盖集合.这是因为根据平面离散化之后的结果,传感器被某个子区域内的任意位置充电器覆盖时其接收功率都相同,所以选择覆盖支配集一定优于选择其支配的任何可能集合.

作为后续讨论的基础,首先考察当充电器位于某个固定点时,通过选取不同朝向所能覆盖的所有覆盖支配集 CDS.正式地,将覆盖支配集求取过程称为覆盖支配集的抽取.固定点时覆盖支配集的抽取算法如算法 1 所示.注意,这里输入参数中的传感器集合并不包括所有的传感器  $O_i$ ,而可能只是  $O$  的一个子集  $O_j$ . $O_j$  仅是充电器在位于该子区域内,通过调整朝向到所有可能覆盖到的传感器节点的集合.

**算法 1.** 输入参数为充电器及其所有可能覆盖的传感器集合  $O_i$  的位置;

输出参数为所有覆盖支配集 CDS.

- Step 1. 选定某一参考角度,计算所有传感器相对于充电器的夹角  $\theta_i (0^\circ \leq \theta_i \leq 360^\circ)$ ;
- Step 2. 将所有传感器按夹角从小到大排序.为方便起见,不妨设排序后夹角为  $\theta_1 \leq \theta_2 \leq \dots \leq \theta_p$ ,其对应传感器为  $o_1, o_2, \dots, o_p$ ;
- Step 3. 令  $O_c$  记录当前覆盖集合,  $\theta_{\min}, \theta_{\max}$  分别记录当前覆盖集合  $O_c$  中传感器相对于充电器的最小和最大夹角;初始化令  $\theta_{\min} = \theta_{\max} = \theta_1; O_c = \{o_1\}$ ;
- Step 4.  $j=2$ ;
- Step 5. **While** 充电器能覆盖  $\theta_{\min}$  到角度  $\theta_j$  的范围,即  $\theta_j - \theta_{\min} \leq A$ ;
- Step 6.  $\theta_{\max} = \theta_j$ ;
- Step 7. 添加  $o_j$  到  $O_c$ ;
- Step 8.  $j = (j+1) \bmod p$ ;
- Step 9. **End While**
- Step 10. 添加当前覆盖集合  $O_c$  到覆盖支配集记录;
- Step 11.  $\theta_{\max} = \theta_j$ ,添加  $o_j$  到当前覆盖集合  $O_c$ ;
- Step 12. **While** 充电器不能覆盖  $\theta_{\min}$  到角度  $\theta_{\max}$  范围,即  $\theta_{\max} - \theta_{\min} > A$ ;
- Step 13. 从  $O_c$  中去除夹角最小的传感器,并更新  $\theta_{\min}$  为  $O_c$  集合中传感器具有的最小夹角;



Step 14. 如果  $\theta_{\min} = \theta_1$ , 算法终止;

Step 15. **End While**

Step 16. **Goto Step 5**;

算法 1 本质上是一种贪心算法, 算法的执行过程可以理解为不断旋转充电器的朝向来考察覆盖传感器集合的变化情况. 算法的 Step 5~Step 9 是在旋转过程中尽可能地添加新的传感器, 直到存在有已覆盖的传感器不能被覆盖为止. 记录临界时的覆盖传感器集合为覆盖支配集. Step 12~Step 15 为依次去除当前覆盖集中最小夹角的传感器, 直到当前集合能再次被覆盖为止. 算法在遇到记录的最小夹角等于初始化的最小夹角时终止, 此时意味着充电器正好已经旋转了一周.

图 5 展示了算法 1 执行的一个例子. 如图 5(a) 所示: 算法从传感器  $o_1$  开始, 依次添加  $o_2$  和  $o_3$ ; 当添加  $o_4$  时发现超出覆盖范围, 于是记录当前覆盖集合  $\{o_1, o_2, o_3\}$  为覆盖支配集. 之后, 算法从当前覆盖集中去除  $\{o_1, o_2\}$  以使得较大夹角的传感器  $o_4$  能被覆盖, 如图 5(b) 所示. 接下来添加  $o_5$  时又发生不能覆盖的情况, 记录  $\{o_3, o_4\}$  为覆盖支配集; 添加  $o_5$  后去除传感器  $o_3$ . 以此类推, 算法相继确定集合  $\{o_4, o_5\}$ ,  $\{o_6, o_1\}$  亦为覆盖支配集. 在旋转一周后终止程序. 最终抽取的所有覆盖支配集为  $\{o_1, o_2, o_3\}$ ,  $\{o_3, o_4\}$ ,  $\{o_4, o_5\}$  和  $\{o_6, o_1\}$ .

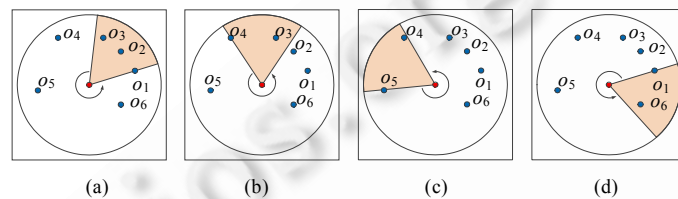


Fig.5 Illustration of CDS extraction for point case

图 5 固定点时覆盖支配集的抽取示例

下面考察当充电器的可选位置为一子区域时, 如何抽取覆盖支配集. 一个重要的观察是: 尽管在给定区域内, 充电器的可选位置和朝向的组合有无限多种, 但其所有可能的覆盖传感器的组合是有限的, 这意味着多种组合是完全等价的. 对于所有等价的位置和朝向组合, 只需挑选其中一个分析即可. 更进一步地, 如果某种位置和朝向组合覆盖的传感器集合支配现有的位置和朝向组合覆盖的传感器集合, 则只需考虑前者即可. 因此, 接下来的任务即是如何挑出这些组合.

为了阐述方便, 用两元组  $\langle p, \theta \rangle$  记录充电器的位置和朝向的组合, 并定义如下概念:

**定义 3.3.** 给定充电器位置和朝向组合  $\langle p_1, \theta_1 \rangle$  和  $\langle p_2, \theta_2 \rangle$ , 如果两种组合覆盖的传感器集合  $O_1$  和  $O_2$  相同, 则称  $\langle p_1, \theta_1 \rangle$  和  $\langle p_2, \theta_2 \rangle$  等价.

**定义 3.4.** 给定充电器位置和朝向组合  $\langle p_1, \theta_1 \rangle$  和  $\langle p_2, \theta_2 \rangle$  及其覆盖的传感器集合  $O_1$  和  $O_2$ , 如果  $O_1$  支配  $O_2$ , 则称  $\langle p_1, \theta_1 \rangle$  支配  $\langle p_2, \theta_2 \rangle$ .

接下来定义如下 3 种位置和朝向的变换:

**定义 3.5(投影变换, projection).** 给定充电器位置和朝向组合  $\langle p, \theta \rangle$ , 投影变换是将充电器从位置  $p$  沿参考线反方向移动到边界某点  $p'$  处, 而朝向不变, 从而组合变为  $\langle p', \theta \rangle$ .

