

DOI: 10.13382/j.jemi.B2306902

基于环境中移动运输代理的传感器网络建模*

赵海军¹ 陈华月¹ 崔梦天²

(1. 西华师范大学计算机学院 南充 637009; 2. 西南民族大学计算机科学与技术学院 成都 610041)

摘要:针对大型稀疏传感器网络中的数据获取,本文提出了一种利用环境中普遍存在的移动代理来连接稀疏传感器的网络体系结构和一种2-维网格随机游走分析模型;提出的传感器网络模型由3个抽象层构成,即由无线传感器构成的底层、由各种运输代理构成的中间层和由接入点/中央存储库构成的顶层。具体实现原理是位于中间层的移动运输代理从底层分布的无线传感器收集数据并缓冲数据,然后经过游走运输,最后将从底层的无线传感器收集的数据交付到顶层必要的接入点进行必要的存储和处理,从而实现整个传感器网络的数据获取;理论分析和仿真实验结果表明,提出的基于移动运输代理的传感器网络模型不仅具有较好的鲁棒性和可扩展性,而且相比于基站网络模型和Ad-hoc网络模型,在传感器功率消耗、数据成功率和基础设施投入成本方面有明显的优势。

关键词:传感器网络;移动代理;网格模型;随机游走;马尔科夫链;缓冲容量;数据成功率;功率消耗

中图分类号: TP393; TN915 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.5025

Modeling of sensor networks based on mobile transport agents in environment

Zhao Haijun¹ Chen Huayue¹ Cui Mengtian²

(1. School of Computer, China-West Normal University, Nanchong 637009, China;

2. School of Computer Science and Technology, Southwest University for Nationalities, Chengdu 610041, China)

Abstract: Aiming at the data acquisition in large sparse sensor networks, a network architecture using the ubiquitous existence of mobile agents in environment to connect sparse sensors and a 2-dimensional grid random walk analysis model are proposed in this paper. The proposed sensor network model consists of three abstract layers, namely, bottom layer composed of wireless sensors, the middle layer composed of various transportation agents, and the top layer composed of access points/central repositories. The specific implementation principle is that the mobile transport agents located in the middle layer collect data from the wireless sensors distributing at the bottom layer and buffer the data, and after wandering transport, finally deliver the data collected from the wireless sensors at the bottom layer to the necessary access points at the top layer for necessary storage and processing, so as to achieve the data acquisition of the entire sensor network. The theoretical analysis and simulation experiment results show that the proposed sensor networks model based on mobile transport agents not only has robustness and scalability, but also has obvious advantages over base station network model and Ad-hoc network model in terms of sensor power consumption, data success rate and infrastructure invested cost.

Keywords: sensor network; mobile agent; grid model; random walk; markov chain; buffer capacity; data success rate; power consumption

0 引言

随着无线收发技术和集成电路技术的进步,使得无

线传感器设备的生产愈来愈小型化和廉价。这些传感器设备可联网以提供各种应用,如环境监测、地震结构分析、仓储数据收集和交通监测等^[1-7]。

根据应用的不同,传感器可能需要部署在一个非常

大的地理区域内,从而形成一个稀疏网络。对于这种由传感器构成的大型稀疏网络来说,为了实现数据传输可靠的通信,不仅需要部署大量的传感器,从而增大投资成本,而且需要提高所有传感器与中央数据收集处理器之间的收发功率,从而增大传感器节点的能量供给和通信能力,以确保网络连通性和数据传输的成功率;目前,除了这种由大量的传感器来构成大型稀疏网络,以确保网络连通性和数据成功传输外,确保网络连通性的方法还包括:1)安装多个基站,将传感器节点的数据在它们的覆盖区域内转发;2)部署足够多的传感器,以形成一个有效密集的 Ad-hoc 连通网络。基站方式是以安装额外的基站来换取传感器所需的高通信功率的减少;部署足够多的传感器节点以形成一个密集、完全连通的 Ad-hoc 网络不仅不符合成本效益的观点,同时还涉及复杂的通信路由和通信可靠性。尽管采用移动性来提高 Ad-hoc 网络的性能在不同的环境下得到了广泛研究^[8-12],但一般只能在 Ad-hoc 网络中提供间歇性连接。

对此,基于移动代理(mobile agent, MA)的数据采集是近几年来无线传感器网络(wireless sensor network, WSN)中的先进技术。文献[13]基于分簇无线传感器网络,提出了采用旅行商问题的近似解来规划小车的行车顺序和路径,通过小车给簇内的传感器节点供能然后收集其捕获的数据;文献[14-16]探索了在一般传感器网络中采用移动性的思想。文献[14]提出了无线传感器网络中基于多 MA 路径规划能量和故障感知数据聚合来规划 MA 的行程。但在节点失效的情况下,MA 可能无法在传感器节点之间迁移,同时该方案没有考虑到容错问题;文献[15]研究了分布式最优运动策略,其中 MA 以调度方式在传感器网络周围移动,同时充当查询收集器/数据收集器,并将信息返回给移动服务器。尽管这种方法最大限度地节省了成本,但增大了延迟;文献[16]提出了智能体之间协作关系强度和智能体对感知任务适应度概念,提出了基于随机游走和采用协作关系的任务分发(task distribution with cooperative relationship, TDCR)算法,以达到提高任务分发效率的目的。结果表明,提出的 TDCR 算法在任务分发效率和准确度等性能指标上有较好的提升。

上述 MA 方案要将获取的数据传送到全部接入点,这样就增加了网络的复杂性和通信成本,而很多情形下只需要将数据传送到一个有必要接收该数据的接入点。

对此,本文提出了一种新的传感器网络建模。本文的主要创新和贡献包括如下 3 个方面:

1)提出了普遍存在于环境中的移动运输代理(mobile transport agents, MTAs)的一般性概念;

2)提出了采用 MTAs 构成的传感器网络模型—基于移动运输代理的传感器网络(sensor networks based on

mobile transport agents, SNMTA)的基本概念。比如在交通监测应用中,MTAs 可为配备收发信机的车辆(小汽车和公共汽车),在生物生存环境监测场景中,动物可以充当 MTAs 这一角色;

3)提出了将这种传感器网络模型由 3 个抽象层构成,并对此建模从多个关键性能参数进行了详细分析。简单地说,就是位于中间层的 MTA 从底层的无线传感器收集数据、缓冲数据,然后经过游走运输,将数据交付到顶层必要的接入点;由于这种网络的通信在较近距离内进行,故以极低功率和超大容量工作的超宽带(ultra-wideband, UWB)等新兴无线技术很适用于传感器和接入点与 MTA 之间的通信。

仿真实验结果表明,提出的 SNMTA 模型不仅具有较好的鲁棒性和可扩展性,而且相比于基站网络模型和 Ad-hoc 网络模型,在传感器功率消耗、数据成功率和基础设施投入成本方面有明显的优势。

1 SNMTA 的体系结构及建模分析

1.1 SNMTA 的 3 层体系结构

SNMTA 体系结构是通过利用在环境中移动的人、动物或车辆等移动代理为稀疏传感器网络提供广域连接,它由 3 个抽象层构成,如图 1 所示,1)连接设备的 WAN 构成顶层;2)移动运输代理构成中间层;3)固定的无线传感器节点构成底层。

