

基于混合压缩感知的分簇式网络数据收集方法

李哲涛^{1,2,3} 臧浪^{1,3} 田淑娟^{1,3} 李仁发⁴

¹(湘潭大学信息工程学院 湖南湘潭 411105)

²(江苏省无线传感网高技术研究重点实验室(南京邮电大学) 南京 210003)

³(智能计算与信息处理教育部重点实验室(湘潭大学) 湖南湘潭 411105)

⁴(湖南大学信息科学与工程学院 长沙 410082)

(sjtianwork@xtu.edu.cn)

Data Collection Method in Clustering Network Based on Hybrid Compressive Sensing

Li Zhetao^{1,2,3}, Zang Lang^{1,3}, Tian Shujuan^{1,3}, and Li Renfa⁴

¹(College of Information Engineering, Xiangtan University, Xiangtan, Hunan 411105)

²(Jiangsu High Technology Research Key Laboratory for Wireless Sensor Networks (Nanjing University of Posts and Telecommunications), Nanjing 210003)

³(Key Laboratory of Intelligent Computing & Information Processing (Xiangtan University), Ministry of Education, Xiangtan, Hunan 411105)

⁴(School of Information Science & Engineering, Hunan University, Changsha 410082)

Abstract In order to reduce the number of transmissions and balance the network load in wireless sensor network, this paper presents a data collection method by using hybrid compressive sensing (CS) in clustering network. Firstly we choose some nodes that are close to the temporary cluster-centroid as the candidate cluster head(CH), secondly determine the CH nodes on the basis of the distance of the candidate nodes to determined CH orderly. Then the common sensor nodes join their nearest cluster. Lastly we build a data transmission tree root of sink node that connects to all CHs greedily. When the number of data transmissions is higher than the threshold, nodes transmit data by using CS. On scenarios of compressive ratio equals 10, the simulation results demonstrate that the number of transmissions for the proposed method is 75% and 65% less than that of Clustering without CS and SPT without CS, 35% and 20% less than that of SPT with Hybrid CS and Clustering with Hybrid CS; The standard deviation of nodes transmissions for the proposed method is 62% and 81% less than that of Clustering without CS and SPT without CS, 41% and 19% less than that of SPT with Hybrid CS and Clustering with Hybrid CS.

Key words wireless sensor network (WSN); compressive sensing; data collection; clustering network; load balance

收稿日期:2015-09-28;修回日期:2016-04-11

基金项目:国家自然科学基金项目(61379115,61110215,61372049,61602398);湖南省自然科学基金项目(2015JJ4047,12JJ9021,13JJ8006);江苏省无线传感网高技术研究重点实验室开发课题(WSNLBKF201501);湖南省重点学科建设基金项目

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (61379115, 61110215, 61372049, 61602398), the Natural Science Foundation of Hunan Province of China (2015JJ4047, 12JJ9021, 13JJ8006), the Key Laboratory of Jiangsu High Technology Research for Wireless Sensor Networks (WSNLBKF201501), and the Key Subjects Construction Foundation of Hunan Province.

通信作者:田淑娟(sjtianwork@xtu.edu.cn)

摘要 为了减少分簇式传感器网络中的数据传输量并均衡网络负载,提出了一种采用混合压缩感知(compressive sensing, CS)进行数据收集的方法. 1)选取各临时簇中距离簇质心最近的一些节点为候选簇头节点,然后依据已确定的簇头节点到未确定的候选簇头节点的距离依次确定簇头;2)各普通节点选择加入距离自己最近的簇中;3)贪婪构建一棵以 Sink 节点为根节点并连接所有簇头节点的数据传输树,对数据传输量高于门限值的节点使用 CS 压缩数据传输. 仿真结果表明:当压缩比率为 10 时,数据传输量比 Clustering without CS 和 SPT without CS 分别减少了 75%和 65%,比 SPT with Hybrid CS 和 Clustering with Hybrid CS 分别减少了 35%和 20%;节点数据传输量标准差比 Clustering without CS 和 SPT without CS 分别减少了 62%和 81%,比 SPT with Hybrid CS 和 Clustering with Hybrid CS 分别减少了 41%和 19%.

关键词 无线传感器网络;压缩感知;数据收集;分簇网络;负载均衡

中图法分类号 TP393

无线传感器网络(wireless sensor network, WSN)一般由大量能量受限的传感器节点与若干个基站组成,分簇式网络结构能有效消除数据冗余,减少数据通信量与通信距离,具有可扩展性强、负载均衡、鲁棒性强等特点. 在 WSN 中,节点间的通信是节点能量损耗的主要原因^[1]. WSN 中存在感知数据流不均衡导致部分节点过早死亡的情况,在保证传输数据质量的前提下,如何减少数据传输的能量消耗以及均衡网络节点负载对延长网络的生命周期有重要的意义.

近年来,压缩感知(compressive sensing, CS)^[2-4]技术的发展为无线传感器网络数据收集技术带来了革命性的突破^[5-9]. CS 可以在远低于奈奎斯特采样速率的条件下完成对数据信息的采集,从而减少网络的数据传输量,降低网络能量消耗,延长网络的生命周期. 假定网络由 1 个 Sink 节点与 N 个感知节点构成. 设 x 是 1 个具有 N 个元素的向量,表示网络收集的数据,则每个元素对应 1 个传感器节点收集到的数据. 将 x 进行稀疏化处理, $x = \psi s$, 其中, ψ 是 1 个 $N \times N$ 的变换基, s 是系数向量. 如果系数向量 s 仅仅含有 k 个非零元素($k \ll N$), 则称 x 在 ψ 域上是 k -稀疏的. 当 k 很小时,根据压缩感知理论,仅需传输信号向量 x 的 M 个观测值组成的向量 y 至 Sink 节点即可实现信息传输的目的, $y = \phi x$, ϕ 是一个 $M \times N$ ($M \ll N$) 的随机矩阵. Sink 节点收集到测量值 y 后,可以通过求解一个 l_1 -范数优化问题或者如 OMP^[10] 的启发式算法就能重构原始数据信号 x .