**定义 3.6(旋转变换, rotation).** 给定充电器位置和朝向组合  $\langle p, \theta \rangle$ , 旋转变换是将充电器朝向旋转至一个新的角度  $\theta'$ , 而位置不变, 从而组合变为  $\langle p, \theta' \rangle$ .

**定义 3.7(平移变换, translation).** 给定充电器位置和朝向组合  $\langle p, \theta \rangle$ , 平移变换是将充电器从位置  $p$  移动到另一点  $p'$  处, 而朝向不变, 从而组合变为  $\langle p', \theta \rangle$ .

显然, 投影变换是平移变换的一种特例.

图 6 展示了 3 种变换的示例.

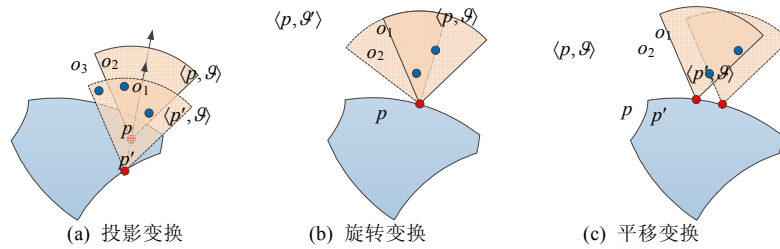


Fig.6 Illustration of three kinds of transformation

图 6 3 种变换示例

对于投影变换有如下引理:

**引理 3.1.** 设充电器位置和朝向组合  $\langle p, \theta \rangle$  经过投影变换后为  $\langle p', \theta \rangle$ , 则有  $\langle p', \theta \rangle$  支配  $\langle p, \theta \rangle$ .

证明:首先需要指出的是:假设充电器位置和朝向组合  $\langle p, \theta \rangle$  覆盖传感器集合  $O_1$ , 则对  $O_1$  内任意一个传感器而言, 点  $p$  所在的子区域必位于以该传感器为中心的两个相邻同心圆的区域内. 这是因为平面上所有的子区域都是由各个传感器对应的同心圆簇划分出来的. 另一方面, 若点  $p$  所在的子区域位于某个传感器  $D$  距离之外, 则  $\langle p, \theta \rangle$  不可能覆盖该传感器, 它也不在集合  $O_1$  内.

由于几何对称性, 传感器集合  $O_1$  也必位于以点  $p$  为圆心的两个相邻同心圆的区域内. 因此, 无论充电器位置点  $p$  在子区域内如何移动, 只要保证其朝向(可以想象成半径为无穷大的扇形区域)覆盖传感器集合  $O_1$  内的传感器, 充电器也必覆盖该传感器. 显而易见, 在经过投影变换之后,  $\langle p', \theta \rangle$  的朝向可以保证一定覆盖之前  $\langle p, \theta \rangle$  覆盖的所有传感器集合  $O_1$ . 此外,  $\langle p', \theta \rangle$  朝向还有可能覆盖  $\langle p, \theta \rangle$  朝向所不能覆盖的新的传感器, 如图 6(a) 所示, 在经过投影变换后, 位于新位置的充电器不仅能够覆盖之前位置处所能覆盖的传感器  $o_1$  和  $o_2$ , 而且还覆盖了新的传感器  $o_3$ . 因此,  $\langle p', \theta \rangle$  覆盖的传感器集合  $O_1'$  必包含  $O_1$ , 即有  $\langle p', \theta \rangle$  支配  $\langle p, \theta \rangle$ . 证毕.  $\square$

由引理 3.1 能马上推出如下结论:

**推论 3.1.** 选取子区域边界作为充电器候选位置点可以抽取出所有该区域的覆盖支配集.

推论 3.1 说明子区域的内部无需考虑, 因此接下来将重点分析区域边界的位置和朝向组合.

给出任意一个子区域边界的位置与朝向组合  $\langle p, \theta \rangle$ , 可作如下调整:

首先固定位置  $p$ , 做旋转变换(逆时针旋转)调整组合为  $\langle p, \theta' \rangle$ , 使得至少有一个传感器, 不妨假设为  $o_1$ , 正好落在参考线顺时针方向的半径边界上. 如图 6(b) 所示, 经过旋转后覆盖区域边界正好经过传感器  $o_1$ . 显然, 变换后的组合  $\langle p, \theta' \rangle$  支配原始的组合  $\langle p, \theta \rangle$ .

接下来令充电器在子区域边界上移动并可调整朝向, 即令  $\langle p, \theta' \rangle$  不断地做平移变换和旋转变换, 但须保证如下两个条件: 一是调整后的位置与朝向组合  $\langle p', \theta' \rangle$  必须等价于或支配组合  $\langle p, \theta' \rangle$ ; 二是覆盖区域参考线顺时针方向的半径边界必须经过  $o_1$ . 换言之, 在充电器调整过程中, 之前  $\langle p, \theta' \rangle$  覆盖的任何传感器均不能“跑出”覆盖区域, 并且可以等价认为调整过程中覆盖区域的顺时针方向半径边界绕“轴” $o_1$  旋转. 可以推测, 充电器调整过程中只会碰到如图 7 所示的 3 种可能的结果.

- 在边界某点  $p'$  处有  $\langle p', \theta' \rangle$  覆盖的某个传感器(图 7(a)中为  $o_2$ )与  $o_1$  均位于顺时针方向半径边界上;
- 在边界某点  $p'$  处有  $\langle p', \theta' \rangle$  覆盖的某个传感器(图 7(b)中为  $o_3$ )位于逆时针方向半径边界上;
- 遍历子区域边界不存在图 7(a)或图 7(b)所示的情况(如图 7(c)所示).

本质上来说, 图 7(a)和图 7(b)刻画的是两种临界情况, 即: 在调整过程中, 即将有  $\langle p', \theta' \rangle$  覆盖的传感器“跑出”覆盖区域. 而图 7(c)描述的则是另一种情形, 即: 当充电器位于边界上任何一点  $p'$  时,  $\langle p', \theta' \rangle$  均等价于或支配组合  $\langle p, \theta' \rangle$ .

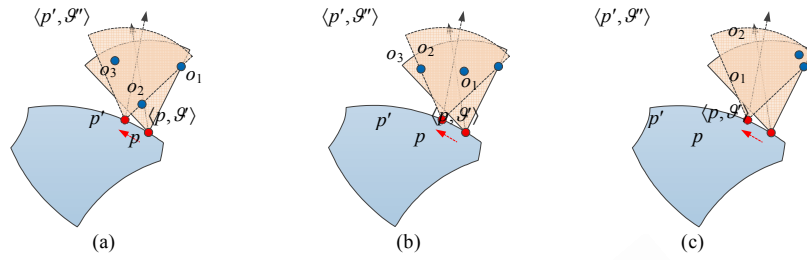


Fig.7 Illustration of three kinds of transformation results

图 7 3种可能的调整结果示例

利用临界情况时的特征,即可逆向推断出覆盖支配集.注意,这种思路与算法 1 中通过考察有传感器不能被覆盖的临界状态来确定覆盖支配集的思路是一致的.