顶层由接入点/中央存储库构成,可以位于存在网络连接和功率的方便位置。构成顶层的这些设备的功能和作用是与中央数据仓库通信,使得它们能够同步其收集的数据、检测副本,以及对 MTA 返回确认(Acks)。这样的设计,一方面可以为大型稀疏网络提供较大范围的可靠通信距离,另一方面可以实现与数据仓库的可靠数据交换;由 MTA 节点构成的中间层以相对较低的成本为系统提供可扩展性和灵活性。由于由 MTA 节点构成的中间层可以有大量存储容量、可再生能量以及与底层传感器和顶层网络接入点的强大通信能力,以及 MTA 的运动性,因此,这样的设计可实现其强大的收集并存储来自于传感器的数据,并将 Acks 发送回传感器节点的作用;此外,MTA 还可以实现相互通信来提高系统性能。例如,可以形成一个多跳 MTA 网络来减少 MTA 和接入点之间的延迟;底层设计由随机分布的无线传感器构成,其功能和作用主要是向中间层递交收集到的实时数据。这样的设计使得这些传感器节点所执行的工作负荷可以达到最小化,因为通常传感器配备的电池功率是有限的,它们消耗的能量应该是所有层中最受约束的。

SNMTA 体系结构的关键优势是具有鲁棒性和可扩展性。因为其中没有任何传感器依赖于任何单一的

MTA, 因此任何特定 MTA 的故障都不会中断传感器与稀疏网络的连接, 所以具有良好的鲁棒性; 由于部署新的传感器或 MTA 不需要网络配置, 使得同一传输介质—MTA 可以被不同的应用同时使用, 这就避免了诸如数据包寻由等复杂算法的需要, 所以 SNMTA 体系结构很容易扩展和升级。

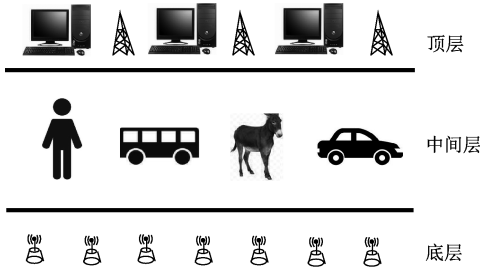


图 1 SNMTA 的 3 层体系结构

Fig. 1 SNMTA's three-tier architecture

1.2 系统建模

考虑一个在时间和空间上离散的网格模型, 图 2 所示为由不同组件构成的网格模型表示。

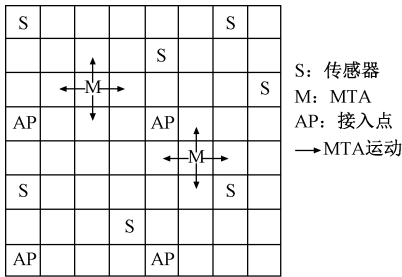


图 2 由不同组件构成的 2-维网格模型

Fig. 2 A 2-dimensional grid model composed of different components

先作如下假设:

- 1) 放置传感器、MTA 和接入点的拓扑假设为一个离散和有限的二维网格;
- 2) 只有一小部分网格点被传感器和接入点占用。在传感器随机分布的情况下, 将接入点建模为网格上的均匀间隔;
- 3) 在每个时钟周期, 发生下列事件:
 - 传感器产生一个数据单元。
 - 每个 MTA 都在网格上移动。
- 4) 将 MTA 移动建模为一个对称随机游走^[17]。在每个时钟周期, 一个 MTA 以等概率移动到其当前网格位置的 4 个邻居中的任何一个;
- 5) 传感器和 MTA 都有用来存储数据的缓冲区。最初全部缓冲区都是空的。

基于此模型, 来分析系统性能随网格大小、接入点数

量和 MTA 数量的变化关系。性能指标如下:

- 1) 数据成功率: 度量系统能够将传感器生成的数据转移到接入点的部分。在理想系统中, 传感器产生的数据应全部转移到接入点;
- 2) 缓冲区大小: 传感器和 MTA 都有缓冲区。缓冲区过小可能导致高丢包率, 降低数据成功率, 缓冲区过大在能耗和成本方面又受到相关制约。因此希望确定出既能确保高数据成功率, 又兼具成本效益的最小缓冲区大小。

文中用到的变量记号或符号的含义如表 1 所示。

表 1 变量记号或符号的含义

Table 1 Variable notation or meaning of symbol

记号或符号	含义
$(X_n)_{n \geq 0}$	离散时间马尔可夫链
S	马尔可夫链的状态空间
p_{ij}	转移概率 $P\{X_{n+1}=j X_n=i\} \forall i, j \in S$
$\pi = (\pi_i; i \in S)$	马尔可夫链的稳定分布
$ A $	集合 A 的基数
N	网格上的点数目, 网格的边长为 \sqrt{N}
N_{MTAs}	系统中的 MTA 的数量;
N_{AP}	系统中接入点 (access point, AP) 的数量
$N_{Sensors}$	系统中传感器的数量
ρ_{MTAs}	MTA 数量与网格大小之比 (N_{MTAs}/N 且 $0 \leq \rho_{MTAs} \leq 1$)
$\rho_{Sensors}$	传感器数量与网格大小之比 ($N_{Sensors}/N$ 且 $0 \leq \rho_{Sensors} \leq 1$)
MB	一个 MTA 上的总缓冲区 (以数据包数量计)
SB	一个传感器上的总缓冲容区 (以数据包数量计)
H_i	网格中对传感器 i 的命中时间, 即当系统中仅有一个 MTA 时, 从稳定分布开始到第一次命中 i 一个 MTA 所花费的时间
R_i	网格中对传感器 i 的到达间隔时间, 即当系统中仅有一个 MTA 时, 连续 MTA 到达 i 之间的时间
$H_i^{N_{MTAs}}$	当系统中存在 N_{MTAs} 时, 任何 MTA 对网格中传感器 i 的命中时间
$R_i^{N_{MTAs}}$	当系统中存在 N_{MTAs} 时, 任何 MTA 到达网格中传感器 i 的到达间隔时间
R_{AP}	从接入点集开始到返回它一个特定的 MTA 所花的时间
Z_i	当 MTA 访问传感器 i 时, $SB = \infty$ 的传感器 i 的缓冲区占用
$M^{(k)}$	MTA k 从接入点集回到集合的一次游走过程的缓冲区占用。如果仅有一个 MTA, 则为方便起见, 可省去上标 k
SR	系统的数据成功率, 即到达接入点的生成数据的部分

1.3 建模分析

最简单情形系统由 1 个 AP ($N_{AP} = 1$) 和 1 个 MTA ($N_{MTAs} = 1$) 构成。假设 MTA 和传感器有无限大缓冲容量, AP 位于边长为 \sqrt{N} 的网格的某个位置, MTA 在网格上执行一个简单的对称随机游走。状态空间 S 由网格上的点构成, 形成一个长度为 N 的向量 (即 $|S| = N$)。这

样,就可应用离散时间、有限状态马尔可夫链^[18]的相关结果。下面基于稳定分布 $\pi=(\pi_i;i \in S)$ 来估计感兴趣量的平均值。

具有状态空间 S 的马尔可夫链的转移概率为:

$$P_{ij} = \begin{cases} 1/4, & \text{如果}(i,j) \text{ 有一条边} \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (1)$$

由于 $\sum_{i \in S} \pi_i = 1$, 且全部状态是等概率的(即 $\pi_i = \pi_j, \forall i, j \in S$), 于是得到:

$$\pi_i = 1/N \quad (2)$$

接下来计算:

- 1) 到达传感器节点 i 的平均到达间隔时间 $E[R_i]$;
- 2) MTA 在它返回到 AP 之前游走的平均长度 $E[R_{AP}]$;
- 3) MTA 在一次游走过程中收集到的数据样本的平均数量 $E[M]$ 。

