

基于相关性传输模型的无线链路质量估计方法 及路由优化算法

孟 超^{1,2,3}, 周 倩^{1,2,3}, 郭 林^{1,2,3}, 王 攀^{1,2,3}, 孙知信^{1,2,3}

(1. 南京邮电大学江苏省邮政大数据技术与应用工程研究中心, 江苏南京 210003; 2. 南京邮电大学国家邮政局邮政行业技术研发中心(物联网技术), 江苏南京 210003; 3. 南京邮电大学宽带无线通信技术教育部工程研究中心, 江苏南京 210003)

摘 要: 在无线传感网中, 无线链路数据传输不是独立的, 而是存在较强的相关性. 在链路相关性条件下, 无线链路传输质量往往依靠直接测量法获取结果, 但是直接测量的结果不够精确, 存在较大误差, 而路由算法总是依据链路传输质量选择最优的传输路径, 因此直接导致路由选择算法的结果错误. 本文基于无线链路数据相关性传输提出改进架构, 该架构利用贝努利采样理论, 确保对无线链路传输质量的精确估计, 使得链路质量估计能够达到高精度的要求. 在此基础上, 本文提出了路由选择优化算法, 该算法依据无线链路的传输质量, 找出从所有的感知节点到 sink 的最优数据传输路径, 确保无线链路的数据传输所消耗的能量达到最小值. 实验结果表明, 本文提出的架构在精确度和能量消耗等方面, 都要优于已有的优化算法.

关键词: 物联网; 无线传感网; 优化算法; 链路质量

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2022)10-2409-16

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20200119

Estimation Method of Wireless Link Quality and Routing Optimization Algorithm Based on Correlation Transmission Model

MENG Chao^{1,2,3}, ZHOU Qian^{1,2,3}, GUO Lin^{1,2,3}, WANG Pan^{1,2,3}, SUN Zhi-xin^{1,2,3}

(1. Engineering Research Center of Post Big Data Technology and Application of Jiangsu Province, Nanjing University of

Posts and Telecommunications, Nanjing, Jiangsu 210003, China;

2. Research and Development Center of Post Industry Technology of the State Posts Bureau (Internet of Things Technology), Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing, Jiangsu 210003, China;

3. Engineering Research Center of Broadband Wireless Communication Technology of the Ministry of Education, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing, Jiangsu 210003, China)

Abstract: In wireless sensor networks (WSNs), data transmission in wireless link is not independent, but there is a strong correlation. Under the condition of link correlation, the transmission quality of wireless link often depends on the direct measurement method to obtain the results. However, the results of the direct measurement are not accurate enough and there are large errors. In addition, the routing algorithm always selects the optimal transmission path according to the link quality. The imprecise link quality ultimately leads to the wrong results of routing algorithm in the end. In this paper, according to data correlation transmission for wireless link, the improvement scheme is proposed by the authors, which uses Bernoulli sampling theory to estimate link quality in order to meet the requirements of high precision. On this basis, a routing optimization algorithm is proposed, which can find the optimal data transmission paths from all sensing nodes to sink according to quality of wireless link. The optimal transmission path can ensure the minimum energy consumption of data transmission in wireless link. Finally, the extensive experiment results indicate that the proposed algorithms have high performance in terms of the total transmission energy cost and algorithm precision, compared with the existing algorithms.

Key words: Internet of things; WSNs; optimization algorithm; link quality

收稿日期: 2020-01-17; 修回日期: 2021-11-12; 责任编辑: 孙瑶

基金项目: 国家自然科学基金 (No.61972208, No.61672299, No.61902199, No.61972211); 国家重点研发计划 (No.2020YFB1804701); 南京邮电大学引进人才项目 NUPTSF (No.NY219142); 江苏省高校自然科学基金面上项目 (No.19KJB510048)

1 概述

无线传感网是指感知节点以自组织方式形成的一个多跳无线网络,被广泛应用于实时监控等场合的数据采集传输。以前学术界认为,数据传输总是独立的,链路彼此之间独立不相关^[1,2]。然而,近些年的研究表明,无线链路数据传输不是独立传输的,而是相关的^[3-9]。无线链路相关性传输理论给无线传感网中数据传输的研究开辟了新的研究领域。

在数据无线传输中,数据包的接受率(Packet Reception Ratio, PRR)表示了数据传输链路的质量,最新的链路相关性理论^[3,4]指出无线链路由于其传输质量不同,相邻的传输链路存在条件相关性。例如,感知节点通过2条相邻的链路 e_1 和 e_2 分别向2个邻居节点传输数据,假设 e_1 的链路质量好于 e_2 ,那么当链路 e_1 成功传输了一个数据包时,强烈暗示着邻居节点通过 e_2 链路以某个概率也成功接收了数据包。目前有一些文献利用了这一结果,提出了ACKs框架模型,可以避免ACKs风暴问题^[5,6]。链路相关性的理论对网络协议和网络优化产生了深远的影响^[7,8,10]。

已有的研究是在相关性模型下对链路质量进行简单的直接测量,结果不够精确。直接测量法实质就是一个节点传输少量数据到另一个节点,观察数据接收的情况,这样可以直接测得链路质量。这种测量是一种简单随机实验,没有利用数据之间的相关性,同时由于是随机实验,根据概率论的基本原理,通过少量的随机实验测得的随机值往往和真实值存在较大误差,因此对链路质量的测量存在不确定性,误差很大。目前还没有这类误差的评估机制。

类似于抛硬币实验,如果通过少量的实验观测很难得到一半正面向上、一半反面向上的结果,只有大量重复实验才能得到概率近似0.5的结论。在数据传输中,如果链路数据包接收率是0.8,那么同样很难通过少量的传输实验,直接测得80%的数据包被成功接收,而20%数据包丢失的结论。少量的传输实验结果和实际值存在巨大的差异。只有通过大量的数据传输实验,才能获得链路质量较为精确的结果,但是大量传输数据会消耗大量能量,所以在无线传感网中该方案没有意义。

而目前已有的研究^[3-5]在链路质量估计精度方面存在很大的问题,少量的数据传输直接导致链路质量的估计结果误差较大、不够精确,而且路由选择算法往往依靠链路质量来选择最优的数据传输路径,如果链路质量不够精确,可能直接导致数据传输中路由选择算法不能选择最优的数据传输路径。

本文改进了文献[3~8]的方案,着重考虑对链路质

量进行精确的估计测算,以便路由算法可以优化传输路径,提高传输效率。由于单独的数据传输直接测量不够精确,同时数据相关性传输普遍存在,因此本文利用数据传输之间的相关性,提出了相关性传输的链路质量也称联合数据包接受率(Joint Packet Acceptance Probability, JPAP),并基于贝努利采样理论,提出了一个理论架构,该架构利用少量样本数据传输可以得到相关性链路JPAP的估计值,确保达到高精度的要求。

具体地说,对于任意的小的正数 ε ($\varepsilon \geq 0$)和 δ ($0 \leq \delta \leq 1$),本文所提出的架构总能得到一个近似的相关性链路JPAP估计结果,该结果满足相对误差大于 ε 的概率小于 δ 。也就是说, (ε, δ) 可以表示精度,只要 ε 和 δ 是足够小的,就能够获取足够精确的估计值。本项研究首次通过贝努利采样理论提出数据相关性链路质量精确估计模型。另外,针对单独的数据传输,本文也给出了链路质量PRR的类似精确估计方法。

由于存在链路质量问题,数据包传输不可能百分之百被接收节点所接收,存在重传、多次传输的现象。因此,最优路径^[3]是指数据包在该路径传输效率最高,平均传输次数最少,链路质量最好。在本文中,路由算法的任务就是选择一条最优的数据传输路径,保证数据在该路径的传输具有最少的平均传输次数、最高的传输效率。因此,本文根据链路质量计算出链路平均传输次数(Expected Transmission Counts, ETX),并以传输路径中所有无线链路的期望传输次数(ETX)的和作为优化目标,提出了路由选择优化算法,该算法可以求得所有感知节点到sink的最优路径,意味着路径中所有无线链路ETX的和达到最小值。

由于数据传输所消耗的能量远远高于指令执行所消耗的能量^[11],数据传输是最主要的能量消耗,因此最小的ETX,同时也意味着最小的能量消耗,该算法可以有效地改进数据传输的效率,降低数据传输中的能量消耗,对无线传感网有极大的现实意义。由于传感网的分布式环境,本文进一步改进了算法,提出了分布式的改进方案,进一步降低了算法的时间复杂度。

本文的主要贡献如下:

(1)提出基于链路相关性的理论架构,该架构确定贝努利采样概率;

(2)根据贝努利采样概率提出了一个算法,计算无线链路质量和ETX;

(3)根据链路ETX,提出了一个集中式的算法,搜索所有感知节点到sink的最优路径,然后提出了一个分布式的改进方案,以便进一步降低时间复杂度。

2 已有相关研究

当前,对于链路相关性的数据传输^[11],许多学者已经做了研究,采用了类似基于贝努利采样的理论来获取数据聚类函数^[12-14],进而实现相关性的传输工作。

文献[3]提出了 CorLayer 框架模型,通过实验观察法测得链路质量 PRR,介绍了一个简单的路由选择算法,该算法通过链路单跳信息,能够选择最优的路径,减少数据传输能量消耗^[15]。然而,这些算法架构对链路质量采用实验观测,实验结果与实际值存在较大误差。此外,这些算法架构都是集中式的架构,没有能充分发挥传感网分布式环境的优势^[16,17]。

文献[9]研究了链路相关性的问题,基于相关性系数提出了一个链路传输理论,进一步分析了相关性系数和 ETX 之间的关系。文献[5]指出链路相关性普遍存在,并利用相关性提出了一个传输架构。以上这些研究的主要问题在于,对链路质量采用直接测量法,数据是否能够成功接收是随机的,少量的随机实验的结果与实际值误差较大,因此不能够准确获取链路传输质量,直接导致路由选择算法的错误结果。

文献[18]提出了利用链路相关性的概念解决移动交通工具在物联网中最优路径规划问题,最优的路径可以利用最少的网络资源。该研究创新性地引入了维纳随机过程的概念,通过时间参数 T ,获取了链路的中继节点。文献[19]将链路相关性的概念引入了数据包的洪泛中,利用链路间的这种关系减少了数据包洪泛中的能量消耗,实验表明文中提出的数据包传输协议具有更好的性能优势。然而,数据传输需要可靠的链路,而无线链路是完全开放的,链路质量始终是关注的焦点问题,这些文献未能解决链路质量的测量估计问题。

总的来说,目前,已有的研究对相关性条件下链路质量采用直接测量法,存在误差较大的问题,没能提出完整的误差评估机制,链路质量测量的结果很不精确,并且直接导致了路由选择机制的错误,数据没能得到高效合理的传输。因此,针对已有的问题,本文提出了基于相关性模型的无线链路质量的精确估计方法,能够精确估计出无线链路质量,并保证了路由选择机制能够选择出最优数据传输路径。最优的路径能够确保能量的有效利用,该研究对依靠电池供电的无线传感网具有现实意义。

3 问题定义和假设

本节首先引入了相关的参数和数学模型,然后指出了问题的定义。假设所有感知节点的时钟严格意义上是完全同步的,时钟同步可以通过目前已有的方法得到^[20,21]。

无线传感网运行在开放的环境,本文假设感知节点电量充沛,可以克服外界干扰的影响,节点之间没有障碍物的阻碍影响,可以直接传输数据,且实验测试床周边没有较大的干扰源,因此链路质量较为稳定。