算法 2 描述了覆盖支配集抽取细节,图 8 展示了其重要步骤.

**算法 2.** 输入参数为充电器所在子区域边界,所有可能覆盖的传感器集合  $O_i$  位置;  
输出参数为所有覆盖支配集 CDS.

- Step 1.** **For all** 传感器集合  $O_i$  中的传感器对,如  $o_1$  和  $o_2$ ;
- Step 2.** 连接  $o_1$  和  $o_2$  并延长与区域边界相交于若干个交点;依次取各个交点(如图 8(a)中交点  $p'$  和  $p''$ )所示作为充电器位置; $o_1$  和  $o_2$  连线方向作为覆盖区域顺时针方向的半径边界,从而确定充电器朝向(如图 8(a)所示),计算当前位置和朝向组合覆盖的传感器集合,添加到候选覆盖支配集中;
- Step 3.** 计算与  $o_1, o_2$  夹角为固定值  $A$  的点的轨迹(如图 8(b)中所示的两端圆弧)与区域边界的所有交点;依次以每个交点为当前位置、 $o_1, o_2$  与当前位置连线作为当前覆盖区域的半径边界,从而确定充电器朝向,计算所能覆盖的传感器集合,添加到候选覆盖支配集中;
- Step 4.** **End For**
- Step 5.** 任取区域边界上一点  $p_{ref}$  作为固定点位置,执行算法 1 获得  $p_{ref}$  处所有可能的覆盖支配集,添加到候选覆盖支配集中(如图 8(c)所示).

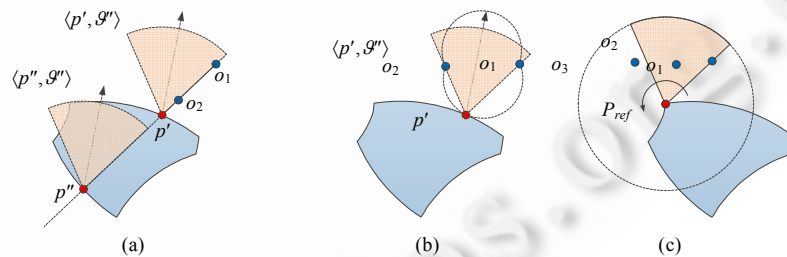


Fig.8 Illustration of CDS extraction in a subarea

图 8 子区域内覆盖支配集的抽取示例

下面对算法 2 进行解释.算法中:Step 2 对应充电器调整过程中碰到的可能情况(a),另外注意需要分析所有交点处的位置和朝向组合,虽然图 8(a)中交点  $p''$  对应的  $(p'', \theta'')$  支配更近交点  $p'$  对应的  $(p', \theta')$ ,但此情况仅在  $A \leq 180^\circ$  时才成立;Step 3 对应可能情况(b);Step 5 则对应可能情况(c),注意,此时只需对任选的一个点  $p_{ref}$  进行算法 1 中的分析,即可获得满足情况(c)的所有可能的覆盖支配集.最后,即获得了所有的覆盖支配集和其对应的充电器位置和朝向组合,设其为  $\Gamma$ .

对算法 2 及其输出结果  $\Gamma$  有如下重要的定理:

**定理 1.** 算法 2 的时间复杂度为  $O(n^4)$ ,输出的覆盖支配集个数为  $O(n^3)$ ,这里,  $n$  为位于子区域内充电器所能

覆盖到的传感器个数,即 $|O_i|$ ;子区域内任意位置和朝向组合都等价于算法 2 输出结果 $\Gamma$ 内的某一组合,或被其所支配.

证明:显然,算法 2 中 For 循环执行次数为  $O(n^2)$ .因为子区域内充电器所能覆盖的传感器个数为  $n$ ,所以组成子区域边界的圆弧个数最多为  $2n$ .因此,Step 2 中任意一对传感器连线与子区域交点个数最多也不超过  $2 \times 2n = 4n$ ;类似地,Step 3 中任意一对传感器对应的两段圆弧与子区域交点个数最多不超过  $2 \times 2 \times 2n = 8n$ .而对 Step 2 或 Step 3,给定交点和朝向来确定有哪些传感器被覆盖均需要  $O(n)$ 步操作.综上,算法 2 中 For 循环时间复杂度为  $O(n^2) \times (4n+8n) \times O(n) = O(n^4)$ ,而获得的覆盖支配集个数为  $O(n^2) \times (4n+8n) = O(n^3)$ .另外,Step 5 的时间复杂度为  $O(n)$ ,获得覆盖支配集个数为  $O(n)$ ,相比之下可以忽略.因此,算法 2 整体时间复杂度为  $O(n^4)$ ,抽取的覆盖支配集个数为  $O(n^3)$ .

另外,对子区域内任一位置和朝向组合,都可利用之前提到的调整方法调整为 3 种结果之一.由引理 3.1 可知,将区域内部的任何一点做投影变换到边界上时,获得新组合等价于或支配原有组合;之后在边界上做第 1 步旋转变换后,结果同样如此.接下来做的一系列平移变换和旋转变换也同样保证了调整后的新组合必等价于或支配调整前的组合.这样可以推出经过上述调整方法得到的新组合必等价于或支配最原始的组.另一方面,算法 2 的输出集合 $\Gamma$ 包含了所有可能的经过调整后的 3 种结果,因此子区域内任意位置和朝向组合都等价于算法 2 输出结果 $\Gamma$ 内的某一组合,或被其所支配.证毕.  $\square$

考虑到得到的候选覆盖支配集 $\Gamma$ 中可能存在被支配的集合,可以对 $\Gamma$ 作进一步的检查以去除这些集合.但这一步骤并不是本文考虑的重点,限于篇幅不作过多介绍.

### 3.3 问题重构和近似算法

本节介绍如何在通过离散化平面区域和对各个子区域进行覆盖支配集抽取后获得的所有位置和朝向组合中,继续遴选组合来布置充电器,以最大化网络整体充电效用.具体而言,本节首先对问题进行了重构,然后证明了重构问题的子模性,并且提出了一种具有 $(1-1/e)/(1+\epsilon)$ 近似比的算法.

在经过抽取覆盖支配集之后,可获得位置和朝向组合的集合 $\Gamma$ .对每种组合,都可计算出在某个充电器按此位置和朝向布置时,每个传感器所接收到的功率.注意,此功率值是经过第 3.1 节离散化之后的近似值.不妨设第  $i$  种位置和朝向的组合对应的传感器  $j$  接收功率为  $\tilde{P}_{ji}$ ,此值可预先计算获得.令  $x_j$  为指示是否选择第  $i$  种组合的二进制变量(值为 1 时选中,为 0 则不选).于是有向充电器布置问题(P1)可重构为

(P2):

$$\begin{cases} \max & \sum_{i \in \Gamma} U(\tilde{P}_r(i)) \\ \text{s.t.} & \tilde{P}_r(i) = \sum_{j \in M} x_j \tilde{P}_{ji}, j \in |\Gamma| \\ & x_j \in \{0, 1\}, j \in |\Gamma| \end{cases} \quad (13)$$

为了解决重构后的问题,首先给出一些与问题相关的定义.