MTA 返回到同一个传感器节点 i 所花的平均时间是得到的稳定概率的倒数, 即:

$$E[R_i] = 1/\pi_i = N \quad (3)$$

由于每个时钟周期生成一个单元数据, 所以这就是当 MTA 访问传感器时传感器的缓冲区占用的平均值 $E[Z_i]$ (因为 $SB = \infty$, 所以缓冲区占用与生成的数据量相同)。

同样, MTA 在返回到 AP 之前所花的平均步数为:

$$E[R_{AP}] = 1/\pi_{AP} = N \quad (4)$$

MTA 在一次游走过程中收集的数据样本数依赖于 3 方面: 游走的长度 R_{AP} 、所遇到的依赖于 $\rho_{Sensors}$ 的传感器数量以及传感器的缓冲区占用 Z_i ; 由于这 3 个量是独立的, 所以数据样本的平均值可计算为(因为 $MB = \infty$):

$$E[M] = E[R_{AP}] \cdot \rho_{Sensors} \cdot E[Z_i] = E[R_{AP}] \cdot \rho_{Sensors} \cdot E[R_i] = \rho_{Sensors} \cdot N^2 \quad (5)$$

上述结果给出了系统性能随网格大小的变化关系。下面详细讨论系统性能和这些量之间的关系。

1) 与 AP 数量的关系

本节分析系统中有多个 AP 的情形。假设 AP 是在网格的 x 和 y 方向上以 \sqrt{K} 距离为间隔的点, 这样, $K = N/N_{AP} = 1/\rho_{AP}$, 假设系统中仅有一个 MTA。

结论 1: 如果 AP 是在网格的 x 和 y 方向上以 \sqrt{K} 距离为间隔的点, 则 MTA 从 AP 集合开始直至再次到达该集合为止(可以是相同的 AP 或另一个 AP), MTA 游走的期望长度为:

$$E[R_{AP}] = K = 1/\rho_{AP} \quad (6)$$

证明: 观察图 3 中网格的对称性, 可以将状态空间缩小为一个大小为 $\sqrt{K} \times \sqrt{K}$ 的更小的网格, 如图 4 所示, 这可以看作是将整个网格折叠到只包含有一个接入点 A (它代表全部 AP) 的小盒上。这是可能的, 因为从 MTA

的角度来看, 全部 AP 都是等效的。

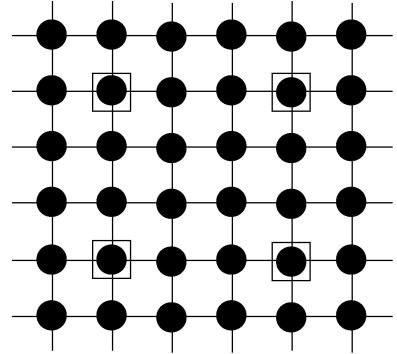


图 3 表示 AP 位置的正方形二维网格
Fig. 3 A two-dimensional grid of squares representing AP positions

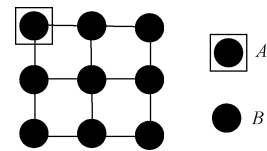


图 4 折叠形式的二维网格以形成一个较小的网格
Fig. 4 Folded version of the two-dimensional grid to form a smaller grid

如前所述, 在这个缩小的网格(大小为 $\sqrt{K} \times \sqrt{K}$) 中, 节点 i 的稳定分布可以表示为:

$$\pi_i = 1/K \quad (7)$$

采用这个稳定分布, 就可以计算到 A 点的返回时间, 这也是 MTA 从 AP 集到 AP 集所需的游走时间, 因为 A 点代表初始网格的全部 AP, 所以 $\pi_A = \pi_i$, 又根据本节第 1 段内容知 $K = N/N_{AP} = 1/\rho_{AP}$, 并代入式(7), 得到:

$$E[R_{AP}] = 1/\pi_A = 1/\pi_i = K = 1/\rho_{AP} \quad (8)$$

可见, MTA 在 AP 集之间的游走长度与网格大小无关。

2) 与 MTA 数量的关系

本节分析系统中有多个 MTA 的情形。随着网格大小的增加, 系统中 MTA 的比例保持不变, 即 $N_{MTAs}/N = \rho_{MTAs}$ 。首先计算每个单位时间在传感器上观察到的平均访问次数, 然后计算 MTA 到一个传感器的期望到达间隔时间。这将扩展前面得到的结果式(3)。如前所述, 假设全部 MTA 都执行独立的随机游走, 彼此之间没有通信, 而且每个 MTA 以稳定分布开始。

考虑一个传感器和一个特定的 MTA M_0 , 则 M_0 与传感器相遇(访问传感器)的概率为:

$$P\{M_0 \text{ 访问传感器}\} = 1/N \quad (9)$$

定义:

$$Y_k = \begin{cases} 1, & \text{在时刻 } k \text{ 一个或多个 MTA 访问传感器} \\ 0, & \text{在时刻 } k \text{ 没有 MTA 访问传感器} \end{cases} \quad (10)$$

这样,没有 MTA 访问传感器的概率为:

$$P\{Y_k = 0\} = (1 - 1/N)^{N_{MTAs}} \Rightarrow \quad (11)$$

$$P\{Y_k = 1\} = 1 - (1 - 1/N)^{N_{MTAs}}$$

因此,每个单位时间 MTA 访问一个传感器的期望次数为:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} E\left[\sum_{k=0}^{n-1} 1_{\{Y_k=1\}}\right] = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} P\{Y_k = 1\} =$$

$$1 - (1 - 1/N)^{N_{MTAs}} \approx$$

$$1 - e^{-\rho_{MTAs}} \text{ (对于大 } N) \approx$$

$$\rho_{MTAs} \text{ (对于小 } \rho_{MTAs}) \quad (12)$$

结论 2:当系统中存在 N_{MTAs} 时,MTA 访问一个传感器 i 之间的平均到达间隔时间为:

$$E[R_i^{N_{mules}}] = \frac{1}{1 - (1 - 1/N)^{N_{mules}}} \approx \frac{1}{1 - e^{-\rho_{mules}}} \text{ (对于}$$

$$\text{大 } N) \approx \frac{1}{\rho_{mules}} \text{ (对于小 } \rho_{mules}) \quad (13)$$

证明:为了得到传感器 i 上的平均到达间隔时间,考虑由 MTAs 的每个马尔可夫链的乘积构成的新马尔可夫链,这样,新的状态空间为:

$$S' = \underbrace{S \times S \times \dots \times S}_{N_{MTAs} \text{次乘}} \quad (14)$$

在修正后的状态空间 S' 中,感兴趣的是状态 A 的集合,它表示一个或多个 MTA 访问 i 。由于全部状态的概率相等,则可以计算出集合 A 的稳定分布为:

$$\pi(A) = \frac{|A|}{|S'|} = \frac{|S'| - |S' - A|}{|S'|} =$$

$$\frac{N^{N_{MTAs}} - (N - 1)^{N_{MTAs}}}{N^{N_{MTAs}}} = 1 - (1 - 1/N)^{N_{MTAs}} \quad (15)$$

根据文献[14],MTA 访问一个传感器 i 之间的平均到达间隔时间为:

$$E[R_i^{N_{MTAs}}] = \frac{1}{\pi(A)} = \frac{1}{1 - (1 - 1/N)^{N_{MTAs}}} \quad (16)$$