在基于树的数据收集方法中,距离 Sink 节点远的叶子节点需要传递较少的数据包,而距离 Sink 节点近的节点需要传递较多的数据包. 然而,在采用

CS 对节点数据进行处理后,每个节点需要传递 M 个数据包,也就是说 N 个节点的网络中需要传递 $M \times N$ 个数据包,这仍然是一个很大的数值. 文献[6,8]提出了混合式压缩感知方法,距离 Sink 节点远的叶子节点传递原始数据,而距离 Sink 节点近的节点使用压缩感知技术进行数据压缩. 以上方法都是将 CS 用在路由树中,分簇式结构相比于树型结构而言具有鲁棒性强与网络负载均衡等优势^[11-12]. 鲁棒性更强是因为即使簇内节点由于物理因素意外死亡,对网络拓扑结构影响不大. 均衡负载是因为分簇网络中节点数量能够均衡,可以缓解树型网络中的瓶颈效应. 但是,上述方法都忽视了网络的地理位置与节点的分布状况. 研究表明:在传感器网络中,根据节点的分布状况设计收集算法可以减少数据的传输量^[12]. 文献[13]提出了一种分簇式传感网络中采用混合 CS 技术进行数据收集的方法,簇内不使用 CS 进行数据传递,而在簇间使用 CS 进行数据传递. 通过最小化簇内传输消耗有效地减少了数据传输量,但该方法未考虑大规模网络中靠近簇头的节点以及连通度大的节点的巨大负荷,网络负载不均衡,同时忽视了簇间传输跳数对数据传输量造成的影响.

分簇式网络中,由于簇头节点需要融合和转发大量数据,故减少用于簇间传输的拓扑跳数与数据量对延长网络的生命周期具有重要的影响. 本文通过考虑已确定的簇头节点到未确定的候选簇头节点间的距离,依次选择距离父簇头节点最短的候选簇头节点为子簇头节点,以此优化网络中的簇头选择机制,在牺牲少量簇内传输量的前提下迅速降低簇间的传输量. 贪婪构建 1 棵以 Sink 节点为根节点并

连接所有簇头节点的数据传输树,将数据传递到 Sink 节点.对簇内数据传输量高于门限值的节点以及用于簇间传输的节点使用 CS 压缩数据传输,达到均衡网络负载和减少数据传输量的目的.仿真实验表明,与多种基于树的数据收集算法以及分簇式混合 CS 数据收集算法^[13]相比,本文提出的算法能有效地减少网络的数据传输量.相比传统的基于树的数据收集算法,文献[8,13]以及未使用 CS 技术进行数据收集的分簇式网络均能有效地均衡网络负载.

1 模型建立与理论分析

1.1 模型建立与示例

假设:1)网络中所有节点独立、一致性地分布在传感区域;2)网络中所有节点具有相同的初始能量与传输速率;3)网络中所有节点能通过 GPS 或者其他定位技术^[14-15]感知到自己的位置信息.

首先通过簇头选举算法得到簇头节点,然后各普通节点选择加入离自己位置最近的簇头节点,将网络划分为若干簇,各普通节点通过最短路径算法将数据传递给簇头节点,得到簇内数据收集模型.各簇头节点对簇内数据压缩采样,进而通过贪婪选择构建的路由树将数据传递给 Sink 节点,得到簇间数据收集模型.图 1 是基于混合 CS 的分簇数据收集示例图.簇头节点根据各簇内节点 v_j 由伪随机数字生成器^[5]生成的测量矩阵 ϕ_{ij} ,对簇内的数据进行压缩感知采样.网络中第 i 个簇头节点 CH_i 通过产生的子矩阵 ϕ^{H_i} 对簇内收集到的原始数据 x^{H_i} 进行测

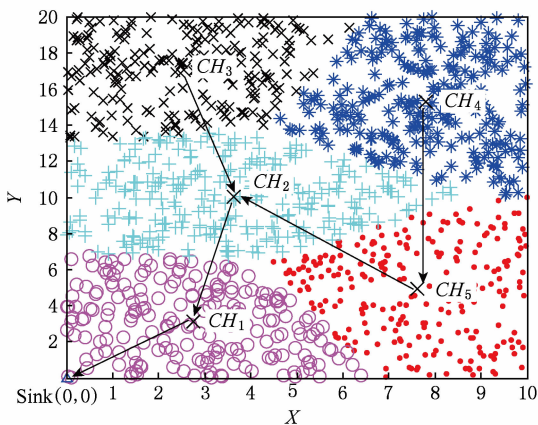


Fig. 1 Data collection diagram in cluster structure based on hybrid CS

图 1 簇结构中基于混合 CS 数据收集示例

量,得到观测值 $\phi^{H_i}x^{H_i}$.簇头节点 CH_i 经过压缩测量后得到 M 个观测值信号, M 由节点数目 N 以及原始数据的稀疏度决定^[5].各簇头节点经贪婪选择构建的数据传输树向 Sink 节点传递数据.

