

## Sink轨迹固定传感器网络的高效数据采集机制\*

鄧 帥<sup>1+</sup>, 张宏科<sup>1</sup>, 徐怀松<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(北京交通大学 电子信息工程学院,北京 100044)

<sup>2</sup>(Department of Computer Science and Engineering, The University of Texas at Arlington, Texas, USA)

### Efficient Data Gathering Approach in Sensor Networks with Path-Fixed Sinks

GAO Shuai<sup>1+</sup>, ZHANG Hong-Ke<sup>1</sup>, XU Huai-Song<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(School of Electronic and Information Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

<sup>2</sup>(Department of Computer Science and Engineering, The University of Texas at Arlington, Texas, USA)

+ Corresponding author: E-mail: gaohlh@gmail.com

Gao S, Zhang HK, Xu HS. Efficient data gathering approach in sensor networks with path-fixed sinks. *Journal of Software*, 2010,21(1):147-162. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3688.htm>

**Abstract:** In sensor networks with a path-fixed mobile sink, due to the limited communication time of the mobile sink and random deployment of the sensor nodes, it is quite difficult to increase the amount of data collected and reduce energy consumption simultaneously. To address this problem, this paper proposes a data collection scheme called maximum amount shortest path (MASP) to optimize the mapping between members and sub-sinks. MASP is formulated as an integer linear programming problem which is solved by a genetic algorithm. A communication protocol is designed to implement MASP, which is also applicable in sensor networks with low density and multiple sinks. Simulations under OMNET++ shows that MASP outperforms shortest path tree (SPT) and static sink methods in terms of energy utilization efficiency.

**Key words:** sensor network; mobile sink; path-constraint; data collection; energy utilization efficiency

**摘要:** 在sink移动轨迹固定的传感器网络中,由于sink点有限的通信时间和节点的随机分布,使得很难兼顾数据采集量的提高和整体能耗的降低.为了解决该问题,提出了一种最大数据量最短路径(maximum amount shortest path,简称MASP)数据采集方法.MASP对网络中成员节点与sub-sink节点之间的匹配关系进行集中式优化.采用0-1线性规划方法对MASP问题进行形式化描述,提出了一种基于二维染色体编码的遗传算法进行求解,并给出了相应的数据通信协议设计.另外,MASP可以扩展支持低密度网络和多sink点网络.基于OMNET++的仿真结果表明,MASP在能耗利用率方面要远远优于最短路径树方法(shortest path tree,简称SPT)及固定sink数据采集方法.

**关键词:** 传感器网络;移动sink;轨迹固定;数据采集;能耗利用率

中图法分类号: TP393 文献标识码: A

能耗问题是困扰无线传感器网络(wireless sensor networks,简称WSNs)实际应用的主要障碍之一.在WSNs中,sink周围的节点由于需要转发更多的数据导致能量过早耗尽,容易形成WSNs能耗瓶颈.近年来,人们提出各

\* Supported by the National Basic Research Program of China under Grant No.2007CB307100 (国家重点基础研究发展计划(973))

Received 2008-12-08; Accepted 2009-07-07

种sink移动方案<sup>[1-17]</sup>使得全网能量消耗在更多的节点之间均衡,从而缓解能耗瓶颈问题。

本文应用场景主要针对sink移动轨迹固定的无线传感器网络,其中,sink点沿着固定轨道周期移动,大量传感节点随机分布在轨道周围并采用多跳通信方式将数据传送到移动sink点.在此类网络中,sink点的移动性会带来其通信时间的限制,从而极大地约束了系统数据采集能力.故,如何提高能耗利用率,利用有限的能量采集尽可能多的数据成为该系统一个重要评价指标.在已有的文献中,最短路径树算法SPT(shortest path tree)<sup>[6,7,9]</sup>经常被用于寻找传感节点到移动sink的路径.SPT能够有效降低系统能耗,却经常无法采集到预期的数据量,能耗利用率较低.

针对 sink 移动轨迹固定的大规模密集型传感器网络,本文提出了一种高效的数据采集机制 MASP (maximum amount shortest path),根据 sink 点的有效通信时间去优化各传感节点到 sink 的传输路径,从而使系统数据采集量最大化,同时降低网络总能耗,提高系统能耗利用率.

本文第 1 节首先分析特定的应用场景模型和 SPT 算法的缺点.第 2 节提出 MASP 优化问题并用 0-1 整数规划模型来描述该问题.第 3 节给出基于遗传算法的集中式解法.第 4 节结合 MASP 机制设计数据采集通信协议.第 5 节对 MASP 进行功能扩展,使之支持低密度网络和多移动 sink 点网络.第 6 节是 MASP 及遗传算法的性能仿真分析.第 7 节是综述传感器网络移动 sink 方案研究现状.

## 1 应用场景模型分析

本文考虑一种 sink 点移动轨迹固定的大规模密集型无线传感器网络,实际应用场景包括野外生态环境监测、智能农业监测、大型建筑物健康结构监测等.图 1 给出一个应用场景模型示例.移动 sink 点  $M$  安装在机器人或者汽车等运动载体上,这些运动载体通常沿着已有的道路设施进行反复移动,因而 sink 点移动轨迹固定.每当 sink 点  $M$  移动到终点并返回起点时,称其完成一轮“轮”移动,本文以“轮数”来衡量网络性能.传感节点随机、均匀散布在移动轨道  $L$  两侧.当 sink 点  $M$  移动到节点附近时,节点开始向  $M$  发送数据.根据移动 sink 点  $M$  的通信范围  $R$ ,可以将全部监测区域划分为两部分:直接通信区域 DCA(direct communication area)和多跳通信区域 MCA(multi-hop communication area).图 1 中, $L_1$  和  $L_2$  两条曲线之间的区域即为直接通信区域,该区域内的节点(称为 sub-sink)距离轨道较近,因而能够向 sink 点  $M$  直接传送数据.而对于 MCA 中的节点(称为成员),需要采用多跳中继方式将数据传送给 sub-sink,后者缓存来自各成员的数据并最终发送给移动 sink 点.

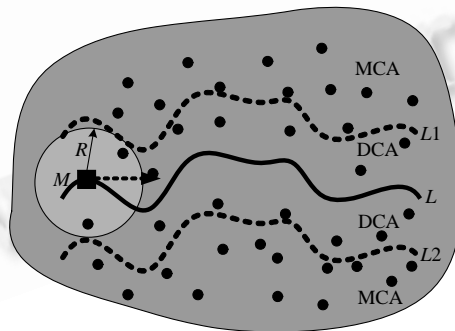


Fig.1 WSN with path-fixed mobile sink  
图 1 Sink 轨迹固定无线传感器网络应用场景

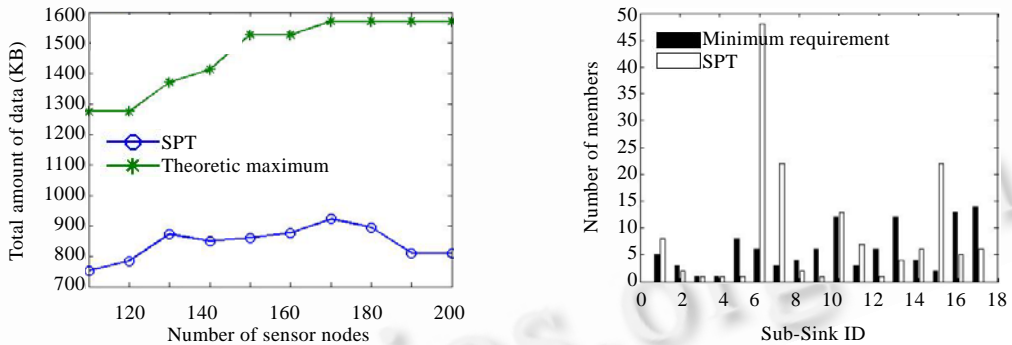
本文对该应用场景的特点进行如下假设:

- (1) 移动 sink 点具有足够的能量资源、存储资源和计算能力;
- (2) 各节点具有相同的属性,连续采集并发送数据,sub-sink 点有足够的存储空间缓存数据;
- (3) 各成员必须且仅能选择一个 sub-sink 作为目的;
- (4) 考虑密集型网络,所有节点之间可以通过单跳或多跳方式互相连通;