推论 1:一个传感器的平均缓冲区占用(具有足够大的缓冲容量)可计算为:

$$E[\text{传感器缓冲区}] = E[R_i^{N_{MTAs}}] \approx 1/\rho_{MTAs} \quad (17)$$

可见,在 MTA 访问时的传感器缓冲区占用与 MTA 之间的到达间隔时间完全相同,因此平均值也相同。

推论 2:一个 MTA 上的平均缓冲区占用(具有足够大的缓冲容量)可计算为:

$$E[\text{MULE 缓冲区}] = \rho_{Sensors} \cdot E[R_{AP}] E[R_i^{N_{MTAs}}] \approx$$

$$\frac{\rho_{Sensors}}{\rho_{AP} \rho_{MTAs}} \quad (18)$$

可见,随着网格大小的增加,只要 ρ_{MTAs} 保持不变,缓冲区需求就保持不变。

3)命中一个传感器的时间分布

传感器 i 的命中时间定义为当全部 MTA 从稳定分布开始时,一个 MTA 命中 i 的第一时间。在对多个 MTA 的一般情形进行计算之前,首先找到具有单个 MTA 系统的命中时间的概率分布。文献[19]表明,对于 2-维网格平面上的对称随机游走,单个 MTA 的命中时间的平均值为 $\Theta(N \log N)$ 。此外,遍历马尔可夫链的命中时间分布可以用相同平均值的指数分布来近似^[19],因此有:

$$P\{H_i > t\} \approx \exp\left\{-\frac{t}{cN \log N}\right\} \quad (19)$$

式中:常数 $c \approx 0.34$ 当 $N \rightarrow \infty$ (对 $N \geq 25$ 即成立)。据此,可将结果扩展到系统中有 N_{MTAs} (>1) 时的情形。

4)传感器的到达间隔时间分布

为了得到到达传感器 i 的间隔时间分布,首先考虑系统中仅有一个 MTA 的情形。这时,到达传感器 i 的间隔时间与 MTA 的返回时间 R_i 相同。下面导出一个递归方程来计算 $P\{R_i = t\}$ (单个 MTA 的到达间隔时间分布)。令 MTA 在网格上的初始位置为 0,定义 $L_{i,j}(t)$ 为从 i 开始、以 j 结束的长度为 t 的路径数,这样可避免全部中间步中的 0 点。此外,对网格平面中的节点 k 的邻居用集合 $N(k)$ 表示。不失一般性,对于任何传感器节点 i 有:

$$P\{R_i = t\} = L_{0,0}(t)/4^t \quad (20)$$

式中: $L_{0,0}(t)$ 表示在 t 步中返回到 0 点的有效路径的总数目, 4^t 表示 t 步的可能路径的总数目。可用以下递归方程计算 $L_{0,0}(t)$:

$$L_{i,j}(t) = \sum_{k \in N(i) \wedge k \neq 0} L_{k,j}(t-1) \quad t > 1 \quad (21)$$

$$L_{i,j}(1) = \begin{cases} 1, & \text{如果 } j \in N(i) \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (22)$$

结论 4:如果系统中 MTA 的数量为 N_{MTAs} ,则到达传感器 i 的间隔时间为:

$$P\{R_i^{N_{MTAs}} > t\} \approx P\{H_i^{N_{MTAs}-1} > t\} \cdot P\{R_i > t\} \quad (23)$$

证明:为了得到到达传感器 i 的间隔时间分布,仅考虑一个 MTA 与传感器相遇的时间,在这一瞬间,其余的 MTA 处于稳定分布,因此有:

$$R_i^{N_{MTAs}} = \min(R_i, H_i^{N_{MTAs}-1}) \quad (24)$$

由于传感器上的 MTA 必须返回到传感器,但对于 $(N_{MTAs}-1)$ 个剩余的 MTA 来说,这与从稳定分布开始命中传感器是完全相同的。

1.4 数据成功率

现在来计算数据成功率。将数据成功率 S_R 定义为通过时间 t 发送到 AP 的平均数据量与通过时间 t 生成

的总数据量的比。

结论 5: 系统的数据成功率为:

$$S_R = \sum_{k \in \text{MTAs}} \frac{E[\min(\rho_{\text{Sensors}} \sum_{i=1}^{R_{\text{AP}}} \min(R_i^{\text{MTAs}}, SB), MB)]}{E[R_{\text{AP}}] N_{\text{Sensors}}} \quad (25)$$

证明: 采用更新奖励理论^[20]来得到数据成功率。MTA 从 AP 集返回到集合的一次游走被视为是一个周期, 因此 R_{AP} 是一个周期的长度。由于传感器每单位时间以一个数据包的恒定速率生成数据, 因此每单位时间系统中生成的平均数据量为 N_{Sensors} , 于是可得到数据成功率 S_R 为:

$$S_R = \frac{E[\sum_{k \in \text{MTAs}} M^{(k)}]}{E[R_{\text{AP}}] N_{\text{Sensors}}} \quad (26)$$

式中:

$$M^{(k)} = \text{在 } R_{\text{AP}} \text{ 时间内由 MTA } k \text{ 收集的数据} = \min(\rho_{\text{Sensors}} \sum_{i=1}^{R_{\text{AP}}} Y_i^{(k)}, MB) \quad (27)$$

\min 函数是因为一个 MTA 的缓冲容量限制了它所能携带的总数据量。现在, $Y_i^{(k)}$ 是由 MTA k 在时刻 i 访问一个传感器上的数据量:

$$Y_i^{(k)} = \min(Z_i, SB) \quad (28)$$

同样, 传感器缓冲区容量限制了可以在传感器上存在的数据量, 因此也为 \min 函数; 此外, 由于 Z_i 是生成的数据量, 而不是在传感器上采集的数据量, 因此它与传感器的到达间隔时间的分布相同。因此, 将这个加在一起得到式(25)的结果。

2 仿真研究

为了验证本文提出的 SNMTA 模型, 一方面对 SNMTA 模型本身的性能进行仿真研究, 另一方面将 SNMTA 模型与另外 2 种常用网络模型即基站网络模型和 Ad-hoc 网络模型在网络延迟、传感器功率消耗、数据成功率和基础设施投入成本方面进行比较。

算法 1 所示为本文提出的网络模型原理实现的伪代码。

算法 1 网络模型实现的伪代码

```

输入:
传感器节点的能量状态 SNodei. Ei 和功率阈值 δs;
SNet(SNode1, ..., SNoden, nums) // 初始化传感器网络及各节点;
MTANet(MTA1, ..., MTAn, numm) // 初始化移动运输代理网络及各节点;
APNet(AP1, ..., APn, numa) // 初始化接入节点网络及各节点;
for nums do

```

```

if SNodei. Ei > δs then

```

```

    计算 MTAj 到达传感器节点 SNodei 的平均到达间隔时间 E[Ri]、
    MTAj 返回到 APk 之前游走的平均长度 E[RAP] 和 MTAj 一次游走
    过程中收集到的数据样本的平均数量 E[M]

