# 一种高效低能耗移动数据采集与无线充电策略<sup>\*</sup>

钟 萍<sup>1</sup>, 徐爱昆<sup>1</sup>, 张艺雯<sup>1</sup>, 李亚婷<sup>1</sup>, 张一鸣<sup>2</sup>, 黄家玮<sup>1</sup>, 王建新<sup>1</sup>

1(中南大学 计算机学院,湖南 长沙 410083)

2(国防科技大学 计算机学院,湖南 长沙 410073)

通讯作者: 黄家玮, E-mail: jiaweihuang@csu.edu.cn



E-mail: jos@iscas.ac.cn

http://www.jos.org.cn

Tel: +86-10-62562563

摘 要: 在无线可充电传感器网络(wireless rechargeable sensor network,简称 WRSN)中,所面临的一项重要挑战是如何在高效收集传感器节点数据的同时,降低网络整体能量消耗.大多数现有数据收集策略或是不能适应大规模的充电传感器网络,或是没有充分考虑到传感器节点能量补充的问题,这将严重降低网络的通信量和生命周期.为此,针对 WRSN 中数据收集和网络能耗的问题,提出使用数据收集小车(data collection vehicle,简称 DCV)和无线充电小车(wireless charging vehicle,简称 WCV)分别负责数据收集和节点充电,从而在优化数据收集的同时,保证网络的持续性.首先,为了提高数据收集和充电效率,根据传感器节点的邻域相似度以及节点之间的距离,将网络自适应划分为多个子区域;随后,根据传感器节点 k 跳路由之内的电池能量和节点社交性,选择各个区域内数据收集锚点;接着,通过分析传感器节点自身能量消耗与网络系统能耗之间的关系,设计了网络能耗优化函数,通过对偶分解和次梯度的方法求得优化函数的最佳节点感知率和物理链路传输率;最后,实验验证了该网络不仅能有效降低网络整体能耗,而且具有较低的节点死亡数目.

关键词: 数据收集;网络区域划分;锚点选择;能耗优化函数

中图法分类号: TP311

中文引用格式: 钟萍,徐爱昆,张艺雯,李亚婷,张一鸣,黄家玮,王建新.一种高效低能耗移动数据采集与无线充电策略.软件学报,2021,32(9):2867-2886. http://www.jos.org.cn/1000-9825/5975.htm

英文引用格式: Zhong P, XU AK, Zhang YW, Li YT, Zhang YM, Huang JW, Wang JX. Effective low-energy scheme for mobile data collection and wireless charging. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2021,32(9):2867–2886 (in Chinese). http://www.jos.org.cn/1000-9825/5975.htm

# Effective Low-energy Scheme for Mobile Data Collection and Wireless Charging

ZHONG Ping<sup>1</sup>, XU Ai-Kun<sup>1</sup>, ZHANG Yi-Wen<sup>1</sup>, LI Ya-Ting<sup>1</sup>, ZHANG Yi-Ming<sup>2</sup>, HUANG Jia-Wei<sup>1</sup>, WANG Jian-Xin<sup>1</sup>

Abstract: In wireless rechargeable sensor network (WRSN), how to efficiently collect data from sensor nodes and reduce the system energy cost is very challenging. However, most recent data collection works either cannot adapt to the large-scale rechargeable sensor network or do not take into account the sensors' energy recharging problem. They will lead to the decrease of network traffic and lifetime. Thus, aiming at the problem of data collection and network cost in WRSN, this study proposes to use the data collection vehicle (DCV) and wireless charging vehicle (WCV) to be responsible for data collection and wireless charging respectively. It can optimize data collection and ensure network continuity at the same time. Firstly, in order to improve the data collection and charging efficiency to divide the large network into several parts, this study proposes a network partition scheme based on the neighborhood similarity of sensor nodes

收稿时间: 2017-10-19; 修改时间: 2019-07-28; 采用时间: 2019-09-30

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup>(School of Computer, Central South University, Changsha 410083, China)

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup>(School of Computer Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

<sup>\*</sup> 基金项目: 湖南省自然科学基金(2018JJ3692); 国家自然科学基金(61402542, 61572530)

Foundation item: Natural Science Foundation of Hunan Province of China (2018JJ3692); National Natural Science Foundation of China (61402542, 61572530)

and the distance between nodes. Then, to each part, an anchor selection scheme based on tradeoff between neighbor amount and residual energy within k hops is proposed. Next, a network cost optimization function is designed by analyzing the relationship between sensor energy consumption and network cost. The optimal sensor nodes sensing data rate and link rate are obtained by dual decomposition and sub-gradient the cost function. The results demonstrate the network can not only reduce the overall network cost but also reduce the amount of dead sensor nodes.

Key words: data collection; network partition; anchor selection; energy consumption optimization function

由大量可充电传感器节点构成的无线可充电传感器网络(wireless rechargeable sensor network,简称 WRSN) 可以用于环境监控、信息传输以及交通控制、家庭自动化等[1].高效的数据收集由多个因素共同决定,如传感器节点的电池能量、网络节点分布、链路约束、数据传输路由调度等数据收集问题一直是 WRSN 中的关键研究问题之一.传感器节点用于感知、接收和传输等状态的能量均来自能量获取模块及能量存储模块,节点传输的数据和电池能量密切相关.为尽量延长可充电节点的生命期,克服传感器节点采用能量收集技术从周围环境中获取的能量源不稳定以及密度不足的问题,无线能量传输(wireless power transmission,简称 WPT)技术为解决电池能量受限问题提供了一种新方法,它的能源更加稳定且可控,为可充电传感器节点的充电时长更短.在能量传输过程中,由于能量密度随着距离的增大而减少,为提高能量效率和节点存活率,使用配有能量传输设备的移动小车,即无线充电小车(wireless charging vehicle,简称 WCV),能够有效地减少传感器节点的充电等待时间,提高能量接收密度,延长可充电传感器网络的使用寿命[2-5].相较于部署静态充电器,WCV 可以更好地适应网络拓扑结构的变化,并能更好地管理传感器节点的能量.

针对 WRSN 中数据传输问题,大多研究工作一般使用多跳形式<sup>[6-9]</sup>或数据收集小车(data collection vehicle, 简称 DCV)将传感器节点感知的数据传输至基站.在使用多跳形式传输数据过程中,传感器节点不仅需要承担自身数据感知和传输的任务,还需要接收并转发其他邻居节点的数据包,使得趋近基站或锚点附近的传感器节点能量消耗速率相对于其他节点较高,快速缩减了其使用寿命,很容易导致服务中断,造成能量热点问题.相对于多跳形式收集节点数据,如果仅使用 DCV 收集传感器节点数据,虽然减少了由于传输邻居节点数据造成的能量消耗,但同时增大了数据收集延迟.为缓解传感器节点能量消耗和数据收集延迟的问题,本文提出使用多跳传输和 DCV 相结合的方式解决可充电网络的数据收集问题<sup>[10-12]</sup>.

将 WCV 和 DCV 相结合,既可以为可充电传感器节点补充能量,延长网络寿命,又可以有效地平衡节点通信能量消耗和数据收集收集延迟.为避免传感器节点电池能量单向递减的情况,本文使用 WCV 为其近距离补充能量,以达到节点长久使用和网络寿命无限延长的目的.为减少传感器节点的数据收集延迟和通信能耗,本文选取一部分节点作为锚点,用以收集其聚类内节点产生的数据.DCV 在巡游整个网络过程中,依次移动到各个锚点处收集数据,以减少节点传输数据的通信能耗.此时,DCV 和 WCV 在传感区域内移动,分别负责收集锚点处数据和为待充电节点补充能量,使得网络寿命尽可能延长.所以,本文的目的是设计一种高效低能耗的数据采集和无线充电策略,使得网络高效收集传感器节点数据的同时,减少网络能量消耗.

本文提出一种三步法用于数据采集和无线充电设计.当传感网络范围较大时,为减少传感器节点的数据收集延迟,首先将网络划分为多个子区域,确定每辆 DCV 和 WCV 的负责范围,即进行网络区域划分;第二步,将确定每个子区域内 DCV 的移动路径,即锚点选择;最后,研究当 DCV 巡游在各个锚点处时,如何实现最优网络性能.本文将网络最优性能,即优化目标,定义为最小化网络能量消耗问题,通过得到的最优节点感知率和物理链路传输率,以实现最小化网络能量消耗的目的.

本文的贡献如下:

- 设计了一种基于传感器节点邻域相似度和节点距离的网络区域划分方案(a network partition scheme based on neighborhood similarity and distance of sensor nodes,简称 NP-NSD),从而将整个传感网络划分 为多个子区域;
- 在每个传感子区域内,本文设计了一种基于节点社交性和能量的锚点选择方案(an anchor selection scheme based on sociability and energy of sensor nodes,简称 AS-SE),以获得区域内的数据收集锚点;

- 通过分析节点数据传输路径和能量消耗模型,将 WRSN 的网络性能问题定义为最小化网络能量消耗问题,并利用对偶问题分解理论,将优化问题分解为若干个子对偶问题,求得全局最优解;
- 通过大量实验结果,对提出的 NP-NSD,AS-SE 以及网络整体策略的高效性进行了验证.实验结果表明:
   本文所提方案和策略不仅确保网络的持续操作,而且实现了较优的网络性能.