(5) 所有成员节点沿着最短路径向其所属的 sub-sink 点发送数据。

在图 1 场景中,固定的移动轨迹和速度限定了移动 sink 点与各 sub-sink 点之间的通信时间长度.因此,在每个 sink 运行周期内,各 sub-sink 点所能发送的最大数据量是固定的.另一方面,sub-sink 所发送的数据主要来自于成员节点,故各 sub-sink 所包含成员节点的数量决定了其所缓存的数据量的大小.实际缓存数据量和所能发送最大数据量的比较将直接影响到移动 sink 点单个周期内的数据采集量.也就是说,图 1 中系统数据采集量与各 sub-sink 所包含的成员节点数量有关,可以通过调整成员数量来提高数据采集量.另一方面,成员节点数量将影响网络中的数据流向,从而直接影响网络整体能耗.本文所关心的是如何控制成员数量,即如何优化成员节点在各 sub-sink 点之间的分配使得在最大化系统数据采集量的同时能够尽可能地降低能耗。

文献[6,7]中提出最短路径树 SPT 方法去选择 sub-sink 点.在 SPT 中,各成员选择距离其跳数最短的 sub-sink 作为目的,成员采集的数据沿着多条源于各 sub-sink 的最短路径树向树根发送或中继.显然,SPT 方法能够最小化全网能耗,但 SPT 中的 sub-sink 选择标准仅仅根据跳数信息而不考虑各 sub-sink 点的数据发送能力,因而可能会造成 sub-sink 的成员数量与其数据发送能力不匹配.例如,某些 sub-sink 点与移动 sink 的通信时间较长,但其成员数量较少,导致没有足够的缓存数据可以发送;而另一方面,某些 sub-sink 点的通信时间很短,但成员数量很大,导致无法完全发送缓存的大量数据信息.此外,大量数据流向“饱和”的节点还会导致网络能耗的不均匀,缩短网络生存时间.图 2 给出了 SPT 算法的运行结果.图 2(a)中,SPT 仅仅能够采集到大约理论最大值一半的数据量.图 2(b)给出了图 2(a)中在 150 个节点的情况下,各 sub-sink 点所含成员数量与最小成员需求量的比较,而后者则是根据各 sub-sink 点的最大数据发送能力计算得到.从前面的分析可知,如果最小成员需求量无法满足,将导致移动 sink 通信时间的浪费和数据采集量的减少,例如图 2(b)中的 sub-sink 12.总之,SPT 方法虽然能够有效降低能耗,但是由于数据采集效率较低,因而导致能耗利用率低下。



(a) Total amount of data collected by mobile sink (a) 移动 sink 单轮数据采集总量比较 (b) Number of members belonging to each sub-sink under 150 nodes (b) 各 sub-sink 所属成员在 150 个节点情况下的数量比较

Fig.2 Performance evaluation of shortest path tree algorithm

图 2 SPT 算法性能评价

## 2 最大数据量最短路径问题

本文的主要目标是,针对 sink 移动轨迹固定的无线传感器网络,综合考虑数据采集量和能耗两项技术指标,提出一种优化的 sub-sink 选择机制,提高系统能耗利用率,具体包括两个优化目标:

- (1) 系统数据采集总量最大化;
- (2) 在目标(1)的基础上系统整体能耗最小化.

为便于表述,用  $n_{total}$  表示传感节点总量,  $n_{ss}$  和  $n_{member}$  分别表示 sub-sink 数量和成员数量.很显然,

$$n_{total} = n_{ss} + n_{member}$$

## 2.1 数据采集总量最大化

系统数据采集总量 $q_{total}$ 由来自各sub-sink的数据量组成,即 $q_{total} = \sum_{i=1}^{n_{ss_i}} q_{ss_i}$ .其中, $n_{ss_i}$ 表示选择sub-sink  $i$ 作为目的的成员节点数量.对于任意sub-sink  $i$ ,实际所发送的数据总量 $q_{ss_i}$ 取决于其缓存数据量与最大发送数据量之间的比较,如公式(1)所示:

$$q_{ss_i} = \min[d_r t_{ss_i}, d_s (n_{ss_i} + 1)t] \quad (1)$$

公式(1)中, $d_r$ 和 $d_s$ 分别表示数据传输速率和数据采集速率. $t$ 为sink点的运行周期, $t_{ss_i}$ 表示sub-sink  $i$ 与sink点的通信时间长度.公式(1)中,除 $n_{ss_i}$ 外的所有参数都是固定不变的.因此,系统数据采集总量最大化的充分必要条件为

$$n_{ss_i} \geq \left\lceil \frac{d_r t_{ss_i}}{d_s t} \right\rceil - 1 = n_{ss_i}^{\min} \quad (2)$$

公式(2)表明,只要各sub-sink点的成员数量不小于最小成员需求 $n_{ss_i}^{\min}$  (minimum requirement,简称 MinReq),则移动sink就可以采集到理论上的最大数据量.

## 2.2 系统能耗最小化

在传感器网络研究中,first radio order能耗模型<sup>[18]</sup>经常被用于计算节点发送和接收能耗.在first radio order能耗模型中,节点发送能耗与传播距离的平方成正比.本文不考虑功率控制问题,假定所有节点采用固定的发射和接收功率,节点能耗与节点之间的实际距离无关.为此,本文采用公式(3)所示的简化能耗模型,该模型已在相关文献[19]中被用于计算能耗.

$$p \approx e(k_r + k_t) \quad (3)$$

在公式(3)所表示的能耗模型中,节点总能耗 $p$ 由接收和发送的数据总量 $k_r$ 和 $k_t$ 来决定. $e$ 为常数,表示发送和接收单位比特数据的能耗.

在移动sink单个运行周期内,任意节点 $i$ 接收数据量 $k_r^i$ 和发送数据量 $k_t^i$ 之间的关系为 $k_t^i = k_r^i + q$ , $q$ 表示节点 $i$ 在单个运行周期内所采集到的数据总量.根据假设(5),所有成员节点沿着最短路径向其所属的sub-sink点发送数据,故可以得到全网所有节点接收数据总量与跳数之间的关系,见公式(4):

$$\sum_{i=1}^{n_{total}} k_r^i = \sum_{i=1}^{n_{total}} h_i \cdot q \quad (4)$$

公式(4)中, $h_i$ 表示节点 $i$ 到其所属sub-sink点的最短跳数.如果节点 $i$ 为sub-sink,则 $h_i$ 为0.根据公式(4),可以将单轮系统总能耗 $p_{total}$ 表述为最小跳数和的形式,如

$$P_{total} = \sum_{i=1}^{n_{total}} p_i = \sum_{i=1}^{n_{total}} e(k_r^i + k_t^i) = \sum_{i=1}^{n_{total}} e(2k_r^i + q) = \sum_{i=1}^{n_{total}} e(2h_i + 1) \cdot q \quad (5)$$

公式(5)中, $p_i$ 为任意节点 $i$ 的单轮总能耗.根据公式(5),系统总能耗最小化问题等价于全网节点距离其所属sub-sink点跳数和最小化问题.

## 2.3 最大数据量最短路径优化问题

第2.1节和第2.2节分别对达到能耗最小化和数据量最大化两个优化目标的条件进行了分析,这里给出如下最优化问题描述:

目标函数

$$\min \sum_{i=1}^{n_{total}} h_i \quad (6)$$

满足约束条件:

$$n_{ss_i} \geq n_{ss_i}^{\min} \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^{n_{ss}} n_{ss_i} = n_{member} \quad (8)$$

优化目标函数(6)最小化最短跳数和,也意味着全网整体能耗最小化.约束条件(7)将确保移动 sink 点数据采集量最大化,而约束条件(8)则对各 sub-sink 点成员数量的总和进行约束.上述最优化问题可以描述为:寻找最佳的成员分配机制或 sub-sink 选择机制,建立各成员与 sub-sink 之间优化的一一映射关系,使得在确保系统数据采集量最大的前提下最小化全网整体能耗.因此,该最优化问题称为最大数据量最短路径问题 MASP(maximum amount shortest path).

根据前述假设,在 MASP 中,各成员必须且仅能选择一个 sub-sink 作为目的,且各 sub-sink 点对所持有的成员数量有下边界约束.根据这一特征,为了便于求解,可以将 MASP 问题转化成 0-1 整数线性规划问题.