```

```

    if i < nums then

```

```

        i++

```

```

        for j < numm

```

```

            j++

```

```

            for k < numa do

```

```

                计算 {E[Ri], E[RAP], E[M]}

```

```

            end for

```

```

        end for

```

```

    end if

```

```

end for

```

```

// 计算命中一个传感器的时间分布 //

```

```

if 一个 MTA 命中传感器节点 SNodei then

```

```

    计算 P{Hi > t}

```

```

    i++

```

```

    for j < numm

```

```

        j++

```

```

        for k < numa

```

```

            do P{Hi > t}

```

```

        end for

```

```

    end for

```

```

end if

```

```

// 计算整个网络的数据成功率 SR //

```

```

if 一个 MTA 命中传感器 SNodei then

```

```

    设置周期长度 RAP = T

```

```

if 每个周期长度生成的平均数据量为 NSensors then

```

```

    if APk 空闲且缓冲容量充足 then

```

```

        MTAj 提交数据 NSensors 给 APk

```

```

    计算 SR

```

```

    i++

```

```

    for j < numm

```

```

        j++

```

```

        for k < numa do

```

```

            end for

```

```

        end for

```

```

    end if

```

```

end if

```

```

return

```

```

输出: SR

```

2.1 仿真设置

生成 20 m × 20 m ~ 100 m × 100 m 的不同正方形区域网格, 并把正方形区域网格划分为边长为 1 m 的连续小方格。在网格区域中随机部署传感器节点、MTA 和 AP; 对于基站网络模型, 为了保证数据可靠传输, 在网格区域的两条对角线顶点和交点处分别设置 5 个基站; 对于 Ad-

hoc 网络模型,由网格区域中的传感器节点相互通信形成一个自组织网络;假设 3 种网络模型的数据传输和交换过程中的通信为理想的无线信道,即在传输过程中没有包丢失。更多仿真参数设置如 2 所示。

表 2 仿真参数设置

Table 2 Simulation parameters setting

参数名	值
MAC 协议类型	IEEE802.15.4
天线类型	全向天线
无线频率	2.4 GHz
信道类型	无线信道
队列类型	优先级队列
网络范围	100 m×100 m
传感器节点数目($N_{Sensors}$)	200~800
传感器节点通信半径	40 m
数据包大小	128 bytes
网络传输速率	250 kbps
传感器节点初始能量	50 mW
仿真时间	600 s

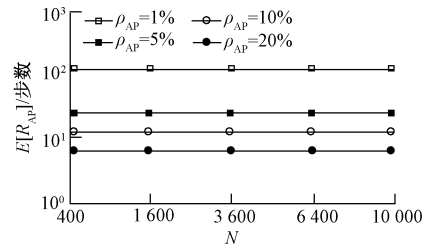
仿真环境采用基于 NS2 的传感器网络仿真软件和 MATLAB 7.0,并结合 C++构成一个自定义离散事件驱动仿真器。其中时间测量采用时钟周期抽取单元。根据 $\rho_{Sensors}$ 和 ρ_{MTAs} 的值,开始时将合适数量的传感器和 MTA 随机放置在网格上。传感器和 MTA 上的缓冲区大小可以指定,且在仿真开始时为空。然后将 AP 随机放置在网格上或规则地间隔开,AP 的数量依赖于 ρ_{AP} 的值。

2.2 SNMTA 模型的性能仿真结果

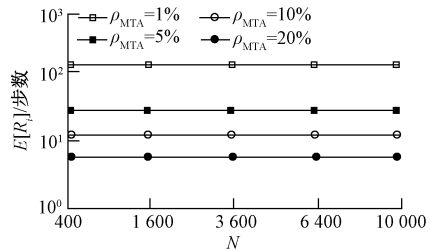
图 5(a)所示为 ρ_{AP} 取不同值时 $E[R_{AP}]$ 与网格大小的关系曲线。可见,当 ρ_{AP} 保持不变时, $E[R_{AP}]$ 对于全部网格大小都保持不变,这与式(6)的结果是一致的;图 5(b)所示为 ρ_{MTAs} 取不同值时 $E[R_i]$ 与网格大小的关系曲线。同样可以看到,只要 ρ_{MTAs} 的值不变,对于不同网格大小, $E[R_i]$ 也保持不变,这与式(13)的结果是相符的;这些结果表明,SNMTA 模型的 MTA 在它返回到 AP 之前游走的平均长度 $E[R_{AP}]$ 和到达任一传感器节点的平均到达间隔时间 $E[R_i]$ 与网格大小无关,说明 SNMTA 模型是鲁棒的。

图 6 所示为在 20 m×20 m 网格上,对于不同 ρ_{MTAs} 值时传感器的命中时间 $H_i^{N_{MTAs}}$ 的累积分布函数(cumulative distribution function, CDF),图 7 所示为对于不同 ρ_{AP} 值时 AP 集的返回时间 R_{AP} 的累积分布函数。可见,得到的仿真结果与理论计算吻合得相当好,说明本文提出的 SNMTA 模型是有效的。

图 8 所示分别为数据成功率与归一化 MTA 缓冲区和归一化传感器缓冲区的关系曲线。其中:



(a) 不同 ρ_{AP} 值时 $E[R_{AP}]$ 与网格大小的关系
(a) $E[R_{AP}]$ vs. the grid size for different ρ_{MTAs} values



(b) 不同 ρ_{MTAs} 值时 $E[R_i]$ 与网格大小的关系
(b) $E[R_i]$ vs. the grid size for different ρ_{MTAs} values

图 5 $E[R_{AP}]$ 和 $E[R_i]$ 与网格大小的关系
Fig. 5 $E[R_{AP}]$ and $E[R_i]$ vs. grid size

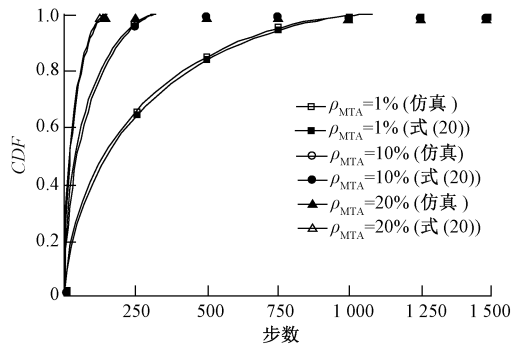


图 6 传感器的命中时间 $H_i^{N_{MTAs}}$ 的累积分布函数
Fig. 6 CDF of the hitting times ($H_i^{N_{MTAs}}$) at a sensor

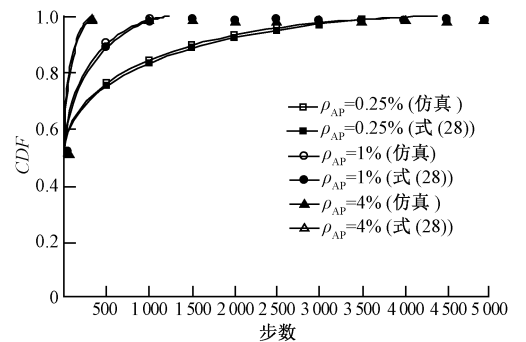


图 7 AP 集返回时间 R_{AP} 的累积分布函数
Fig. 7 CDF of the return times (R_{AP}) for AP set

$$\text{归一化 MTA 缓冲区} = \frac{\text{MTA 缓冲区实际值}}{E[\text{MTA 缓冲区}]} \quad (29)$$

$$\text{归一化传感器缓冲区} = \frac{\text{传感器缓冲区实际值}}{E[\text{传感器缓冲区}]} \quad (30)$$

从图 8(a) (这时传感器缓冲区为无限大)可见,数据成功率随 MTA 缓冲区增大而提高,而且当每个 MTA 缓冲区大于 $10E[M]$ 时,可获得超过 95% 的数据成功率。图中还表明,可以用每个 MTA 的缓冲容量来换取系统中的 MTA 数量。这是因为数据成功率曲线对于不同的 MTA 密度是大致相同的,但是减小 k 倍的 MTA 数量就增大了 k 倍的 MTA 缓冲区大小(反之亦然)。