传感网是一个有向图 $G=(V,E)$,其中 V 是图中所有节点的集合, E 是所有边或是无线链路的集合。

对于任意一个节点 $\forall u \in V$,存在 M 个邻居节点分别为 v_1, v_2, \dots, v_M ,相应的传输链路为 $e_m = \langle u, v_m \rangle \in E$,其中 $1 \leq m \leq M$ 。

本文使用 $p(e_m) \in (0, 1]$ 表示节点 u 通过链路 e_m 成功单独传输一个数据包到节点 v_m 的概率,也就是单独数据传输的数据包接收率 PRR 或是链路质量。 $N(u)$ 表示节点 u 的单跳邻居集合 $N(u) = \{v_1, v_2, \dots, v_M\}$, $|N(u)|$ 是指单跳邻居个数 $|N(u)| = M$ 。

由于链路之间存在着相关性^[3-6],本文首先指出链路相关性传输的链路质量定义,该定义称为联合数据包接受率(JPAP),然后利用贝努利采样理论,探讨了在相关性条件下的链路 JPAP 估计方法,以及当数据单独传输时,PRR 的精确估计方法。利用 JPAP 和 PRR 计算出链路 ETX,为进一步提出路径选择优化算法打下了基础。

定义 1 (JPAP) 假设任意节点 u 传输数据包到一个非空的邻居子集 $SN(u) \subset N(u)$,联合数据包接收率为 $p(SN(u))$,表示集合 $SN(u)$ 中的所有节点成功接收数据包的概率。

当 $|SN(u)| = 1$,表示节点 u 有一个邻居节点,此时 JPAP 为节点 u 到该邻居节点链路的 PRR。JPAP 反应了相关性条件下的链路质量。

假设节点 u 总共覆盖了 M 个邻居节点, u 到这些邻居节点相应的传输链路满足^[3]: $p(e_1) \geq p(e_2) \geq \dots \geq p(e_m) \geq \dots \geq p(e_M)$ 。

节点 u 的 m 个邻居集合 $SN_m(u) = \{v_1, v_2, \dots, v_m\}$, u 到这些邻居的链路满足 $p(e_1) \geq p(e_2) \geq \dots \geq p(e_m)$,其中 $1 \leq m \leq M$ 。而 $SN_{m-1}(u) = \{v_1, v_2, \dots, v_{m-1}\}$,相应的链路满足 $p(e_1) \geq p(e_2) \geq \dots \geq p(e_{m-1})$ 。

节点 u 成功传输数据包到 $SN_m(u)$ 中所有节点的总的期望传输次数为 $\omega_{SN_m(u)}(u)$ 。 $\omega_{SN_{m-1}(u)}(u)$ 表示节点 u 成功传输数据包到 $SN_{m-1}(u)$ 中所有节点的总期望传输次数。

因此,链路 $e_m = \langle u, v_m \rangle \in E$ 的期望传输次数 $ETX(e_m) = \omega_{SN_m(u)}(u) - \omega_{SN_{m-1}(u)}(u)$ 。本文在第 4 部分介绍 $ETX(e_m)$ 的计算方法。

定义 2 (链路相关性) 对于任意节点 u ,存在非空邻居子集 $SN_m(u)$ 和 $SN_{m-1}(u)$ 。邻居节点 v_m 不属于集合 $SN_{m-1}(u)$,则在节点 v_m 和 $SN_{m-1}(u)$ 之间的链路相关性

是条件概率,表示在集合 $SN_{m-1}(u)$ 中所有节点能够正确接收数据的条件下,节点 v_m 成功接收数据的概率,也就是说:

$$p(v_m | SN_{m-1}(u)) = \frac{p(v_m \cup SN_{m-1}(u))}{p(SN_{m-1}(u))} \quad (1)$$

式(1)给出了链路相关性的定义,同时也是文献[5,8]的推广.根据定义1可以得到:

$$p(SN_m(u)) = \frac{1}{D} \sum_{k=1}^D (X_{v_1}(k) \wedge X_{v_2}(k) \wedge \cdots \wedge X_{v_m}(k)) \quad (2)$$

其中, $X_{v_m}(k) (1 \leq m \leq M)$ 是随机变量,如果节点 u 的第 k 个感知数据能够被其邻居 v_m 成功接受,则 $X_{v_m}(k) = 1$, 否则为 0; D 表示传输的数据个数; \wedge 表示逻辑乘法.

$X_{v_m} = \{X_{v_m}(1), X_{v_m}(2), \dots, X_{v_m}(D)\}$ 表示邻居 v_m 的接受位图数据,如图1所示.例如,图1中节点 u 有4个单跳邻居节点 v_1, v_2, v_3, v_4 , 相应的链路分别为 e_1, e_2, e_3, e_4 , 这些链路满足 $p(e_1) \geq p(e_2) \geq p(e_3) \geq p(e_4)$.

计算 $SN_3(u) = \{v_1, v_2, v_3\}$ 的 JPAP. 节点 v_1 的接受位图数据为 [11 101], 这表明 v_1 接受了第一、第二、第三和第五个数据包,丢失了其余数据包.根据位图数据,利用式(2)可以求得 JPAP:

$$\begin{aligned} p(SN_3(u)) &= \frac{1}{5} (1 \wedge 1 \wedge 0 + 1 \wedge 1 \wedge 1 \\ &\quad + 1 \wedge 0 \wedge 0 + 0 \wedge 1 \wedge 0 + 1 \wedge 1 \wedge 1) \\ &= 40\% \end{aligned}$$

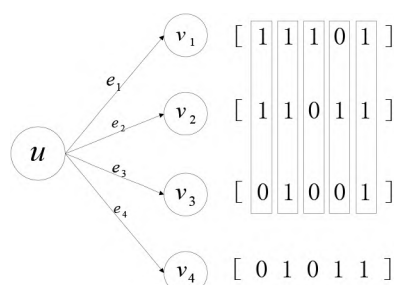


图1 链路 JPAP 的位图数据

式(2)是用直接测量法求链路 JPAP,而对于节点 u 的所有邻居,如果数据单独传输,其相应的链路 PRR 也可采用类似方式计算,如:

$$p(e_m) = \frac{1}{D} \sum_{k=1}^D X_{v_m}(k) (1 \leq m \leq M) \quad (3)$$

$$\text{比如计算 } p(e_2) = \frac{1}{5} \sum_{k=1}^5 (1 + 1 + 0 + 1 + 1) = 80\%.$$

以上这些是目前许多文献采用的方法^[3-7],这其中

D 的值不能太大,否则为了获取链路 JPAP 或是 PRR 需要传输大量数据,直接导致消耗太多能量,这是不容许的.然而根据概率论的基本原理和第一部分讨论,这个测量结果是不精确的.因此,本文在此基础上提出了改进方案,利用贝努利采样理论去估计链路质量,确保达到高精度的要求.

以下给出了对链路质量精确估计定义.

定义3 ((ε, δ) -近似值) 对于任意的 $\varepsilon \geq 0$ 和 $0 \leq \delta \leq 1$, \hat{I} 是 I 的 (ε, δ) -近似值,当且仅当 $\Pr\{|\hat{I} - I|/I \leq \varepsilon\} \geq 1 - \delta$ 或者 $\Pr\{|\hat{I} - I|/I \geq \varepsilon\} \leq \delta$, 其中 $\Pr\{Y\}$ 表示随机事件 Y 发生的概率.

定义4 $\hat{p}(e_m)$ 和 $\hat{p}(SN_m(u))$ 分别是 $p(e_m)$ 和 $p(SN_m(u))$ 的 (ε, δ) -近似值当且仅当满足定义3, 其中 $1 \leq m \leq M$.

定义5 (贝努利采样) 贝努利采样是指总体的所有成员都有同样的概率独立地被选择成为样本,因此对于一个特定的采样概率 $0 \leq q \leq 1$, 总体的每一个数据以概率 q 被选择成为样本或是以概率 $1 - q$ 不被选择.

在本文的设计中,每一个感知节点都包含有一个贝努利采样数据集合,然后广播采样数据到邻居节点,以便于估计链路 JPAP 或是 PRR 的近似值.

设 d 表示样本数据集的元素个数.由于样本集是对于总体集的采样,所以 d 要远小于 D , 所以只要对少量的采样数据进行传输就可以取得对链路质量的精确估计,该方式可以有效节省电量的消耗,对电池供电的传感器节点来说具有极大的现实意义.

同理, $\hat{X}_{v_m}(k)$ 是一个随机变量,如果节点 u 第 k 个采样数据能够被邻居 v_m 成功接收,则 $\hat{X}_{v_m}(k) = 1$, 否则为 0. $\hat{X}_{v_m} = \{\hat{X}_{v_m}(1), \hat{X}_{v_m}(2), \dots, \hat{X}_{v_m}(d)\}$ 是指邻居节点 v_m 的样本数据接受位图.

定义6 (问题定义) $p(SN_m(u))$ 和 $p(e_m)$ 的 (ε, δ) -估计值 $\hat{p}(SN_m(u))$ 和 $\hat{p}(e_m)$ 计算问题如下.

输入:

- ① $\varepsilon (\varepsilon \geq 0)$ and $\delta (0 \leq \delta \leq 1)$
- ② 样本数据集和贝努利采样概率 q
- ③ $\hat{X}_{v_m} = \{\hat{X}_{v_m}(1), \hat{X}_{v_m}(2), \dots, \hat{X}_{v_m}(d)\}$, 其中 $1 \leq m \leq M$

输出: 从感知节点 u 到其邻居节点的链路 (ε, δ) -近似值 $\hat{p}(SN_m(u))$ 和 $\hat{p}(e_m) (1 \leq m \leq M)$, 且近似值满足定义3. 在定义中, 只要 ε 和 δ 是取得足够的小的值, 就可以保证近似值满足高精度要求.

表1列出了本文的所有符号的定义.