- 矩阵 $A(n_{member} \times n_{ss})$ :由 $a_{ij}$ 元素组成( $i=1, \dots, n_{member}; j=1, \dots, n_{ss}$ ). $a_{ij}$ 为二进制变量, $a_{ij}=1$ 表示成员 $i$ 选择 sub-sink  $j$ 作为目的; $a_{ij}=0$ 表示 sub-sink  $j$ 不是成员 $i$ 的目的;
- 矩阵 $H(n_{member} \times n_{ss})$ :由 $h_{ij}$ 元素组成( $i=1, \dots, n_{member}; j=1, \dots, n_{ss}$ ). $h_{ij}$ 表示成员节点 $i$ 到 sub-sink  $j$ 的最短跳数.

目标函数

$$\min \sum_{i=1}^{n_{member}} \sum_{j=1}^{n_{ss}} a_{ij} \cdot h_{ij} \quad (9)$$

满足约束条件:

$$\sum_{j=1}^{n_{ss}} a_{ij} = 1, \quad \forall i \quad (10)$$

$$\sum_{j=1}^{n_{member}} a_{ij} \geq n_{ss_j}^{\min}, \quad \forall j \quad (11)$$

$$n_{member} \geq \sum_{j=1}^{n_{ss}} n_{ss_j}^{\min} \quad (12)$$

新目标函数(9)等价于目标函数(6).约束条件(10)确保每个成员必须且仅选择一个 sub-sink,约束条件(11)确保各 sub-sink 的成员数量大于最小需求量 MinReq.约束条件(12)与前述的假设条件(4)一致,即考虑高密度型网络,成员总量大于最小需求量的总和.关于节点密度较低的网络,即成员总量小于最小需求量总和的情况将在后面进行讨论.

### 3 基于遗传算法和局部搜索的启发式算法

最优化问题(9)是一类广义指派问题,而广义指派问题是一类NP-完全组合优化问题<sup>[20]</sup>.遗传算法是一种有效解决组合优化问题的启发式算法.本文利用遗传算法的基本原理,结合局部搜索的优势,给出了集中式MASP问题解法,实现了成员数量的最优分配.

#### 3.1 染色体编码与初始群体生成

遗传算法中常用的染色体(chromosome)编码都是一维编码.在目标优化函数(9)中,解的形式是 $n_{member} \times n_{ss}$ 二维矩阵.为了便于表述和计算,这里采用解的原始形式作为染色体编码方式,即二进制二维编码方式.图3给出了染色体二维编码的实例.图3左图为一个简单网络拓扑, $S_1, S_2, S_3$ 表示3个sub-sink点, $n_1 \sim n_{10}$ 表示10个成员节点.Sub-Sink点内的数字表示最小成员需求量MinReq,成员节点内的数字表示其所选择的sub-sink编号.对应左图的sub-sink选择结果,可以得到右图二维染色体编码格式.

首先,通过为所有成员节点随机选择一个sub-sink点作为目的,随机产生 $N$ 个初始个体组成初始群体(population).初始群体内的个体将满足约束条件(10),但很可能不满足约束条件(11).因此,初始群体有可能包含一系列不可行解.在遗传算法设计中,首先需要将初始群体的不可行解进化为可行解,然后在此基础上进一步提

高种群内染色体的质量,从而达到最优.根据染色体编码规则,初始群体中的每个个体是一个 $n_{member} \times n_{ss}$ 二维矩阵 $A_l(l=1,2,3,\dots,N)$ ,这里用 $a_{ij}^l (i=1,\dots,n_{member},j=1,\dots,n_{ss})$ 表示矩阵 $A_l$ 的元素.

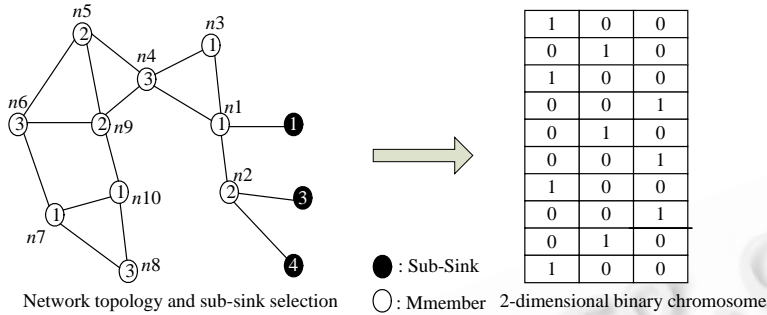


Fig.3 An example for representation of individual's chromosome

图3 种群个体染色体二维编码实例

3.2 适应函数与不适应函数

适应函数的定义通常综合考虑目标函数和个体不可行度,当个体为不可行解时,给予适应值一定的惩罚.这里,采用将目标函数值和个体不可行度分开处理的方式,分别定义适应函数和不适应函数用于计算个体的适应值(fitness)和不适应值(unfitness),如公式(13)、公式(14)所示.可以看出,适应函数与目标函数(9)相同,反映最短跳数之和,适应值较小的个体较优.不适应函数反映了当前解的不可行度,即当前解偏离可行解的程度.不适应值越小,说明当前解越接近可行解.

$$f(A_l) = \sum_{i=1}^{n_{member}} \sum_{j=1}^{n_{ss}} a_{ij}^l \cdot h_{ij} \tag{13}$$

$$uf(A_l) = \sum_{j=1}^{n_{ss}} \left| \min \left( 0, \sum_{i=1}^{n_{member}} a_{ij}^l - n_{ss_j}^{\min} \right) \right| \tag{14}$$

3.3 种群选取与交配规则

关于种群选择,采用随机联赛选择模型,从当前群体中随机选择两对个体,每对个体中适应值较小的个体被选为双亲之一,用于交配生成子代个体.适应值是种群选择的唯一标准,而不适应值将被用于双亲交配过程去提高子代基因的质量.

遗传算法中交配规则通常会选择一个或多个交配位,然后对换各交配位之间的基因以获取更高质量的子代.本文采用二维染色体编码,为了确保子代个体继续满足约束条件(10),这里采用逐行交配的模式.交配算法见表1.

Table 1 Crossover operator based on unfitness value for each member i

表1 基于不适应值的交配规则(对任意成员 i)

1	Initialize temporary variables $v_1, v_2, \dots, v_{n_{ss}}$ to be zero.
2	For $j=1$ to $n_{ss}$ , $v_j = a_{ij}^{p1}$ AND $a_{ij}^{p2}$
3	If $\sum_{k=1}^{n_{ss}} v_k = 1$
4	$a_{ij}^c = a_{ij}^{p1}, j = 1, 2, \dots, n_{ss}$
5	Else
6	$a_{ij}^c = a_{ij}^{p1}$ with possibility $uf(A_{p2}) / (uf(A_{p1}) + uf(A_{p2}))$ , $j = 1, 2, \dots, n_{ss}$
7	$a_{ij}^c = a_{ij}^{p2}$ with possibility $uf(A_{p1}) / (uf(A_{p1}) + uf(A_{p2}))$ , $j = 1, 2, \dots, n_{ss}$
8	End If

在表 1 所示算法中,矩阵 $A_{P1}, A_{P2}$ 和 $A_C$ 表示两个父代个体和一个子代个体,分别由元素 $a_{ij}^{P1}, a_{ij}^{P2}$ 和 $a_{ij}^C$ 构成.临时变量 $v_1, v_2, \dots, v_{n_{ss}}$ 用于存储父代个体之间逐行交配的临时信息.算法 1 中,AND为二进制变量的逻辑与运算符.对任一成员,如果两个父代个体的 sub-sink 选择相同,则子代个体将继承双亲的选择;如果父代的 sub-sink 选择不同,则不适应值较小的父代将以较高的概率被继承,从而有利于寻找可行解,提高子代基因质量.图 4 给出了交配过程的一个实例.图 4 中,父代 1 具有较低的不适应值.根据算法 1,子代个体继承父代 1 较多的特点,因此看起来“更像”父代 1.

在变异过程中,随机选择两个成员并交换其 sub-sink 选择,既保证子代个体满足约束条件(10),又完成基因的变异.