本文第1节阐述相关研究.第2节介绍网络模型和网络分区方案 NP-NSD.第3节设计基于节点社交性和能量的锚点选择方案 AS-SE.接下来,第4节通过对偶理论求解网络能量消耗函数,以获得最优节点感知率和物理链路传输率,实现最小化网络能量消耗的目的.第5节通过实验分析验证所提方案 NP-NSD,AS-SE 以及本文整体策略的性能.最后,第6节总结本文.

# 1 相关研究

本节根据无线可充电传感器网络中,设计移动数据收集以及无线充电策略的 3 个步骤对现有工作进行分类概述,即网络分区方案、自适应锚点选择方案以及网络优化目标这 3 个方面展开.

## 1.1 网络分区方案

为了达到较高的 DCV 数据收集量和 WCV 充电效率,通常根据传感器节点之间的距离、物理链路连接情况以及基站的部署方位等,将传感网络划分为多个子区域.

文献[13]利用多辆 WCV 为传感器节点补充能量,提出了将传感网络划分为多个子区域,并在每个子区域内部署一辆 WCV 为区域内节点补充能量.该文献提出一个自适应分区方案,首先选择网络具有最少能量的传感器节点作为分区后各个子区域的中心节点,并将所有节点分配至距离最近的中心节点.根据传感器节点的笛卡尔坐标,重新计算分配后每个子区域的中心节点,重新将所有节点分配至距离最近的中心节点.重复此过程,直到网络中所有中心节点不再发生变化为止.由于基站位于传感区域中心位置,为减少节点通信能量消耗和数据收集延迟,文献[14]提出了基于最小生成树的分区算法.这种方法是将传感网络划分为内外两部分:以基站为中心、距离基站 k 跳之内的传感器节点作为内部节点,这类节点以多跳方式将数据传至基站;剩余节点作为外部节点,使用 DCV 收集节点数据.文献[15]考虑复杂社交网络的分区方法,采用复杂社交网络服从正态分布的特性,提出了基于正态分布的最小割集算法和子网生成算法,使得子网和原始网络有相似的节点度分布,很大程度上减少了动态在线社交网络的计算复杂度.文献[16]设计了一个联合移动数据收集和无线能量传输策略(a scheme of joint mobile data collection and wireless energy transfer,简称 MDCWET)负责传感器节点数据收集和能量补充过程.该文献根据 MC 个数,提出了基于中心点的二次分区算法(a twice-partition algorithm based on center points,简称 TP-CP),将传感网络划分为多个区域,即:首先将网络进行初始划分,选定子区域的中心节点;随后,通过其他所有传感器节点到中心节点的距离和静态路由长度,将节点划分给其中一个中心节点,直到所有节点均有属于自己的分区为止.

#### 1.2 自适应锚点选择方案

为减少传感器节点的通信能量消耗和数据收集延迟,通常需要考虑如何选择网络中的数据收集锚点以及构建 DCV 的最短移动路径.

文献[13]提出用一系列圆覆盖传感区域,任意两个相邻圆的圆心长度为(3) $^{1/2}kd_r$ ,其中,k表示锚点的覆盖范围为 k 跳, $d_r$ 表示传感器节点的传感范围.每个圆的圆心即为网络中的数据收集锚点,随后,DCV 构建所有锚点的最短旅行商(traveling salesman problem,简称 TSP)路径,收集锚点处数据.文献[16]提出一种基于传感器节点邻居节点数目和剩余能量的锚点选择算法(an anchor selection algorithm based on neighbor amount and residual energy of sensor nodes,简称 AS-NAE),该文献根据区域内节点的 k 跳邻居节点数目和最小电量选择锚点,再构建区域内锚点的 TSP 路径,DCV 巡游该路径并收集节点数据.文献[17]提出一种基于传感器节点 k 跳邻居之内最小电量的锚点选择算法(an anchor selection algorithm based on least energy of sensor nodes within k hops,简称 AS-LE),该算法将所有节点的最小邻居节点电量按升序排列,依次选择具有最大电量的节点作为锚点.文献[18]

通过计算传感器节点 k 跳邻居节点的数目和电量,从而构建每个节点的权重,依次选择具有最大权重的节点作为数据收集锚点.

## 1.3 网络优化目标

目前,通常以网络生命期、系统能量消耗、数据收集量和数据收集延迟等为系统优化目标,并针对这些指标构建优化函数,从而获得系统的最优性能.

针对网络生命期问题,文献[19]分析了无线传感器网络的能量消耗.在该网络中的无线传感器均具有可调整的传感范围.该文献还提出了满足最小网络生命期时长 T 的节点部署策略,该策略极大地提高了节点存活率. 文献[20]设计了一个有向充电器的部署策略,提升了传感网络的充电效率和网络寿命.文献[21]提出一种分析模型判断产生热点问题的区域,同时预测网络的剩余时间.在此基础上,他们将能量热点的时空变化应用到网络路由中,这极大地平衡了传感器节点的能量消耗并提高网络使用时长.文献[22]提出了基于环的动态路由方案.在非热点区域聚合数据,提高了网络生命周期.

针对系统能量消耗问题,文献[11]通过计算启发式算法设计收集器的收集路径,平衡多跳传输中的传输负载,从而减少系统的整体能量消耗.文献[23]利用移动基站收集各个锚点数据,并设计了移动基站的最优移动路径,有效地减少了采用 DCV 方式进行数据收集的移动能量消耗.文献[24]从系统能量消耗出发,分析传感器节点的能量消耗模型和 DCV 的数据收集模型,分别构建节点和 DCV 的能量消耗优化函数,从而获得节点的最优数据传输量和 DCV 在各个锚点处的停留时间.

针对数据收集量问题,文献[25]在链路带宽、节点能量等有限的资源条件下,提出了一种两层架构模型,最大化所有节点到收集器的数据传输率,以提高网络中的数据收集量.文献[14]利用一辆 DCV 完成整个网络的数据收集过程,节点数据包以多跳传输和移动元素收集两种方式最终传输至基站,通过设计节点到锚点或基站的最小生成树,减少通信能耗和小车移动能耗,有效地收集网络数据,缓解了能量热点问题.文献[17]使用一辆移动小车既收集传感器节点数据又给节点进行无线充电,并设计关于数据收集量的优化函数,极大地提高了网络的数据收集性能.尽管系统使用小车平衡了网络中能量消耗,然而,由于充电时间不可忽略,节点需要等待较长的时间数据才能被收集.增大了数据收集延迟.

针对数据收集延迟问题,文献[13]通过分别构建锚点和待充电节点的 TSP 路径,使用 DCV 收集锚点处数据,用 WCV 给网络中节点进行充电,这将极大减少数据被收集的等待时间.文献[10]从减少网络巡游路径出发,设计了一个启发式算法,逐渐减少 DCV 的移动路径和数据收集延迟.文献[26]提出了基于动态拓扑下,以最大化能量补给设备的驻站时间比为目标的最优化问题,即最小化无线能量补给与数据采集设备的移动时长和服务时长之比,通过分析节点和设备的工作约束,将原问题转化为多状态线性规划问题,有效地减少数据收集延迟,提升了网络运行时长.文献[27]设计了一个联合否定回答和确认帧的广播协议,极大地提高了网络运行周期,减少了数据传输延迟.

## 1.4 分析与比较

与现有工作相比,本文提出一种新的传感网络分区的方案,综合考虑传感器节点的邻域相似度以及节点之间距离划分网络.而现有工作中关于分区的方案或是基于多辆 WCV 或是仅考虑节点的距离和路由,并未考虑到多辆 DCV 和 WCV 同时存在以及节点的邻域节点对划分网络的影响.其次,由于目前大多数锚点选择方案并未同时对传感器节点社交性和 k 跳邻居的能量对锚点选择进行分析,本文考虑了两者的影响,并设计出一种新的自适应锚点选择方案.最后,本文是通过以最小化系统能耗为目标,计算出传感器节点最优数据感知率和链路传输率,以达到网络最优性能,而不是采用目前大多数工作中假定节点数据感知率服从泊松分布或设为已知.

图 1 为本文策略的整体网络框架图.根据传感器节点坐标和路由信息,本文设计了 NP-NSD 方案,将网络划分为多个子区域并获得每个子区域内节点的连接情况.随后,在传感器节点连接情况和电池能量已知的条件下,采用 AS-SE 方案确定每个区域内锚点及其覆盖节点,以及传感器节点数据传至锚点的最优传输路径.最后,利用对偶理论和梯度法对网络能量消耗优化函数求解,以获得最优节点数据感知率和链路传输率实现最优网络性

能.当 DCV 完成一轮数据收集过程后,由于传感器节点传输数据将动态改变节点剩余能量,为实现较好的数据 收集结果,本文策略将根据节点剩余电池能量重新选定每个子区域内的锚点.



Fig.1 Diagram of network framework 图 1 网络框架图

## 2 系统模型概述

# 2.1 网络模型

在 N 个可充电传感器节点均匀分布的网络区域中,每个传感器节点均配备一个无线能量接收设备和一个储能设备,从而能够将从 WCV 发送的射频(radio frequency,简称 RF)能量存储在储能设备(可充电电池)中,供数据感知和传输使用.

如果两个传感器节点 i 和 j 能够在低于最大传输功率的情况下传输数据,那么这两个节点之间存在一条物理链路.节点的最大传输范围依赖于其最大传输功率的大小,只有在传输范围内的节点才能与邻居节点直接通信<sup>[28]</sup>.本文中,传感器节点之间是否存在物理链路,由其传感范围确定.在不考虑传感器节点部署地势的影响下,一旦两个传感器节点之间的欧几里得距离小于节点自身传感范围,则认为节点 i 与 j 之间存在一条物理链路.在本网络模型中,设定任意两个节点至少可以通过一跳路由相连接,网络中不存在无法相互通信的传感器节点.