表 1 符号说明

符号	描述
e_m	节点 u 到邻居 v_m 的无线传输链路, $1 \leq m \leq M$
$p(e_m)(\text{PRR})$	传输链路 e_m 的数据包接受率
$\hat{p}(e_m)$	$p(e_m)$ 的估计值
ETX	期望传输次数
D	总的传输数据的个数
d	需要传输的样本数据个数
$\text{SN}_m(u)$	节点 u 的非空邻居节点子集 $\text{SN}_m(u) = \{v_1, v_2, \dots, v_m\}$, u 到这些节点链路满足 $p(e_1) \geq p(e_2) \geq \dots \geq p(e_m)$
$p(\text{SN}_m(u))(\text{JPAP})$	节点 u 的非空子集的 $\text{SN}_m(u)$ 的联合数据包接受率
$\hat{p}(\text{SN}_m(u))$	$p(\text{SN}_m(u))$ 的估计值
$\text{SN}_{m-1}(u)$	$\text{SN}_{m-1}(u) = \{v_1, v_2, \dots, v_{m-1}\}$
$X_{v_m}(k)$	邻居节点 v_m 是否成功接收节点 u 发送的第 k 个数据
$N(u)$	节点 u 的邻居节点集合
$\hat{X}_{v_m}(k)$	邻居节点 v_m 是否成功接收节点 u 所发送的第 k 个采样数据
$\text{ETX}(e_m)$	节点 u 到邻居节点 v_m 的链路 e_m 的期望传输次数
$\Pr\{Y\}$	随机事件 Y 发生的概率
$\omega_{\text{SN}_m(u)}(u)$	节点 u 成功传输数据包到 $\text{SN}_m(u)$ 中节点的总期望传输次数
q	贝努利采样概率
r	链路 PRR 的下界, 低于此值表示链路不连通
ec_s	感知节点发送数据包的能量消耗
ec_r	感知节点接收数据包的能量消耗
$w(e_m)$	链路 e_m 的权重或是链路 ETX
n	无线传感网的节点总数
N_{\max}	传感网中, 最大的邻居节点个数

4 算法的数学基础

本节首先引入了 $p(\text{SN}_m(u))$ 和 $p(e_m)$ 的精确估计值, 然后提出如何获取采样概率 q , 保证了估计值能够达到高精度要求, 最后提出了一个定理, 可以计算在相关性条件下的链路 ETX, 为下面传输算法的提出打下基础。

4.1 估计模型

对于传感网中的任意节点 u , 假设该节点存在 M 个单跳的邻居节点, 其相应的链路满足 $p(e_1) \geq p(e_2) \geq \dots \geq p(e_M)$, 当节点 u 同时向邻居节点发送数据的时候, 高质量的链路相应的邻居节点, 更可能成功接收数据, 而低质量的链路的邻居节点更有可能丢失数据, 所以低质量的链路可能需要多次重传, 邻居节点才可能接收数据。因此, 链路质量更好的邻居节点比其他链路质量较差的邻居节点能够更早接收数据。这种假设也是符合实际情况的。

定义 7 (链路质量的精确估计值) 对于任意节点 u , 其邻居节点 v_m ($1 \leq m \leq M$) 的链路 PRR 的估计值可以计算如下:

$$\hat{p}(e_m) = \frac{1}{qd} \sum_{k=1}^d \hat{X}_{v_m}(k) \quad (4)$$

JPAP 的估计值可以计算如下。

当 $2 \leq m \leq M$ 时, $p(\text{SN}_m(u))$ 的估计值为

$$\hat{p}(\text{SN}_m(u)) = \frac{1}{q^m d} \sum_{k=1}^d \hat{X}_{v_1}(k) \wedge \hat{X}_{v_2}(k) \wedge \dots \wedge \hat{X}_{v_m}(k) \quad (5)$$

其中, q 表示贝努利采样概率。

当 $m=1$ 时, $\hat{p}(\text{SN}_m(u)) = \hat{p}(\text{SN}_1(u)) = \hat{p}(v_1) = \hat{p}(e_1)$ 。

在本文中, 当 $m=1$ 时, $p(e_1)$ 和 $p(v_1)$ 都表示节点 u 到邻居 v_1 的链路 PRR。

根据式 (4) 或式 (5), 将 $m=1$ 代入 $p(e_1)$ 的估计值

$$\hat{p}(e_1), \text{ 有 } \hat{p}(e_1) = \hat{p}(v_1) = \frac{1}{qd} \sum_{k=1}^d \hat{X}_{v_1}(k).$$

下列定理说明了 $\hat{p}(\text{SN}_m(u))$ 和 $\hat{p}(e_m)$ ($1 \leq m \leq M$) 是无偏估计。本文进一步证明了该定理。

定理 1 $E(\hat{p}(e_m))$ 和 $\text{Var}(\hat{p}(e_m))$ 分别表示 $\hat{p}(e_m)$ 的数学期望和方差, 则

$$E(\hat{p}(e_m)) = p(e_m) \quad (6)$$

$$\text{Var}(\hat{p}(e_m)) \leq \frac{p(e_m)(1 - q^m p(e_m))}{q^m} \quad (7)$$

$E(\hat{p}(\text{SN}_m(u)))$ 和 $\text{Var}(\hat{p}(\text{SN}_m(u)))$ 分别表示 $\hat{p}(\text{SN}_m(u))$ 的数学期望和方差, 则

$$E\left(\hat{p}\left(\text{SN}_m(u)\right)\right)=p\left(\text{SN}_m(u)\right) \quad (8)$$

$$\text{Var}\left(\hat{p}\left(\text{SN}_m(u)\right)\right) \leq \frac{p\left(\text{SN}_m(u)\right)\left(1-q^m p\left(\text{SN}_m(u)\right)\right)}{q^m} \quad (9)$$

其中, $1 \leq m \leq M$, q 表示贝努利采样概率.

证明 式(8)和式(9)的证明过程与式(6)和式(7)的证明过程类似,不再重复.

$p(\text{SN}_m(u))$ 表示集合 $\text{SN}_m(u)$ 中的所有节点都成功接受了数据包的概率. 为了能够证明定理, 定义一个随机变量 $Z(k)=\hat{X}_{v_1}(k) \wedge \hat{X}_{v_2}(k) \wedge \cdots \wedge \hat{X}_{v_m}(k)$, 由于 $\hat{X}_{v_1}(k), \hat{X}_{v_2}(k), \cdots, \hat{X}_{v_m}(k)$ 都服从 0-1 分布, 所以 $Z(k)$ 也服从 0-1 分布. 当 $Z(k)=1$, 表明所有 $\hat{X}_{v_1}(k), \hat{X}_{v_2}(k), \cdots, \hat{X}_{v_m}(k)$ 都等于 1, 数据被采样而且成功传输给邻居节点. 当 $Z(k)=0$, 表明至少存在一个传输失败. 由于每个数据被采样且独立传输, 因此 $\Pr\{Z(k)=1\}=q^m p(\text{SN}_m(u))$, 具体如下:

$Z(k)$	1	0
Pr	$q^m p(\text{SN}_m(u))$	$1-q^m p(\text{SN}_m(u))$

事实上, 采样数据个数 d 也是一个随机变量, 服从二项分布, 也就是说 $d \sim B(D, q)$. 根据式(5), 利用全期望公式可以得到

$$\begin{aligned} E\left(\left(\hat{p}\left(\text{SN}_m(u)\right)\right)\right) &= \sum_{d=1}^D \left(E\left(\hat{p}\left(\text{SN}_m(u)\right) | Y=d\right) \Pr(Y=d)\right) \\ &= \sum_{d=1}^D \left(\frac{1}{q^m d} \sum_{k=1}^d E(Z(k))\right) C_D^d q^d (1-q)^{D-d} \\ &= p\left(\text{SN}_m(u)\right) \sum_{d=1}^D C_D^d q^d (1-q)^{D-d} \\ &= p\left(\text{SN}_m(u)\right) \end{aligned}$$

在本文中 $d=0$ 几乎不可能发生, 而且没有任何实际意义, 所以假设 $\Pr(d=0)=0$, 得到

$$E\left(\hat{p}\left(\text{SN}_m(u)\right)\right)=p\left(\text{SN}_m(u)\right)$$

相似地,

$$\begin{aligned} \text{Var}\left(\hat{p}\left(\text{SN}_m(u)\right)\right) &= \sum_{d=1}^D \text{Var}\left(\hat{p}\left(\text{SN}_m(u)\right) | Y=d\right) \Pr(Y=d) \\ &= \sum_{d=1}^D \text{Var}\left(\frac{1}{q^m d} \sum_{k=1}^d Z(k)\right) \Pr(Y=d) \\ &= \sum_{d=1}^D \frac{1}{q^m} \cdot \frac{1}{d} \cdot p\left(\text{SN}_m(u)\right)\left(1-q^m p\left(\text{SN}_m(u)\right)\right) \cdot C_D^d q^d (1-q)^{D-d} \\ &= \frac{p\left(\text{SN}_m(u)\right)\left(1-q^m p\left(\text{SN}_m(u)\right)\right)}{q^m} \sum_{d=1}^D \frac{1}{d} C_D^d q^d (1-q)^{D-d} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &\leq \frac{p\left(\text{SN}_m(v_i)\right)\left(1-q^m p\left(\text{SN}_m(v_i)\right)\right)}{q^m} \sum_{d=1}^D C_D^d q^d (1-q)^{D-d} \\ &\leq \frac{p\left(\text{SN}_m(v_i)\right)\left(1-q^m p\left(\text{SN}_m(v_i)\right)\right)}{q^m} \end{aligned}$$

由于方差是数学期望的函数, 所以对方差的计算同样也用到了全期望公式. 证毕

定义 7 给出了链路质量的计算方法. 定理 1 证明了利用式(5)和式(4)计算的链路质量具有无偏性, 根据概率与数理统计的理论, 估计值是无偏的.

定理 1 中的式(7)和式(9)为下面证明精确估计打下了基础.

4.2 贝努利采样概率和链路期望传输次数(ETX)

上一节指出了 $\hat{p}(\text{SN}_m(u))$ 和 $\hat{p}(e_m)$ 的估计值以及该估计值的无偏性, 但是估计值仅仅无偏性是不够的, 本节讨论了如何计算贝努利采样概率 q , 确保 $\hat{p}(\text{SN}_m(u)) (1 \leq m \leq M)$ 是 (ε, δ) -近似估计值, 达到高精度的要求, 也就是说, 估计值不仅仅无偏, 而且在采样概率 q 达到一定的条件时, 估计值是高精度的估计值. 对于链路 PRR 估计值 $\hat{p}(e_m)$ 也可以得到类似的结论, 本文不再重复.

一般来说, 采样通常超过 30 个以上的数据^[11], 根据定理 1 的证明过程, 可以得到 $Z(k)=\hat{X}_{v_1}(k) \wedge \hat{X}_{v_2}(k) \wedge \cdots \wedge \hat{X}_{v_m}(k)$, $\hat{p}(\text{SN}_m(u))=\frac{1}{q^m d} \sum_{k=1}^d Z(k)$. 其中, $Z(k)$ 服从 0-1 分布.

由于各个节点的时钟严格同步, 同一时刻相邻的链路同时传输数据存在相关性^[3-5], 但是不同时刻的数据传输却是相互独立的, 也就是说 $Z(1), Z(2), \cdots, Z(d)$ 相互独立, 所以根据中心极限定理, 估计值 $\hat{p}(\text{SN}_m(u))$ 服从正态分布. 定理 2 给出了采样概率 q 的计算方法. 当采样概率满足定理 2 的要求时, $\hat{p}(\text{SN}_m(u))$ 是 $p(\text{SN}_m(u))$ 的精确估计值. 对于 $\hat{p}(e_m)$ 也有类似的结论, 本文不再重复.

定理 2 如果采样概率 q 满足如下的不等式:

$$1 \geq q \geq q^m \geq \frac{1}{r} \cdot \frac{\Phi_{\delta/2}^2}{\varepsilon^2} \quad (10)$$

则 $\hat{p}(\text{SN}_m(u))$ 是 $p(\text{SN}_m(u))$ 的 (ε, δ) -近似逼近值, 且满足高精度要求, 其中 $\Phi_{\delta/2}$ 是标准正态分布 $\delta/2$ 的分位点, r 是 JPAP 的下限, 如果 JPAP 低于 r , 则认为不存在链路相关性.