以图 1 为例,假定网络被划分为 5 个簇,簇头节点 $CH_1, CH_2, CH_3, CH_4, CH_5$ 通过贪婪选择构建的以 Sink 节点为根节点的数据传输树进行数据传递.原始数据 x 由 5 个簇内收集到的数据构造原始信号矩阵 $x = [x^{H_1} x^{H_2} x^{H_3} x^{H_4} x^{H_5}]^T$,由伪随机数生成的测量矩阵 $\phi = [\phi^{H_1} \phi^{H_2} \phi^{H_3} \phi^{H_4} \phi^{H_5}]^T$.

Sink 节点接收到的测量值 y 是所有簇头节点经压缩感知采样后的数据之和,如式(1)所示.在每一次传输时,簇头节点融合自身数据与子簇头节点的数据,然后经贪婪路由树将观测值传递给 Sink 节点. Sink 节点根据收到的观测值 y 以及测量矩阵 ϕ 可以重构出原始信号 x .

$$y = \phi x = [\phi^{H_1} \phi^{H_2} \phi^{H_3} \phi^{H_4} \phi^{H_5}] \begin{bmatrix} x^{H_1} \\ x^{H_2} \\ x^{H_3} \\ x^{H_4} \\ x^{H_5} \end{bmatrix} = \sum_{i=1}^5 \phi^{H_i} x^{H_i} \quad (1)$$

1.2 理论分析与证明

本文的分簇式混合 CS 数据收集方法包括 2 个方面的数据传输:簇内节点经过最短路径算法将数据传递给簇头节点,簇间经过贪婪路由传输树将数据传递给 Sink 节点.对簇内数据传输量高于门限值的节点以及用于簇间传输的节点使用 CS 压缩数据传输.网络中任意节点的通信量为自己的通信量与其所有子节点通信量的和.节点的数据传输跳数越多,此节点的数据在各级父节点中会被多次传输,加大网络的通信量.因此,为了节约网络中节点的能量,所设计的数据收集方法需尽可能减少网络中传输量,即尽可能减少数据包传输的总跳数.

1.2.1 网络的分簇数量

在分簇式混合 CS 数据收集方法中,网络中划分簇的数量对网络传输量有重要影响.当网络中分簇数量过少时,簇内传输量将会急剧增加.当网络中分簇数量过多时,簇头节点数目会增加,簇间传输量势必增加.因此在分簇式混合 CS 数据采集方法中存在最优分簇数量使得网络传输量最小.文献[13]对网络中最优分簇数量做了详细的理论与推导,本文不再赘述.网络中最优分簇数量:

$$N_c^* = \lambda(Sa)^2 = \begin{cases} \frac{3M - \lambda a^2}{1 - \frac{3M}{2N}}, & M < \frac{2}{9}N; \\ N, & \frac{2}{9}N \leq M < N; \end{cases} \quad (2)$$

其中, N_c^* 为每个簇内最优的节点数目, λ 为节点分布密度, S 为网络分簇完成后簇的边长中小网格的个数, a 为以节点通信半径为参数划分的节点分布的网格区域边长, M 为重构信号所需的观测值数目, 也就是说 N 个节点的网络中的最优分簇数量为 $c = \frac{N}{N_c^*}$.

1.2.2 网络的簇内传输

如图 2 所示, 将网络划分为 $a \times a$ 的小网格区域, 小网格内接于以节点传输半径为参数的圆. 其中 $a = \frac{r}{\sqrt{2}}$, r 为节点的传输半径, 这样就能使得同一网格区域内的节点都能相互通信, S 为网络分簇完成后簇的边长中小网格的个数.

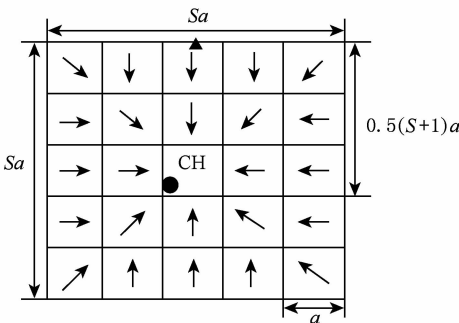


Fig. 2 Intra-cluster transmission diagram
图 2 簇内传输示意图

网络中簇头节点位于网络中央且靠近 Sink 节点的位置, 这样能使得簇内节点传输数据到簇头节

点的平均传输跳数最小. 与簇头节点在同一网格内的节点需经 1 跳将数据传输到簇头节点, 第 h 层的节点最多需经过 h 跳将数据传递给簇头节点, 最少需经过 $h-1$ 跳将数据传递给簇头节点, 第 h 层网格数为 $8(h-1)$, $h \geq 2$. 假定网络中节点的分布密度为 λ , 则单个网格内节点数目为 λa^2 . 单个簇内节点将数据传递到簇头节点的数据传输跳数为

$$T_{ub_a_cluster} = \left(1 + \sum_{h=2}^{\frac{S+1}{2}} 8(h-1) \times h\right) \times \lambda a^2. \quad (3)$$

由于

$$S_n = 1^2 + 2^2 + \dots + n^2 = \frac{n(n+1)(2n+1)}{6}, \quad (4)$$

故单个簇内感知节点向簇头节点传递数据的跳数为

$$T_{ub_a_cluster} = \left(\frac{S^3 - S}{3} + S^2\right) \times \lambda a^2. \quad (5)$$

故网络的簇内通信传输总跳数的上界值为

$$T_{ub_intra} = \left(\frac{S^3 - S}{3} + S^2\right) \times \lambda a^2 \times \frac{N}{\lambda S^2 a^2} = \left(\frac{S}{3} - \frac{1}{3S} + 1\right) \times N. \quad (6)$$

同理可知网络的簇内通信传输总跳数的下界值为

$$T_{lb_intra} = \left(\frac{S}{3} - \frac{1}{3S}\right) \times N. \quad (7)$$

1.2.3 网络的簇间传输

如图 3 所示网络通过成簇算法划分为 $Sa \times Sa$ 的簇结构, 假定簇头节点位于簇质心所在网格区域的边缘, 网络中节点的分布密度为 λ , 则每个簇内有 $\lambda S^2 a^2$ 个节点, 网络被分为 $\frac{N}{\lambda S^2 a^2}$ 个簇.