考虑存在多辆 DCV 和 WCV 的 WRSN 场景中,整个传感网络架构分为 3 层,如图 2 所示.

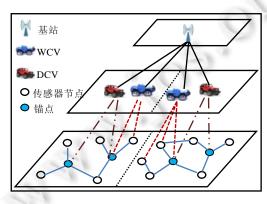


Fig.2 Scene of network 图 2 网络场景图

每一层包含了网络中的不同元素.

- 底层用于部署所有的传感器节点,并在节点之中选出一部分节点作为锚点.传感器节点将静态感知到 的数据以多跳的形式传输至锚点;
- 中间层为一系列资源丰富的移动小车,DCV 和 WCV.通过网络分区算法,将网络划分为多个区域,并在 每个区域内各部署一辆 WCV 和 DCV 小车.WCV 从车站出发,巡游整个区域,最终回到出发点位置,为

发送充电请求的传感器节点进行无线充电.在这个过程中,区域内的 DCV 周期性地巡游各个锚点,收集锚点处数据,并将收集到的数据传送至基站;

顶层用于放置基站,位于整个网络区域的中心位置,用于处理收集到的数据且给移动小车充电,以维持整个网络的持续运行.

## 2.2 网络分区方案

与静态充电桩和全网多跳通信相比,使用移动充电节点可以大大增强充电过程和可控性,利用移动数据收集小车可以有效减少通信能耗及延迟问题.不过,当网络范围较大时,WCV 可能无法及时移动至待充电传感器节点位置或无法完成此次充电队列,造成传感器节点死亡,网络中断.此外,多部 DCV 可能集中在相同区域而影响了整体网络性能.为提高 DCV 的数据收集量以及 WCV 的充电效率,本文提出一种基于传感器节点邻域相似度和节点之间距离的网络区域划分方案,即 NP-NSD.该方案将网络划分为多个区域,并在每个区域内部署一辆 DCV 和 WCV,分别负责该区域内传感器节点的数据收集和电量补充.

传感器节点邻域相似度最早由 MIT 实验室的 Jeh 和 Widom 教授提出,用 SimRank 模型表示,用于衡量拓扑图中任意两个对象之间的相似程度<sup>[29]</sup>.由于计算传感器节点相似度的时间复杂度较高,因此,Yu 等人基于本地信息冗余提出了一种高效的 SimRank 计算方法,将时间复杂度由  $O(K|E|^2)$ 减少到 O(K|E||V|),其中, K 为总的迭代次数,E 为边个数,V 为节点个数<sup>[30]</sup>.

SimRank 模型的基本思想是:如果两个传感器节点在基于图的拓扑结构中邻域比较相似,即有较多的相似邻居节点,则这两个传感器节点应该也比较相似.所以,两个传感器节点是否相似,是由它们的邻居节点来确定.由于当传感器节点的传感范围较大以及网络中节点分布较为密集时,网络区域划分单单依靠节点之间邻域相似度是远远不够的,因此,本文将传感器节点之间的距离也作为衡量节点是否属于同一分区的重要指标.

首先,传感器节点与自身的相似度定义为 1.对于存在邻域的传感器节点 i 与 j,它们的相似度定义为其所有一跳邻居两两相似度的均值,再和阻尼系数 c 相乘.对于任意两个存在邻居节点的传感器节点 i 与 j,传感器节点之间的相似度表示为

$$r(i,j) = \begin{cases} 1, & i = j \\ \frac{c}{N_{1\_hop}(i)N_{1\_hop}(j)} \sum_{m,l} r(m,l), & i \neq j \end{cases}$$
 (1)

这里:传感器节点  $m \in N_{1\_hop}(i), l \in N_{1\_hop}(j).N_{1\_hop}(i)$ 表示传感器节点 i 在第 1 跳邻居节点的集合;r(m,l)表示节点 m 与节点 l 的相似度;c 是一个阻尼系数,使得距离越远的传感器节点 i 与 j 对 r(i,j)的影响越小.

若存在传感器节点 i 与 j,且  $N_{1\_hop}(i)=\emptyset$ 或  $N_{1\_hop}(j)=\emptyset$ ,则 r(i,j)=0.用矩阵 R 表示网络中传感器节点的两两相似度矩阵,则矩阵 R 是一个对角线元素为 1 的对称矩阵.

用矩阵 D 表示任意两个传感器节点之间的距离,则矩阵 D 是一个对角线为 0 的对称矩阵.将矩阵 R 和 D 中的下三角元素值从小到大排序并从 1 开始编号,然后将编号放入对应元素值所在矩阵中的位置.矩阵 B 定义为传感器节点 i 与 j 的分区指数,则 B 表示为

$$B = \begin{cases} 0, & i \leq j \\ 0.5R(i, j) + 0.5D(i, j), & i > j \end{cases}$$
 (2)

接着,将矩阵 B下三角元素中值最小的两个传感器节点划分为同一区域.随后,根据层次聚类的方法,直到将整个网络区域划分为设定的 h 部分为止.

设定 200 个可充电传感器节点均匀分布于  $100m \times 100m$  的传感区域内.每个传感器节点的传感范围  $d_r=10m$ . 采用网络分区方案 NP-NSD 的分区示例结果如图 3 所示.分区后的传感器节点用 4 种图标(三角形、菱形、圆形和方形)加以表示,整个网络分为 4 部分.从图中可以看出:网络中所有节点均可达,且同一分区内的物理链路较为密集,分区之间的链路较为稀疏,断开分区间传感器节点的链路连接几乎不影响节点数据包的传输.

网络区域划分完毕后,在每个区域内分别放置一辆 DCV 和 WCV,保证数据收集和节点能量补充.选择各个区域内到其他传感器节点距离之和以及路由跳数之和最小的传感器节点作为小车出发点位置<sup>[16]</sup>,即车站.

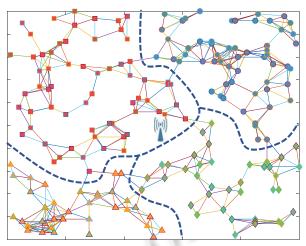


Fig.3 Sample diagram of network partition 图 3 网络分区示例图

# 3 移动数据收集

## 3.1 自适应锚点选择方案

为使传感器节点传输至基站的通信能耗尽可能少,本文中选取区域内一部分传感器节点作为锚点,收集其聚类内节点产生的数据,DCV 移动至各个锚点处收集节点数据.由于锚点需要频繁收发来自其他传感器节点产生的数据,这为节点的电池开销带来较大的负担.因此,电池能量大以及邻居节点数目尽可能多的传感器节点应该首先被选为锚点,即 DCV 的数据收集点.

邻居节点的数目和传感器节点的社交性紧密相关,节点的社交性可表示 k 跳之内邻居节点数目占分区内总节点数目的比例,即节点密度.为计算分区内每个传感器节点的社交性,通过定义连通矩阵 X 表明区域内传感器节点在 k 跳静态路由之内的邻居节点个数.若传感器节点 i 与节点 j 在 k 跳之内可达,那么  $X_{ij}$ =1;否则, $X_{ij}$ =0.另外,矩阵 X 对角线元素设为 0,这代表了网络中不存在自循环的情况. $N^h$  表示区域 h 内的传感器节点个数,该区域内,节点 i 在 k 跳路由之内的密度  $\rho_i$  为

$$\rho_i = \frac{\left| \bigcup_{s=1}^k N_{s\_hop}(i) \right|}{N^h} \tag{3}$$

 $N_{s\_hop}(i)$ 表示传感器节点 i 在第 s 跳邻居节点的集合.随后计算传感器节点 i 在 k 跳之内邻居节点的最小电池能量 batt(i),其值由公式(4)给出:

$$batt(i) = \{\min\{E_i\} | dist(i,j) \leq k, \forall X_{ii} = 1\}$$

$$\tag{4}$$

其中, $E_j$  表示传感器节点 j 的电池能量.为了将传感器节点的能量和社交性综合考虑,本文定义区域内每个节点的权重  $W_i$  为

$$W_{i} = \delta \rho_{i} + \beta \frac{batt(i)}{E_{0}} + \gamma \frac{E_{i}}{E_{0}}$$
(5)

其中, $\delta$ , $\beta$ , $\gamma$ 分别表示传感器节点 i 在 k 跳范围内的节点密度、最小电池能量以及自身能量  $E_i$  在计算每个传感器 节点权重过程中所占的比例,且 $\delta$ + $\beta$ + $\gamma$ =1,0< $\delta$ , $\beta$ , $\gamma$ < $\infty$ 1; $E_0$ 表示传感器节点 i 所在分区所有节点能量.

接着,根据传感器节点的权重,将一个分区内所有节点从高到低进行排序.首先,选择具有最大权重的传感器节点作为区域内的锚点,并将其加入锚点队列 A;随后,从权重队列中依次去除与该节点相连的 k 跳邻居节点,并根据节点权重重新对剩余传感器节点按照升序进行排列;然后,将新队列中权重值最大的节点选为锚点,将新

锚点加入锚点队列.重复上述过程,直到分区内每个节点都有相对应的锚点.