证明 由于 $r \leq p(\text{SN}_m(u))$, 所以有

$$\begin{aligned}
q^m &\geq \frac{1}{r} \cdot \frac{\Phi_{\delta/2}^2}{\varepsilon^2} \geq \frac{1}{p(\text{SN}_m(v_i))} \cdot \frac{\Phi_{\delta/2}^2}{\varepsilon^2} \\
\Rightarrow q^m &\geq \frac{1}{p(\text{SN}_m(v_i))} \cdot \frac{\Phi_{\delta/2}^2}{\varepsilon^2} \\
\Rightarrow p^2(\text{SN}_m(u)) &\geq \frac{p(\text{SN}_m(u))}{q^m} \cdot \frac{\Phi_{\delta/2}^2}{\varepsilon^2} \\
&\geq \frac{p(\text{SN}_m(u))(1-q^m p(\text{SN}_m(u)))}{q^m} \cdot \frac{\Phi_{\delta/2}^2}{\varepsilon^2}
\end{aligned}$$

根据定理 1 中式(9),有

$$\begin{aligned}
p^2(\text{SN}_m(u)) &\geq \frac{p(\text{SN}_m(u))(1-q^m p(\text{SN}_m(u)))}{q^m} \cdot \frac{\Phi_{\delta/2}^2}{\varepsilon^2} \\
&\geq \frac{\Phi_{\delta/2}^2}{\varepsilon^2} \cdot \text{Var}(\hat{p}(\text{SN}_m(u))) \quad (11)
\end{aligned}$$

$$\Rightarrow |p(\text{SN}_m(u))| \cdot \varepsilon \geq \Phi_{\delta/2} \cdot \sqrt{\text{Var}(\hat{p}(\text{SN}_m(u)))}$$

由于 $\hat{p}(\text{SN}_m(u))$ 服从正态分布,同时满足定理 1 中式(8),所以根据正态分布的性质有

$$\begin{aligned}
&\Pr \left\{ \left| \hat{p}(\text{SN}_m(u)) - p(\text{SN}_m(u)) \right| \right. \\
&\quad \left. \geq \Phi_{\delta/2} \cdot \sqrt{\text{Var}(\hat{p}(\text{SN}_m(u)))} \right\} \leq \delta \\
\Rightarrow \Pr \left\{ \left| \hat{p}(\text{SN}_m(u)) - p(\text{SN}_m(u)) \right| \right. \\
&\quad \left. \leq \Phi_{\delta/2} \cdot \sqrt{\text{Var}(\hat{p}(\text{SN}_m(u)))} \right\} \geq 1 - \delta
\end{aligned}$$

根据式(11)可以得到

$$\begin{aligned}
&\Rightarrow \Pr \left\{ \left| \hat{p}(\text{SN}_m(u)) - p(\text{SN}_m(u)) \right| \right. \\
&\quad \left. \leq |p(\text{SN}_m(u))| \cdot \varepsilon \right\} \geq 1 - \delta \quad (12)
\end{aligned}$$

根据定义 3 可以得到 $\hat{p}(\text{SN}_m(u))$ 是 (ε, δ) -近似逼近值. 当 ε 和 δ 取值足够小时, $\hat{p}(\text{SN}_m(u))$ 就是一个高精度估计值. 证毕

定理 2 确保了当采样概率 q 满足式(10)时, $\hat{p}(\text{SN}_m(u))$ 和 $\hat{p}(e_m)$ 分别是对于 $p(\text{SN}_m(u))$ 和 $p(e_m)$ 的精确估计值,满足定义 3.

$\hat{p}(\text{SN}_m(u))$ 和 $\hat{p}(e_m)$ 是估计值也是一个概率值,可以分别通过式(5)和式(4)计算,但是计算结果无法保证在 $[0, 1]$ 范围内. 如果超过了这个取值范围,则估计值失去意义. 以下定理可以确保式(4)和式(5)的计算结果在 $[0, 1]$ 范围内.

定理 3 采样概率 q 在 $[0, 1]$ 范围内取值,都能够保证 JPAP 的取值满足 $0 \leq \hat{p}(\text{SN}_m(u)) \leq 1$.

PRR 的估计值 $\hat{p}(e_m)$ 也有类似的结论,本文不再重复. 只需证明

$$\Pr \{0 \leq \hat{p}(\text{SN}_m(u)) \leq 1\} = 1 \quad (13)$$

由于 $\hat{p}(\text{SN}_m(u))$ 符合正态分布,根据正态分布的 3σ 规则和式(9),可以得到

$$\Pr \left\{ \begin{aligned} &p(\text{SN}_m(u)) - 3 \sqrt{\frac{p(\text{SN}_m(u))(1-q^m p(\text{SN}_m(u)))}{q^m}} \\ &\leq \hat{p}(\text{SN}_m(u)) \\ &\leq p(\text{SN}_m(u)) + 3 \sqrt{\frac{p(\text{SN}_m(u))(1-q^m p(\text{SN}_m(u)))}{q^m}} \end{aligned} \right\} = 1$$

所以

$$\begin{aligned}
&p(\text{SN}_m(u)) - 3 \sqrt{\frac{p(\text{SN}_m(u))(1-q^m p(\text{SN}_m(u)))}{q^m}} = 0 \\
&\Leftrightarrow p^2(\text{SN}_m(u)) = 9 \frac{p(\text{SN}_m(u))(1-q^m p(\text{SN}_m(u)))}{q^m} \quad (14) \\
&\Leftrightarrow p(\text{SN}_m(u))q^m = 9(1-q^m p(\text{SN}_m(u))) \\
&\Leftrightarrow 10q^m p(\text{SN}_m(u)) = 9 \\
&\Leftrightarrow q^m = \frac{9}{10\hat{p}(\text{SN}_m(u))}
\end{aligned}$$

由于 $r \leq p(\text{SN}_m(u))$, 有

$$q^m = \frac{9}{10\hat{p}(\text{SN}_m(u))} \Leftrightarrow q^m \leq \frac{9}{10r}$$

由于 JPAP 的下限 r 一般不可能大于 0.9, 所以式(14)成立. 另外有

$$\begin{aligned}
&p(\text{SN}_m(u)) + 3 \sqrt{\frac{p(\text{SN}_m(u))(1-q^m p(\text{SN}_m(u)))}{q^m}} \leq 1 \\
&\Leftrightarrow (1-p(\text{SN}_m(u)))^2 \geq 9 \frac{p(\text{SN}_m(u))(1-q^m p(\text{SN}_m(u)))}{q^m} \quad (15) \\
&\Leftrightarrow 10q^m p^2(\text{SN}_m(u)) - (2q^m + 9)p(\text{SN}_m(u)) + q^m \geq 0
\end{aligned}$$

将 $p(\text{SN}_m(u))$ 作为未知参数, q^m 作为常数, 可以解此二次不等式. 由于 $0 < q^m \leq 1$, 以上二次不等式在定义域内恒成立, 因此式(15)成立. 根据 3 σ 规则, 式(13)结论成立. 证毕

定理 2 和定理 3 进一步保证了 $\hat{p}(\text{SN}_m(u))$ 是 $p(\text{SN}_m(u))$ 的 (ε, δ) -近似逼近值, 且取值范围为 $0 \leq \hat{p}(\text{SN}_m(u)) \leq 1$. 对于链路 PRR 估计值 $\hat{p}(e_m)$ 也有类似的结论.

定理 2 保证了当 $q \geq q^m \geq \frac{1}{r} \cdot \frac{\Phi_{\delta/2}^2}{\varepsilon^2}$ 时, $\hat{p}(\text{SN}_m(u))$ 是 (ε, δ) -近似逼近值, 满足高精度要求. 也就是说当采样概率 q 设定在式(10)范围内, 利用式(5)计算出来的 JPAP 是一个精确估计值, 对于单独传输的链路 PRR 也有类似结论. 后面实验表明, 当 (ε, δ) 取值较小, 保持足够的精度, q 为 0.8 左右是较合适的, 代入式(5)计算可以保证估计结果的高精度.

根据 JPAP 链路相关性, 可以计算出链路 ETX.

定理 4 对于网络中的任意节点 u , 假设存在 M 个单跳邻居节点, 其相应的链路满足 $\hat{p}(e_1) \geq \hat{p}(e_2) \geq \dots \geq$

$\hat{p}(e_m) \geq \dots \geq \hat{p}(e_M)$, 链路质量更高的节点比链路质量差的节点可以更早地接收到数据包。

任意节点 u 开始的 m 个邻居子集合 $SN_m(u) = \{v_1, v_2, \dots, v_m\} (1 \leq m \leq M)$, 节点 u 到这些邻居的链路满足 $p(e_1) \geq p(e_2) \geq \dots \geq p(e_m)$. 因此, 从任意节点 u 到其邻居节点的链路 ETX 可以计算如下:

当 $m=1$ 时,

$$ETX(e_m) = \frac{1}{\hat{p}(e_1)} = \frac{1}{\hat{p}(v_1)} \quad (16)$$

在本文中, 当 $m=1$, $p(e_1)$ 和 $p(v_1)$ 都表示节点 u 到邻居 v_1 的传输链路 PRR. $\hat{p}(e_1)$ 和 $\hat{p}(v_1)$ 分别表示估计值。

当 $2 \leq m \leq M$ 时,

$$ETX(e_m) = \frac{1}{\hat{p}(e_m)} - \frac{1}{\hat{p}(e_m)} \cdot \frac{\hat{p}(SN_m(u))}{\hat{p}(SN_{m-1}(u))} \quad (17)$$

证明 通过定义 1 可得, 节点 u 的 m 个邻居集合 $SN_m(u) = \{v_1, v_2, \dots, v_m\}$, 节点 u 的 $m-1$ 个邻居节点 $SN_{m-1}(u) = \{v_1, v_2, \dots, v_{m-1}\}$.

$\omega_{SN_m(u)}(u)$ 和 $\omega_{SN_{m-1}(u)}(u)$ 分别表示节点 u 成功传输数据包到集合 $SN_m(u)$ 中的所有节点的总期望传输次数和成功传输数据包到集合 $SN_{m-1}(u)$ 中的节点的总传输次数。

当 $2 \leq m \leq M$ 时,

$$ETX(e_m) = \omega_{SN_m(u)}(u) - \omega_{SN_{m-1}(u)}(u)$$

根据文献[3], 可以推得

$$\omega_{SN_m(u)}(u) = \sum_{i=1}^m \frac{1}{\hat{p}(e_i)} - \sum_{i=2}^m \frac{1}{\hat{p}(e_i)} \cdot \frac{\hat{p}(SN_i(u))}{\hat{p}(SN_{i-1}(u))} \quad (18)$$

$$\omega_{SN_{m-1}(u)}(u) = \sum_{i=1}^{m-1} \frac{1}{\hat{p}(e_i)} - \sum_{i=2}^{m-1} \frac{1}{\hat{p}(e_i)} \cdot \frac{\hat{p}(SN_i(u))}{\hat{p}(SN_{i-1}(u))} \quad (19)$$

根据式(18)和式(19), 可以推得

$$\begin{aligned} ETX(e_m) &= \omega_{SN_m(u)}(u) - \omega_{SN_{m-1}(u)}(u) \\ &= \frac{1}{\hat{p}(e_m)} - \frac{1}{\hat{p}(e_m)} \cdot \frac{\hat{p}(SN_m(u))}{\hat{p}(SN_{m-1}(u))} \end{aligned}$$