**定义 3.8**<sup>[31]</sup>. 令  $S$  为有限集合,当且仅当分别满足下述条件时,实函数  $f: 2^S \rightarrow \mathbb{R}$  是归一化、非单调递减的子模(也称其为边际收益递减)函数:

- (1)  $f(\emptyset) = 0$ ;
- (2) 对任意  $A \subseteq B \subseteq S$ , 有  $f(A) \leq f(B)$ , 或者等价地, 对任意  $A \subseteq S$  和  $e \in S \setminus A$ , 有  $f(A \cup \{e\}) - f(A) \geq 0$ ;
- (3) 对任意  $A \subseteq B \subseteq S$  且  $e \in S \setminus B$ , 有  $f(A \cup \{e\}) - f(A) \geq f(B \cup \{e\}) - f(B)$ .

**定义 3.9**<sup>[31]</sup>. 拟阵  $M$  是元组  $M = (S, L)$ , 其中,  $S$  是有限集合,  $L \subseteq 2^S$  是独立集的集合, 则有:

- (1)  $\emptyset \in L$ ;
- (2) 若  $X \subseteq Y \in L$ , 则  $X \in L$ ;
- (3) 如果  $X, Y \in L$ , 且  $|X| < |Y|$ , 那么对任意  $y \in Y \setminus X$ , 有  $X \cup \{y\} \in L$ .

**定义 3.10**<sup>[31]</sup>. 给定有限集合  $E$ , 正整数  $k$ , 均匀拟阵  $M = (S, L)$  且  $L = \{X \subseteq E: |X \cap E| \leq k\}$ .

根据上述定义,可以进一步将重构后的问题(P2)写成如下形式:

(P3):

$$\begin{cases} \max f(X) = \sum_{i \in N} U(\tilde{P}_r(i)) = \sum_{i \in N} U\left(\sum_{j \in X} \tilde{P}_{ji}\right) \\ \text{s.t. } X \in L, \\ L = \{X \subseteq \Gamma : |X \cap \Gamma| \leq M\} \end{cases} \quad (14)$$

**引理 3.2.** 优化问题(P3)中的目标函数  $f(X)$  是单调子模函数,约束为均匀拟阵约束.

证明:根据上面子模函数的定义,只需检查子模函数的 3 个条件是否对  $f(X)$  成立.

- 首先,当布置的充电器个数为 0 时,所有传感器接收到的充电功率都为 0,即有  $f(\emptyset)=0$ ,子模函数的第 1 个条件成立;
- 其次验证  $f(X)$  的单调性:

假设有集合  $A \subseteq \Gamma$  和元素  $e \in \Gamma \setminus A$ ,即,  $A$  为选取的某些位置和朝向组合的集合,且  $e$  为不属于  $A$  的一种新组合,则有:

$$\begin{aligned} f(A \cup \{e\}) - f(A) &= \sum_{i \in N} U\left(\sum_{j \in A \cup \{e\}} \tilde{P}_{ji}\right) - \sum_{i \in N} U\left(\sum_{j \in A} \tilde{P}_{ji}\right) \\ &= \sum_{i \in N} \left( U\left(\sum_{j \in A \cup \{e\}} \tilde{P}_{ji}\right) - U\left(\sum_{j \in A} \tilde{P}_{ji}\right) \right) \geq 0 \end{aligned} \quad (15)$$

上式中,最后一项不等式成立是因为充电效用函数  $U(\cdot)$  为非单调递减函数,且

$$\sum_{j \in A \cup \{e\}} \tilde{P}_{ji} \geq \sum_{j \in A} \tilde{P}_{ji} (\tilde{P}_{ji} \geq 0, j \subseteq \Gamma).$$

- 最后验证  $f(X)$  的边际收益递减性质:

假设有集合  $A \subseteq B \subseteq \Gamma$  和元素  $e \in \Gamma \setminus B$ ,则有:

$$\begin{aligned} &(f(A \cup \{e\}) - f(A)) - (f(B \cup \{e\}) - f(B)) \\ &= \sum_{i \in N} \left( \left( U\left(\sum_{j \in A \cup \{e\}} \tilde{P}_{ji}\right) - U\left(\sum_{j \in A} \tilde{P}_{ji}\right) \right) - \left( U\left(\sum_{j \in B \cup \{e\}} \tilde{P}_{ji}\right) - U\left(\sum_{j \in B} \tilde{P}_{ji}\right) \right) \right) \\ &\geq 0 \end{aligned} \quad (16)$$

最后一项不等式成立是因为充电效用函数  $U(\cdot)$  为非单调递减函数,且

$$\sum_{j \in A \cup \{e\}} \tilde{P}_{ji} - \sum_{j \in A} \tilde{P}_{ji} = \sum_{j \in B \cup \{e\}} \tilde{P}_{ji} - \sum_{j \in B} \tilde{P}_{ji} = \tilde{P}_{ei} \quad (17)$$

其中,  $\tilde{P}_{ei}$  为组合对应的传感器  $j$  接收功率.

综上所述,可知  $f(X)$  为单调子模函数.

此外,根据上述定义,(P3)的约束显然为均匀拟阵约束.证毕.  $\square$

通常来说,如果一个优化问题的目标函数是子模的,则其对应的贪婪算法往往能达到较好的且有理论保障的性能.具体来说,此贪婪算法的近似比往往依赖于子模函数约束的类型,例如,根据文献[31],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  $1-1/e$ .在定理 2 的证明中可以看到,证明(P3)为受均匀拟阵约束的单调子模函数最大化问题将有助于推导全局算法的近似比.

接下来,本节提出了一种贪心算法来选取充电器位置与朝向组合.算法 3 中给出了该算法的细节.可以看到:该算法中的每一步都会为当前集合  $X$  加上一个使得增量值最大的元素  $e^*$ ,直到  $|X|=M$ ,即, $M$  个充电器全部布置完为止.

**算法 3.** 输入参数为充电器数量  $M$ ,候选充电器位置与朝向组合集合  $\Gamma$ ,优化目标函数  $f(X)$ ;

输出参数为位置和朝向组合的集合  $X$ .

- Step 1.  $X = \emptyset$ ;
- Step 2. **While**  $|X| \leq M$ ;
- Step 3.  $e^* = \operatorname{argmax}_{e \in \Gamma \setminus X} f(X \cup \{e\}) - f(X)$ ;
- Step 4.  $X = X \cup \{e^*\}$ ;
- Step 5. **End While**

最后,将求解充电器布置位置和朝向的算法归纳如下.