此时,锚点队列 A 即为分区内选择的所有锚点,该队列中所有锚点的最短迁移路径  $L_{tsp}$  可根据 TSP 问题计算得出.若  $L_{tsp} \leq L_b, L_b$  为 DCV 的迁移路径上限,则锚点队列 A 即为最终锚点选取队列;否则,移除队列 A 中具有最小权重的传感器节点,重新计算队列 A 的最短迁移路径,直到  $L_{tsp}$  满足路径约束  $L_b$ .

由于锚点选择方案与其 k 跳之内邻居节点的个数和能量相关,参考文献[18]的设置,将 k 设为 3.在图 3 的基础上,同样选取 200 个可充电传感器节点均匀的传感区域内,通过网络分区方案 NP-NSD,每个区域内锚点选择示例结果如图 4 所示.黑色虚线代表锚点构成的 TSP 路径,带有标号的点表示本次执行过程中选择的锚点.图中共有 4 个 TSP 路径,分别代表各个分区内的所有锚点的最短路径.

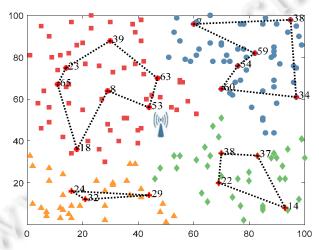


Fig.4 Sample diagram of anchor selection 图 4 锚点选择示例图

# 3.2 数据传输路径

当 DCV 停留在锚点 a 处时,停留时长记为 $\tau_a$ .在这段时间内,锚点以单跳路由的形式向 DCV 传输数据.聚类内其他节点以多跳静态路由的形式向锚点传输数据.DCV 一旦达到在锚点 a 处的固定停留时长,它立即前往下一锚点进行数据收集.

聚类内其他传感器节点向锚点传输数据过程中,节点并不是向与其相连的所有物理链路发送数据,而是具有一定的规则.

锚点 a 向 DCV 传输数据过程中,以锚点 a 为根节点,将其一跳范围内所有传感器节点视为每个锚点的子节点.锚点的子节点记为一级节点,且每个锚点的一级节点集合不包含其他锚点.重复此过程,直到计算出锚点 a 的第 k 跳传感器节点,即 k 级节点.每级传感器节点均不包含其上级节点.此时,每个传感器节点的数据传输路径设置完毕,且每个锚点均没有父节点只有子节点,k 级节点只有父节点不存在子节点,一个节点可能属于多个聚类,但不影响节点之间数据的传输.

图 5 给出了一个网络数据传输示例图,图中包含 17 个传感器节点,其中有 3 个节点被选为锚点,节点编号 1,3,15 用于收集其聚类内节点产生的数据.一个传感器节点可以向不同的锚点传输数据,如节点 14,它可以向锚点 3,15 同时传输数据.

- 当 DCV 停留在锚点 3 处时. 节点 14 向锚点 3 传输数据:
- 当 DCV 移动至 15 号节点时,节点 14 先将数据传输至节点 2,随后,节点 2 将收集到的数据转发至锚点 15:锚点 15 将收集到的数据传至 DCV.

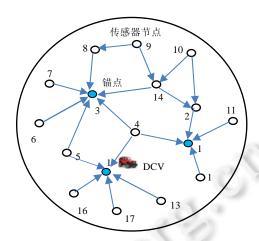


Fig.5 Sample diagram of network data transmission 图 5 网络数据传输示例图

# 4 网络能耗优化问题

在确定了网络子区域、锚点以及 DCV 的移动路径后,本文的下一步工作是当 DCV 移动在各个锚点处时,如何在收集传感器节点数据的同时,最小化网络能量消耗.本节首先介绍单个传感器节点的能量消耗模型,随后将数据收集性能优化问题定义为最小化网络能量消耗问题.根据传感器节点的能耗模型和节点数据传输路径,使用对偶理论和梯度法等方法求得最优节点数据感知率和链路传输率.当 DCV 完成一轮数据收集过程后,本文策略将根据上一轮中节点剩余电池能量重新选定子区域锚点,通过优化函数再次计算最优节点感知率和链路率,以实现最优网络性能.

## 4.1 感知及数据传输能耗

*e<sub>s</sub>*,*e<sub>r</sub>*和 *e<sub>t</sub>*分别表示传感器节点感知、接收和发送单位数据所需消耗的平均能量.本文中设定的传感器节点之间的路由为静态路由.节点感知的数据只能按照特定的路线发送,因此,节点感知,接收和发送数据能耗均可用常数表示.通常情况下,传感器节点感知和传输数据占据了节点的大部分能量消耗,因此,本文中只考虑节点在感知、传输和接收状态下的能量消耗,不考虑在其他状态下消耗的能量.

 $r_i^a$ 表示当 DCV 停留在锚点 a 处时,传感器节点 i 的数据感知率.当 DCV 停留在锚点 a 处时,该节点从其他子节点接收的数据率之和为  $R_i^a$ :

$$R_i^a = \sum_{g \in C_{i,a}} f_{gi}^a \tag{6}$$

其中,  $f_{gi}^a$ 表示当 DCV 停留在锚点 a 处时,物理链路(g,i)的链路率. $C_{i,a}$ 表示当 DCV 停留在锚点 a 处时,节点 i 的子节点集合.同理, $P_{i,a}$ 表示当 DCV 停留在锚点 a 处时,节点 i 的父节点集合.当 DCV 停留在锚点 a 处时,传感器节点 i 需要发送的数据率之和为  $T_i^a$ :

$$T_i^a = r_i^a + R_i^a = \sum_{j \in P_{i,a}} f_{ij}^a \tag{7}$$

由于上述操作需要在极短的时间内完成,那么当 DCV 停留在锚点 a 处时,传感器节点 i 的能耗为

$$P_i^a = (e_s + e_t)r_i^a + (e_r + e_t)R_i^a = e_s r_i^a + e_t \sum_{i \in P_s} f_{ij}^a + e_r \sum_{g \in C_s} f_{gi}^a$$
 (8)

由上式可知,当 DCV 停留在锚点 a 处时,传感器节点 i 的能量消耗按照数据源可分为两部分:节点感知和传输自身数据所消耗的能量、接收和感知其他节点的数据所消耗的能量.由于网络中物理链路率动态变化,为了表示传输和接收数据的链路率,本文将能量消耗分为 3 部分:传感器节点感知能耗、传输数据能耗和接收数据能量消耗.

通过传感器节点的剩余电池能量和动态能量消耗计算其剩余生命.随后,将待充电传感器节点之间的距离和剩余生命时长作为待充电节点排序的衡量指标<sup>[3]</sup>,WCV 根据充电队列对节点进行充电.

### 4.2 优化函数

为了描述传感器节点在特定锚点处的数据感知率对整个网络性能的影响,本文引入一个能耗函数  $C_i^a(\cdot)$  作为优化指标.该优化函数相对于  $r_i^a$  具有严格凸、递增且二次可微的特性.在能量管理模型和数据传输模型的基础上,可用如下形式表示 WRSN 中网络能耗最小化问题:

$$P1: \min \sum_{a \in A} \sum_{i \in N^h} C_i^a(r_i^a T) \tag{9}$$

s.t. 
$$\sum_{a \in A_i} r_i^a T \geqslant M_i$$
 (10)

$$r_i^a + \sum_{g \in C_{i,a}} f_{gi}^a = \sum_{j \in P_{i,a}} f_{ij}^a \tag{11}$$

$$\tau_a \Phi(f, r) \leq E_i \tag{12}$$

其中,

- $r_i^a, f_{ij}^a \ge 0, r = \{r_i^a\}, f = \{f_{ij}^a\},$ 表示传感器节点的数据感知率以及链路传输率均不小于 0;
- $\Phi(f,r) = \sum_{j \in P_{i,a}} f_{ij}^a e_t + \sum_{m \in C_{i,a}} f_{mi}^a e_r + r_i^a e_s$ ,它表示传感器节点 i 在某个时刻的能量消耗;
- $\tau_a=(T-L_{rsp}/v)/|A|$ ,在数据收集周期已知的前提下,周期 T减去 DCV 移动消耗的时间,剩余时间在每个锚点处均匀分配,保证了 DCV 在锚点处收集数据的公平性;
- $N_a^h$  表示在第 h 个分区内,锚点 a 所覆盖的传感器节点,  $N_a^h \subset N^h$ ;
- $M_i$ 表示在一个数据收集周期中,传感器节点 i 需要上传至 DCV 的最小数据量;
- E:代表传感器节点 i 的剩余电池能量.

公式(9)为网络能量消耗的优化函数,公式(10)~公式(12)代表问题 P1 的约束条件.其中,

- 公式(10)表示对于每个传感器节点 i,它在所有相邻锚点处上传的总数据量不应该小于限定的节点数据上传量.否则,为最小化传感器网络节点能量消耗,每个节点的上传数据量直接为为 0;
- 公式(11)表明,一个传感器节点的输出数据流应该等于其自身的数据感知流和其输入数据流之和.该公式确保了每个传感器节点的输出流和输入流之间相平衡,这和每个节点的子节点和父节点集合一一对应:
- 公式(12)确保了在一个数据收集周期 T 内,传感器节点用于通信(感知、传输、接收数据)的能量消耗不应大于节点的电池剩余能量,这最大程度上延长了节点的生命期,为 WRSN 长期运行提供了一个充分条件.