其中, 当 $m=2$ 时, $SN_{m-1}(u) = SN_1(u) = \{v_1\}$. 因此, 有

$$\hat{p}(SN_{m-1}(u)) = \hat{p}(SN_1(u)) = \hat{p}(v_1) = \hat{p}(e_1)$$

当 $m=1$ 时, 式(16)来源于文献[5]. 证毕

根据以上定理, 下一节提出的算法可以求得 JPAP 和所有链路 ETX 的精确值, 为进一步提出数据传输优化算法打下基础。

5 ETX 和 JPAP 获取算法以及数据传输最优路径算法

前面几节提出了相关性模型条件下的 JPAP 和 ETX 估计的数学基础. 本节引入了相关参数, 来计算在相关性条件下传感网中所有的链路 ETX, 根据链路 ETX 提

出了一个集中式的路径选择算法, 该算法以传输路径中的所有无线链路 ETX 的和作为优化目标, 搜索从所有感知节点到 sink 的最优路径. 算法可以确保最优传输路径中, 所有的链路 ETX 的和达到最小值. 根据传感网的分布式环境, 提出了一个分布式的改进方案, 进一步降低了时间复杂度。

在最优路径中, 所有链路 ETX 的和达到最小值, 由于数据传输是最主要的能量消耗, 远远高于指令执行的能量消耗^[11], 因此最小的 ETX 也意味着能量消耗最小, 该算法可以有效降低传输中能量的消耗并且减少冗余数据的传输。

5.1 网络和相关参数

无线传感网是带有权值的有向图 $G=(V, E)$, 其中 V 表示感知节点集合, E 表示无线链路, 每一条链路具有一个权值表示该链路的 ETX. 无线链路数据传输存在相关性, 本文在第 3 节定义 2 给出了链路相关性定义数学模型。

假设所有感知节点都位于一个二维平面中. 每一个节点存在一个独一无二的 ID 号, 并且知道所有单跳邻居的 ID 号。

从任意节点 u 到其邻居节点 v_m 的无线链路或是边用 $e_m = \langle u, v_m \rangle \in E$ 来表示, 其相应的权值用 $w(e_m)$ 表示, 也表示为从节点 u 到节点 v_m 链路的 ETX. ec_r 和 ec_s 分别表示一个节点接收和发送数据包的能量消耗。

前面部分已经给出在相关性模型基础上的几个定理, 下面将利用这些定理计算出所有链路的 JPAP 和 ETX, 为路由算法的改进打下基础。

5.2 JPAP 和 ETX 的获取算法

基于定理 2 和定理 4, 本节提出了一个传感网络中所有链路权值(ETX)的获取算法. 在本算法中, 数据包使用包的序列号和节点 ID 来唯一标识, 该方式不仅可以发现邻居, 同时还可以更新链路 JPAP 和 ETX。

对于任意节点 u , 其 M 个单跳邻居相应的链路满足 $p(e_1) \geq p(e_2) \geq \dots \geq p(e_m) \geq \dots \geq p(e_M)$, 数据包接收率更高的链路相应的节点能够更早地接收到数据. 于是有了下面的算法 1。

在初始阶段, 从每一个节点广播数据包到其邻居节点, 数据包通过包序列号和节点 ID 号来唯一标识。

例如: 在图 1 中, 节点 u 有 4 个单跳邻居节点分别为 v_1, v_2, v_3, v_4 , 相应的无线传输链路分别为 e_1, e_2, e_3, e_4 , 邻居节点 v_2 对采样数据的接受位图数据为 $\hat{X}_{v_2} = \{1, 1, 0, 1\}$, 表示节点 v_2 丢失了第三个采样数据包, 接收了其余采样数据包. 可以根据式(4)计算出 $\hat{p}(e_1)$, $\hat{p}(e_2)$, $\hat{p}(e_3)$ 和 $\hat{p}(e_4)$. 根据式(5), 可以计算出 $\hat{p}(SN_2(u))$, $\hat{p}(SN_3(u))$ 和 $\hat{p}(SN_4(u))$. 最后, 将所有结果代入式(16)和

算法 1 所有链路JPAP和ETX获取算法**输入:** 每个节点的采样数据集**输出:** 所有链路JPAPs和ETXs

- 1 根据定理 2, sink 节点计算采样概率 q , 并且广播 q 到网络中所有的感知节点
- 2 一旦采样概率 q 被感知节点接收, 每一个感知节点以概率 q 决定是否向所有单跳邻居节点广播数据包
- 3 根据邻居节点数据包的接收情况, 每一个节点分别使用式(4)和式(5)计算从当前节点到邻居节点链路 $\hat{p}(e_m)$ 和 $\hat{p}(\text{SN}_m(u)) (1 \leq m \leq M)$, 然后将结果分别代入式(16)和式(17)中, 求得任意节点 u 到所有邻居节点的 ETX
- 4 其余节点也可以使用类似的方法计算从当前节点到其所有邻居节点的链路 ETX

式(17)中,就可得到所有链路ETX. 所有节点都按照算法 1 的执行过程求得链路ETX,为进一步提出路由优化算法打下基础.

节点采样的数据量是不一样的,假设最大的样本数据集元素个数是 d_{\max} . 每个节点的计算时间复杂度是 $O(1)$,每个节点的最大通信复杂度是 $O(N_{\max} \times d_{\max} \times ec_s + n \times d_{\max} \times ec_r)$, N_{\max} 表示最大邻居节点个数.

5.3 集中式的最优路径算法

在算法 1 中,使用采样数据包计算出传感网中所有链路ETX,这个表明了链路的质量. 在本节中,根据链路ETX,提出了最优路径算法,该算法以传输路径中的所有链路ETX的和作为优化目标,找出所有感知节点到 sink 的最优传输路径. 感知节点到 sink 的传输路径中,最优数据传输路径中的所有链路ETX的和达到最小值.

算法假设节点电量充沛,数据传输稳定,周边环境无大型干扰源. 实验测试都是采集的温度、湿度等常规数据,因此数据包大小基本一致,所有感知节点传输基本大小相同的数据包所消耗的能量相同,因此本文算法只需要考虑数据包传输的路径不同,所消耗的能量差异,从中找出最优的数据传输路径.

本节给出了优化路径的定义,然后基于扩散计算提出了最优路径算法.

以图 2 为例,假设节点集合 $V = \{v_1, v_2, v_3, v_4, v_5\}$, 其中 sink 节点是 v_5 , 其余为感知节点. 每一条链路上的数字表示相应的权值(ETX).

图 2(a)表示搜索从 v_1 到 v_5 (sink) 的最优路径,图 2(b)表示从 v_1 到 v_5 的所有可能路径和相应路径中的链路权值和. 很明显 $v_1 \rightarrow v_2 \rightarrow v_3 \rightarrow v_5$ 是一条最优的路径,因为权值和达到最小值.

由于数据传输所消耗的能量远远高于指令执行所消耗的能量^[11],所以本文主要考虑数据传输的能量消耗,尤其是发送数据的能量消耗. 对于指令执行和数据

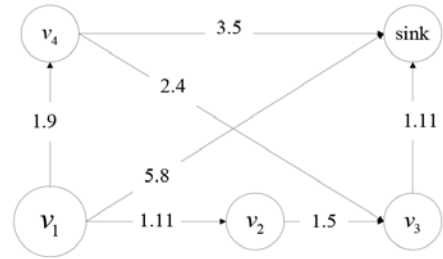
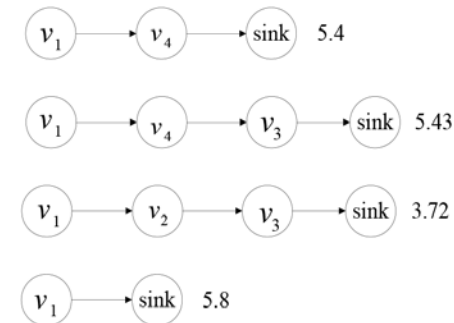
(a) 无线传感网的图 G (b) v_1 到 sink 的所有可能路径

图 2 优化路径算法实例

转发的能量消耗忽略不计. 因此,图 2 中最优路径忽略了数据转发指令执行的能量消耗.

在传输路径中的所有链路的期望传输次数 ETX 的和表示了该条传输路径的能量消耗情况,ETX 的和达到最小也意味着该条路径传输数据的能量消耗达到最小.

通过以上例子,给出了问题定义.

定义 8 (最优路径)从感知节点到 sink 的所有传输路径中,最优路径满足路径中所有链路的权值和达到最小值.

定义 9 (求解最优路径的问题定义)问题定义如下:

输入:

- ① 无线传感网图 G .
- ② 所有链路的权值(ETXs),已经通过算法 1 计算求得

结果: 所有感知节点到 sink 的最优路径.

根据问题定义,本文基于弗洛伊德算法^[22],提出一个改进型的集中式算法,该算法源于扩散计算法,通过 sink 节点不断地向周边扩散增加节点,最终得到所有感知节点到 sink 的最优路径. 算法总是假设,传输链路是双向链路,2 个节点之间可以互相发送和接收数据.

假定传感网中有节点 $V = \{v_1, v_2, v_3, \dots, v_n\}$, 其中 v_s 是 sink 节点,考虑所有感知节点到 sink 的最优路径,通过扩散计算法,利用 sink 节点不断地向周边节点扩散,

不断地找寻 sink 到周边节点的最优路径,直到找到所有节点到 sink 的最优路径.

在算法中, $P_{i,s}$ 表示 v_i 到 $v_s(\text{sink})$ 的路径. $w(P_{i,s})$ 表示路径 $P_{i,s}$ 中的链路权值和,也表示了路径中链路 ETX 的和. $e_{x,s}$ 表示节点 x 到 $v_s(\text{sink})$ 的链路, $w(e_{x,s})$ 表示链路 $e_{x,s}$ 权值,也就是链路 ETX. 算法的数学推导过程如下.

首先,初始化节点工作集 N 中只有唯一的节点 $v_s(\text{sink})$,其相应的权值集 $A[s]=0$,且其余节点的权值为 ∞ .

然后,考虑不在工作集中的节点 $v_x \in V/N$,且其邻居节点为 $v_s(\text{sink})$,将 $A[v_x]$ 与 $w(e_{x,s})+A[v_s]$ 进行比较,如果 $A[v_x] > w(e_{x,s})+A[v_s]$,则将节点 v_x 加入到最优路径中,否则不加入.

最后,如果已经考虑前面 $x-1$ 个节点是否在最优路径中,现在需要考虑节点 $v_x \in V/N$,且其邻居节点 $v_j \in N$,将 $A[v_x]$ 与 $w(e_{x,j})+A[v_j]$ 进行比较,如果 $A[v_x] > w(e_{x,j})+A[v_j]$,则将节点 v_x 加入到最优路径中,否则不加入.

在算法中利用数组 P ,每加入一个节点到最优路径中,则在数组 P 中记录下后继节点,最后通过数组 P 输出所有路径. 具体算法如算法2所示.