当簇头节点对感知数据进行采样后, 经贪婪路由树向 Sink 节点传递数据. 每个簇头节点将数据压

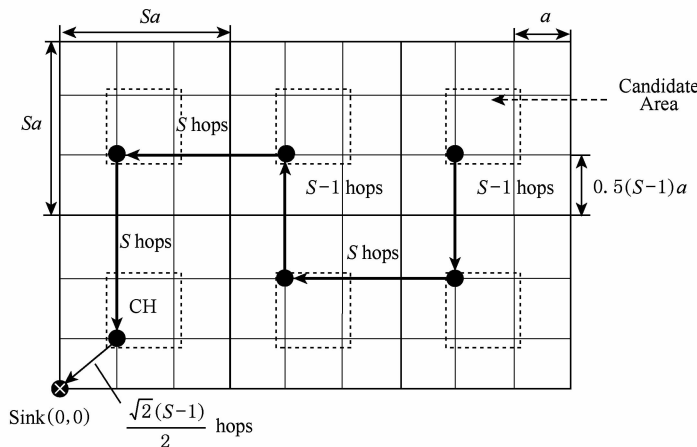


Fig. 3 Inter-cluster transmission diagram
图 3 簇间传输示意图

缩测量后传递给自己的父节点,距离 Sink 节点最近的簇头节点需经过 $\frac{\sqrt{2}(S-1)}{2}$ 跳传递给 Sink 节点. 故网络的簇间传输跳数为

$$T_{\text{inter}} = \left(\frac{N}{2\lambda S^2 a^2} \right) \times S \times M + \left(\frac{N}{2\lambda S^2 a^2} - 1 \right) \times (S-1) \times M + \frac{\sqrt{2}(S-1)}{2} \times M. \quad (8)$$

网络的总传输跳数理论值为簇内传输跳数与簇间传输跳数之和. 网络传输总跳数的上界值为

$$T_{\text{ub}} = T_{\text{inter}} + T_{\text{ub_intra}} = \left(\frac{N}{2\lambda S^2 a^2} \right) \times S \times M + \left(\frac{N}{2\lambda S^2 a^2} - 1 \right) \times (S-1) \times M + \frac{S-a}{2} \times M + \left(\frac{S}{3} - \frac{1}{3S} + 1 \right) \times N. \quad (9)$$

网络传输总跳数的下界值为

$$T_{\text{lb}} = T_{\text{inter}} + T_{\text{lb_intra}} = \left(\frac{N}{2\lambda S^2 a^2} \right) \times S \times M + \left(\frac{N}{2\lambda S^2 a^2} - 1 \right) \times (S-1) \times M + \frac{S-a}{2} \times M + \left(\frac{S}{3} - \frac{1}{3S} \right) \times N. \quad (10)$$

2 算法设计

对于给定的网络用图 $G = (V, E)$ 表示,其中, V 为 Sink 节点与 N 个传感器节点组成的集合,当 V 中节点 i 与节点 j 的距离在节点传输半径内时,则这 2 个节点间存在边 e_{ij} , E 为所有边 e_{ij} 组成的集合.

2.1 簇头选举算法

算法 1. 簇头选举算法.

步骤 1. 根据得到的网络分簇数量最优值 c , 随机选择网络中 c 个节点为临时簇头;

步骤 2. 网络中各普通节点选择加入距离自己最近的临时簇头中,由临时簇内节点位置计算网络中各个临时簇的质心位置, $(x_{\text{cg}}^{\text{CH}_1}, y_{\text{cg}}^{\text{CH}_1}), (x_{\text{cg}}^{\text{CH}_2}, y_{\text{cg}}^{\text{CH}_2}), \dots,$

$(x_{\text{cg}}^{\text{CH}_c}, y_{\text{cg}}^{\text{CH}_c})$, 其中 $x_{\text{cg}}^{\text{CH}_i} = \frac{\sum_{k=1}^{n_i} x_k}{n_i}$, 为当前临时簇

内节点水平坐标的平均值, $y_{\text{cg}}^{\text{CH}_i} = \frac{\sum_{k=1}^{n_i} y_k}{n_i}$, 为当前

临时簇内垂直坐标的平均值. 各临时簇中选择距离质心最短的节点为新的临时簇头;

步骤 3. 重复步骤 2 直到网络拓扑不再发生变化,得到 c 个质心位置;

步骤 4. 各临时簇选择距离质心位置最近的 $t_{\text{candidate}}$ 个节点为候选簇头;

步骤 5. 计算各临时簇中候选簇头与 Sink 节点的距离,选择临时簇中距离 Sink 节点最近的候选簇头节点为簇头,确定第 1 个簇;

步骤 6. 计算剩余临时簇中候选簇头节点与上一簇头节点的距离,选择剩余临时簇中距离上一簇头节点最近的候选簇头节点为簇头;

步骤 7. 重复步骤 6 得到 c 个簇头节点.