**算法 4.** 输入参数为充电器数量  $M$ , 传感器集合  $O$  位置, 充电模型和效用模型参数  $\alpha, \beta, A, D, c_p, P_w$ ;  
输出参数为各个充电器的位置和朝向.

**Step 1.** 用第 3.1 节介绍的方法离散化平面区域;

**Step 2.** 对每个离散化后得到的子区域执行算法 2, 获得候选充电器位置与朝向组合集合  $\Gamma$ ;

**Step 3.** 执行算法 3 获得  $M$  个位置和朝向组合, 此即为解.

此算法也简称为 CDG(charger deployment-greedy)算法. 接下来分析上述算法的性能.

**定理 2.** CDG 算法的近似比为  $(1-1/e)/(1+\varepsilon)$ , 且其时间复杂度为  $O(M^2 N^6 \varepsilon^{-2})$ .

证明: 不妨令  $\tilde{P}_r(i)$  为按本文算法输出的结果布置充电器时, 传感器  $o_i$  总接收功率的近似值, 而  $P_r(i)$  为其对应的实际值;  $P_r^{OPT}(i)$  为原始问题(P1)最优解对应的  $o_i$  总接收功率,  $\tilde{P}_r^{OPT}(i)$  为其近似值;  $\tilde{P}_r^*(i)$  为重构问题(P2)(或(P3))最优解对应的  $o_i$  总接收功率的近似值, 而其实际值为  $P_r^*(i)$ .

因为  $P_r(i) \geq \tilde{P}_r(i)$ , 故有:

$$\sum_{i \in N} U(P_r(i)) \geq \sum_{i \in N} U(\tilde{P}_r(i)) \quad (18)$$

根据文献[31], 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  $1-1/e$ . 另一方面, 由引理 3.2 可知, 问题(P2)最终可以建模为受限于剖分拟阵约束的子模函数最大化问题. 因此, 算法 3 的近似比为  $1-1/e$ , 即有:

$$\sum_{i \in N} U(\tilde{P}_r(i)) \geq (1-1/e) \sum_{i \in N} U(\tilde{P}_r^*(i)) \geq (1-1/e) \sum_{i \in N} U(\tilde{P}_r^{OPT}(i)) \quad (19)$$

注意, 最后一个不等式成立是因为  $\tilde{P}_r^*(i)$  为重构问题(P2)的最优解.

由公式(10), 有  $\tilde{P}_r^{OPT}(i) \geq \frac{1}{1+\varepsilon} P_r^{OPT}(i)$ . 此外, 由充电效用函数性质易得:

$$U\left(\frac{1}{1+\varepsilon} P_r^{OPT}(i)\right) \geq \frac{1}{1+\varepsilon} U(P_r^{OPT}(i)) \quad (20)$$

因此即有:

$$\sum_{i \in N} U(\tilde{P}_r^{OPT}(i)) \geq \sum_{i \in N} U\left(\frac{1}{1+\varepsilon} P_r^{OPT}(i)\right) \geq \frac{1}{1+\varepsilon} \sum_{i \in N} U(P_r^{OPT}(i)) \quad (21)$$

综合公式(18)、公式(19)、公式(21)即有:

$$\sum_{i \in N} U(P_r(i)) \geq \frac{1-1/e}{1+\varepsilon} \sum_{i \in N} U(P_r^{OPT}(i)) \quad (22)$$

故而, CDG 算法的近似比为  $(1-1/e)/(1+\varepsilon)$ .

下面分析 CDG 算法的时间复杂度.

CDG 算法第 1 步可以通过考虑每次添加一个圆后, 计算新圆与现有圆的交点及新切分的区域来实现, 其时间复杂度为  $O(N^2)$ . 由公式(12)可知: 经过 CDG 算法的 Step 1 平面离散化之后, 得到的子区域个数为  $Z=O(N^2 \varepsilon^{-2})$ . 由定理 1, 每个子区域抽取覆盖支配集的时间复杂度为  $O(n^4) \leq O(N^4)$ . 因此, Step 2 需时  $Z=O(N^6 \varepsilon^{-2})$ . CDG 算法的第 3 步就是执行算法 3. 而算法 3 的 While 循环共有  $M$  次, 每次需要对所有属于  $\Gamma \setminus X$  的位置与朝向组合计算  $f(X \cup \{e\})$  和  $f(X)$  (Step 3), 每次计算需时  $O(MN)$ . 另外, 由定理 1 可知, 每个子区域抽取的覆盖支配集个数为  $O(n^3)$ , 因此, 所有子区域抽取的覆盖支配集个数  $|\Gamma|=O(n^3 \cdot Z) \leq O(N^5 \varepsilon^{-2})$ , 进一步有  $|\Gamma \setminus X| \leq O(N^5 \varepsilon^{-2})$ . 算法 3 所需总时间为  $O(M \cdot N^5 \varepsilon^{-2} \cdot MN) = O(M^2 N^6 \varepsilon^{-2})$ .

综上所述可知, CDG 算法的时间复杂度为  $O(M^2 N^6 \varepsilon^{-2})$ . 证毕.  $\square$

值得一提的是, 本文提出的 CDG 算法由于其目标是最大化网络的整体充电效用, 在 Step 3 执行算法 3 贪婪选取覆盖支配集的过程中, 可能会出现某些节点不会被覆盖的情况. 例如, 有多个节点虽已被充电器覆盖, 但充电功率尚未达到阈值  $P_w$ , 而同时有单个节点从未被覆盖到, 此时, 算法 3 会倾向于选择继续覆盖前面这些节点以最大化充电效用的增量. 这样, 未被覆盖的单个节点无论初始时刻剩余能量有多大, 最终都会耗尽存储的能量而死掉, 导致传感器网络出现覆盖空洞. 我们将在后续工作中对这种情况作更深入的探讨和分析.

## 4 仿真实验

本节通过仿真实验来验证提出算法的性能.具体而言,提出了两种随机算法与本文提出的算法进行比较,并且研究了这 3 种算法所能达到的充电效用随给定的平面区域离散化误差阈值 $\varepsilon$ 、充电器数目  $M$ 、有向充电器充电范围的角度  $A$  以及充电效用模型参数  $P_w$  的变化情况.

### 4.1 参数设置

在仿真中除了特别指出外,使用如下的默认参数设置:传感器和充电器所在区域范围为  $150\text{m}\times 150\text{m}$ ,可充电传感器的数目  $N=100$ ,可布置的无线充电器数目  $M=40$ (考虑充电器的价格因素,实际情况中布置的充电器密度可能相对较小).充电模型中的参数 $\alpha=100, \beta=40, D=20, A=\pi/2$ .充电效用模型中的  $P_w=40\text{mW}, c_p=1/(NP_w), c_p$  的设置是为了将充电总效用归一化.另外,平面区域离散化的误差阈值设为  $\varepsilon=0.1$ .