问题 P1 存在两个变量:(1) 当 DCV 停留在锚点 a 处时,传感器节点 i 的数据感知率  $r_i^a$ ,它和传感器节点的链路率息息相关;(2) 当 DCV 停留在锚点 a 处时,物理链路(i,j)的链路传输率  $f_{ij}^a$ ,其值和传感器节点的数据感知率、传输能量消耗以及节点无线收集的能量有关.

通过上述描述发现,问题 P1 是一个凸优化问题.由于它严格凸的特性,使得问题解  $r_i^a$  具有唯一性.如果能耗方程  $C_i^a(\cdot)$  是一个线性方程,使得它不具有严格凸特性,因此在优化方程中加入一个二次正则项  $\varepsilon \sum_i \sum_a (r_i^a T)^2$ ,使得优化函数严格凸,问题解具有唯一性,其中, $\varepsilon$ 是一个极其小的常数项,使得二次正则项每次产生相对较小的改变<sup>[24]</sup>.为保证网络的公平性以及能耗方程的严格凸特性,本文定义  $C_i^a(x_i^a T) = \omega_i^a(x_i^a T)^2$ ,其中,  $\omega_i^a$  代表当 DCV停留在锚点 a 处时,传感器节点 i 数据感知率的权重.

利用拉格朗日乘子法解决最优化问题是一种常用且方便的方法.对于凸优化问题 P1,通过拉格朗日乘子  $\mu_i$ , $\lambda$ , $\alpha$ 把约束条件(10)~约束条件(12)引入目标函数 P1 中,则 P1 的拉格朗日函数可定义为

$$L(r, f, \mu, \lambda, \alpha) = \sum_{a \in A} \sum_{i \in N_a^h} C_i^a(r_i^a T) - \sum_{i \in N} \mu_i \left( \sum_{a \in A_i} r_i^a T - M_i \right) + \sum_{a \in A} \sum_{i \in N_a^h} \lambda_i^a \left( r_i^a + \sum_{g \in C_{i,a}} f_{gi}^a - \sum_{j \in P_{i,a}} f_{ij}^a \right) + \sum_{a \in A} \sum_{i \in N_a^h} \alpha_i^a \left( \sum_{j \in P_{i,a}} f_{ij}^a e_i + \sum_{m \in C_{i,a}} f_{mi}^a e_r + r_i^a e_s - \frac{E_i}{\tau_a} \right)$$
(13)

拉格朗日的对偶函数是公式(9)在 ra 的最小值,那么对偶函数的目标函数为

$$D(\mu, \lambda, \alpha) = \min L(r, f, \mu, \lambda, \alpha)$$
(14)

拉格朗日对偶函数可定义为如下形式:

$$\max D(\mu, \lambda, \alpha) = \max \min L(r, f, \mu, \lambda, \alpha)$$
 (15)

假设  $r^* = \{r_i^a \mid a \in A, i \in N_a^h\}$  和  $f^* = \{f_{ij}^a \mid a \in A, i \in N_a^h, j \in P_{i,j}^a\}$  为问题 P1 的最优解.该拉格朗日函数可分解为两个子问题,即节点速率控制问题和路由调度问题.去除  $L(r,f,\mu,\lambda,\alpha)$ 中的常数项,该可以分为两个子函数形式:

$$L_{1}(r,\mu,\lambda,\alpha) = \sum_{a \in A} \sum_{i \in N_{a}^{h}} C_{i}^{a}(r_{i}^{a}T) - \sum_{i \in N} \sum_{a \in A_{i}} r_{i}^{a}T\mu_{i} + \sum_{a \in A} \sum_{i \in N_{a}^{h}} \lambda_{i}^{a}r_{i}^{a} + \sum_{a \in A} \sum_{i \in N_{a}^{h}} \alpha_{i}^{a}r_{i}^{a}e_{s}$$

$$= \sum_{a \in A} \sum_{i \in N_{a}^{h}} (C_{i}^{a}(r_{i}^{a}T) - r_{i}^{a}T\mu_{i} + \lambda_{i}^{a}r_{i}^{a} + \alpha_{i}^{a}r_{i}^{a}e_{s})$$
(16)

$$L_{2}(f,\lambda,\alpha) = \sum_{a \in A} \sum_{i \in N_{a}^{h}} \lambda_{i}^{a} \left( \sum_{g \in C_{i,a}} f_{gi}^{a} - \sum_{j \in P_{i,a}} f_{ij}^{a} \right) + \sum_{a \in A} \sum_{i \in N_{a}^{h}} \alpha_{i}^{a} \left( \sum_{j \in P_{i,a}} f_{ij}^{a} e_{t} + \sum_{m \in C_{i,a}} f_{mi}^{a} e_{r} \right)$$

$$= \sum_{a \in A} \sum_{i \in N_{a}^{h}} \left( \lambda_{i}^{a} \sum_{g \in C_{i,a}} f_{gi}^{a} + \alpha_{i}^{a} \sum_{m \in C_{i,a}} f_{mi}^{a} e_{r} \right) + \sum_{a \in A} \left( \sum_{i \in N_{a}^{h}} \alpha_{i}^{a} \sum_{j \in P_{i,a}} f_{ij}^{a} e_{t} - \sum_{i \in N_{a}^{h}} \lambda_{i}^{a} \sum_{j \in P_{i,a}} f_{ij}^{a} \right)$$

$$= \sum_{a \in A} \sum_{i \in N_{a}^{h}} \left( \sum_{g \in C_{i,a}} f_{gi}^{a} (\lambda_{i}^{a} + \alpha_{i}^{a} e_{r}) + \sum_{j \in P_{i,a}} f_{ij}^{a} (\alpha_{i}^{a} e_{t} - \lambda_{i}^{a}) \right)$$

$$(17)$$

对于传感器节点i的数据感知率问题,由于 $C_i^a$ 是一个单调递增的函数,为获得节点i的最少能量消耗,只有当公式(10)相等时,目标函数才可能实现.因此,单个传感器节点i的能量消耗最小化问题可定义为

P2: 
$$\min \sum_{a \in A_i} C_i^a(r_i^a T) + \sum_{a \in A_i} q_i^a$$
  
s.t.  $\sum_{a \in A_i} r_i^a T \ge M_i$  (18)

其中,  $r_i^a \ge 0$ ,  $\forall a \in A_i$ . 令  $x_i^a = r_i^a T$ ,  $q_i^a = \sigma_i^a x_i^a$ ,  $q_i^a$  为当 DCV 停留在锚点 a 处时, 传感器节点 i 为获得数据传输机会 所需支付的能量,  $\sigma_i^a$  为传输单个数据的能量消耗,  $x_i^a$  为传感器节点 i 在锚点 a 处的数据传输量. 传感器节点 i 的能量消耗可分为两部分:(1) 将数据传输至其邻居锚点的消耗;(2) 用于获得数据传输机会的能量要求. 传感器节点 i 的能量消耗可以独立地通过调整其支付能量动态调整.

引入新的拉格朗日乘子 $\nu_i$ 构建问题 P2 的拉格朗日函数,通过库恩-塔克(Karush-Kuhn-Tucker,简称 KKT)条件解得:

$$\frac{1}{\sigma_i^a} C_i^{\prime a} \left( \frac{q_i^a}{\sigma_i^a} \right) + 1 - \frac{v_i}{\sigma_i^a} = 0 \right\}$$

$$v_i \left( \sum_{a \in A} \frac{q_i^a}{\sigma_i^a} - M_i \right) = 0$$
(19)

通过对公式(13)进行 KKT 转换,并与公式(19)进行对比,可得出拉格朗日乘子 $\mu=\nu_i$ 且  $C_i^{\prime a}(q_i^a/\sigma_i^a)+\sigma_i^a=\mu_i$ . 令  $f_i$ 代表传感器节点 i 的能量消耗最小化目标函数,即 P2.对于每个节点 I,若  $\hat{a}_i$ 代表节点 i 具有最小成本的锚点,那么:

$$\hat{a}_i = \arg\min\left\{\frac{\partial f_i(r_i)}{\partial r_i^a}\right\} = \arg\min\left\{C_i^{\prime a}(r_i^a T)T - T\mu_i + \lambda_i^a + \alpha_i^a e_s\right\}$$
(20)

如果对于传感器节点 i 有多个最小成本锚点,可随机选择一个锚点作为最小成本锚点.通过自适应算法 $^{[24]}$ 可以得到:

$$q_{i}^{a} = \begin{cases} 0, & \mu_{i} < C_{i}^{\prime a}(0) + \sigma_{i}^{a} \\ \sigma_{i}^{a} (C_{i}^{\prime a})^{-1} (\mu_{i} - \sigma_{i}^{a}), & \mu_{i} \ge C_{i}^{\prime a}(0) + \sigma_{i}^{a} \end{cases}$$

$$(21)$$

通过调整  $q_i^a$  的大小,可以改变节点的数据感知率大小,进而达到最小化网络能量消耗地目的.对于节点 i,  $a \in A_i, a = \hat{a}_i$ ,可以通过增大  $q_i^a$  的值以达到增加在锚点 a 处的数据传输量的目的,相应地,在其他锚点处传输的数据会有所减少,最终使得传感器节点 i 的能量消耗减少;否则,对于节点 i,  $a \in A_i, a \neq \hat{a}_i$ ,减小  $q_i^a$  的值会导致在最少成本锚点处增大数据传输量.在这里,假设传感器节点 i 的  $\sigma_i^a$  为固定值.