网络由算法 1 选择 c 个簇头后,其他节点选择加入距离自己最近的簇头节点中,网络划分成 c 个簇. 簇内普通节点只需将数据传递给大致位于簇中心的簇头节点处,而簇头节点需将收集到的数据经过多跳将数据传递给 Sink 节点. 选定的 c 个簇头节点均靠近簇质心的位置,算法 1 在尽量不增加簇内传输的前提下,使得相邻簇头节点的距离变小且簇头节点尽量靠近 Sink 节点,这能有效减少网络的数据传输跳数.

2.2 贪婪路由树构建算法

用 U 表示由算法 1 得到的所有簇头节点与 Sink 节点所组成的集合, U_{in} 表示已经加入到路由树中的簇头节点集合,则 $U - U_{\text{in}}$ 为还未加入到树中的簇头节点.

算法 2. 贪婪路由树构建算法.

步骤 1. 初始化: $U_{\text{in}} = V_{\text{Sink}}$.

步骤 2. 计算集合 $U - U_{\text{in}}$ 中的各节点与集合 U_{in} 中各节点的距离,选择距离最短的节点加入到路由树中;

步骤 3. 更新集合 U_{in} ;

步骤 4. 重复步骤 2 与步骤 3 直到 $U_{\text{in}} = U$.

算法 2 通过贪婪选择构建了 1 棵以 Sink 节点为根节点的数据传输树,各子簇头节点只需将数据传递给距离自己最近的父簇头节点,任意 2 个簇头间的传输跳数都是最小的,保证 Sink 节点在收到观测值 y 后能根据测量矩阵 ϕ 重构出原始信号 x .

3 仿真与分析

3.1 仿真参数与环境说明

本文用 Matlab 仿真工具对提出的分簇式混合 CS 数据收集方法与其他数据收集方法进行了仿真分析与对比. Clustering without CS 与本文算法具有相同的分簇结构但未使用 CS 进行数据压缩; Short path tree(SPT) without CS 中 Sink 节点通过构建的最短路径树收集感知节点的数据; SPT with Hybrid CS 中 Sink 节点通过构建的最短路径树收集感知节点的数据,树中节点的子节点数(包括

自己)大于观测值门限时,节点使用 CS 对数据进行压缩采样;文献[8]提出的 Optimal Tree with Hybrid CS 使用混合 CS 通过对节点构建最小生成树与最短路径树,并依次贪婪选择确定加入数据传输树的节点构建了 1 棵能耗最小传输树;Clustering with Hybrid CS 是文献[13]提出的分簇式混合 CS 数据收集方案,簇内节点通过最短路径将数据传递给簇头节点,簇头节点对数据进行 CS 采样后通过构建 1 棵连接所有簇头节点与 Sink 节点的骨干树将观测值传递给 Sink 节点.

网络参数设置:网络区域设定为 20×10 , Sink 节点的坐标为 $(0,0)$,网络中节点数目 N 为 $400 \sim 1200$,网络的节点密度 λ 为 $2 \sim 6$,节点的传输半径 r 设定为 $\sqrt{2}$ 单元,候选簇头节点 $t_{\text{candidate}}$ 设定为 $N/40$, $\rho = N/M$ 为压缩比率, ρ 的值分别设定为 5 与 10,这就保证有充足的观测值能精确的重构出原始信号^[6-9]. 仿真结果均是 20 次随机拓扑网络的平均值.

仿真中测量 4 个指标:

1) 数据总传输量. 1 次采集周期内 Sink 节点收到的数据量.

2) 传输量减少比. 本文算法相比于其他算法减少的传输量比值. 对比于 Clustering without CS 的传输量减少比为 Clustering without CS 与本文算法在同一周期内数据传输量的差值除以 Clustering without CS 在 1 个周期内的传输量.

3) 簇内与簇间负载均衡评价指标^[16]. 簇内成员数量的平均偏差和簇头到其他成员节点的平均距离的平均偏差. 簇间负载均衡评价指标,相邻簇头之间的平均距离和相邻簇头之间的距离平均偏差.

4) 网络中 1 次采集周期内各节点传输量的标准差以及簇内节点传输量的平均标准差.

3.2 数据总传输量仿真与分析

图 4(a)为本文算法与其他 5 种数据收集算法在压缩比率为 5 的条件下数据传输量的仿真结果. 图 4(b)是压缩比率为 10 时各数据收集算法的数据传输量对比结果.

从图 4 可知,本文算法相比于 Clustering without CS 和 SPT without CS 而言,大大降低了传输量,这是因为本文算法对网络中传输量超过压缩感知门限值的节点进行了压缩采样,只需要传输 M 个观测值信号. 本文算法相比于 SPT with Hybrid CS 在数据传输量上也有优势,这是因为在分簇结构中,感知节点只需将数据传递到大致位于簇中心的簇头节点,而 SPT with Hybrid CS 中感知节点将数据传递到距离 Sink 节点近的父节点上,这会大大增加传输跳数,增加网络中的数据传输量. 本文算法相比于 Clustering with Hybrid CS 而言有效降低了数据传输量,这是因为本文算法依据已确定的簇头节点到未确定的候选簇头节点的距离依次确定簇头,在尽量少增加簇内传输量的前提下减少数据传输跳数,降低簇间传输量. 对簇内数据传输量高于门限值的节点以及用于簇间传输的节点使用 CS 压缩数据传输,减少数据传输量. 本文算法与文献[8]提出的 Optimal Tree with Hybrid CS 相比网络传输量略有减少,但是基于分簇结构的网络具有更好的容错性,在基于树的网络结构中当树中的某些节点能量耗尽而死亡时,网络拓扑结构就会发生变化,导致传输树不再高效.