### 4.2 基线算法

本文采用如下两种基线算法用于性能的比较:

- 一是 RPRO(random position and random orientation)算法,此算法将  $M$  个充电器随机布置到感兴趣的区域内,并随机地设置其朝向;
- 二是 RPDO(random position and discretized orientation)算法,此算法与 RPRO 算法的不同点在于:在随机布置完充电器之后,每个充电器的朝向都可以选择  $0, \pi/2, \pi$  和  $3\pi/2$  这 4 个角度,这样即可得到一共  $4M$  组充电器可能的布置位置和朝向,然后用类似于本文算法 3 的方法依次从  $4M$  个候选位置朝向组合中贪心挑选出  $M$  个组合,即,每一次挑选出来的组合均可使得整体充电效用的增量最大化.

RPDO 的特点是充电器的朝向可以从离散化的候选角度中选取,这一设定类似于文献[32–36]中的虚拟节点设定.显然,RPRO 和 RPDO 本质上都是随机算法.在之后的所有实验中,RPRO 和 RPDO 的每个数据点都代表了执行 500 次 RPRO 算法和 RPDO 算法之后得到的结果的平均值.

### 4.3 实验结果

#### 4.3.1 算法结果示例

首先,图 9 展示了 3 种算法得到的充电器布置结果的例子.

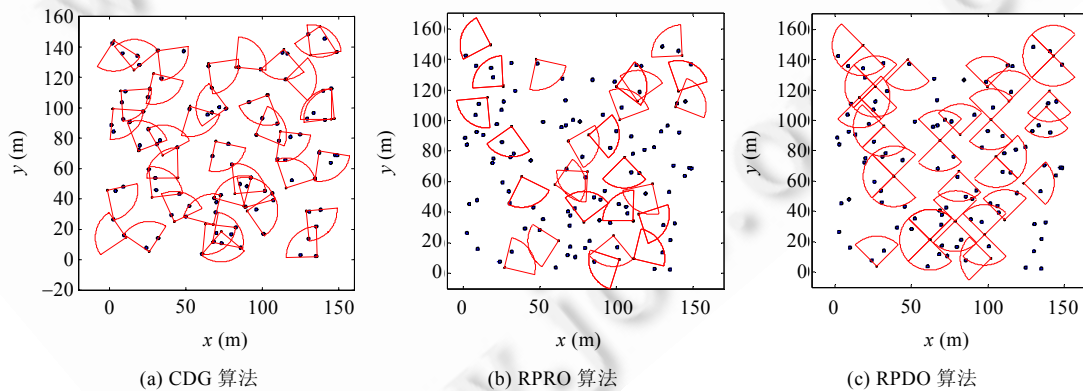


Fig.9 Illustration of outputs for three algorithms

图 9 3 种算法输出结果展示

由图 9(a)可见,CDG 算法得到的布置方案覆盖了所有的传感器,并且有很多传感器被多个充电器所覆盖,因此它们的充电效率得到进一步提高.CDG 算法获得的整体充电效用为 0.989 7.作为对比,图 9(b)和图 9(c)中,RPRO 算法和 RPDO 算法对应的布置方案分别只能覆盖 38 个传感器和 75 个传感器,其整体充电效用分别为 0.361 7,0.631 6.注意,这里 RPDO 算法的充电器候选位置与 RPRO 算法相同,但 RPDO 算法可以为每个充电器选

择 4 个不同的朝向,因此其性能平均而言要优于 RPRO 算法.

#### 4.3.2 误差阈值 $\varepsilon$ 的影响

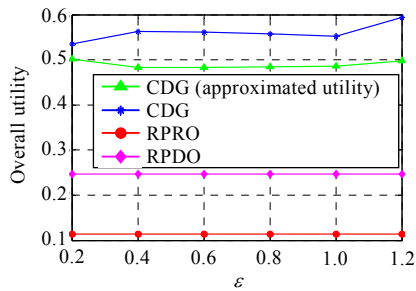


Fig.10 Overall utility vs. error threshold  $\varepsilon$   
图 10 充电总效用 vs. 误差阈值  $\varepsilon$

覆盖集中选取的集合.

#### 4.3.3 充电器数目的影响

接下来分析充电器数目对充电总效用的影响.直觉上,充电器数目增加时会有更多的传感器被覆盖,因此,充电总效用必然会有所增加.图 11 的结果很好地验证了这一点.

可以发现,3 种算法得到的充电总效用总是随着充电器数目的增加而增大.此外,CDG 算法总是优于 RPRO 算法和 RPDO 算法.当充电器数目从 5~40 变化时,CDG 算法相对于 RPRO 算法的平均性能提升有 324%,相对于 RPDO 算法的平均性能提升有 83.3%.当充电器数目大于或等于 30 时,CDG 算法得到的充电总效用等于 1.而 RPRO 算法和 RPDO 算法从严格意义上来讲其充电总效用都只可能小于 1,这是因为 RPRO 算法和 RPDO 算法本质上都是随机算法.对 RPRO 算法而言,由于其位置和朝向都是随机选取的,因此无论充电器的数目有多大,总可能会出现传感器不被充电器覆盖的情形;对 RPDO 算法而言,虽然其朝向是从  $0, \pi/2, \pi$  和  $3\pi/2$  这 4 个角度中选定的,但其位置仍然是随机选取的,这同样可能导致有传感器不会被覆盖到.综上所述,RPRO 算法和 RPDO 算法的充电总效用总小于 1.

4.3.4 有向充电器角度的影响

本节评估有向充电器角度  $A$  对充电总效用的影响.假设有向充电器角度  $A$  在  $45^\circ \sim 360^\circ$  之间发生变化,由图 12 可见:3 种算法获得的充电总效用均随角度  $A$  的增大而增加,并且 CDG 算法均优于其他两种算法.具体而言,从平均意义上来说,CDG 算法相对 RPRO 算法和 RPDO 算法有 352.7%和 137.5%的性能优势.另外,从图中还可以看到:RPRO 算法和 RPDO 算法的差距随角度  $A$  的增大而不断减小,在  $A=360^\circ$  时,两种算法达到相同效用值.这是因为,在角度  $A$  增大时,RPDO 算法中每个位置处充电器 4 个朝向相应的覆盖传感器集合和充电效用的差别也随之减小;当  $A=360^\circ$  时,4 种朝向实际上是完全等价的,但是因为 RPDO 算法可选的布置方法仍为 RPRO 的 4 倍,即,在某个位置处可以布置 1,2,3 或 4 个充电器,因此 RPDO 算法的性能仍优于 RPRO 算法.