通过对偶变换,公式(17)可以转化为

$$\max_{f} \sum_{a \in A_{i} \in \mathcal{N}_{i}^{b}} \left( \sum_{g \in C_{i,a}} f_{gi}^{a}(\lambda_{i}^{a} + \alpha_{i}^{a}e_{r}) + \sum_{j \in P_{i,a}} f_{ij}^{a}(\alpha_{i}^{a}e_{t} - \lambda_{i}^{a}) \right) = \sum_{a \in A_{i} \in \mathcal{N}_{i}^{b}} \sum_{j \in P_{i,a}} (\lambda_{j}^{a} + \alpha_{j}^{a}e_{r} + \alpha_{i}^{a}e_{t} - \lambda_{i}^{a}) f_{ij}^{a}$$

$$(22)$$

约束条件为公式(12)、公式(13),解决路由调度问题可以从子集为空的传感器节点开始,根据其自身的拉格朗日乘子初值和次梯度的方法计算该节点的拉格朗日乘子最优值.随后,节点根据物理链路将最优值传至邻居节点.邻居节点通过获得的乘子最优值进而求出自身的最优拉格朗日乘子值.重复此过程,直到所有节点的最优乘子值获得为止.通过这一方法,可以得到传感器节点 i 的最佳物理链路传输率其实相当于找出集合:

$$X_i = \{(j,a) \mid \lambda_j^a + \alpha_i^a e_r + \alpha_i^a e_t - \lambda_i^a > 0, \forall j \in P_{ij}^a, \forall a \in A\}.$$

逐个选择传感器节点 i 集合  $X_i$  中最大值所对应的父节点和锚点,并为其赋予最大链路率  $f_{ij}^a = \frac{E_i}{\tau_a} e_t$ ,同时更新节点剩余电池能量.重复此过程,直到集合为空为止.此外,可以利用启发式的分布算法 $[^{31}]$ 解决此类问题.

在计算每个传感器节点的数据感知率和物理链路传输率时,另一个重要因素是拉格朗日乘子的迭代.每个传感器节点需要更新其拉格朗日乘子,并将更新后的值发送给该节点直接相连的邻居节点,邻居节点进而计算自身的数据感知率和链路传输率.更新法则如下:

$$\mu_{i}(t+1) = \left[\mu_{i}(t) + \eta \left(M_{i} - \sum_{a \in A_{i}} r_{i}^{a} T\right)\right]^{+}$$

$$\lambda_{i}^{a}(t+1) = \left[\lambda_{i}^{a}(t) + \eta \left(r_{i}^{a} + \sum_{g \in C_{i,a}} f_{gi}^{a} - \sum_{j \in P_{i,a}} f_{ij}^{a}\right)\right]^{+}$$

$$\alpha_{i}^{a}(t+1) = \left[\alpha_{i}^{a}(t) + \eta \left(r_{i}^{a} e_{s} + \sum_{g \in C_{i,a}} f_{gi}^{a} e_{r} + \sum_{j \in P_{i,a}} f_{ij}^{a} e_{t} - E_{i} / \tau_{a}\right)\right]^{+}$$
(23)

其中,t 是迭代次数, $\eta$ 是迭代步长, $[\cdot]^+=\max\{\cdot,0\}$ .在本文中,将所有传感器节点的拉格朗日乘子 $\mu_i$ , $\lambda$ , $\alpha$ 的初值均设为 1.由于  $C_i^a(\cdot)$  是严格凸函数,当乘子为唯一确定值时,  $f_{ii}^a$  存在唯一最大值.

由于路由调度问题是线性的,使得拉格朗日求出的最优值不能直接应用于原始问题.因此,本文中使用文献 [32]中的方法恢复  $f_{ii}^a$  的原始解.一旦得到的原始解  $\{\hat{f}_{ii}^a\}$  收敛,此时的  $f_{ii}^a$  和  $r_{i}^a$  即为优化函数 P1 的最优解.

## 5 实验验证与分析

本节将通过大量的实验来验证所提方案和网络整体策略的高效性.所有实验结果由 MATLAB 计算得到.首 先验证基于最小化网络能量消耗函数所得传感器节点数据感知率的收敛性.其次,通过对比不同分区方案下基 站收集到的数据量,验证分区方案 NP-NSD 的高效性;接着,由于 DCV 收集锚点数据时的巡游路径长度和网络系 统能量消耗密切相关,通过计算 3 种不同锚点选择方案时 DCV 的移动长度,验证本文锚点选择方案 AS-SE 的高效性.为进一步验证锚点选择方案对整个网络性能的影响,本文以网络中存活节点数目和基站收集的数据量为指标,分析不同锚点选择方案下网络生命期.最后,验证整体策略的性能:通过对比不同方案下基站收集数据量、能量消耗情况以及充电效率对能量消耗的影响,综合验证本策略的高效性;通过对比不同拓扑方案下的整体性能,验证本策略的稳定性.

实验场景如图 3 所示,200 个可充电传感器节点均匀分布于  $100m \times 100m$  的传感区域内.每个传感器节点的传感范围相同,所有节点均使用相同的硬件,即能量接收装置、电量存储装置等.网络部分参数参见表 1.根据文献[16],锚点选择方案中,3 个可调整参数 $\delta$ 、 $\beta$ 、 $\gamma$ 分别设为 0.4、0.3 和 0.3.

 Table 1
 Parameter setting

名称	值
$E_0$	1J
$e_s$	0.05mJ
$e_r,e_t$	0.3mJ
ν	3 m/s~5m/s
V	3 11/3 - 311/3

通过最小化网络能量优化函数得到的数据感知率  $r_s^a$  如图 6 所示,它表明了传感器节点 5 在锚点 1 处的数据感知率  $r_s^1$  和在锚点 3 处的数据感知率  $r_s^3$  随着迭代次数的增大,感知率的变化情况.初始运行阶段,传感器节点的电池电量利用网络中产生的随机数进行确定,占总能量的 80%~100%.从图中可以看出:数据感知率  $r_s^1$  和  $r_s^3$  在开始时起伏较大;大约经过 1 000 次迭代后,数据感知率  $r_s^1$  和  $r_s^3$  趋向于平稳,最终达到收敛状态,达到最优值.这是由于在初始阶段,随着拉格朗日乘子的变化和物理链路传输率的变化,这些数值的动态改变对传感器节点数据感知率  $r_s^a$  的影响较大.随着循环次数的增多和拉格朗日乘子迭代步长的逐步减小,乘子和链路率产生的变化也在逐渐缩小,并且对数据感知率最优值的影响也越来越小,使得节点的数据感知率最终达到平稳状态.

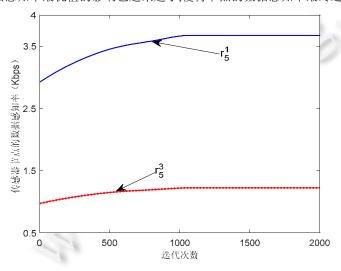


Fig.6 Data sensing rate of sensor nodes 图 6 传感器节点的数据感知率

图 7显示了随着时间的运行,两种网络分区方案 NP-NSD 和 TP-CP<sup>[16]</sup>的数据收集量.TP-CP 采用基于中心点的二次分区方式,主要根据传感器节点到中心节点的距离和静态路由长度进行划分.由图可见:随着时间的增大,两种方案中基站收集的数据量越来越多.不过,NP-NSD 略优于 TP-CP.这是由于 NP-NSD 依据传感器节点的邻域相似度和节点之间的距离划分网络,这样划分的区域之间节点的物理链路连接较少,而且考虑到了距离因

素,距离更近的节点很有可能划分为同一区域.而 TP-CP 仅考虑了传感器节点到中心节点的路由长度和距离,因此,TP-CP 可能出现区域之间较多链路被断开的情况,使得节点数据传输至锚点的通信能耗增大.虽然节点到中心节点的路由较小,但不能保证到锚点的路由长度的大小,而 NP-NSD 的邻域相似度很好的保证这一点.因此,同一场景下,NP-NSD 较 TP-CP 性能更优.

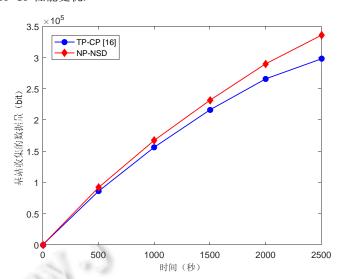


Fig. 7 Comparison of data amount between TP-CP and NP-NSD 图 7 TP-CP 与 NP-NSD 两种方案下收集数据量对比

再使用相同分区方案 NP-NSD,对比 3 种锚点选择方案 AS-SE、AS-NAE<sup>[16]</sup>和 AS-LE<sup>[17]</sup>,DCV 的巡游路径长度,所得结果如图 8 所示.

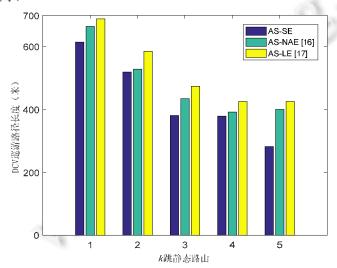


Fig.8 Impact of anchor coverage *k* on the DCV tour length 图 8 锚点覆盖范围 *k* 对 DCV 巡游长度的影响

AS-NAE 根据区域内节点的 k 跳邻居节点数目和最小电量选择锚点.AS-LE 仅仅依据 k 跳邻居节点的电量选择锚点.由图可知:随着锚点覆盖范围 k 的增大,DCV 的巡游路径逐步减少.这是由于随着聚类长度的增大,每个锚点的覆盖范围也随之增大,使得锚点个数减小,DCV 的巡游路径也随之减小.另外,AS-SE 的长度最短,AS-

NAE 次之,AS-LE 最长.这是由于 AS-LE 集中考虑每个节点 k 跳之内的最小电池电量,可能存在一些节点的最小电池能量均为同一节点,此时是随机选择某个节点作为锚点,选择的锚点可能位于区域的边界位置,增大了 DCV 的巡游长度.AS-SE 相比其他两种方案不仅考虑传感器节点 k 跳之内邻居数目和最小电池电量,而且将节点自身能量考虑在内,综合选择电量较多且社交性较好的节点作为锚点,避免了 AS-NAE 中节点自身能量的影响,选择偏远节点作为锚点,因此,本文的 AS-SE 方案较优.