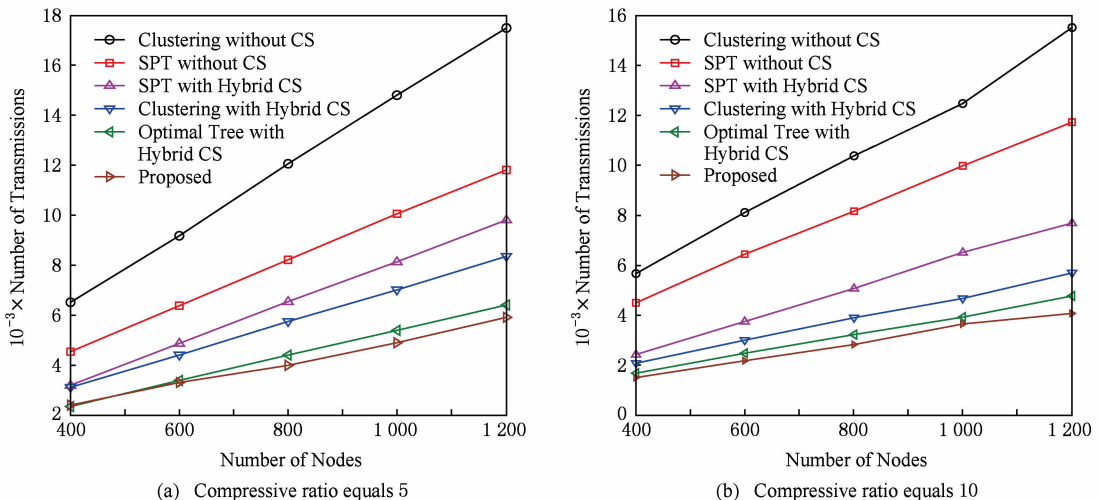
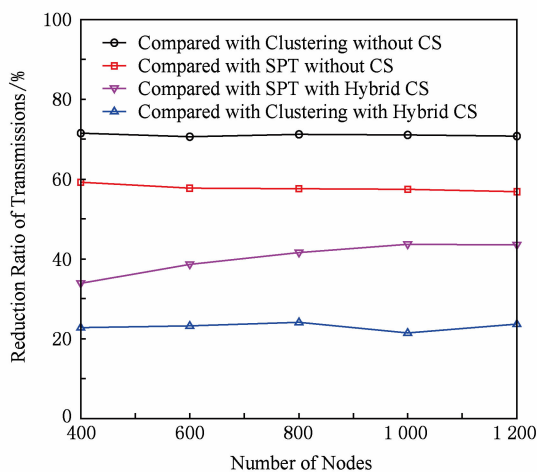


Fig. 4 The number of transmissions of different data collection methods

图 4 不同数据收集方法传输量图

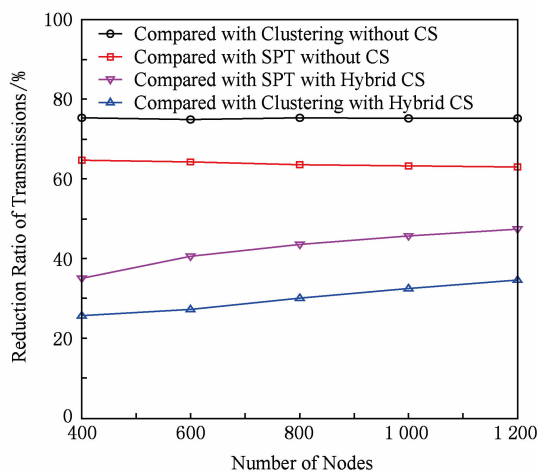
3.3 传输量减少比仿真与分析

图 5(a)为本文算法与其他 4 种数据收集算法在压缩比率为 5 的条件下数据传输量减少比的仿真



(a) Compressive ratio equals 5

结果.图 5(b)为本文算法与其他 4 种数据收集算法在压缩比率为 10 的条件下数据传输量减少比的仿真结果.



(b) Compressive ratio equals 10

Fig. 5 Reduction ratio of transmissions compared with other data collection methods

图 5 对比其他算法传输量减少比

由图 5(b)可知,当压缩比率为 10 时,本文算法相比 Clustering without CS 传输量减少了大约 75%,相比 SPT without CS 传输量减少了大约 65%,相比于 SPT with Hybrid CS 传输量减少了大约 35%,相比于文献[13]提出的 Clustering with Hybrid CS 传输量减少了大约 20%。显然减少比率并未随着节点数目的增大而减小,这说明本文算法具有良好的扩展性.由图 5(a)可知,当压缩比率为 5 时,相比于 Clustering without CS 和 SPT without CS 压缩比率为 10 的情况,传输量减少比率大约只降低了 5%~10%,这说明本文算法即使在采样信号较多的情况下也能有效减少网络的传输量.相比于 SPT with Hybrid CS 和 Clustering with Hybrid CS 压缩比率为 10 的情况,传输量减少比率降低了 2%~5%,这是因为本文算法着重减少簇间传输量,当压缩比率降低时,相比于 SPT with Hybrid CS 和 Clustering with Hybrid CS 减少的网络总传输量也会降低,故传输量减少比也会降低.

3.4 负载均衡仿真与分析

本节对本文算法与其他算法在网络负载均衡方面进行了对比分析.图 6 为压缩比率为 10 的条件下本文算法与其他 5 种数据收集算法的各个节点传输量的标准差图.