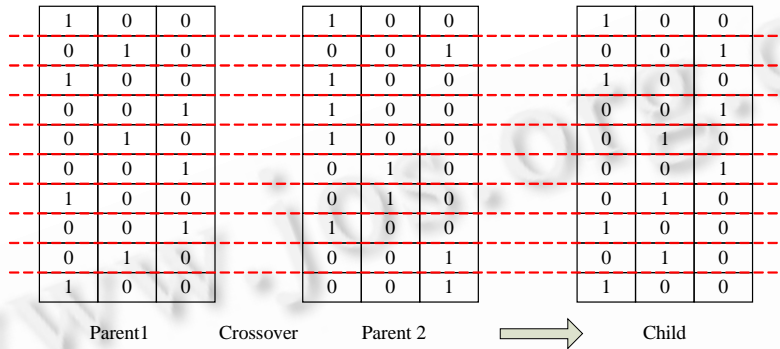


Fig.4 An example of crossover operation

图 4 交配规则实例

**3.4 局部搜索增强算法**

为了进一步提高子代个体基因的质量,本文采用基于局部搜索的增强算法来降低子代个体的适应值和不适应值,从而缩减遗传代数,加速遗传算法的运行.局部搜索增强算法共分两个阶段:阶段 1 用于降低子代个体的不可行度,有助于寻找可行解;阶段 2 则用于降低目标函数值,有助于寻找最优解.

**阶段 1.** 基本思想是将部分成员从某些“饱和”sub-sink 点转移到“饥饿”sub-sink 点.

遍历所有 sub-sink 点 $j$ ,如果最小成员需求量 $MinReq$ 没有被满足,则按照 $j+1, \dots, n_{ss}, \dots, j-1$  的次序选择一个成员数量大于 $MinReq$ 的 sub-sink 点 $s$ ,然后在 $s$ 所含的成员中随机选择一个成员 $t$ ,将 $t$ 的 sub-sink 选择从 $s$ 切换到 $j$ .

**阶段 2.** 基本思想是让选择“饱和”sub-sink 点的部分成员重新选择距离其最近的 sub-sink 点.

遍历所有成员节点 $i$ ,如果其当前 sub-sink 点 $s_i$ 的最小成员需求量 $MinReq$ 被满足,且 $s_i$ 不是距离成员 $i$ 最近的 sub-sink,即 $h_{is_i} \neq \min(h_{ij}), j = 1, 2, \dots, n_{ss}$ ,则成员 $i$ 将放弃 $s_i$ ,选择距离其跳数最短的 sub-sink 作为目的.

**3.5 群体更新与算法终止条件**

每一代双亲交配后,根据如下规则更新当前群体:

- 如果子代个体与当前群体中某个体相同,则丢弃子代个体;
- 如果当前群体包含不可行解,且子代个体的不适应值小于当前群体中的最高不适应值,则更新群体;
- 如果当前群体不包含不可行解,且子代个体的适应值小于当前群体中的最高适应值,则更新群体.

算法终止条件为:循环执行第 3.3 节~第 3.5 节的步骤,直到产生 $C_{stop}$ 个不同的子代个体为止.

图 5 总结了上述基于遗传算法的整体流程.

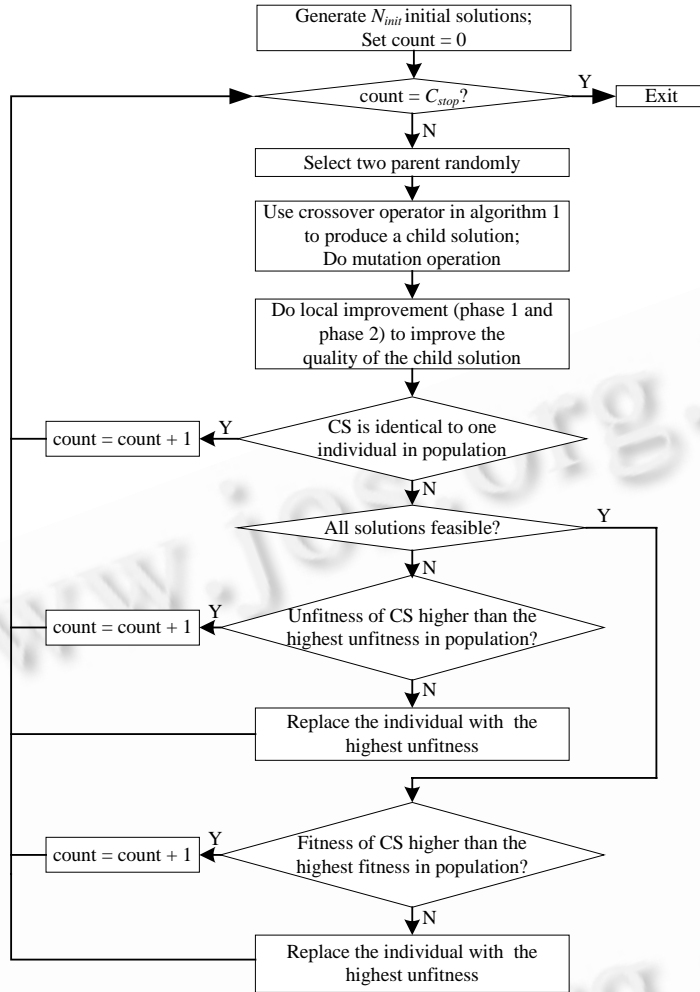


Fig.5 Solution based on genetic algorithm (CS: child solution)

图 5 遗传算法整体流程(CS:child solution)

### 3.6 算法复杂度分析

在图 5 所示的算法整体流程中,局部搜索增强算法之外的步骤均比较简单,因此,算法每次循环操作的整体复杂度取决于局部搜索增强算法.其中,阶段 1 的时间复杂度为  $O(n_{ss}^2 n_{member})$ ,阶段 2 的时间复杂度为  $O(n_{ss} n_{member})$ ,故遗传算法单个循环全部操作的时间复杂度为  $O(n_{ss}^2 n_{member})$ .值得注意的是,上述分析基于最坏情形(worst case)来考虑.算法实际执行过程中,随着遗传代数的增加,当前群体中的不可行解数量减少,阶段 1 的处理必然加快.当群体全部由可行解组成时,就没有必要执行阶段 1 的增强处理了.

## 4 基于 MASP 的数据采集通信协议

考虑到移动 sink 能量资源、存储资源和计算资源不受限制,数据采集通信协议中复杂的集中式优化计算将由 sink 点完成.通信协议主要分为两个阶段:初始化阶段和数据采集阶段.

### 4.1 初始化阶段

初始化阶段主要用于获取全网拓扑信息、选择 sub-sink 节点、为各成员节点指派 sub-sink 等.完成上述任



务,需要移动 sink 点运行 3 个周期,即 3 轮.

1) 第 1 轮

首先,定义广播消息帧格式: $Broad\_Msg\{type,srcNetwAddr,hop\}$ ,用于选择 sub-sink 和建立最短路径树.第 1 轮中,移动 sink 点不断广播  $type$  为 0 的  $Broad\_Msg\{0,0,0\}$ ,所有接收到该消息的节点被自动选择为 sub-sink 点. Sub-Sink 点广播  $type$  为 1 的  $Broad\_Msg$  消息,其他成员节点会继续广播该消息,用于建立多个以 sub-sink 为根的最短路径树. $Type$  为 1 的  $Broad\_Msg$  中, $srcNetwAddr$  为树根 sub-sink 的地址, $hop$  为节点距离其当前最短路径树根 sub-sink 的跳数.表 2 给出了第 1 轮中 sub-sink 选择和最短路径树建立的具体算法.

**Table 2** Algorithm of sub-sink selection and SPTs setup at any node

**表 2** sub-sink 选择及最短路径树建立算法(对任意节点)

1	Initialize the routing table
2	<b>While</b> TRUE do
3	Listen for packets;
4	<b>If</b> Receive $Broad\_Msg\{0,0,0\}$
5	Be selected as a sub-sink;
6	Send $Broad\_Msg\{1,SNA,0\}$ //SNA is the network address of current node
7	<b>Else If</b> Receive $Broad\_Msg\{1,srcNetwAddr,hop\}$
8	Lookup routing table with destination $srcNetwAddr$ ;
9	<b>If</b> no corresponding route item
10	Add new item to the routing table $\{Destination=srcNetwAddr,Metric=hop+1\}$
11	Broadcast $Broad\_Msg\{1,srcNetwAddr,hop+1\}$
12	<b>Else If</b> $Metric>hop+1$
13	Update route item with new metric $Metric=hop+1$
14	Broadcast $Broad\_Msg\{1,srcNetwAddr,hop=1\}$
15	<b>Else</b>
16	Ignore current broadcast message
17	<b>End If</b>
18	<b>End If</b>

在表 3 所示算法运行结束后,所有节点获得了距离各 sub-sink 的最短跳数信息,并将相关信息发送给对应的 sub-sink 点,后者将于第 2 轮将最短跳数信息发送给移动 sink 点.此外,第 1 轮中各 sub-sink 点需要记录移动 sink 点首次进入及最后离开其通信范围的时间.对于移动 sink 而言,起点到终点的正向移动与反向过程是完全对称的.所以,这里仅需要记录 sink 正向移动过程的通信时间即可.