同样,从图 8(b) (这时 MTA 缓冲区为无限大)可见,数据成功率随传感器缓冲区增大而提高,而且当传感器缓冲区容量达到约 $10E[R_i^{N_{\text{MTAs}}}]$ 时,对于每个 MTA 密度的数据成功率达到饱和。图中还表明,不能通过增加每个传感器的缓冲区来换取 MTA 密度的减小。通常,更高的 MTA 密度会得到更高的数据成功率,直到传感器缓冲区足够大。

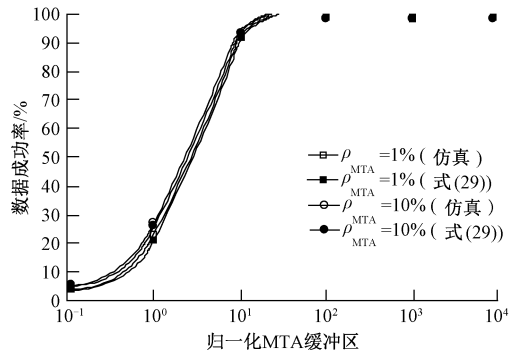
上述结果表明,如果传感器缓冲区过小,传感器缓冲区可能会影响延迟。因为在一个 MTA 来收集数据之前,传感器将必须等待更长时间。而获得一定程度的数据成功率所需的 MTA 缓冲区容量与 MTA 密度成反比,所以,传感器缓冲区增加的比例要大于 MTA 数量的减少。当从全部传感器获取的数据量超过缓冲区容量时,在 MTA 上就发生数据溢出。但是,根据大数定律,MTA 上的总数据量超过缓冲区阈值的概率要小于有限传感器缓冲区情形下的概率,所以更高的 MTA 密度会得到更高的数据成功率,直到传感器缓冲区足够大。

图 9 所示为在 $20\text{ m} \times 20\text{ m}$ 、 $50\text{ m} \times 50\text{ m}$ 和 $100\text{ m} \times 100\text{ m}$ 网格上,对于不同数量的传感器节点 (N_{Sensors}) 获得的数据成功率。可以看到,在同一个网络规模下,随着传感器节点数量的增加,数据成功率是随之提高的。但对于同样数量的传感器节点来说,不同网络规模获得的数据成功率是不同的,网络规模越大,数据成功率会降低,这是因为对于规模越大的网络,要获得相同的数据成功率,需要部署更多的传感器节点来收集数据并提交给中间层。

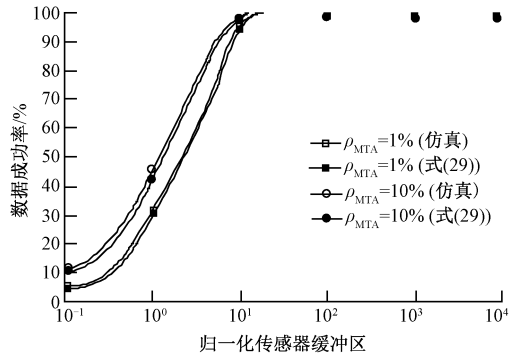
2.3 3 种网络模型的对比仿真研究

图 10 所示为在 $100\text{ m} \times 100\text{ m}$ 网格上,本文的 SNMTA 模型与基站网络模型和 Ad-hoc 网络模型分别在网络延迟、传感器功率消耗和数据成功率方面的比较结果。

从图 10(a) 可见,本文的 SNMTA 模型在网络延迟方面要高于 Ad-hoc 网络模型和基站网络模型。一方面是由于 SNMTA 网络中要有足够的物理运动,移动代理可能会遇到意外故障如地形的变化而限制移动性,导致 MTA 无法准时到达传感器,另一方面是传感器要等待 MTA 靠



(a) 不同 ρ_{MTAs} 值时数据成功率与归一化 MTA 缓冲区大小的关系
(a) Data success rate vs. normalized MTA buffer size for different ρ_{MTAs} values



(b) 不同 ρ_{MTAs} 值时数据成功率与归一化传感器缓冲区大小的关系
(b) Data success rate vs. normalized sensor buffer size for different ρ_{MTAs} values

图 8 $20\text{ m} \times 20\text{ m}$ 网格上的数据成功率

Fig. 8 Data success rate on $20\text{ m} \times 20\text{ m}$ grid

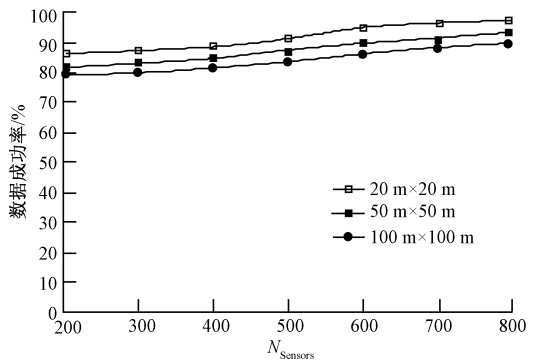


图 9 不同网格上的数据成功率与传感器数量的关系

Fig. 9 Data success rate on different grids in relation to the number of sensors

近时才能将数据交付给 MTA,再由 MTA 运输到接入点进行交付。其次是 Ad-hoc 网络模型,因为在 Ad-hoc 网络模型中,需要足够多的传感器节点来形成一个自组织网络,然后,传感器通过 Ad-hoc 网络上的多跳路由将它们的数据发送到接入点,造成数据明显延迟,而基站网络模型强大的连接和通信能力减少了网络延迟;图 10(b) 所示的传感器功率消耗表明,本文的 SNMTA 模型是最低的,因为数据转移过程中的大部分能量消耗在了 MTA

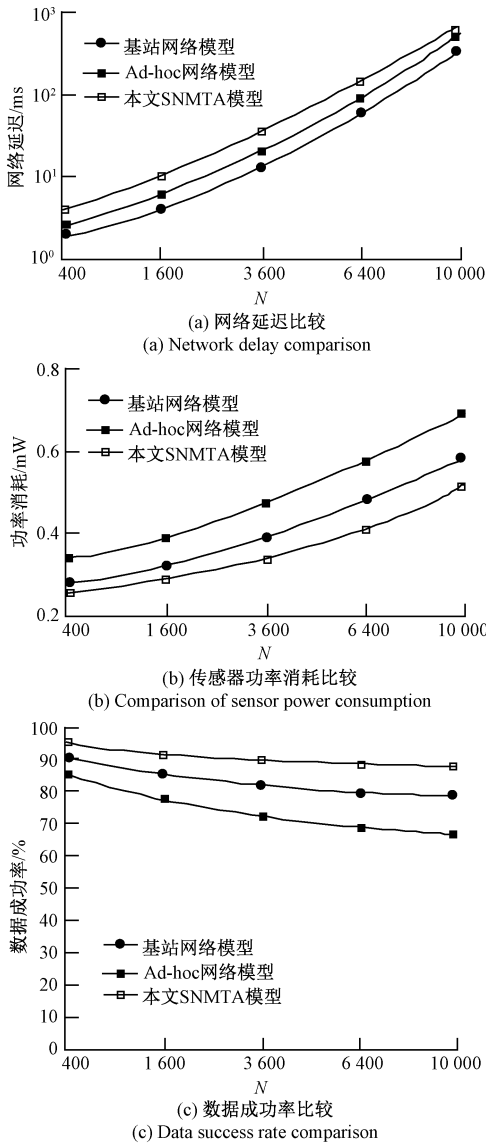


图 10 3 种网络模型的性能比较

Fig. 10 Performance comparison of three network models

上,与基站网络模型和 Ad-hoc 网络模型相比,不存在从其他传感器传输数据包的开销,而对于基站网络模型和大型 Ad-hoc 网络模型来说,这种传输开销可能导致节点能量消耗大幅增加,从而造成传感器相互连接过程中的大量能量消耗;图 10(c) 所示的数据成功率表明,本文的 SNMTA 模型是最佳的,其次是基站网络模型,因为前者无论是传感器和 MTA 之间的数据交付,还是 MTA 的数据运输以及和接入点之间的数据交付都是在完全可靠连接的情形下进行的,只要传感器和 MTA 的缓冲区容量足够大,所以数据成功率是最高的。而基站网络模型和 Ad-hoc 网络模型中始终存在网络可能的暂时中断和能量限制,从而造成数据传输差错或丢失。