步骤1~2是初始化阶段. N 是节点的工作集,表示

算法2 (集中式算法)搜索最优路径

输入: 网络拓扑图 G 和每条链路 ETX

输出: 所有节点到 sink 的最优路径

假定 $v_s \in V$ 是 sink 节点

var N : 工作节点集合, 初始化为 \emptyset

A: 节点到 sink 的链路权值和, 初始化为 ∞

P: 最优路径, 初始化为 udef

1 Begin

A[s]=0

2 $N \leftarrow v_s$

3 while $N \neq V$ do

begin for all $v_x \in V/N$ do

4 for all $N(v_x)=v_j \in N$ do

if $A[v_x] > w(e_{x,j})+A[v_j]$ then

begin $A[v_x]=w(e_{x,j})+A[v_j]$; $P[v_x]=v_j$

$N \leftarrow v_x$

end

5 for all $v_i \in N$ do

if $A[v_i] > w(e_{i,x})+A[v_x]$ then

begin $A[v_i]=w(e_{i,x})+A[v_x]$; $P[v_i]=v_x$

end

end

6 for all $v_i \in V$ and $i \neq s$ do

output $P[v_i]$

已经加入到最优路径的节点,初始时只有一个节点 $v_s(\text{sink})$. 数组 A 表示节点到 sink 相应的路径中链路的权值和,初始化时,只有 $v_s(\text{sink})$ 对应的值为0,其余为 ∞ . 数组 P 表示最优路径中每个节点的后继节点,算法结束后可以通过数组 P 将整个路径输出.

步骤3是算法核心,通过循环不断将所有节点依次加入最优路径,直到工作集 $N=V$. 步骤4表示选择一个节点加入,且该节点邻居节点属于集合 N . 步骤5是对新加入的节点进行调整,由于新节点加入,可能导致原有的最优不再是最优的路径,所以必须要调整路径. 步骤6利用数组 P 输出最优路径,数组 P 中记录了最优路径中每个节点的后继节点. 以图2为例,算法的执行过程如图3所示. 图中节点旁边的数字表示算法运行过程中数组 A 所对应的数值. 很明显整个算法的时间复杂度为 $O(n^3)$.

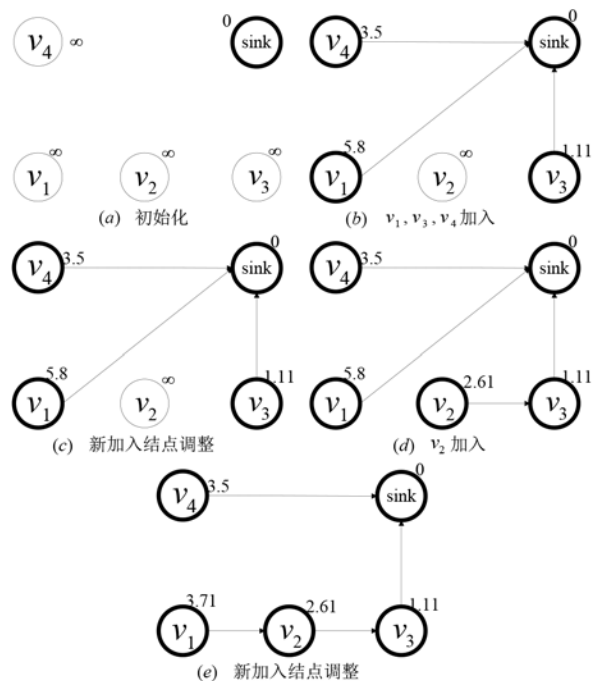


图3 算法的执行过程

由于是集中式算法,所以很容易导致局部节点过载,而其余节点空闲的情况发生,而且算法必须要提前知道整个网络拓扑,这是非常困难的. 因此,集中式的算法往往只能作为理论研究的基础.

5.4 最优路径算法的分布式改进方案

由于集中式算法的各种缺陷,本文同样基于扩散计算,提出了一个分布式的改进方案,该方案能够更好地适应传感网的分布式环境,有效降低时间复杂度,提高算法性能. 分布式算法总是假设每条链路都是双向的,也就是如果节点A可以传输数据到节点B,那么必然存在节点B到节点A的链路.

假设每个节点通过邻居发现算法,知道邻居节点和相应的链路权值^[23],权值已经通过算法 1 获取。

算法 3 是运行在任意节点 v_i 上的分布式算法。本算法是在经典 Chandy-Misra 分布式算法^[22,24,25]基础上的改进。

算法 3 (分布式算法)找到从任意节点 v_i 到 sink 的最优路径

输入: 网络拓扑图 G 和 每条链路的权值也就是 ETX

输出: 从 v_i 到 sink 的最优路径

假定 $v_s \in V$ 是 sink

var A_i : v_i 到 sink 的路径中的链路权重和, 初始化 ∞

对于 v_s , 初始化 $A_s = 0$

P_i : 最优路径中的后继节点, 初始化 undef

F_i : 标志位, 初始化为 1

1 if $F_i = 0$ then

begin for $v_i \in N(v_j)$ do

发送消息 $\langle v_i, A_i \rangle$ 至节点 v_j

end

2 if node $F_i = 1$ then

处理来自于节点 v_w 的消息 $\langle v_w, A_w \rangle$

begin 接收来自于 v_w 的消息 $\langle v_w, A_w \rangle$

if $A_i > A_w + w(e_{i,w})$ then

begin $A_i = A_w + w(e_{i,w})$, $P_i = v_w$, $F_i = 0$

end

end

变量 A 表示当前节点 v_i 到 sink 节点的路径中的链路权值和, P 表示节点 v_i 在最优路径中的后继节点, F 是标志位, 表示当前节点是否已经加入最优路径, F 为 0 表示已经加入最优路径, 否则表示未加入。

算法总共由 2 部分组成, 初始化时 v_s (sink) 已经加入最优路径。第一部分表示如果当前节点已经加入最优路径时, 则向邻居节点发送消息数据。第二部分表示如果当前节点没有加入最优路径时, 则接受来自邻居节点的消息数据, 通过权值的比较决定当前节点的后继节点和当前节点到 v_s (sink) 的路径权值。最后所有节点通过输出 P_i 得到所有节点到 v_s (sink) 的最优路径。

考虑最大的能量消耗, 第一部分中, 算法的时间复杂度为 $O(n)$ 。第二部分的时间复杂度为 $O(n)$ 。由于发送数据所消耗的能量远远大于接收数据消耗的能量 $ec_s \gg ec_r$, 所以通信复杂度为 $O(ec_s \times N_{\max})$ 。

6 实验分析

实验共分为 2 个部分, 即实验平台的实验和仿真实验。实验平台的实验主要是验证本文所提算法在实际环境中的性能。由于实际条件的限制, 节点数量不可能太多, 而在仿真环境中可以弥补这一缺失, 利用仿真环境可以验证在节点数量众多的大规模网络中, 本文算

法的性能优势。

6.1 实验平台的实验

无线链路是一个开放的链路, 在本实验环境中感知节点能量充沛, 实验环境周边没有较大的干扰源。节点之间没有障碍物的阻碍, 因此, 数据传输质量较为稳定。

本文在 3 个实验平台中对算法进行了实验评估, 这 3 个平台的信息如表 2 所示。

表 2 实验环境和相关参数

实验平台	实验环境	节点	信道	传输范围/m ²
Lord	实验箱	10	Ch16	0.8×0.8
MICAz	大楼楼道	20	Ch26	20×2
TelosB	室外大棚	60	Ch16	50×50

第一个实验平台是比较简单的实验箱, 配置了 10 个感知节点, 如图 4(a) 所示。第二个实验平台是办公大楼的楼道, 在这个实验平台中配置了 20 个 MICAz 节点, 部署在 20×2 m² 的区域内部, 如图 4(b) 所示。第三个实验平台是农业大棚的数据感知, 在这个平台配置了 60 个 TelosB 节点, 部署在 50×50 m² 的感知区域内, 如图 4(c) 所示。

所有感知区域采用高精度感知节点, 采集温度湿度等相关数据, 温度范围为 -40~60 °C, 湿度范围为 0~100%。传输半径设定在 50 m, 在实验中, 缺省传输功率是 -25 dBm, 无线节点形成了一个自组织的多跳的感知网络。

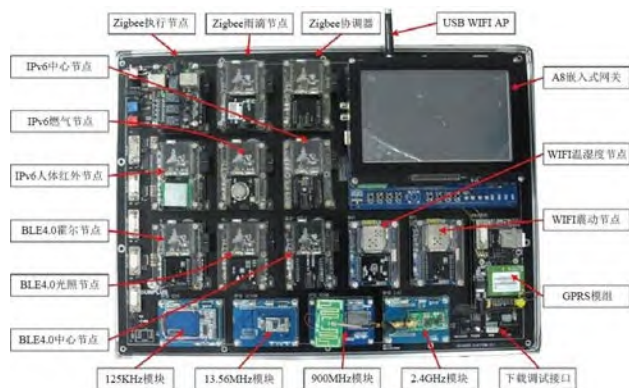
根据本文提出的定理发送采样概率至各个感知节点, 然后节点根据采样概率 q 发送样本数据包, 运行邻居发现算法^[23], 获取邻居节点信息, 对链路 JPAP 和 ETX 进行精确估计, 之后运行最优路径选择算法。每一个数据包使用包的序列号和节点 ID 来唯一标识。

由于数据传输所消耗的能量远远高于指令执行所消耗的能量^[11], 所以本文主要考虑数据传输的能量消耗, 尤其是发送数据的能量消耗。

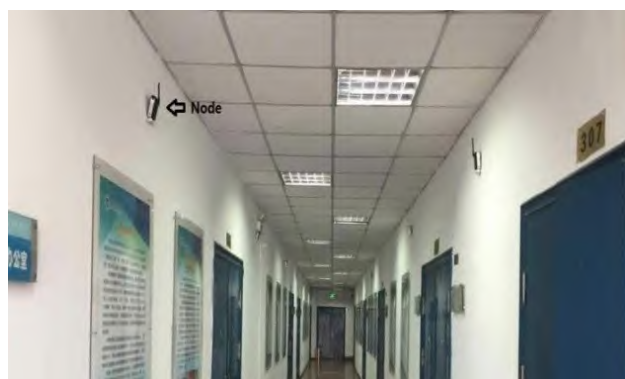
在下面的实验中, 首先对链路 JPAP 和 ETX 获取算法进行了实验评估。每个节点具体根据采样概率 q 发送样本数据包, 通过算法 1 获取得到链路 JPAP 和 ETX, 然后作为最优路径算法的输入参数, 每个节点每隔 0.5 s 发送 40 个数据包, 进行最优路径算法比较。为了方便算法分析, 每个数据包包含有先前一跳的节点 ID 号、时间戳和到目前的总共的跳数, 一旦数据包被中继节点接收, 立刻记录下传输次数。

(1) JPAP 和 ETX 获取算法的性能

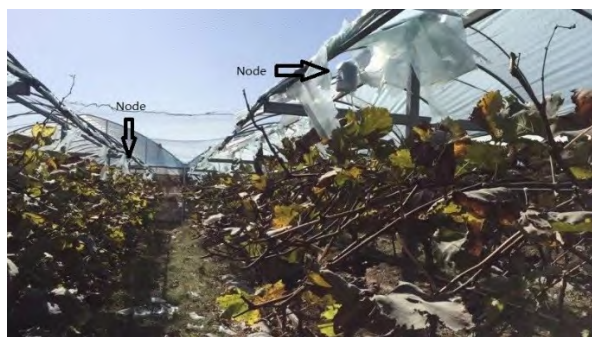
以实验箱作为实验平台。最优路径计算的关键就是要在相关性条件下, 对链路质量进行准确的评估。本文提出的 JPAP 和 ETX 获取算法可以对链路质量进行准确估计, 因此本次实验的目的是探索估计误差和