2) 第 2 轮

Sub-Sink 点将第 1 轮中收集的最短跳数信息及通信时间信息发送给移动 sink.根据这些信息,移动 sink 将计算分配给各 sink 点的通信时间.在节点密集分布的场景中,sub-sink 与移动 sink 的通信时间可能会发生重叠,即同时存在两个及以上的 sub-sink 位于移送 sink 的通信范围内.这里采用一种简单的切换方法来分割重叠时间,即一旦有新的 sub-sink 进入移动 sink 点通信范围,则移动点立即断开与当前 sub-sink 的通信,开始与新 sub-sink 通信.通信时间计算完毕后,移动 sink 点将运行 MASP 算法为各成员节点选择优化的 sub-sink 点.这里,通信时间计算和 MASP 计算都由计算和存储能力较强的移动 sink 点在离线(off-line)状态下完成.故即使遗传算法的计算时间可能稍长,也不会对系统整体性能造成影响.

3) 第 3 轮

移动 sink 点通过广播消息将第 2 轮的计算结果扩散到网络中,广播消息由一系列成员节点和 sub-sink 点之间的匹配关系列表构成.每个接收到该广播消息的节点将获得其目的 sub-sink 信息,然后该节点将删除广播消息中与自身相关的条目并继续广播,从而完成 sub-sink 优化选择结果在全网的扩散.

**4.2 数据采集阶段**

初始化结束后,全网节点连续采集数据并沿着初始化阶段建立的最短路径树向目的 sub-sink 发送.考虑到节点故障或新节点加入造成的网络拓扑变化,当某些节点无法成功地将数据发送给 sub-sink 时,可以采用现有的按需路由协议<sup>[21]</sup>帮助其获得跳数距离最近的可用 sub-sink 作为临时目的.各 sub-sink 在移动 sink 点到来之前缓存其自身及来自其成员节点的传感信息.如前所述,在移动 sink 和 sub-sink 的通信中,新 sub-sink 总是具有较高优先级.

为确保各成员之间信息量的均衡,sub-sink则采用轮盘赌方式<sup>[6]</sup>向移动sink发送数据.

第3节的遗传算法是一种离线集中式算法,无法实时感知网络拓扑的动态变化.当sub-sink发生变化或成员信息发生变化时,MASP的计算结果将随之失效.考虑到初始化阶段中的复杂计算均由功能强大的移动sink点完成,故可以通过周期性重复初始化阶段使MASP感知系统发生变化,而不影响系统性能.

## 5 基于低密度网络和多个移动sink点的功能扩展

### 5.1 支持低密度网络

网络节点密度是一个相对的概念,没有绝对的定义.为了方便起见,这里将成员数量与各sub-sink点最小成员需求量MinReq之和的比较作为衡量网络节点密度高低的分界线.如果成员数量不少于最小需求量之和( $n_{member} \geq \sum_{j=1}^{n_{ss}} n_{ssj}^{\min}$ ),则认为是高密度网络;反之,为低密度网络.前面有关MASP问题的分析与解法均基于高密度网络.在高密度网络中,由于成员数量过大,单个运行周期内所有节点采集的数据总量要大于移动sink点数据采集量的上限,因此总会存在一部分数据无法被传送到移动sink点.然而在低密度网络中,由于成员数量小于最小需求量之和,移动sink点有可能收集到全部节点采集的数据,使得数据采集量最大化.在低密度网络中,sink点数据采集量最大化的充分必要条件将不再是不等式(2),而是必须确保每个sub-sink点的数据缓存量不超过其数据发送能力的上限.因此,第2.3节中最优化问题的约束条件(11)和约束条件(12)需要修改为

$$\sum_{i=1}^{n_{member}} a_{ij} \leq n_{ssj}^{\min}, \forall j \quad (15)$$

$$n_{member} \leq \sum_{j=1}^{n_{ss}} n_{ssj}^{\min} \quad (16)$$

根据约束条件(15)和约束条件(16),可以得到一个新的MASP最优化问题.为便于区分,将高密度网络中的MASP标记为MASP-HD,将低密度网络中的MASP标记为MASP-LD.第3节中给出的遗传算法依然可以用于求解MASP-LD问题,但需要作相应调整,例如不适应函数的定义需要修改为公式(17).此外,局部搜索增强算法也应作类似调整,受篇幅所限,这里不再赘述.

$$uf(A_j) = \sum_{j=1}^{n_{ss}} \max \left( 0, \sum_{i=1}^{n_{member}} a_{ij}^l - n_{ssj}^{\min} \right) \quad (17)$$

### 5.2 支持多移动sink点

多移动sink点能够有效解决因网络规模扩大引起的可扩展性问题.在本文所述的应用环境中,可以引入多个移动sink点来提高网络整体性能,如提升数据采集量、降低网络能耗等.在MASP中,移动sink点与sub-sink点进行直接通信,而成员节点则仅仅需要选择适合的sub-sink点并连续不断地将所采集的传感信息传送到相应的sub-sink点.也就是说,对于众多成员节点而言,移动sink点是一个“透明”设备,成员节点无须了解移动sink点的数量信息和位置信息.据此,本文提出的MASP数据采集方案可以直接应用于多移动sink点的应用场景,具有良好的可扩展性.

值得注意的是,在多个移动sink点沿着不同固定轨道移动的环境下,随着sink点数量的增加,网络中的sub-sink点也会增加,而最小成员需求量之和 $\sum_{j=1}^{n_{ss}} n_{ssj}^{\min}$ 也会随之增加.由于节点总量固定不变,因此,随着sink点的增多,网络节点密度可能会发生相对变化,即可能会从高密度网络转变为低密度网络.在实际应用中,需要关注网络节点密度的相对变化,如果成员数量小于最小需求量之和 $n_{member} \geq \sum_{j=1}^{n_{ss}} n_{ssj}^{\min}$ ,则使用MASP-HD方法;反之,则使用MASP-LD方法.

## 6 性能仿真

本节采用OMNET++和MATLAB构建仿真平台,对所提遗传算法和MASP机制进行性能分析.仿真环境主

要参数设定为:传感器节点均匀随机分布在矩形监测区域内,sink 点以 5m/s 的速度匀速移动;sub-sink 与移动 sink 之间的数据传输速率为 20kb/s;在数据采集阶段,各节点在 sink 点运行周期内以 200b/s 的速度进行连续数据采集,同时将传感信息即时发送给相应目的 sub-sink 点;考虑同构网络,所有节点具有相同的初始能量 20J 和相同的最大通信距离 52m;能耗模型(3)中的常量  $e$  设为  $0.5\mu\text{J}/\text{bit}$ .

6.1 遗传算法性能评估

遗传算法终止条件中的  $C_{stop}$  设为 5 000,初始种群个体数量大小  $N$  设为 100.表 3 给出了不同网络规模下的遗传算法性能比较结果,同一网络规模下反复实验 20 次.其中,最优解(optimal value)由基于 MATLAB 的优化工具箱 YALMIP<sup>[22]</sup> 计算得到,表示各成员距离其目的 sub-sink 的最短跳数和.GA-LI(genetic algorithm with local improvement)表示带局部增强处理的遗传算法,GA-NLI(genetic algorithm without local improvement)则表示不带局部增强处理的遗传算法,用于区分比较局部搜索增强算法的作用.平均最优解(average optimality)表示算法终止时的最优解即最短跳数和的平均值.计算时间是影响遗传算法性能的重要指标之一.实际系统中,算法计算时间的长短与硬件性能密切相关,因此,直接统计仿真过程中算法运行绝对时间的意义并不明显.第 3.6 节给出了遗传算法中单次循环迭代过程的时间复杂度分析,故这里通过统计算法平均遗传代数(average iterations)来间接地反映算法的计算时间,用于比较不同算法运行速度的快慢.平均遗传代数定义为算法获得最优解所需的最少遗传代数的平均值.可以看出,不同网络规模下 GA-LI 可以获得最优解,而 GA-NLI 的平均最优解较差,但差别不是很大.二者的主要差别表现在算法运行速度方面.表 3 中,与 GA-LI 相比,GA-NLI 需要较多的遗传代数去计算其最优解,需要较长的计算时间.因此,第 3.4 节的局部搜索增强算法有助于遗传算法更快地获得更优的结果.