表 3 所示为本文的 SNMTA 模型与基站网络模型和

Ad-hoc 网络模型在数据吞吐量(即网络容量)方面的比较结果。从表 3 可以看出,在相同规模的网格下,随着网格上点数目(N)的增加,3 种网络模型的数据吞吐量都是增大的。但是由于本文的 SNMTA 模型在随着网格上点数目增加的同时,会有更多的 MTA 移动到需要接收和传输数据的传感器节点,所以会大大提高整个网络系统的数据吞吐量,这也印证了前面的结果,即本文的 SNMTA 模型相比于基站网络模型和 Ad-hoc 网络模型,能够获得更高的数据成功率。

表 3 3 种网络模型的数据吞吐量比较
Table 3 Comparison of data throughput of three network models

N	吞吐量/bps		
	本文 SNMTA 模型	基站网络模型	Ad-hoc 网络模型
400	8 214	7 899	7 543
1 600	8 543	8 121	7 709
3 600	8 871	8 444	8 031
6 400	9 240	8 789	8239
10 000	9 600	9 103	8 654

通过前述的仿真结果表明,显然,对于一般的稀疏传感器网络来说,由于本文的 SNMTA 模型可以充分利用环境中的可移动代理,网络连接是实时连通的,其基础设施投入成本是最低的。其次是 Ad-hoc 网络模型,因为要形成一个完全连接的自组织网络,除需要大量的传感器外,还需要传感器配备充分的能量供应,这无疑增加了传感器的制造和部署成本。最高投入成本的是基站网络模型,因为为了确保可靠的信息传输和获取,基站的设置数量和相应的通信设施都是必不可少的。

2.4 SNMTA 模型的应用级仿真

为了验证本文 SNMTA 模型的应用性能,本节在基于 OMNeT++ 平台下的 Mixim 无线框架下对本文 SNMTA 模型进行应用级仿真,其中的 Mixim 移动无线框架集成了能量、信道、网络层模型和应用层模型,提供了详细的无线信道模型如无线连接、移动模型、障碍模型和通信协议等,可以方便地搭建针对于特定应用的无线传感器网络平台,从而进行应用级性能指标的仿真;为了尽量符合实际情形,仿真在 $1\ 000\text{ m} \times 1\ 000\text{ m}$ 的监测区域内随机部署传感器节点,其他参数与表 2 中一样,其中接收处理器位于监测区域中心;除了接收处理器具有更多的计算能力和电池电量外,所有传感器节点具有相同的通信半径和电池电量。其余仿真参数如表 4 所示。

图 11 所示为在网络规模从 200 个传感器节点增加到 800 个传感器节点时 MTA 游走每轮的总能耗。可见,随着传感器节点数量的增加,每轮总能耗是增加的。

表 4 应用级仿真参数

Table 4 Application level simulation parameters

参数名	值
传感器节点能量	18 720 J
MTA 执行消耗的能量	5 nJ
MTA 处理延迟	50 ms
每个节点收集数据大小	200 bytes
MTA 编码大小	1 024 bytes

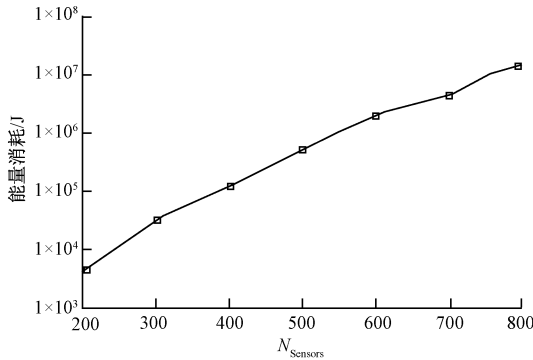


图 11 总能量消耗

Fig. 11 Overall energy consumption

图 12 所示为访问所有信道的 MTA 的执行时间,包括往返接收器的时间。可以看出,随着传感器节点数量的增加,执行时间是增加的,因为 MTA 要在更多的传感器节点之间游走获取数据。

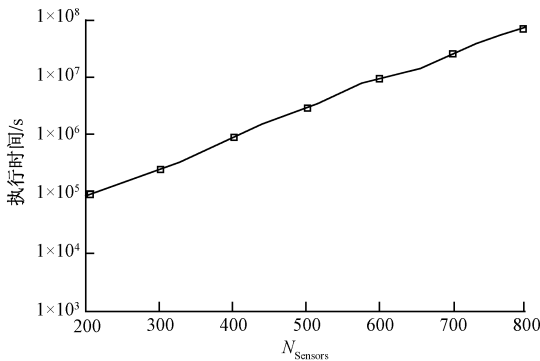


图 12 MTA 的执行时间

Fig. 12 Execution time for MTA

图 13 所示为总的行程长度,这是由于 MTA 不仅要在信道之间,而且还要在所有传感器节点之间规划行程,所以总的行程长度不仅随着传感器节点的增加而增加,而且是大于仿真区域的周长的。而在某些传感器节点区域总行程长度会减小,是由于 MTA 在这些传感器节点中会选择最近的传感器节点作为下一个目的地和规划行程,因此总行程长度减小。

上述结果表明,本文 SNMTA 模型与理论结果相吻合,能够达到预期的目标。

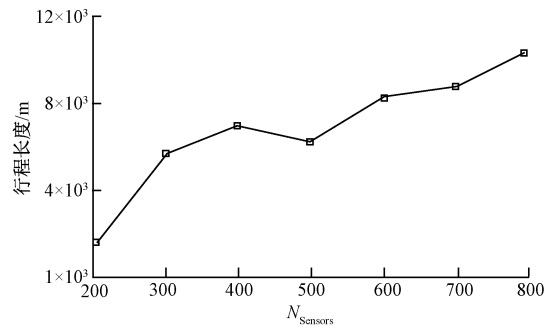


图 13 总的行程长度

Fig. 13 Itinerary length

3 结论

本文提出了一种利用环境中普遍存在的移动代理来连接稀疏传感器的网络体系结构,并提出了一种 2-维网格随机游走的分析模型;分析和仿真结果表明,提出的 SNMTA 模型具有较好的鲁棒性和可扩展性。相比于基站网络模型和 Ad-hoc 网络模型,尽管在网络延迟性能方面有所降低,但在传感器功率消耗、数据成功率和基础设施投入成本方面有明显的优势,这对于大型稀疏传感器网络来说是至关重要的。

将来打算从以下两方面扩展本文的研究:一是设计出一个更完整的随机模型,以解决带宽、包含更一般运动的移动模型和无差错通信等问题。二是从协议出发,解决 MTA 和 MTA 之间的通信和可靠性问题。