本节研究误差阈值  $\varepsilon$  对充电总效用的影响.假设  $\varepsilon$  在 0.2~1.2 之间发生变化,由图 10 可见:RPRO 算法和 RPDO 算法不受  $\varepsilon$  的影响,其值分别为 0.113 1 和 0.246 8.注意,此值为执行 500 次 RPRO 算法和 RPDO 算法后得到的平均值.图 10 还展示了 CDG 算法得到的近似的充电总效用值和真实的充电总效用值.由图 10 可见:真实充电总效用值约为 0.56,且总大于近似功率值,后者不超过 0.5,这是由平面区域离散化时功率近似算法决定的.此外,充电总效用值并不一定随误差阈值  $\varepsilon$  的增大而减小.虽然  $\varepsilon$  的增大会导致离散化得到的子区域数目减少,从而也减少了 CDG 算法的候选覆盖集数目,但 CDG 算法的贪心本质不能保证得到最优解,因此可能导致从较少候选覆盖集中选取的集合优于从较多候选

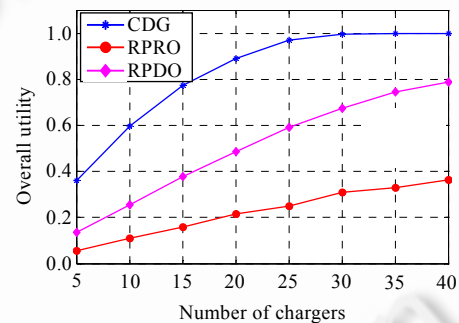
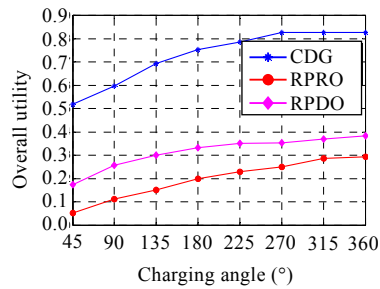


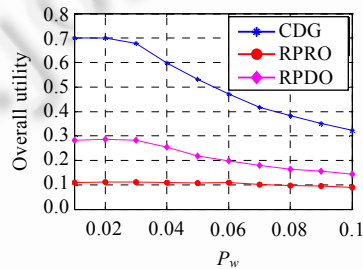
Fig.11 Overall utility vs. number of chargers  
图 11 充电总效用 vs. 充电器数目



Fig.12 Overall utility vs.  $A$ 图 12 充电总效用 vs.有向充电器角度  $A$ 

#### 4.3.5 充电效用模型参数 $P_w$ 的影响

接下来研究充电效用模型参数  $P_w$  对充电总效用的影响.显然,当  $P_w$  增大时,即便充电器对传感器的充电功率不变,其充电效用也会等价地减少.事实上,CDG 算法和 RPDO 算法的充电器放置策略都会随  $P_w$  的增大而改变,因此,各个传感器的接收功率也会相应变化;相反,RPRO 算法的充电器放置策略不受  $P_w$  改变的影响.如图 13 所示,3 种算法获得的充电总效用均随  $P_w$  的减小而下降,且 CDG 算法获得的效用平均比 RPRO 算法和 RPDO 算法高 386.2%和 136.3%.并且,CDG 算法的性能变化显著,当  $P_w$  从 0.1 增至 0.02 时,其效用从 0.7 降至 0.32,降幅达 54.3%.作为对比,RPRO 算法仅下降了 20.2%.

Fig.13 Overall utility vs.  $P_w$ 图 13 充电总效用 vs.充电效用模型参数  $P_w$ 

## 5 结束语

本文首次基于实际测量数据对有向无线充电器的充电模型进行建模,并研究了二维平面上的一般布置问题,及如何有效地布置充电器并设置其朝向,使得网络整体的充电效用最大化.本文提出一系列创新的分析方法,包括平面区域离散化和覆盖支配集抽取,有效地降低了问题的复杂性,最后得到近似比为  $(1-1/e)/(1+\epsilon)$  的高效近似算法——CDG 算法.仿真实验结果验证了 CDG 算法的性能,并且展示了与其他两种随机算法相比,CDG 算法有巨大的性能优势.

本文考虑的目标仅仅是最大化网络的整体充电效用.然而在实际的应用场景中,传感器通常被用来执行某项任务,如监测突发事件等,用户最终关心的可能是传感器网络执行该项任务的性能,而非具体的网络整体充电效用.基于这一现实考虑,在未来的工作中将研究传感器网络的充电功率与传感器网络执行任务性能之间的具体关系,并以此作为布置充电器的重要依据.另一方面,单纯考虑优化整体充电效用会导致有些传感器未被覆盖到,此时无论传感器初始时刻剩余能量有多少,终将会耗尽节点能量而死掉,导致传感器网络出现覆盖空洞.为了解决这一问题,我们也会在未来的工作中将传感器网络覆盖率纳入考虑范围,这样同时也可以保证对传感器充电的公平性.