Table 3 GA results with different number of sensor nodes

表 3 不同网络规模下遗传算法结果分析

# of sensor nodes (# of sub-sinks, # of members)	Optimal value	GA-LI		GA-NLI	
		Avg. optimality	Avg. iterations	Avg. optimality	Avg. iterations
120(10,110)	510	510	3 006	512	16 329
130(13,117)	530	530	3 537	531	17 743
140(14,126)	573	573	5 521	574	17 802
150(17,133)	580	580	7 836	583	21 063
160(17,143)	622	622	9 921	625	23 851
170(19,151)	643	643	9 969	647	26 029
180(20,160)	674	674	10 359	676	29 773
190(21,169)	705	705	11 232	708	33 448
200(23,177)	736	736	13 479	740	35 929

6.2 单sink点MASP性能评估

表 5 中列出了目前 sink 轨迹固定无线传感器网络的主要数据采集方法.其中只有文献[6,7]的应用场景与 MASP 基本相同;文献[3-5,9]中,节点数据传输采用单跳通信模式,而 MASP 采用多跳中继方式;文献[8]中,sink 点会在某些锚点停留以采集数据,而 MASP 中 sink 点连续移动,不作停留.因此,本文选择文献[6,7]的数据采集方法 SPT 作为 MASP 性能比较的对象.

节点均匀随机分布在  $400\text{m}\times 350\text{m}$  的矩形区域内,sink 点沿着矩形区域的长边进行移动.图 6 给出了不同节点数量下 sink 点单轮数据采集量的比较结果.其中,数据采集量理论最大值(theoretical maximum)为各 sub-sink 点向移动 sink 发送的最大数据量之和.图 6 中,SPT 仅能采集到大约理论最大值一半的数据量,采集效率较低;而 MASP 的数据采集量等于理论最大值,从而达到数据采集量最大化的优化目标.根据约束条件(7),数据采集量的大小与各 sub-sink 点所含成员数量密切相关.图 7 给出了 120 个节点的网络规模下 sub-sink 点成员数量的对比结果.其中,MASP 中各 sub-sink 点的成员数量均大于最小成员需求量  $\text{MinReq}$ .根据采集总量最大化的充分必要条件(2),MASP 可以确保数据采集量达到理论最大值.

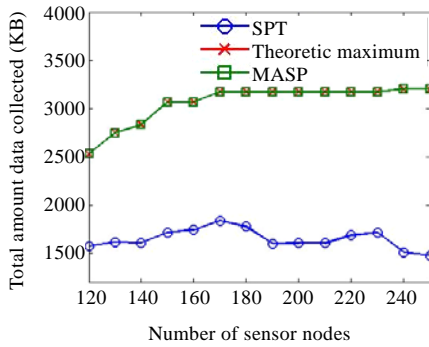


Fig.6 Total amount of data

图6 sink 数据采集总量

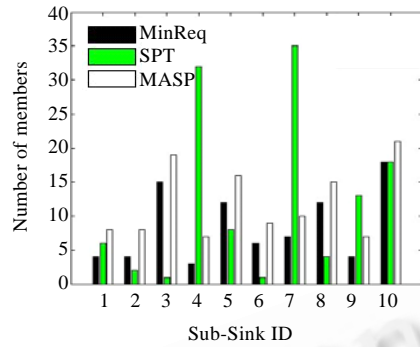


Fig.7 Number of members belonging to each sub-sink

图7 各 sub-sink 所属成员数量

图8和图9分别给出了不同节点规模下MASP,SPT和固定sink这三种方法的系统总能耗和网络生存时间.固定sink点放置在sink移动轨道的中点.网络生存时间以sink点运动周期(即轮数)为单位,从数据正式采集开始到首个节点能量耗尽时结束.图8和图9中,两种sink移动方案MASP和SPT在系统能耗和生存时间方面要明显优于固定sink方案,证明移动sink方案能够有效解决传统传感器网络的能耗瓶颈问题.在MASP和SPT的比较中,MASP系统能耗比SPT稍多一些,但却能获得更长的网络生存时间,比SPT延长约50%.综合考虑系统能耗和数据采集量,MASP以几乎相同的能耗采集多出一倍的数据量,具有更高的采集效率.

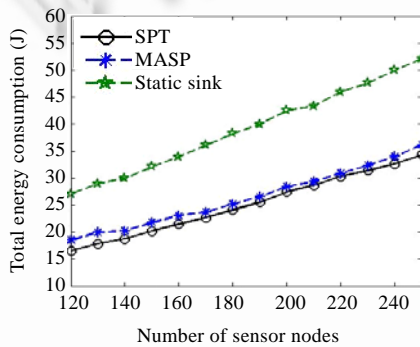


Fig.8 Total energy consumption

图8 全网总能耗

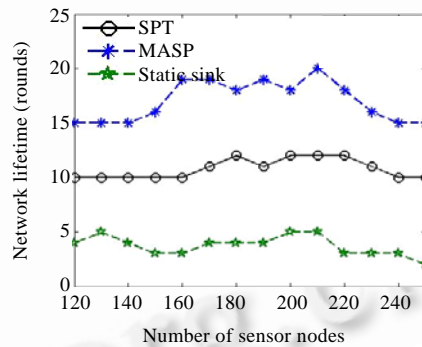


Fig.9 Network lifetime

图9 网络生存时间

### 6.3 多sink点MASP性能评估

本节对多移动sink点下的MASP和SPT性能进行对比分析.节点分布在600m×400m的矩形区域,图10给出了移动sink点数量从1到3情况下各sink的移动轨道.图11和图12是不同数量移动sink点下的数据采集总量和总体能耗情况.很明显,在相同数据采集方法的条件下,较多的sink点可以收集到更多的数据信息.而在相同sink数量的条件下,MASP显然具有更强的数据采集能力.图11中,两个移动sink点的MASP数据采集量甚至高于3个移动sink点的SPT.同样地,在相同数据采集方法的前提下,较多的sink点能够缩小各节点到其sub-sink点的平均跳数,从而有效降低系统的整体能耗.而在相同sink数量的情况下,MASP的总体能耗比SPT要稍多一点.为了更直观地评价MASP的优越性,采用能耗利用率(energy utilization efficiency),即数据采集量与系统总能耗的比值来衡量性能,如图13所示.可以看出,与SPT相比,在能耗利用率方面,MASP具有明显的优势.图14是不同数量移动sink点下的网络生存时间情况.图14中,在带来更高数据采集量的同时,MASP不仅不会缩短网络生存时间,反而由于数据流量和能耗的均衡带来更长的生存时间.

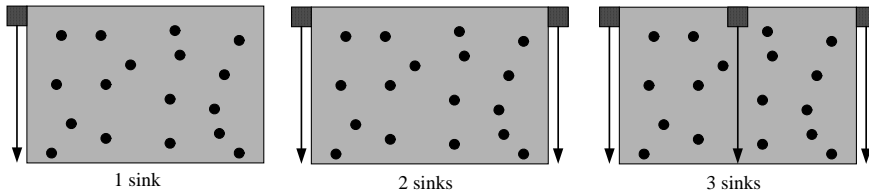


Fig.10 Mobile paths of multiple sinks

图 10 多 sink 点的移动轨迹

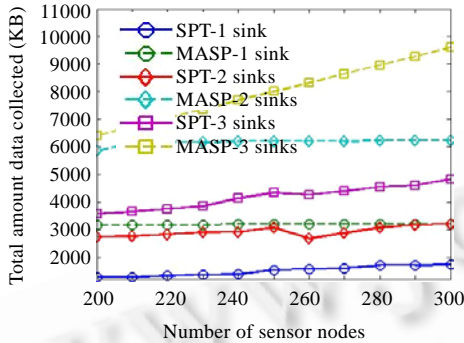


Fig.11 Total amount of data (multiple sinks)

图 11 Sink 数据采集总量(多 sink 点)