(a) 实验箱平台,配置10个感知节点



(b) 办公楼道环境



(c) 农业大棚感知区域

图4 实验环境

(ϵ, δ)的关系。当 ϵ 和 δ 从0.01提高到0.12时,JPAP的估计误差如图5所示。

从图5可以看出,当 ϵ 和 δ 从0.01提高到0.12时,JPAP的相对误差小于0.09,近似值比较逼近真实值,达到了高精度的要求。

以办公大楼楼道作为实验平台。设置(ϵ, δ)的值为(0.08, 0.1),将本文的JPAP估计算法与文献[3~5]的链路质量随机测量获取法进行了比较分析,实验结果如图6所示。在图6中Random表示文献中的随机获取法,Estimate表示本文的估计评估方法。横坐标表示估计相对误差,纵坐标表示采样概率。由图6中可以看出,随

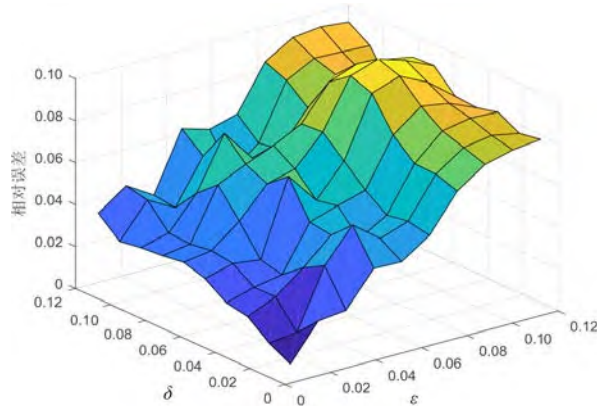


图5 JPAP的估计误差

着采样概率的不断提高,由于随机获取法采用的是随机实验,实验结果具有随机性,因此总是存在较大的波动,相对误差较大;而本文所提出的估计算法,估计结果相对误差较小,曲线比较稳定。

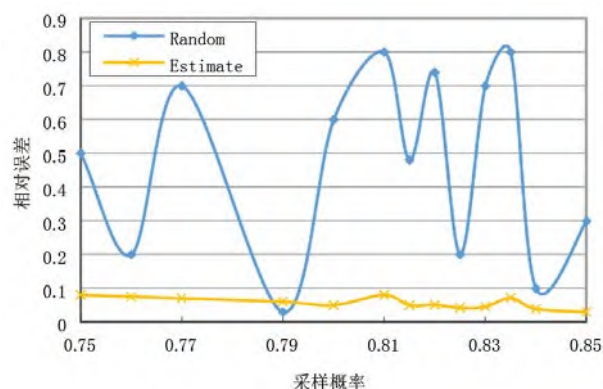


图6 随机获取和本文估计法的比较

仍然采用办公大楼作为实验平台,在下面的实验中,分别分析了采样概率和能量消耗情况。当采样概率从0.75提高到0.85时,JPAP的相对误差不断减小。

如图7所示,采样概率大于等于0.75时,随着采样概率的不断提高,更多的数据被采样传输,算法的精度不断提高,能量消耗提高,网络拥堵的风险加大。

当 δ 分别等于0.02和0.12, ϵ 从0.11降到0.1时,图8表明了能量消耗的变化情况,感知节点的能量消耗包括指令执行和数据传输的能量消耗,但是最主要的还是数据传输的能量消耗^[11]。随着算法精度的不断提高,采样概率不断提高,更多的数据被采样传输,所以能量消耗也随着增加。

采样概率和链路质量估计的精度及能量消耗有着极为密切的关系,采样概率提高,更多的数据被传输,估计精度也会提高,但是能量消耗增加,因此综合来看,本文取采样概率 q 为0.8左右,同时在大多数情况下该取值基本符合定理2的要求。

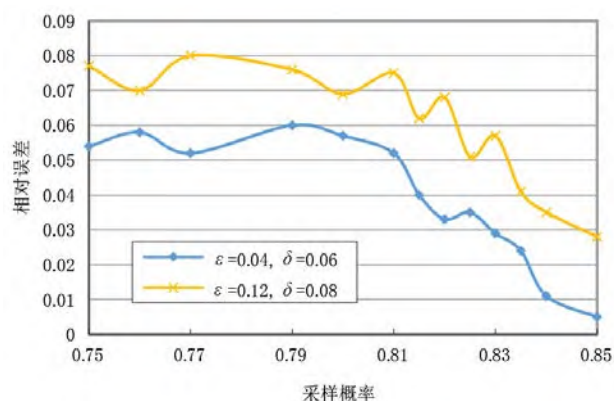


图7 采样概率与误差分析

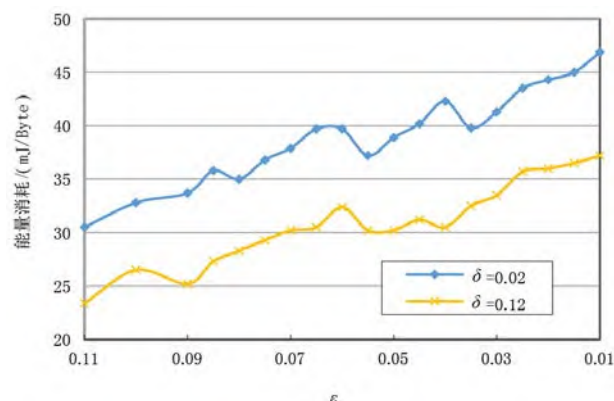


图8 能量消耗分析

(2) 最优路径算法的比较

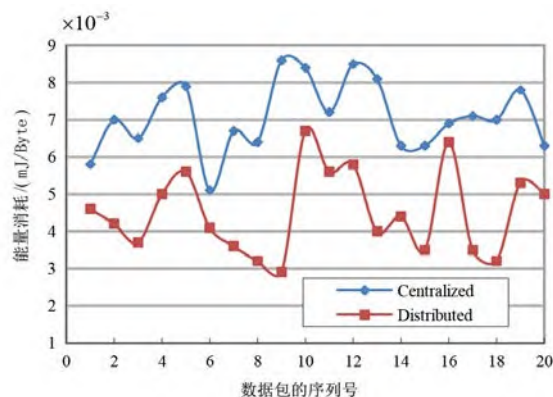
本文提出了一个集中式的最优路径算法和一个分布式的改进方案. 本次实验采用农业感知网络作为实验平台, 主要是探索网络规模对于算法性能的影响. 每个数据包采用包的序列号来唯一标识. 图9中显示了所有节点中能量消耗最大的节点所消耗的能量. 在图9中, Centralized表示本文的集中式算法, Distributed表示本文的分布式算法.

由图9(a)可知, 当网络中有10个节点的时候, 集中式算法和分布式算法的能量消耗的差异不是很明显, 此时这2种算法相差不大. 而由图9(b)可知, 当感知节点数量达到60个时, 集中式算法消耗的能量提升明显, 分布式算法消耗的能量依然维持在较低水平. 图9表明感知节点越多, 越能体现分布式算法的优越性.

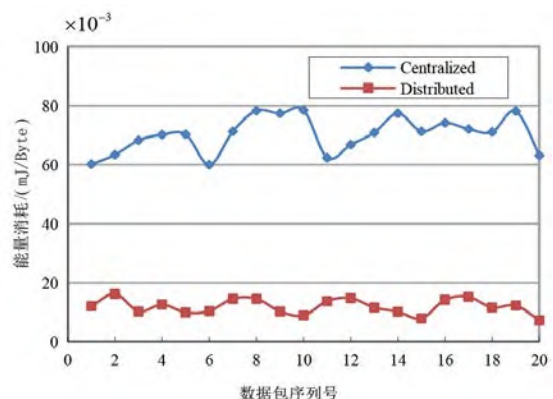
在下面的实验中, 选择了几个有代表意义的算法与本文所提出算法进行对比, 这几个算法分别是CorLayer Cluster(CC)^[3], CODEB^[16]和Dominating Pruning(PRUN)^[17].

CorLayer Cluster(CC): 该方法只采用一跳路由信息, 以完全分布式的方式进行管理, 从而带来了少量的能量开销.

Dominating Pruning(PRUN): 这种方法利用两跳邻居信息来减少冗余传输.



(a) 10个节点



(b) 60个节点

图9 最优路径算法的能量消耗

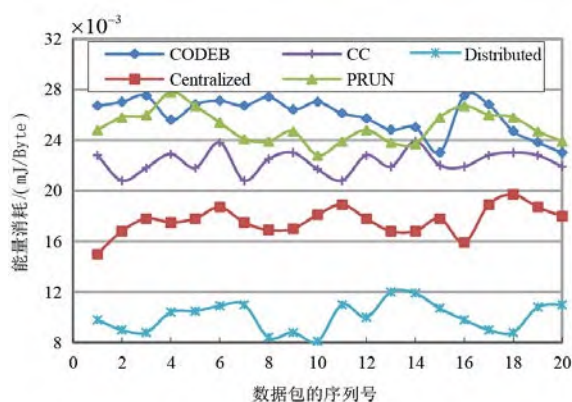
CODEB algorithm(CODEB): 该算法利用局部两跳路由信息, 充分利用机会路由, 降低传输能耗.

以上算法有些是分布式架构, 有些是集中式架构, 这些优秀的算法的能量消耗总是比较低, 因此本次实验以传输中需要消耗的能量为衡量尺度, 比较算法的能量消耗代价, 结果如图10所示. 在图10中横坐标表示数据包的序列号, 纵坐标表示传输所需要的能量. 同样, Centralized表示本文的集中式算法, Distributed表示分布式算法.

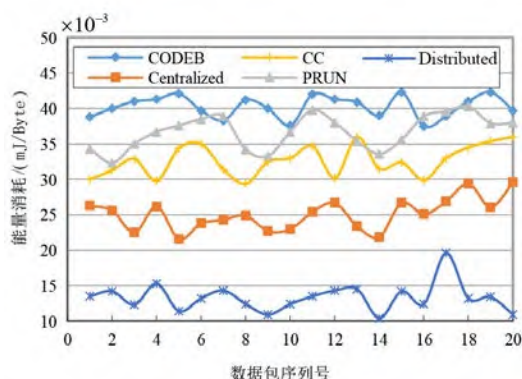
由图10可知, 无论网络中是30个还是60个节点, 本文的分布式算法都取得了性能优势, 而且随着网络规模的不断增加, 这种优势会变得更加明显.

图10(a)是30个节点的情况, 可以看出分布式算法具有较好的优势, 所需能量最小, 但是优势不是很明显. 随着节点数量的增加, 由图10(b)可以看出, 分布式算法的优势显著. 这主要是由于本文所提出的方法能精确估计链路质量, 在此基础上优化路由选择算法, 所以效果更好.