Clustering without CS 和 SPT without CS 由于未使用 CS 对传输量超过压缩感知门限值的节点进行压缩测量,故骨干树的节点传输量很大,而叶子

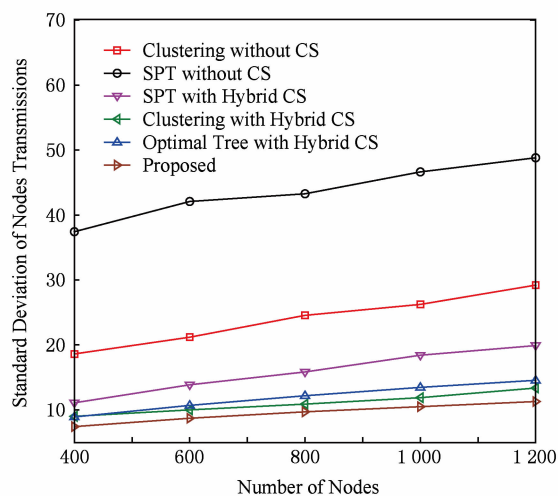


Fig. 6 The standard deviation of nodes transmissions when the compress ratio equals 10

图 6 压缩比率为 10 时,节点传输量标准差图

节点传输量很少,故节点间传输量的差异很大,即负载不均衡.因此,簇形网络相比于树型网络,具有更好的负载均衡效果.SPT with Hybrid CS 和 Optimal Tree with Hybrid CS 由于采用树型拓扑结构,导致叶子节点与融合节点传输量差异很大.相比于 Clustering with Hybrid CS,本文算法负载更均衡,这是因为对簇内数据传输量高于门限值的节点以及用于簇间传输的节点使用 CS 压缩数据传输.

簇内通信消耗的平衡是影响负载均衡的重要因素之一.簇内通信消耗^[16]与簇内成员节点数量、簇

头到其成员之间的距离成正比,因此验证本文算法簇内负载均衡性能主要考虑簇内成员数量平均偏差

Intra-mem_{devi}和簇头到其成员节点的平均距离的平均偏差 Intra-dis_{devi}具体结果如表 1 所示:

Table 1 Load Balance Performance of Intra-Cluster Transmission

表 1 簇内通信的均衡

Methods	Intra-dis _{aver}		Intra-dis _{devi}		Intra-mem _{aver}		Intra-mem _{devi}	
	N=400	N=800	N=400	N=800	N=400	N=800	N=400	N=800
Ref[13]	4.52	4.20	0.17	0.07	133.33	200	9.67	12.86
Proposed	4.53	4.22	0.13	0.07	133.33	200	9.75	13.57

表 1 中的 Intra-mem_{aver} 表示簇内平均成员节点的数量, Intra-dis_{aver} 表示簇头到其成员节点的平均距离, 2 个平均变量主要反映簇内通信消耗的平均负载, 平均负载越小, 则网络能耗越小. 偏差变量主要反映不同簇之间的差异程度, 偏差越小, 差异也就越小, 负载也就越均衡. 从表 1 可知, 本文算法对比于文献[13]而言, 簇内负载均衡指标偏差以及平均差异略差于文献[13], 这是由于本文算法主要考虑在应用 CS 的背景下尽量降低簇间传输.

表 2 为簇内节点传输量的平均标准差 Std-intra_{aver}, 反映簇内节点传输量的平均差异, 平均标准差越小, 证明簇内节点负载越均衡.

Table 2 Average Standard Deviation of Intra-Cluster Nodes Transmissions

表 2 簇内节点传输量的平均标准差

Methods	Std-intra _{aver}				
	N=400	N=600	N=800	N=1000	N=1200
Ref[13]	8.76	9.26	11.87	13.52	14.55
Proposed	6.80	8.47	10.13	11.29	12.79

由表 2 可知, 本文算法的簇内节点传输量的平均标准差在 400~1200 个节点下都低于文献[13], 证明本文算法对簇内数据传输量高于门限值的节点进行压缩测量, 减少了簇内节点间传输量的差异, 均衡了簇内负载.

簇间的通信消耗均衡是衡量负载均衡的另一个重要因素, 对相邻簇头之间的平均距离以及平均偏差进行测试, 具体结果如表 3 所示:

Table 3 Load Balance Performance of Inter-Cluster Transmission

表 3 簇间通信的均衡

Methods	Inter-dis _{aver}		Inter-dis _{devi}	
	N=400	N=800	N=400	N=800
Ref[13]	6.48	6.57	0.54	0.68
Proposed	6.14	5.99	0.46	0.52

相邻簇头之间的平均距离 Inter-dis_{aver} 反映簇头之间的通信消耗, 而相邻簇头之间的距离平均偏差 Inter-dis_{devi} 则反映通信消耗的差异程度. 由表 3 可知, 本文算法在平均距离和平均偏差上都比文献[13]要低, 这是因为簇头节点的选择考虑已确定的簇头与未确定的候选簇头节点间的距离, 依次选择距离父簇头节点最短的候选簇头节点为子簇头节点. 在贪婪构建簇间传输树时能有效降低簇间传输距离, 降低通信消耗, 均衡负载.