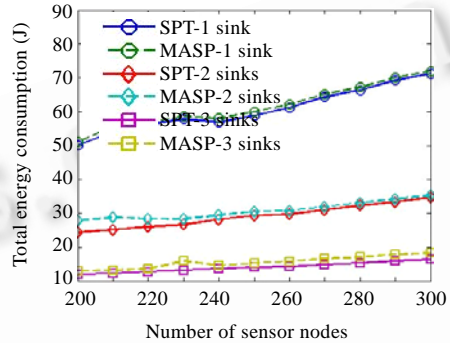


Fig.12 Energy consumption (multiple sinks)

图 12 全网总能耗(多 sink 点)

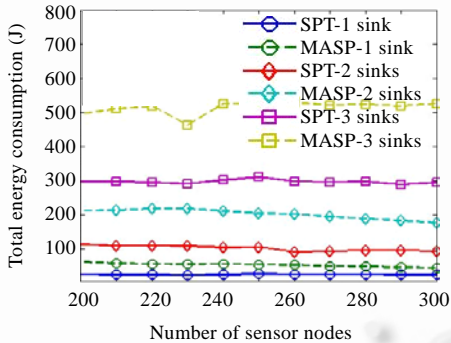


Fig.13 Energy utilization efficiency (multiple sinks)

图 13 能耗利用率(多 sink 点)

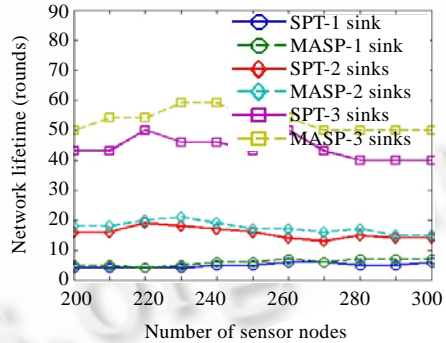


Fig.14 Network lifetime (multiple sinks)

图 14 网络生存时间(多 sink 点)

图 11 中, MASP-3 sinks 的数据采集量随网络规模的增大而呈线性变化, 表示此时移动 sink 点能够采集到网络内节点感知的所有数据, 而 MASP-1 sink 和 MASP-2 sinks 则无法采集到网络内产生的所有数据. 这一现象表示网络节点密度随 sink 点数量的增加发生了相对的变化, 即从 MASP-HD 转变为 MASP-LD. 表 4 给出了不同节点总量和 sink 数量下节点密度的相对变化(HD:MASP-HD, LD-MASP-LD).

Table 4 Relative density change with different number of sinks and sensor nodes

表 4 不同网络规模和 sink 数量下节点密度发生相对变化

Total number of sensor nodes	Number of sinks				
	1	2	3	4	5
200	HD	HD	LD	LD	LD
300	HD	HD	LD	LD	LD
500	HD	HD	HD	LD	LD
800	HD	HD	HD	HD	LD
1 000	HD	HD	HD	HD	HD

表4中,sink点的移动轨迹采用与图10所示类似的方式均分监测区域.如前所述,节点密度的相对变化决定了MASP方法的选择和系统数据采集总量,根据表4的信息,可以选择合适的sink数量去提高网络性能.事实上,网络节点密度的相对变化不仅与节点总量和sink数量有关,而且与各sink点移动轨迹的位置和长度密切相关.

## 7 相关工作

近年来,sink移动性已成为有效提升无线传感器网络性能的主要手段之一.根据sink移动轨迹的属性,可以将sink移动性方案分为3类:sink移动轨迹随机、sink移动轨迹固定和sink移动轨迹可控.在sink点随机移动的传感器网络中<sup>[1,2]</sup>,sink点通常被安置在随机移动的人或动物身上,利用人或动物的随机移动去获取分布在监测区域内的传感器节点采集的信息.此类网络中,由于sink点的随机性,无法确保数据传送成功率和数据传送时延,有可能造成缓存溢出和数据丢失.而在sink移动轨迹固定和轨迹可控的传感器网络中,通过设计高效的通信协议,可以在一定程度上保证数据传送效率.本节主要对sink移动轨迹可控和轨迹固定的传感器网络研究工作进行了总结,表5根据sink点的数量和节点通信方式对相关工作进行了分类.

**Table 5** Related works in WSNs with sink mobility

**表5** sink移动传感器网络相关研究工作

Communication mode	Path constrained sink mobility		Path controllable sink mobility	
	Single sink	Multiple sinks	Single sink	Multiple sinks
Single-Hop	Chakrabarti <sup>[3,4]</sup> , Song <sup>[5]</sup>	Jea <sup>[9]</sup>	Somasundara <sup>[10]</sup> , Gu <sup>[11]</sup> , Sugihara <sup>[13]</sup>	Somasundara <sup>[12]</sup>
Multi-Hop	Somasundara <sup>[6]</sup> , Kansal <sup>[7]</sup> , Luo <sup>[8]</sup> , this paper	This paper	Xing <sup>[14]</sup> , Rao <sup>[15]</sup>	Marta <sup>[16]</sup> , Xing <sup>[17]</sup>

### 7.1 Sink移动轨迹固定

本文的应用场景针对sink移动轨迹固定的传感器网络,故这里重点对sink移动轨迹固定的相关研究工作进行总结.文献[3,4]首次提出可预测sink移动性的概念以提高传感器网络性能.Sink点被安置在校园内周期运行的公车上,节点被随机分布在校车固定移动路线两侧的建筑物上.作者利用排队模型分析了丢包率、能耗、数据速率及通信功率之间的关系.文献[3,4]中,所有节点都分布在移动sink点直接通信范围内,采用单跳通信方式向移动sink点发送数据.实际应用中,某些场合由于受到移动轨迹和有效通信距离的限制,并非所有节点都能够与移动sink直接通信.文献[5]基于道路监测应用,分析了稀疏传感器网络下数据采集和能耗之间的权衡关系.但是,文献[5]同样采用单跳通信作为节点数据传送方式.与文献[3-5]不同,本文基于多跳中继通信方式,提出了一种高效的数据采集方式以提高数据采集量并降低系统能耗.

文献[6,7]基于sink轨迹固定的多跳通信移动传感器网络,提出了一种节点与移动sink之间的通信协议和sink点移动速度控制算法.在通信协议中,最短路径树(SPT)被用于选择簇首(也称sub-sink)和转发数据.如前所述,SPT会带来数据流量和能耗的不均衡,导致较低的能耗利用率.另一方面,某些场景下,sink点被安置在其他交通工具上,其运行速度无法根据传感器网络数据采集的需要随意改变.为解决上述不均衡问题,本文从优化簇首选择的角度出发来提高系统数据采集量和能耗利用率.

MobiRoute<sup>[8]</sup>能够有效提高路径可预测移动传感器网络的生存时间和数据采集效率.与本文场景不同,在MobiRoute中,移动sink会在某些锚点停留较长时间,因此,sink点有足够的时间采集全网数据.另外,MobiRoute中所有节点向移动sink点连续发送数据,需要较大的开销及时了解sink移动造成的全网拓扑变化.在本文提出的MASP中,只有sub-sink点知道移动sink的位置变化,而成员节点仅需要向事先选择的sub-sink点传送数据.值得注意的是,MobiRoute仅支持单sink点传感器网络,而MASP由于sink点对成员节点的“透明性”能够支持多sink点.

文献[9]在文献[6]的基础上采用多移动sink点来提高网络可扩展性,但是,文献[9]仍然采用SPT来选择簇首和路由数据.同时,文献[9]中所有节点必须位于至少一个移动sink点的直接通信范围内,节点采用单跳通信方式向最优的移动sink点发送数据.本文的数据采集方案基于多跳通信方式,且能扩展支持多sink点.

## 7.2 Sink移动轨迹可控

文献[10]针对大规模无线传感器网络研究了移动 sink 点访问各传感器节点的排序问题,通过设计优化的移动路径以确保避免各节点缓存区的溢出.在文献[10]的基础上,文献[11]提出了一种基于地理位置分割的 sink 点移动路径选择机制.文献[12]将文献[10]中的 sink 点访问顺序优化机制扩展应用到多 sink 点的场景中.需要注意的是,在文献[10-12]中,移动点会访问监测区域内的每一个节点,并从节点直接采集数据,必要时会在每个节点进行停留,其 sink 路径选择的动机源于各节点不同的数据采集率和数据缓存区的限制.而在实际应用中,由于网络规模较大以及受 sink 点移动速度的限制,sink 点通常需要较长的时间才能完成一次完整的移动采集任务,带来较高的数据延迟,与某些对时延有较高要求的应用相矛盾.

