

WSN 中基于多分辨率和压缩感知的数据融合方案

张 华¹, 刘国成¹, 陈生昌²

(1. 广州铁路职业技术学院 信息工程系, 广州 510430; 2. 浙江大学理学院, 杭州 321017)

摘要: 提出一种基于多分辨率和压缩感知的传感器网络数据融合方案; 首先, 对传感器网络进行配置, 以生成多个层次不同类型的簇结构用于过渡式数据收集, 在该结构上, 最低层的叶结点只传输原始数据, 其他层上的数据收集簇进行压缩采样, 然后将其测量值向上发送, 当母数据收集簇收到测量值时, 利用基于反向 DCT 变换和 DCT 模型的 CoSaMP 算法来恢复原始数据; 最后, 我们在 SIDnet-SWANS 平台上部署了本文方案, 并在不同的二维随机部署传感器网络规模下进行了测试; 实验结果表明, 随着分层位置不同, 大部分结点的能耗均显著降低, 与 NCS 方案相比, 能耗下降 50%~77%, 与 HCS 方案相比, 能耗下降 37%~70%。

关键词: 无线传感器网络; 数据融合; 多分辨率; 压缩感知; 簇; 能耗

Data Aggregation Scheme Based on Multi-Resolution and Compressive Sensing in Wireless Sensor Networks

Zhang Hua¹, Liu Guocheng¹, Chen Shengchang²

(1. Department of Information Engineering, Guangzhou Institute of Railway Technology, Guangzhou 510430, China;

2. The Science College, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China)

Abstract: A data aggregation scheme based on multi-resolution with compressed sensing in wireless sensor networks is proposed. Firstly, the network is configured to achieve the multiple-level and the different types of cluster structure for intermediate data collection, on this structure, the leaf nodes in the lowest level only transmit the raw data. The collecting clusters in other levels perform the compressed sampling and then transmit them to their parent cluster heads. When parent collecting clusters receive random measurements, they use inverse DCT transformation and DCT model based CoSaMP algorithm to recover the original data. We implement the proposed scheme on a SIDnet-SWANS simulation platform and test different sizes of two-dimensional randomly deployed sensor network. The experiment results show that the substantial energy savings are reported for a large portion of sensors on the different hierarchical positions, ranging from 50% to 77% when compared with NCS, and from 37% to 70% when compared with HCS.

Keywords: wireless sensor networks; data aggregation; multi-resolution; compressive sensing; cluster; energy

0 引言

数据融合^[1]是 WSN 中非常重要的一项技术, 也是目前的一个研究热点。文献 [2] 提出了一种面向隐私保护的高精度数据融合算法。仿真结果表明, 该算法在保证数据融合的精确定和安全性的前提下, 有效地降低了通信量, 延长了网络存活时间; 乐俊等^[3]提出了一种基于非均匀划分的分簇数据融合算法, 将网络划分为非均匀的栅格, 栅格距离基站越远则越大, 每轮从每个栅格中选择一个剩余能量最大的节点担任簇首, 节点根据簇首广播消息的信号衰减强度选择簇首。仿真实验结果表明, 该算法能够节约能量和均衡能耗, 显著延长了网络的生命周期; 林蔚等^[4]针对含有缺失数据的无线传感器网络数据融合问题, 提出了一种简单易行的二次数据融合算法 (TFA)。考虑到感知数据的时空相关性, 对缺失数据进行线性插值插补和回归分析插补, 综合考虑各节点的信息, 利用自

适应加权融合算法进行融合。仿真结果表明, 该算法在含有缺失数据的前提下, 能够以较低的计算开销和较高的估计精度实现数据融合。

文献 [5] 提出了一种基于压缩感知的数据收集方法 (NCS), 该方法可以将传输需求量降低至 $O(N \times M)$, 其中 M 表示随机测量的数量, 且 $M \ll N$ 。然而, 当 NCS 方法应用于大规模网络时, M 的值可能很大。此外, 在 NCS 的数据融合初始阶段, 叶子结点毫无必要地传输了 M 个测量值, 超过了采集数据, 进而在数据融合时引入了冗余。鉴于此, 文献 [6-7] 提出了一种混合压缩感知融合方法 (HCS)。该方法通过设置一个阈值 M , 当传感器采集的数据大于等于 M 时进行压缩感知融合, 以对数据融合成本进行优化, 降低了数据传输成本和能耗。然而, 我们观察到, 只有少部分感知器使用了压缩感知融合方法, 且使用了压缩感知融合方法的结点的传输测量值 $M = K \log N$ 仍然过大。鉴于此, 本文在现有研究工作的基础上, 基于压缩感知理论, 提出了一种改进的数据融合方案, 并通过仿真实验验证了本文方案的有效性。

1 数据融合模型

1.1 相关定义

本文方案的主要思路是: 所有传感器节点不必再将数

收稿日期: 2014-03-12; 修回日期: 2014-04-15。

基金项目: 国家自然科学基金面上项目 (41374001); 广东省自然科学基金项目 (GTXYP1310)。

作者简介: 张 华 (1977-), 男, 湖南益阳人, 硕士, 讲师, 主要从事传感器网络, 图像处理方向的研究。

据发往单个 Sink。相反，多个数据收集簇进行串联，形成不同层次不同类型的收集簇。数据从源结点出发，沿着簇结构到达 Sink。假设有 N 个传感器均匀随机部署于面积为 S 的二维正方形空间。设最低层次的单位面积为 s ，簇具有多种分辨率，且最高级为 T 。在每一级 i ，本文做如表 1 所示的定义。