参考文献

- [1] ONIBONOJE M O, NWULU N I, BOKORO P N. A wireless sensor network system for monitoring environmental factors affecting bulk grains storability[J]. Journal of Food Process Engineering, 2019, 42 (7): 13256-13268.
- [2] AHMAD A, PASHA M A, MASUD S, et al. Multi-hop routing implementation in spatially distributed wireless sensor networks for large-scale environmental monitoring applications [C]. 2019 10th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications, Metz, France, 2019:111-116.
- [3] PUCUO C, QI A Q. Topology control algorithm for wireless sensor networks based on link forwarding[J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2018, 322(5): 2038-2042.
- [4] 陈瑞凤,倪明,徐春婕,等.面向铁路环境监测的无线传感器网络通信性能分析[J]. 电信科学, 2019, 35(5): 70-77.
CHEN R F, NI M, XU CH J, et al. Communication

- performance analysis of wireless sensor network for railway environmental monitoring [J]. Telecommunications Science, 2019, 35(5) : 70-77.
- [5] 刘春, 金哲媛. 环境监测中无线传感器网络路由算法的改进 [J]. 电子测量与仪器学报, 2014, 28(2) : 146-151.
- LIU CH, JIN ZH Y. Improvement of routing algorithm for wireless sensor network in environmental monitoring [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2014, 28(2) : 146-151.
- [6] 凌启东, 袁冠, 王敏, 等. 基于信息融合的开放式空气质量监测系统的研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(5) : 149-156.
- LING Q D, YUAN G, WANG M, et al. Research on open air quality monitoring system based on information fusion [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(5) : 149-156.
- [7] 方如举, 王建平, 孙伟. 智能配电网无线传感器通信网络的跨层协作控制 [J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(2) : 128-136.
- FANG R J, WANG J P, SUN W. Cross layer cooperation control of wireless sensor communication network applied in smart distribution grid [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(2) : 128-136.
- [8] 何明, 陈秋丽, 陈希亮, 等. 鱼群启发的三维 Ad Hoc 网络节点随机移动优化模型 [J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(12) : 2826-2834.
- HE M, CHEN Q L, CHEN X L, et al. Fish swarm inspired Ad Hoc networks node random mobility optimization model in 3D environment [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(12) : 2826-2834.
- [9] SINGH G, DHIR V. Comparison analysis of efficient and secure multicasting routing protocols in mobile Ad hoc networks [J]. International Journal of Scientific Research in Computer Science Engineering and Information Technology, 2019, 5(8) : 137-142.
- [10] MUKIB M A, MAHABUB L B, RAHMAN M A. An updated particle gaggles based optimization routing algorithm for wireless sensor networks [J]. International Journal of Computer and Systems Engineering, 2018, 6(2) : 79-83.
- [11] 孟洛明, 江彦馥, 刘彦君, 等. 基于相对移动性预测的 k 跳 Ad-Hoc 网络分簇算法 [J]. 电子与信息学报, 2018, 40(12) : 2954-2961.
- MENG L M, JIANG Y F, LIU Y J, et al. Relative mobility prediction based k -Hop clustering algorithm in Ad-Hoc networks [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2018, 40(12) : 2954-2961.
- [12] 赵海军, 贺春林, 蒲斌, 等. 覆盖模型的传感器网络寿命问题建模及其求解 [J]. 计算机科学与探索, 2022, 16(3) : 565-573.
- ZHAO H J, HE CH L, PU B, et al. Modeling and solving of sensor network lifetime problem with coverage model [J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2022, 16(3) : 565-573.
- [13] 田贤忠, 何佳存, 郭敏, 等. 无线传感器网络中移动充电和数据收集策略 [J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(1) : 216-224.
- TIAN X ZH, HE J C, GUO M, et al. Mobile charging and data collection strategy in wireless sensor networks [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(1) : 216-224.
- [14] FISSAOUI M E, BENI-HSSANE A, SAADI M. Multi-mobile agent itinerary planning-based energy and fault aware data aggregation in wireless sensor networks [J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2018, 2018(1) : 92-103.
- [15] KARTHIK S, KARTHICK M, KARTHIKEYAN N, et al. A multi-mobile agent and optimal itinerary planning-based data aggregation in wireless sensor networks [J]. Computer Communications, 2021, 184 : 24-35.
- [16] 陶冶, 张书奎, 张力, 等. 移动感知器网络中基于随机游走和协作关系的任务分发算法 [J]. 电子学报, 2019, 47(8) : 1601-1611.
- TAO Y, ZHANG SH K, ZHANG L, et al. Task distribution algorithm based on random walk and cooperative relationship in mobile sensor networks [J]. Acta Electronica Sinica, 2019, 47(8) : 1601-1611.
- [17] NGUYEN M T, TEAGUE K A. Compressive sensing based random walk routing in wireless sensor networks [J]. Ad Hoc Networks, 2017, 54 : 99-110.
- [18] 赵海军, 崔梦天, 李明东, 等. 基于 CTMC 和状态空间模型的宽带无线接入网的 QoS 性能研究 [J]. 电子学报, 2018, 46(4) : 783-790.
- ZHAO H J, CUI M T, LI M D, et al. The research on QoS performance of broadband wireless access network based on CTMC and state space model [J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(4) : 783-790.
- [19] BRESSAN M, PESERICO E, PRETTO L. On approximating the stationary distribution of time-reversible markov chains [J]. Theory of Computing Systems, 2017, (4) : 1-14.
- [20] MARSMAN M, BORSBOOM D, KRUIS J, et al. An introduction to network psychometrics: Relating using

network models to item response theory models [J].
Multivariate Behavioral Research, 2018, 53(1): 15-35.

作者简介



赵海军, 1990 年于哈尔滨工业大学获得学士学位, 2005 年于西华师范大学获得硕士学位, 现为西华师范大学教授, 主要研究方向为物联网、数据信息及图像处理。

E-mail: zhaohai_jun@ 163. com

Zhao Haijun received his B. Sc. degree from Harbin Institute of Technology in 1990 and M. Sc. degree from China-West Normal University in 2005, respectively. Now he is a professor at China-West Normal University. His main research interests include Internet of Things, data information and image processing.



陈华月 (通信作者), 2002 年于四川师范学院获得学士学位, 2005 年于重庆大学获得硕士学位, 2021 年于成都理工大学获得博士学位, 现为西华师范大学教授, 主要研究方向为智能优化算法和图像智能解释。

E-mail: sunnyxiaoyue20@ cwnu. edu. cn

Chen Huayue (Corresponding author) received her B. Sc. degree from Sichuan Normal College in 2002, M. Sc. degree from Chongqing University in 2005 and Ph. D. degree from Chengdu University of Technology in 2021, respectively. Now she is a professor at China-West Normal University. Her main research interests include intelligent optimization algorithms and intelligent interpretation of images.



崔梦天, 1997 年于内蒙古师范大学获得学士学位, 2005 年于西华师范大学获得硕士学位, 2010 年于中科院成都计算机应用研究所获得博士学位, 现为西南民族大学教授, 主要研究方向为算法可靠性和复杂网络。

E-mail: happyzg3@ 163. com

Cui Mengtian received her B. Sc. degree from Inner Mongolia Normal University in 1997, M. Sc. degree from China-West Normal University in 2005 and Ph. D. degree from Chengdu Institute of Computer Applications, Chinese Academy of Sciences in 2010, respectively. Now she is a professor at Southwest University for Nationalities. Her main research interests include algorithm reliability and complex networks.