由于图9和图10的能耗比较所选的衡量尺度基本一致, 集中式算法容易导致负载不够均衡, 同样的运行



(a) 30个节点



(b) 60个节点

图10 几个算法的能量消耗比较

条件往往会导致不同的结果,因此图9和图10的集中式算法的运行结果会有差异。

6.2 仿真实验

本文采用NS2作为仿真工具,以便评估在大规模感知网络中的算法性能,所有节点随机分布在一个正方形的区域中。实验假设sink节点预先知道所有节点的分布情况,每个节点的传输距离是50 m。

(1) JPAP和ETX获取算法的性能

本次实验调查了采样概率和网络规模对算法精度的影响情况。当采样概率在0.75到0.9之间波动,感知节点个数从1 000变化到4 000时,JPAP的相对误差变化情况如图11所示。图11中纵坐标表示链路质量的相对误差。由图10可知,随着采样概率的提升和网络规模的增加,JPAP的相对误差有效减小,算法精度得到明显改善。

(2) 几个算法性能的比较

通过时间复杂度的分析可以看出,在大规模网络中使用集中式的算法会导致算法时间复杂度的急剧上升,所以集中式算法不适用于大规模网络。本文采用分布式算法与几个有代表意义的算法进行性能比较,由

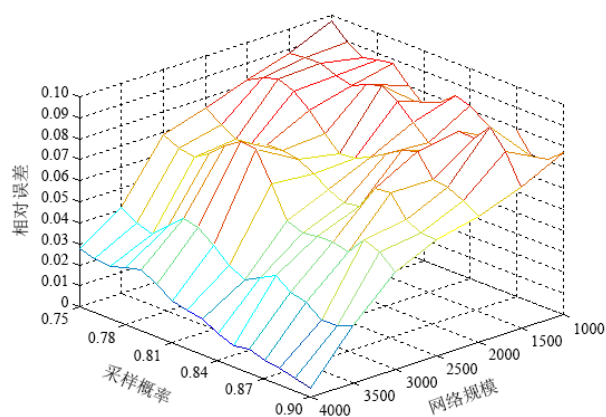


图11 算法精度分析

于是在仿真环境中,没有真实的能量消耗状况,所以本实验选择数据包的期望传输次数——能量消耗的标志,为性能比较的依据。

在仿真环境中,链路的质量可以任意设定,所以本文考虑链路质量与期望传输次数的关系。本次实验中,使用1 000个节点完成实验,实验结果如图12所示。在图中,Distributed表示分布式算法。

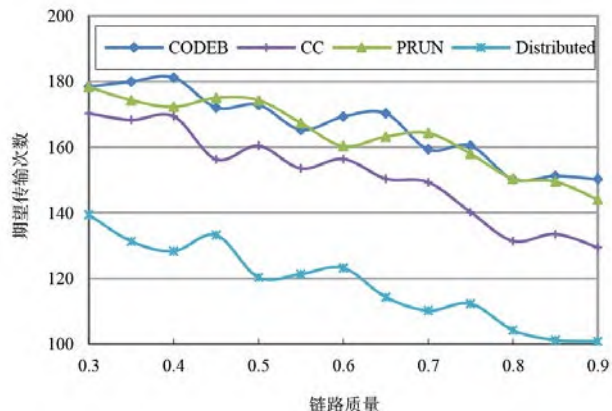


图12 链路质量与传输次数的关系

由图12可知,当链路质量从0.3提升到0.9时,分布式算法的数据包期望传输次数从140下降到100,与其他几种算法相比,分布式算法至少节省了30%的能量消耗。

最后本文探索了网络密度对于算法性能的影响,在下面的实验中,采用了1 500个感知节点,链路质量维持在0.8左右,所有感知节点随机分布在一个正方形的区域,实验结果如图13所示。

在图13中,横坐标表示正方形感知区域的边长,当感知区域的边长不断变大时,节点分布变得稀疏,当边长变小时,则意味着稠密。当网络变得稀疏时,感知节

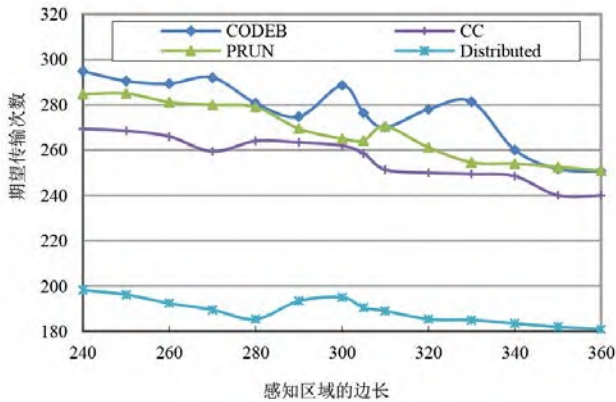


图 13 网络密度的影响

点周围的邻居节点会相应减少,导致数据包平均传输次数也会减少。

由图 13 可知,传输次数的变化不是单调的。主要原因是感知节点的随机分布,可能导致节点在感知区域的局部聚集,这些区域节点密度过大,而另一些区域分布比较稀疏,局部传输次数的提高使得总的数据传输次数提升。

7 结论

本文基于采样理论提出了链路质量和链路 ETX 的获取算法,通过理论证明确保了该算法对链路质量的估计能够达到高精度的要求。然后根据 JPAP 和链路 ETX,提出了一个集中式的路由选择优化算法和一个分布式的改进方案,找到了所有感知节点到 sink 的最优传输方案。实验结果表明,本文所提出的算法在能量消耗和算法精度方面优势明显,对利用电池供电的无线传感网来说具有极大的现实意义。

本文提出的估计算法实现了对链路质量的精确估计,并在此基础上提出了路由算法,下一步将针对复杂网络条件,提出链路数据传输的具体实现方案,这也是未来的研究热点。

参考文献

- [1] 刘洲洲, 李士宁, 张筱, 等. 联合改进核 FCM 与智能优化 SVR 的 WSNs 链路质量预测[J]. 电子学报, 2018, 46(1): 90-97.
LIU Z Z, LI S N, ZHANG X, et al. Link quality prediction algorithm based on improved kernel FCM and intelligent SVR for WSNs[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(1): 90-97. (in Chinese)
- [2] 焦贤龙, 王刚, 田海琛, 等. 基于相继干扰消除的无线传感网低时延广播算法[J]. 计算机学报, 2019, 42(11): 2526-2538.
JIAO X L, WANG G, TIAN H C, et al. Successive interference cancellation based low-delay broadcast algorithms for wireless sensor networks[J]. Chinese Journal of Computers, 2019, 42(11): 2526-2538. (in Chinese)
- [3] WANG S, KIM S M, LIU Y H, et al. CorLayer: A transparent link correlation layer for energy-efficient broadcast[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2015, 23(6): 1970-1983.
- [4] KIM S M, WANG S, HE T. Exploiting spatiotemporal correlation for wireless networks under interference[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2017, 25(5): 3132-3145.
- [5] ZHU T, ZHONG Z G, HE T, et al. Achieving efficient flooding by utilizing link correlation in wireless sensor networks[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2013, 21(1): 121-134.
- [6] ZHAO Z W, DONG W, BU J J, et al. Link-correlation-aware data dissemination in wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(9): 5747-5757.
- [7] GUO S, KIM S M, ZHU T, et al. Correlated flooding in low-duty-cycle wireless sensor networks[C]//Proceedings of the 2011 19th IEEE International Conference on Network Protocols. Vancouver: IEEE, 2011: 383-392.
- [8] ZHAO Z W, DONG W, GUAN G Y, et al. Modeling link correlation in low-power wireless networks[C]//2015 IEEE Conference on Computer Communications. Kowloon: IEEE, 2015: 990-998.
- [9] SRINIVASAN K, JAIN M, CHOI J I, et al. The κ factor: Inferring protocol performance using inter-link reception correlation[C]//Proceedings of the Sixteenth Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. Chicago: ACM, 2010: 317-328.
- [10] SHEN H, XU J J, WANG T J, et al. Detecting link correlation spoofing attack: A beacon-trap approach[C]//2019 IEEE International Conference on Communications. Shanghai: IEEE, 2019: 1-6.
- [11] LI J Z, CHENG S Y. (ε, δ) -approximate aggregation algorithms in dynamic sensor networks[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2012, 23(3): 385-396.
- [12] DING T, YUAN X J, LIEW S C. Algorithmic beamforming design for MIMO multiway relay channel with clustered full data exchange[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(10): 10081-10086.
- [13] ZHOU J, CHEN L, CHEN C L P, et al. Uncertain data clustering in distributed peer-to-peer networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems,

- 2018, 29(6): 2392-2406.
- [14] GUO X F, LIU X W, ZHU E, et al. Adaptive self-paced deep clustering with data augmentation[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2020, 32(9): 1680-1693.
- [15] GUO S T, SHI Y W, YANG Y Y, et al. Energy efficiency maximization in mobile wireless energy harvesting sensor networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2018, 17(7): 1524-1537.
- [16] LI L, RAMJEE R, BUDDHIKOT M, et al. Network coding-based broadcast in mobile ad-hoc networks[C]//The 26th IEEE International Conference on Computer Communications. Barcelona: IEEE, 2007: 1739-1747.
- [17] LIU C Y, HUANG H J, DU H W, et al. Performance-guaranteed strongly connected dominating sets in heterogeneous wireless sensor networks[C]//The 35th Annual IEEE International Conference on Computer Communications. San Francisco: IEEE, 2016: 1-9.
- [18] ZHANG X M, CAO X L, YAN L, et al. A street-centric opportunistic routing protocol based on link correlation for urban VANETs[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2016, 15(7): 1586-1599.
- [19] ALAM S M I, SULTANA S, HU Y C, et al. Link correlation and network coding in broadcast protocols for wireless sensor networks[C]//2012 9th Annual IEEE Communications Society Conference on Sensor, Mesh and Ad Hoc Communications and Networks. Seoul: IEEE, 2012: 59-61.
- [20] HUAN X T, KIM K S, LEE S, et al. A beaconless asymmetric energy-efficient time synchronization scheme for resource-constrained multi-hop wireless sensor networks [J]. IEEE Transactions on Communications, 2020, 68(3): 1716-1730.
- [21] YAN Z Y, TAN R, LI Y, et al. Wearables clock synchronization using skin electric potentials[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2019, 18(12): 2984-2998.
- [22] CORMEN T H, LEISERSON C E, RIVEST R L, et al. Introduction to Algorithms[M]. Massachusetts: The MIT Press, 2001.
- [23] CHEN L, FAN R L, BIAN K G, et al. On heterogeneous neighbor discovery in wireless sensor networks[C]//2015 IEEE Conference on Computer Communications. Kowloon: IEEE, 2015: 693-701.
- [24] CHANDY K M, MISRA J. Distributed computation on graphs[J]. Communications of the ACM, 1982, 25(11): 833-837.
- [25] FUJIMOTO R, BISWAS A. An empirical study of energy consumption in distributed simulations[C]//2015 IEEE/ACM 19th International Symposium on Distributed Simulation and Real Time Applications(DS-RT). Chengdu: IEEE, 2015: 163-170.

作者简介



孟超 男, 1977年出生, 江苏镇江人. 博士. 主要研究方向为计算机网络安全技术、无线传感器网络、启发式优化算法等.



周倩 女, 1983年出生, 江苏南京人. 博士. 主要研究方向为密码学、网络安全和隐私、物联网技术, 以及数据库等基础理论和应用.



郭林 男, 1985年出生, 江苏南京人. 博士. 主要研究方向为无线通信技术、微波、毫米波、太赫兹及纳光子学.



王攀 男, 1979年出生, 江苏南京人. 博士, 研究员. 主要研究方向为新一代通信网络、人工智能与网络空间安全、大数据分析 with 深度学习等.



孙知信(通讯作者) 男, 1963年出生, 江苏南京人. 博士, 教授, 博士生导师. 主要研究方向为物联网技术与应用、邮政快递大数据技术及应用、区块链技术及应用、计算机网络及安全等.
E-mail: sunzx@njupt.edu.cn