4 总 结

本文在分簇式传感器网络提出了一种基于混合 CS 的数据收集方法, 为了降低网络中数据传输量以及均衡网络负载, 优化了网络中的簇头选择机制. 1) 确定距离 Sink 最近的候选簇头节点为首个簇头, 通过考虑已确定的簇头节点到未确定的候选簇头节点的距离, 依次选择距离父簇头节点最短的候选簇头节点为子簇头节点, 将网络划分成簇; 2) 贪婪构建一棵以 Sink 节点为根节点并连接所有簇头节点的数据传输树; 3) 通过数据传输树将数据传递到 Sink 节点, 并对簇内数据传输量高于门限值以及用于簇间传输的节点使用 CS 压缩数据传输, 达到均衡网络负载和减少数据传输量的目的. 实验结果表明: 本文提出方法比 Clustering without CS, SPT without CS, SPT with Hybrid CS, Clustering with Hybrid CS 都能大幅减少数据传输量, 且在网络负载均衡方面性能更佳.

参 考 文 献

- [1] Xia Na, Xu Shun'an, Jiang Jianguo. Energy-consumption analysis and testing of sensors in wireless sensor networks [J]. Journal of Computer Research and Development, 2010, 47(Suppl1): 296-301 (in Chinese)

- (夏娜, 徐顺安, 蒋建国. WSNs 中节点能耗分析与测试[J]. 计算机研究与发展, 2010, 47(增刊1): 296-301)
- [2] Dai Qionghai, Fu Changjun, Ji Xiangyang. Research on compressed sensing [J]. Chinese Journal of Computers, 2011, 34(3): 425-434 (in Chinese)
(戴琼海, 付长军, 季向阳. 压缩感知研究[J]. 计算机学报, 2011, 3(34): 425-434)
- [3] Jiao Licheng, Yang Shuyuan, Liu Fang, et al. Development and prospect of compressive sensing [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(7): 1651-1662 (in Chinese)
(焦李成, 杨淑媛, 刘芳, 等. 压缩感知回顾与展望[J]. 电子学报, 2011, 39(7): 1651-1662)
- [4] Donoho D L. Compressed sensing [J]. IEEE Trans on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306
- [5] Haupt J, Bajwa W U, Rabbat M, et al. Compressed sensing for networked data [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 92-101
- [6] Luo Chong, Wu Feng, Sun Jun, et al. Compressive data gathering for large-scale wireless sensor networks [C] //Proc of the 15th Annual Int Conf on Mobile Computing and Networking. New York: ACM, 2009: 145-156
- [7] Luo Chong, Wu Feng, Sun Jun, et al. Efficient measurement generation and pervasive sparsity for compressive data gathering [J]. IEEE Trans on Wireless Communications, 2010, 9(12): 3728-3738
- [8] Xiang Liu, Luo Jun, Vasilakos A. Compressed data aggregation for energy efficient wireless sensor networks [C] //Proc of the 8th Annual Communications Society Conf on Sensor, Mesh and ad Hoc Communications and Networks (SECON). Piscataway, NJ: IEEE, 2011: 46-54
- [9] Wang Jin, Tang Shaojie, Yin Baocai, et al. Data gathering in wireless sensor networks through intelligent compressive sensing [C] //Proc of IEEE INFOCOM 2012. Piscataway, NJ: IEEE, 2012: 603-611
- [10] Tropp J A, Gilbert A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit [J]. IEEE Trans on Information Theory, 2007, 53(12): 4655-4666
- [11] Youssef M A, Youssef A, Younis M F. Overlapping multihop clustering for wireless sensor networks [J]. IEEE Trans on Parallel and Distributed Systems, 2009, 20(12): 1844-1856
- [12] Soro S, Heinzelman W B. Cluster head election techniques for coverage preservation in wireless sensor networks [J]. Ad Hoc Networks, 2009, 7(5): 955-972
- [13] Xie Ruitao, Jia Xiaohua. Transmission-efficient clustering method for wireless sensor networks using compressive sensing [J]. IEEE Trans on Parallel and Distributed Systems, 2014, 25(3): 806-815
- [14] Xiao Fu, Sha Chaocheng, Chen Lei, et al. Localization algorithm for wireless sensor networks via norm regularized matrix completion [J]. Journal of Computer Research and Development, 2016, 53(1): 216-227 (in Chinese)
(肖甫, 沙朝恒, 陈蕾, 等. 基于范数正则化矩阵补全的无线传感网定位算法[J]. 计算机研究与发展, 2016, 53(1): 216-227)
- [15] Xiao Fu, Sha Chaocheng, Chen Lei, et al. Noise-tolerant localization from incomplete range measurements for wireless sensor networks [C] //Proc of IEEE Conf on Computer Communications (INFOCOM 2015). Piscataway, NJ: IEEE, 2015: 2794-2802
- [16] Su Jinshu, Guo Wenzhong, Yu Chaolong, et al. Fault-tolerance clustering algorithm with load-balance aware in wireless sensor network [J]. Chinese Journal of Computers, 2014, 37(2): 445-456 (in Chinese)
(苏金树, 郭文忠, 余朝龙, 等. 负载均衡感知的无线传感器网络容错分簇算法[J]. 计算机学报, 2014, 37(2): 445-456)



Li Zhetao, born in 1980. PhD of Hunan University. Associate professor and master supervisor in the College of Information Engineering, Xiangtan University. Member of CCF. His main research interests include wireless sensor networks and compressive sensing.



Zang Lang, born in 1993. Master candidate of the Xiangtan University of the China. Student member of CCF. His main research interests focus on wireless sensor networks and compressive sensing.



Tian Shujuan, born in 1982. PhD candidate at the School of Information Science and Engineering, Central South University. Lecturer at the College of Information Engineering, Xiangtan University. Her main research interests focus on compressive sensing, signal processing and wireless sensor networks.



Li Renfa, born in 1957. Professor and PhD supervisor in the School of Information Science and Engineering, Hunan University. His main research interests include networks technology and distributed computing.