## References:

- [1] Anastasi G, Conti M, Di Francesco M, Passarella A. Energy conservation in wireless sensor networks: A survey. *Ad Hoc Networks*, 2009,7(3):537–568. [doi: 10.1016/j.adhoc.2008.06.003]
- [2] Fafoutis X, Vuckovic D, Di Mauro A, Dragon N, Madsen J. Energy-Harvesting wireless sensor networks. In: *Proc. of the 9th European Conf. on Wireless Sensor Networks (EWSN)*. Trento: University of Trento, 2012. 84–85. <http://forskningbasen.deff.dk/Share.external?sp=See26122e-f4de-47d8-a73b-0da9d064071f&sp=Sdtu>
- [3] Kurs A, Karalis A, Moffatt R, Joannopoulos JD, Fisher P, Soljacic M. Wireless power transfer via strongly coupled magnetic resonances. *Science*, 2007,317(5834):83–86. [doi: 10.1126/science.1143254]
- [4] Smith J. WISP Wiki. 2014. <http://www.seattle.intel-research.net/wisp/>
- [5] Shearer JG. Powercast. 2014. <http://www.powercastco.com>
- [6] Heins T. Powermat. 2014. <http://www.powermat.com>
- [7] Dell M. Laptopmag. 2014. <http://www.laptopmag.com/reviews/laptops/dell-latitude-3330.aspx>
- [8] Greene C, Harrist D, Kalp D, Tauche W. Making wireless sensor networks truly wireless using RF power. 2010. <http://www.sensormgmt.com/Articles/Powered%20By%20FireFly60614.pdf>
- [9] Shearer JG. Powercast. 2014. <http://www.powercastsensors.com/category/applications/page/2/>
- [10] Yoo J, Jeong E. Wireless charging technology. 2012. <http://equity.co.kr/upfile/issue/2012/05/10/1336611859340.pdf>
- [11] Dai HP, Wu XB, Xu LJ, Chen GH. Practical scheduling for stochastic event capture in wireless rechargeable sensor networks. In: *Proc. of the Wireless Communications and Networking Conf. (WCNC)*. Shanghai: IEEE, 2013. 986–991. [doi: 10.1109/WCNC.2013.6554698]
- [12] Dai HP, Xu LJ, Wu XB, Dong C, Chen GH. Impact of mobility on energy provisioning in wireless rechargeable sensor networks. In: *Proc. of the Wireless Communications and Networking Conf. (WCNC)*. Shanghai: IEEE, 2013. 962–967. [doi: 10.1109/WCNC.2013.6554694]
- [13] Dai HP, Wu XB, Xu LJ, Chen GH, Lin S. Using minimum mobile chargers to keep large-scale wireless rechargeable sensor networks running forever. In: *Proc. of the Computer Communications and Networks (ICCCN)*. Nassau: IEEE, 2013. 1–7. [doi: 10.1109/ICCCN.2013.6614207]
- [14] Dai HP, Jiang L, Wu XB, Yau DK, Chen GH, Tang S. Near optimal charging and scheduling scheme for stochastic event capture with rechargeable sensors. In: *Proc. of the Mobile Ad-Hoc and Sensor Systems (MASS)*. Hangzhou: IEEE, 2013. 10–18. [doi: 10.1109/MASS.2013.60]
- [15] Shearer JG. Powercast. 2014. <http://www.powercastco.com/products/powercaster-transmitters/>
- [16] He SB, Chen JM, Jiang FC, Yau DKY, Xing GL, Sun YX. Energy provisioning in wireless rechargeable sensor networks. In: *Proc. of the Int'l Conf. on Computer Communications (INFOCOM)*. Shanghai: IEEE, 2011. 2006–2014. [doi: 10.1109/INFOCOM.2011.5935007]
- [17] 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 Symp. (APNOMS)*. Seoul: IEEE, 2012. 1–7. [doi: 10.1109/APNOMS.2012.6356102]
- [18] Liao JH, So WT, Jiang JR. Optimized charger deployment for wireless rechargeable sensor networks. 2013. [http://in1.csie.ncu.edu.tw/~jrjiang/publication/wasn2013\\_submission\\_77.pdf](http://in1.csie.ncu.edu.tw/~jrjiang/publication/wasn2013_submission_77.pdf)
- [19] Shearer JG. Wireless power for battery-free wireless sensors. 2009. <http://powercastco.com/PDF/2009SensorsExpo2.pdf>
- [20] Horster E, Lienhart R. Approximating optimal visual sensor placement. In: *Proc. of the Int'l Conf. on Multimedia and Expo*. Melbourne: IEEE, 2006. 1257–1260. [doi: 10.1109/ICME.2006.262766]
- [21] Hörster E, Lienhart R. On the optimal placement of multiple visual sensors. In: *Proc. of the 4th ACM Int'l Workshop on Video Surveillance and Sensor Networks*. Santa Barbara: ACM Press, 2006. 111–120. [doi: 10.1145/1178782.1178800]
- [22] Zhao J, Cheung SS. Multi-Camera surveillance with visual tagging and generic camera placement. In: *Proc. of the 1st ACM/IEEE Int'l Conf. on Distributed Smart Cameras (ICDSC)*. Vienna: IEEE, 2007. 259–266. [doi: 10.1109/ICDSC.2007.4357532]
- [23] Han XF, Cao X, Lloyd EL, Shen CC. Deploying directional sensor networks with guaranteed connectivity and coverage. In: *Proc. of the 5th Annual IEEE Communications Society Conf. on Sensor, Mesh and Ad Hoc Communications and Networks (SECON)*. IEEE, 2008. 153–160. [doi: 10.1109/SAHCN.2008.28]
- [24] Fusco G, Gupta H. Selection and orientation of directional sensors for coverage maximization. In: *Proc. of the 6th Annual IEEE Communications Society Conf. on Sensor, Mesh and Ad Hoc Communications and Networks (SECON)*. Rome: IEEE, 2009. 1–9. [doi: 10.1109/SAHCN.2009.5168968]

- [25] Osais YE, St-Hilaire M, Fei RY. Directional sensor placement with optimal sensing range, field of view and orientation. *Mobile Networks and Applications*, 2010,15(2):216–225. [doi: 10.1007/s11036-009-0179-0]
- [26] Ai J, Abouzeid AA. Coverage by directional sensors in randomly deployed wireless sensor networks. *Journal of Combinatorial Optimization*, 2006,11(1):21–41. [doi: 10.1007/s10878-006-5975-x]
- [27] Dai HP, Liu YH, Chen GH, Wu XB, He T. Safe charging for wireless power transfer. Technical Report, 2014. <http://gps.nju.edu.cn/~hpdai/dh/SCP-TR.pdf>
- [28] Garey MR, Johnson DS. *Computers and Intractability: A Guide to the Theory of NP-Completeness*. New York: W. H. Freeman and Company, 1979. 187–288.
- [29] Fu LK, Cheng P, Gu Y, Chen JM, He T. Minimizing charging delay in wireless rechargeable sensor networks. In: *Proc. of the Int'l Conf. on Computer Communications (INFOCOM)*. Turin: IEEE, 2013. 2922–2930. [doi: 10.1109/INFOCOM.2013.6567103]
- [30] De Berg M, Cheong O, van Kreveld M, Overmars M. *Computational Geometry: Algorithms and Applications*. Berlin: Springer-Verlag, 2008. 66–443.
- [31] Fujishige S. *Submodular Functions and Optimization*. 2nd ed., Amsterdam: Elsevier, 2005. 21–280.
- [32] Ai J, Abouzeid AA. Coverage by directional sensors in randomly deployed wireless sensor networks. *Journal of Combinatorial Optimization*, 2006,11(1):21–41. [doi: 10.1007/s10878-006-5975-x]
- [33] Cai YL, Lou W, Li ML, Li XY. Energy efficient target-oriented scheduling in directional sensor networks. *IEEE Trans. on Computers*, 2009,58(9):1259–1274. [doi: 10.1109/TC.2009.40]
- [34] Cai YL, Lou W, Li ML, Li XY. Target-Oriented scheduling in directional sensor networks. In: *Proc. of the Int'l Conf. on Computer Communications (INFOCOM)*. Alaska: IEEE, 2007. 1550–1558. [doi: 10.1109/INFOCOM.2007.182]
- [35] Cheng WF, Liao XK, Shen CX. Maximal coverage scheduling in wireless directional sensor networks. *Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software*, 2009,20(4):975–984 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3240.htm>
- [36] Tao D, Ma HD. Coverage control algorithms for directional sensor networks. *Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software*, 2011,22(10):2317–2334 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4080.htm> [doi: 10.3724/SP.J.1001.2011.04080]

## 附中文参考文献:

- [35] 程卫芳,廖湘科,沈昌祥.有向传感器网络最大覆盖调度算法. *软件学报*,2009,20(4):975–984. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3240.htm>
- [36] 陶丹,马华东.有向传感器网络覆盖控制算法. *软件学报*,2011,22(10):2317–2334. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4080.htm> [doi: 10.3724/SP.J.1001.2011.04080]



戴海鹏(1985—),男,湖南娄底人,博士,助理研究员,CCF 会员,主要研究领域为无线传感器网络,无线网络.



刘云淮(1978—),男,博士,副研究员,CCF 会员,主要研究领域为无线传感器网络,无线网状网,普适计算.



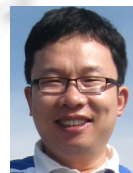
陈贵海(1963—),男,博士,教授,博士生导师,CCF 杰出会员,主要研究领域为分布式,并行计算.



吴小兵(1979—),男,博士,讲师,CCF 会员,主要研究领域为智能手机系统,无线网络.



徐力杰(1983—),男,博士生,主要研究领域为无线传感器网络,Mesh 网络.



何田(1973—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为物联网,无线传感器网络,无线网络.