文献[13]提出了一种移动 sink 路径选择方法,在全网总体能耗最小的前提下确保数据延迟最小化.为保证能耗最小,文献[13]中所有节点均能直接向移动 sink 发送数据.而在实际网络中,由于自然环境的限制和数据延迟的要求,通常无法保证节点与移动 sink 之间直接通信,而必须采用多跳通信方式.文献[14]提出了一种基于汇聚点的 sink 路径选择机制以解决 sink 点移动速度限制与数据延迟之间的矛盾,在文献[14]中,传感器节点将采集的信息通过多跳通信方式发送给最近的汇聚点,并由后者缓存信息.移动 sink 沿着优化路径访问各汇聚点以采集数据.文献[17]考虑了与文献[14]类似的优化问题,并将其扩展到支持多 sink 点的应用场景.文献[15]提出了一种基于能耗与时延平衡的 sink 点路径选择机制,无须地理位置信息和全局信息,采用分布式算法和局部网络信息来选择最优路径.文献[16]基于多 sink 点多跳通信模式,采用本地信息和分布式思想设计了一种 sink 点移动策略,使得网络生存时间尽可能地延长.

## 8 结束语

本文针对移动 sink 轨迹固定的无线传感器网络提出了一种高效的数据采集机制 MASP,通过优化成员节点和 sub-sink 点的匹配关系来实现系统数据采集总量最大化和系统总体能耗最小化.MASP 具有良好的可扩展性,能够适用于低密度网络和多移动 sink 点网络.MASP 问题为一类 NP-完全问题,故本文给出了基于遗传算法和局部搜索的启发式算法近似求解.仿真实验结果表明,与 SPT 相比,MASP 能够以牺牲较少的能耗为代价获得数据采集量的最大化,即 MASP 的能耗利用率大大优于 SPT.

**致谢** 在此,我们向对本文的工作给予支持和建议的同行,尤其是美国得克萨斯州大学阿灵顿分校计算机科学与工程系 Sajal Das 教授、刘永和教授表示感谢.

## References:

- [1] Shah RC, Roy S, Jain S, Brunette W. Data MULEs: Modeling a three-tier architecture for sparse sensor networks. In: Cayirci E, Znati T, Ekici E, eds. Proc. of the 1st IEEE Int'l Workshop on Sensor Network Protocols and Applications. Alaska: IEEE Communications Society, 2003. 30-41.
- [2] Jain S, Shah RC, Brunette W, Borriello G, Roy S. Exploiting mobility for energy efficient data collection in sensor networks. Mobile Networks and Applications, 2006,11(3):327-339.
- [3] Chakrabarti A, Sabharwal A, Aazhang B. Using predictable observer mobility for power efficient design of sensor networks. In: Zhao F, Guibas L, eds. Proc. of the 2nd Int'l Workshop on Information Processing in Sensor Networks (IPSN 2003). Berlin: Springer-Verlag, 2003. 129-144.
- [4] Chakrabarti A, Sabharwal A, Aazhang B. Communication power optimization in a sensor network with a path-constrained mobile observer. ACM Trans. on Sensor Networks, 2006,2(3):297-324.
- [5] Song L, Hatzinakos D. Architecture of wireless sensor networks with mobile sinks: sparsely deployed sensors. IEEE Trans. on Vehicular Technology, 2007,56(4):1826-1836.
- [6] Somasundara A, Kansal A, Jea D, Estrin D, Srivastava M. Controllably mobile infrastructure for low energy embedded networks. IEEE Trans. on Mobile Computing, 2006,5(8):958-973.
- [7] Kansal A, Somasundara A, Jea D, Srivastava M, Estrin D. Intelligent fluid infrastructure for embedded networks. In: Banavar G, Zwaenepoel P, eds. Proc. of the 2nd Int'l Conf. on Mobile Systems, Applications, and Services (Mobisys 2004). New York: ACM Press, 2004. 111-124.

- [8] Luo J, Panchard J, Piorkowski M, Grossglauser M, Hubaux JP. MobiRoute: Routing towards a mobile sink for improving lifetime in sensor networks. In: Phillip B, Gibbons P, Abdelzaher T, Aspnes J, Rao R, eds. Proc. of the 2nd IEEE Int'l Conf. on Distributed Computing in Sensor Systems (DCOSS 2006). Berlin: Springer-Verlag, 2006. 480–497.
- [9] Jea D, Somasundara A, Srivastava M. Multiple controlled mobile elements (data mules) for data collection in sensor networks. In: Prasanna V, Iyengar S, Spirakis P, Welsh M, eds. Proc. of the 1st IEEE Int'l Conf. on Distributed Computing in Sensor Systems (DCOSS 2005). Berlin: Springer-Verlag, 2005. 244–257.
- [10] Somasundara A, Ramamoorthy A, Srivastava M. Mobile element scheduling for efficient data collection in wireless sensor networks with dynamic deadlines. In: Rajkumar R, ed. Proc. of the 25th IEEE Int'l Real-time Systems Symp. (RTSS 2004). Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2004. 296–305.
- [11] Gu Y, Bozdog D, Brewer R, Ekici E. Data harvesting with mobile elements in wireless sensor networks. Computer Networks, 2006, 50(17):3449–3465.
- [12] Somasundara A, Ramamoorthy A, Srivastava M. Mobile element scheduling with dynamic deadlines. IEEE Trans. on Mobile Computing, 2007,6(4):395–410.
- [13] Sugihara R, Gupta R. Improving the data delivery latency in sensor networks with controlled mobility. In: Nikolettseas S, Chlebus B, Johnson D, Krishnamachari B, eds. Proc. of the 4th IEEE Int'l Conf. on Distributed Computing in Sensor Systems (DCOSS 2008). Berlin: Springer-Verlag, 2005. 386–339.
- [14] Xing G, Wang T, Xie Z, Jia W. Rendezvous design algorithms for wireless sensor networks with a mobile base station. In: Jia X, ed. Proc. of the 9th ACM Int'l Symp. on Mobile Ad Hoc Networking and Computing. New York: ACM Press, 2008. 231–240.
- [15] Rao J, Biswas S. Joint routing and navigation protocols for data harvesting in sensor networks. In: Porta T, ed. Proc. of the 5th IEEE Int'l Conf. on Mobile Ad Hoc and Sensor Systems (MASS 2008). Atlanta: IEEE Computer Society, 2008. 143–152.
- [16] Marta M, Cardei M. Using sink mobility to increase wireless sensor networks lifetime. In: Jain R, Kumar M, eds. Proc. of the 9th IEEE Int'l Symp. on a World of Wireless, Mobile and Multimedia Networks (WoWMoM 2008). Newport Beach: IEEE Computer Society, 2008. 1–10.
- [17] Xing G, Wang T, Xie Z, Jia W. Rendezvous planning in wireless sensor networks with mobile elements. IEEE Trans. on Mobile Computing, 2008,7(11):1–14.
- [18] Heinzelman R, Chandrakasan A, Balakrishnan H. An application-specific protocol architecture for wireless microsensor networks. IEEE Trans. on Wireless Communications, 2002,1(4):660–670.
- [19] Wang M, Basagni S, Melachrinoudis E, Petrioli C. Exploiting sink mobility for maximizing sensor networks lifetime. In: Sprague R, ed. Proc. of the 38th Annual Hawaii Int'l Conf. on System Sciences. Hawaii: IEEE Computer Society, 2005. 287a.
- [20] Chu P, Beasley J. A genetic algorithm for the generalised assignment problem. Computers & Operations Research, 1997,24(1): 17–23.
- [21] Al-Karaki J, Kamal A. Routing techniques in wireless sensor networks: A survey. IEEE Wireless Communications, 2004,11(6): 6–28.
- [22] Lofberg J. YALMIP: A toolbox for modeling and optimization in MATLAB. In: Sebek M, ed. Proc. of the IEEE Int'l Symp. on Computer Aided Control Systems Design. Taipei: IEEE Control Systems Society, 2004. 284–289.



鄱帅(1980—),男,河南济源人,讲师,主要研究领域为无线传感器网络。



徐怀松(1973—),男,工程师,主要研究领域为无线传感器网络。



张宏科(1957—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为信息网络体系结构,移动互联网,无线传感器网络。