图 9 给出了 3 种自适应锚点选择方案 AS-SE,AS-NAE<sup>[16]</sup>和 AS-LE<sup>[17]</sup>在不同运行时间时的存活节点数目. 从图中可以看出:随着时间的运行,存活的传感器节点数量的总体趋势是越来越少.然而,在不同时间段内,AS-SE 方案下存活的节点数目大于 AS-NAE 和 AS-LE.随着时间的运行,AS-NAE 和 AS-LE 没有考虑到由于锚点收发较多的数据,它的能量消耗率会变大;相应的,锚点死亡的概率就更高.而 AS-SE 考虑邻域节点能量的同时,将锚点自身的能量考虑在内,最大程度上避免了选择的锚点能量相对较低.相对于 AS-NAE 和 AS-LE,AS-SE 能有效地增大锚点的使用时长,减少能量热点的出现频率.因此,AS-SE 方案中节点存活率更高一些.

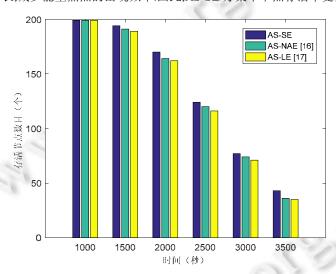


Fig.9 Comparison of survival sensor nodes between AS-SE, AS-NAE and AS-LE 图 9 AS-SE、AS-NAE 和 AS-LE 这 3 种方案下,存活传感器节点数目对比

图 10 给出了两种锚点选择方案 AS-SE 和 AS-NAE<sup>[16]</sup>下,传感器节点传输至基站的数据量.从公平性出发,本文选取了具有相同应用场景的文献[16]作为对比,测试了两种锚点选择方案 AS-SE 和 AS-NAE 下收集的数据量.在使用相同的网络分区方案和构建相同的优化函数前提下,给定固定的网络能量消耗阈值,随着时间增大,两种方案收集的数据量随之增大,但本文的锚点选取方案 AS-SE 明显能使基站收集到更多的数据.这是由于AS-SE 充分考虑到传感器节点自身能量的影响,在网络运行过程中,电池能量更高,邻居节点数目更多的传感器节点更有可能被选为锚点.而在 AS-NAE 中,作为锚点的传感器节点,很大程度上会由于能量耗尽进入死亡状态,此时,如果较为偏远的节点被选为锚点,使得节点的社交性不一定减弱,其他节点传输数据的通信能耗会有所增大,最终导致基站收集到的数据相对较少.因此,AS-SE 方案的性能较优.

图 11 分别从基站收集数据量和能量消耗两个方面给出了本文整体策略与 MDCWET<sup>[16]</sup>的性能对比.从图中可以看出:随着时间的运行,两种整体策略下,基站收集的数据量越来越多.前期组网阶段,本文策略的数据收集量较小,但是在组网稳定后,本文策略所得数据量明显大于MDCWET.随着时间的递增,本文策略与MDCWET之间的数据量差距越来越大.这是由于随着时间的运行,MDCWET 中传感器节点死亡个数增加,使得网络中产生的数据量急剧减少.然而,当使用本文策略时,基站收集的数据量差值并未出现明显减少的情况.在本文整体策略与 MDCWET 的能量消耗对比中,随着时间的运行,两种策略产生的能量消耗呈现增长趋势.在稳定组网后,本文策略产生的能量消耗明显高于MDCWET.这是由于网络中能量消耗主要由锚点引起,而锚点的能耗与所传

输的数据量成正向关系,因此数据量越大,网络产生的能量消耗就越大.由此可见,本文策略可以有效地帮助系统增大数据收集量,提高数据收集效率.

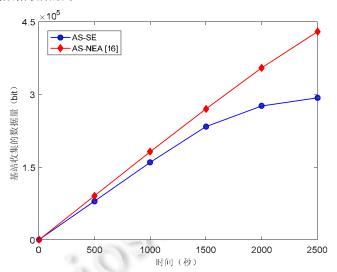


Fig.10 Comparison of data amount between AS-SE and AS-NAE 图 10 AS-SE 和 AS-NAE 两种方案下,收集数据量对比

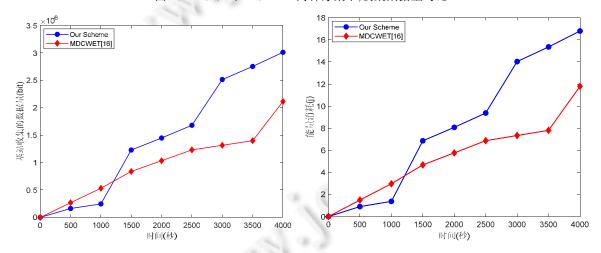


Fig.11 Comparison of performance between our scheme and MDCWET 图 11 本文整体策略和 MDCWET 性能对比

图 12 给出了无线充电效率 WCV\_eta 对能量消耗的影响.可以看出:充电效率越高,网络中的能量消耗越小,且在充电效率较高时保持稳定.本文提出的整体策略能量消耗率明显低于 MDCWET,这是由于本文在确定锚点时考虑了锚点自身的剩余能量,并及时为需要充电的锚点服务,降低了锚点的能量消耗,从而降低了整个网络的能量消耗.由此可见,本文整体策略可以有效地降低网络中的能量消耗,高效地为节点充电.

如图 13 所示,本文采用 3 个节点数量相同、节点位置不同且路由不同的拓扑网络验证整体策略的性能表现.图 14 给出了不同拓扑结构下基站收集数据量和能量消耗.从图中可以看出:随着时间的运行,基站所收集的数据量不断增加,且整体增长较为稳定.这是因为本文采取的锚点选择策略能够及时获得节点所储存的数据,并合理安排 DCV 的移动路径,完成数据收集工作.节点的能量消耗随着时间的运行而增长,且与数据量增长的趋势接近.这是由于网络中主要能耗来源于锚点.数据量增多引起锚点能耗增大,从而导致整体能量消耗的增长.

由此可见,本文策略可以稳定地应用于不同拓扑结构.

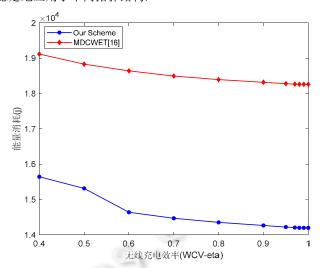


Fig.12 Comparison of the effects of wireless charging efficiency on energy consumption



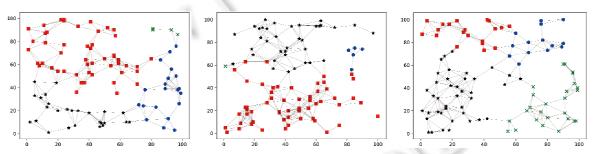


Fig.13 Three networks with different topology

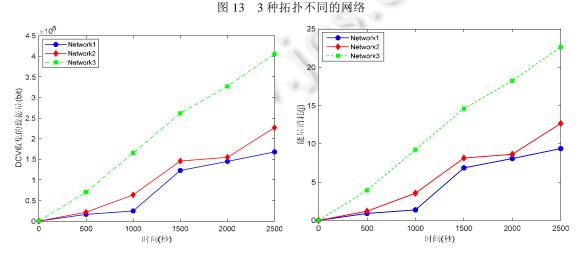


Fig.14 Performance comparison of our scheme under three different topologies 图 14 本文整体策略在 3 种不同拓扑下的性能对比

## 6 结束语

本文研究无线可充电传感器网络的高效数据收集以及减少网络整体能量消耗的问题,提出了一种三步法的移动数据采集与无线充电策略.首先针对网络分区,本文提出了一种基于传感器节点邻域相似度和节点聚类的网络分区方案 NP-NSD,将整个传感网络划分为多个区域.区域内部的物理链路较为密集且集中,而区域之间的链路连接较为稀疏,断开区域之间的连接几乎不影响传感器节点数据的传输.其次,本文提出了一种基于传感器节点社交性和能量的锚点选择方案 AS-SE,与其他锚点选择方案相比,该方案具有明显的性能优势.接着定义最小化网络能量消耗问题,通过对偶分解和次梯度的方法逐次求出优化函数的最优传感器节点数据感知率和网络链路传输率.最后,在给定网络能量阈值的情况下,本文通过对比基站收集的数据量验证了本文整体策略的性能较优.

本文针对 WRSN 中高效数据收集及网络整体能量消耗优化展开了研究,下一步工作将考虑多功能移动小车对网络性能的影响,即小车同时具备能量补给和数据收集功能,研究多功能小车的移动路径以及不同场景下与单功能小车的性能比较.

#### References:

- [1] Yang YY, Wang C. Wireless Rechargeable Sensor Networks. Springer Int'l Publishing, 2015. [doi: 10.1007/978-3-319-17656-7]
- [2] Wang C, Li J, Yang YY, Ye F. A hybrid framework combining solar energy harvesting and wireless charging for wireless sensor networks. In: Proc. of the IEEE INFOCOM. IEEE, 2016. 1–9. [doi: 10.1109/INFOCOM.2016.7524337]
- [3] Lin C, Wang ZY, Han D, Wu YK, Yu CW, Wu GW. TADP: Enabling temporal and distantial priority scheduling for on-demand charging architecture in wireless rechargeable sensor Networks. Journal of Systems Architecture, 2016,70:26–38. [doi: 10.1016/j.sysarc.2016.04.005]
- [4] Shu YC, Yousefi H, Cheng P, Chen JM, Gu Y, He T, Kang GS. Near-optimal velocity control for mobile charging in wireless rechargeable sensor networks. IEEE Trans. on Mobile Computing, 2016,15(7):1699–1713. [doi: 10.1109/TMC.2015.2473163]
- [5] Xie LG, Shi Y, Hou Y T, Lou YJ, Sherali HD, Midkiff SF. Bundling mobile base station and wireless energy transfer: Modeling and optimization. In: Proc. of the IEEE INFOCOM. IEEE, 2013. 1636–1644.
- [6] Chidamber SR, Kemerer CF. A metrics suite for object oriented design. IEEE Trans. on Software Engineering, 1994,20(6): 476–493. [doi: 10.1109/INFCOM.2013.6566960]
- [7] Abdul-Salaam G, Abdullah AH, Anisi MH, Gani A, Alelaiwi A. A comparative analysis of energy conservation approaches in hybrid wireless sensor networks data collection protocols. Telecommunications Systems, 2016,61(1):159–179. [doi: 10.1007/s11235-015-0092-8]
- [8] Narendra K, Varun V, Raghunandan GH. A comparative analysis of energy-efficient routing protocols in wireless sensor networks. Emerging Research in Electronics, Computer Science and Technology, 2014,248:399–405. [doi: 10.1007/978-81-322-1157-0\_40]
- [9] Yuan F, Zhan YJ, Wang YH. Data density correlation degree clustering method for data aggregation in WSN. IEEE Sensors Journal, 2014,14(4):1089–1098. [doi: 10.1109/JSEN.2013.2293093]
- [10] Du PF, Yang QH, Shen Z, Kwak KS. Quality of information maximization in lifetime-constrained wireless sensor networks. IEEE Sensors Journal, 2016,16(19):7278–7286. [doi: 10.1109/JSEN.2016.2597439]
- [11] He L, Pan JP, Xu JD. A progressive approach to reducing data collection latency in wireless sensor networks with mobile elements. IEEE Educational Activities Department, 2013,12(7):1308–1320. [doi: 10.1109/TMC.2012.105]
- [12] Zhao M, Yang YY. Bounded relay hop mobile data gathering in wireless sensor networks. IEEE Trans. on Computers, 2011,61(2): 265–277. [doi: 10.1109/tc.2010.219]
- [13] Zhang XW, Dai HP, Xu LJ, Chen GH. Mobility-assisted data gathering strategies in WSNs. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2013,24(2):198–214 (in Chinese with English abstract). http://www.jos.org.cn/1000-9825/4349.htm [doi: 10.3724/SP.J.1001.2013. 04349]
- [14] Wang C, Li J, Ye F, Yang YY. A mobile data gathering framework for wireless rechargeable sensor networks with vehicle movement costs and capacity constraints. IEEE Trans. on Computers, 2016,65(8):2411–2427. [doi: 10.1109/tc.2015.2490060]

- [15] Ghaleb M, Subramaniam S, Othman M, Zukarnain Z. An efficient hybrid data gathering algorithm based on multi-hop and mobile element in WSNs. Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences, 2017,25(1):605–621. [doi: 10.3906/elk-1311-7]
- [16] Zhang HL, Liu JM, Feng CY, Pang CY, Li TL, He J. Complex social network partition for balanced subnetworks. In: Proc. of the Int'l Joint Conf. of Neural Networks. IEEE, 2016. 4177–4182. [doi: 10.1109/IJCNN.2016.7727744]
- [17] Zhong P, Li YT, Liu WR, Duan GH, Chen YW, Xiong N. Joint mobile data collection and wireless energy transfer in wireless rechargeable sensor networks. Sensors, 2017,17(8):1–23. [doi: 10.3390/s17081881]
- [18] Zhao M, Li J, Yang YY. A framework of joint mobile energy replenishment and data gathering in wireless rechargeable sensor networks. IEEE Trans. on Mobile Computing, 2014,13(12):2689–2705. [doi: 10.1109/TMC.2014.2307335]
- [19] Wang C, Guo ST, Yang YY. An optimization framework for mobile data collection in energy-harvesting wireless sensor networks. IEEE Trans. on Mobile Computing, 2016,15(12):2969–2986. [doi: 10.1109/TMC.2016.2533390]
- [20] Liu AF, Jin X, Cui GH, Chen ZG. Deployment guidelines for achieving maximum lifetime and avoiding energy holes in sensor network. Information Sciences, 2013,230(4):197–226. [doi: 10.1016/j.ins.2012.12.037]
- [21] 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]
- [22] Ren J, Zhang YX, Zhang K, Liu AF, Chen JE, Shen XM. Lifetime and energy hole evolution analysis in data-gathering wireless sensor networks. IEEE Trans. on Industrial Informatics, 2016,12(2):788–800. [doi: 10.1109/TII.2015.2411231]
- [23] Jiang LS, Liu AF, Hu YL, Chen ZG. Lifetime maximization through dynamic ring-based routing scheme for correlated data collecting in WSNs. Computers & Electrical Engineering, 2015,41(1):191–215. [doi: 10.1016/j.compeleceng.2014.04.001]
- [24] Shi Y, Hou YT. Some fundamental results on base station movement problem for wireless sensor networks. IEEE/ACM Trans. on Networking, 2012,20(4):1054–1067. [doi: 10.1109/TNET.2011.2171990]
- [25] Zhao M, Gong DW, Yang YY. Network cost minimization for mobile data gathering in wireless sensor networks. IEEE Trans. on Communications, 2015,63(11):4418–4432. [doi: 10.1109/MASS.2010.5664020]
- [26] Huang ZJ, Hiroki N, Nei K, Fumie O, Ryu M, Zhao BH. Resource allocation for data gathering in UAV-aided wireless sensor networks. In Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Network Infrastructure and Digital Content. IEEE, 2014. 11–16. [doi: 10.1109/ICNIDC.2014.7000256]
- [27] Ding X, HanJH, Shi L, Xia W, Wei ZC. Problem of the dynamic topology architecture of rechargeable wireless sensor networks. Journal of Communication, 2015,36(1):1–13 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.11959/j.issn.1000-436x.2015015]
- [28] Dong MX, Ota K, Liu AF, Guo MY. Joint optimization of lifetime and transport delay under reliability constraint wireless sensor networks. IEEE Trans. on Parallel & Distributed Systems, 2016,27(1):225–236. [doi: 10.1109/TPDS.2015.2388482]
- [29] Lin HF, Bai D, Gao DM, Liu YF. Maximum data collection rate routing protocol based on topology control for rechargeable wireless sensor networks. Sensors, 2016,16(8):1201. [doi: 10.3390/s16081201]
- [30] Jeh G, Widom J. SimRank: A measure of structural-context similarity. In: Proc. of the Eighth ACM SIGKDD Int'l Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining. New York: ACM, 2002. 538–543. [doi: 10.1145/775047.775126]
- [31] Yu WR, Lin XM, Zhang WJ. Towards efficient SimRank computation on large networks. In Proc. of the Int'l Conf. on Data Engineering. IEEE, 2013. 601–612. [doi: 10.1109/ICDE.2013.6544859]
- [32] Akyol U, Andrews M, Gupta P, Hobby J, Saniee I, Stolyar A. Joint scheduling and congestion control in mobile ad-hoc networks. In: Proc. of the INFOCOM. IEEE, 2008. 619–627. [doi: 10.1109/INFOCOM.2007.111]

## 附中文参考文献:

- [13] 张希伟,戴海鹏,徐力杰,陈贵海.无线传感器网络中移动协助的数据收集策略.软件学报,2013,24(2):198-214. http://www.jos.org. cn/1000-9825/4349.htm [doi: 10.3724/SP.J.1001.2013.04349]
- [21] 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]
- [27] 丁煦,韩江洪,石雷,夏伟,魏振春.可充电无线传感器网络动态拓扑问题研究.通信学报,2015,36(1):1-13. [doi: 10.11959/j.issn. 1000-436x.2015015]



钟萍(1982一),女,博士,副教授,CCF 专业 会员,主要研究领域为网络调度与优化,移 动计算,区块链.



徐爱昆(1996一),男,硕士,主要研究领域为 无线充电传感器网络,充电调度.



张艺雯(1994一),女,硕士,主要研究领域为 无线充电传感器网络,充电调度.



李亚婷(1994一),女,硕士,主要研究领域为 无线充电传感器网络,充电调度.



张一鸣(1978一),男,博士,副教授,CCF 专业会员,主要研究领域为分布式系统,大规模机器学习.



黄家玮(1976一),男,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为数据中心网络,流媒体传输,Web 优化,无线车载网络.



**王建新**(1969一),男,博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为计算机算法,生物信息学,参数计算.