表 1 相关符号含义

符号	含义
$s_i^{(l)}$	第 l 个簇的面积
$c_i^{(l)}$	网络中第 l 个簇的簇头
$N_i^{(l)}$	一个簇中的传感器节点数目
$M_i^{(l)}$	第 l 个簇测量值的传输次数
$d_i^{(l)}$	簇头 $c_i^{(l)}$ 和其子结点间的距离和
$\gamma_i^{(l)}$	传输数据规模和接收数据规模之比
$E_i^{(l)}$	第 l 个簇的传输能量成本
C_i	簇头集合
$ C_i $	簇头数量
M_i	网络中需要传输的测量值之和
E_i	所有簇头的传输能量成本

如表 1 所示， C_i 定义为所有簇头的集合，即 $C_i = \{c_i^{(1)}, c_i^{(2)}, \dots, c_i^{(|C_i|)}\}$ 。传输测量值之和 $M_i = \{c_i^{(1)}, c_i^{(2)}, \dots, c_i^{(|C_i|)}\}$ ，总的能量成本为 $E_i = \sum_{l=1}^{|C_i|} E_i^{(l)}$ 。

1.2 网络部署和分析

为了简化模型分析并与先前研究展开定量分析对比，我们对本文压缩感知数据融合架构施加一些约束。图 1 给出了簇的逻辑树，该树由 i 层上相同的 n 个结点和随机叶结点 $N_i^{(l)} \geq n$ 构成且 $i \geq 2$ 。考虑一个 N 结点网络，且 $N = N' + n^T$ 。于是，我们有如下等式：

$$N_1^{(1)} + N_1^{(2)} + N_1^{(3)} + \dots + N_1^{(|C_1|)} = N$$

$$N_1^{\prime(1)} + N_1^{\prime(2)} + N_1^{\prime(3)} + \dots + N_1^{\prime(|C_1|)} = N'$$

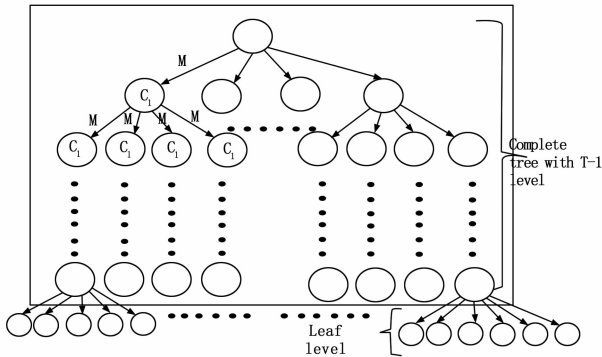


图 1 基于压缩感知的数据融合架构

如图 1 所示，在层次 i ， $d_i^{(l)}$ 是簇头 $c_i^{(l)}$ 及其 $i-1$ 层子簇头 $c_{i-1}^{((l-1)*n+1)}, c_{i-1}^{((l-1)*n+2)}, \dots, c_{i-1}^{((l-1)*n+n)}$ 之间的距离和。簇头数据为 $|C_i| = n^{T-i}$ 。第 l 个簇 $s_i^{(l)}$ 的面积与该层上的所有其他簇相同。我们将它们表示为 s_i ，既结合了 $i-1$ 层的 n 个子区域，又满足如下关系 $s_i = n * s_{i-1}$ 。此外，我们还对随机部署的传感器网络施加了如下约束。

(1) 第 1 层每个簇至少有 n 个结点。这一属性要求我们必须要实现 n 个结点在同一簇的概率最大化：

$$\max P_1 = \frac{n |C_1|}{N} = \frac{n^T}{N} = \frac{1}{1 + \frac{N'}{n^T}} \quad (1)$$

它要求 $\frac{N'}{n^T}$ 最小化。根据历史经验，我们倾向于设置 $n = 4^\alpha$ 且 $\alpha \in \mathbf{N}^+$ ，以保证每个正方形簇实现全区域覆盖，且不会导致两个相邻簇交叉。因此， $T = \lceil \log_n N \rceil$ 。于是，我们获得 $\frac{N'}{n^T}$ 最小值。

(2) 剩余传感器均匀随机部署于 $|C_1|$ 个簇中。于是，我们需要实现 N' 个结点位于 $|C_1|$ 个簇中的概率最大化。

$$\max P_2 = \frac{|C_1|}{N'} = \frac{n^{T-1}}{N'} \quad (2)$$

这在约束 (1) 中已经实现。这一网络部署的主要优点在于，它基于二维随机部署网络拓扑，与实际传感器部署情况一致。它也可以处理 $N = n^T$ 这一条件未被满足时的相关问题。此外，簇头数量最大值为 n^{T-1} ，叶结点为 $N - n^{T-1} \geq n^T - n^{T-1} = (n-1)n^{T-1}$ 。如果 $n > 2$ ，则 $N - n^{T-1} > n^{T-1}$ 。这一结果表明，只有少部分结点参与了多层次数据处理和融合。其余结点的唯一工作就是将其数据直接发往簇头。通过在每个工作周期内随机选择不同的簇头来实现负载分配均衡。

2 数据融合过程

在初始阶段，每个区域的 $N_i^{(l)} - 1$ 个传感器只将它们的初始数据发往它们的簇头 $c_i^{(l)}$ ，采用的策略与文献 [10-11] 相同，以降低数据融合冗余度。簇头 $c_i^{(l)}$ 将这些数据压缩为 $M_i = K * \log N_i^{(l)}$ 个随机测量值。在层次 $i (i \geq 2)$ ，第 l 个簇头 $c_i^{(l)}$ 从其子簇头 $c_{i-1}^{(j)}$ 接收 $M_{i-1}^{(j)}$ 个随机测量值，且 $j \in [(l-1)*n+1, (l-1)*n+n]$ 。然后运行基于压缩感知的数据恢复算法以重构冗余数据。在从子结点收集到所有数据后，簇头选择 $M_i^{(l)}$ 个信号随机测量值，并将其发往层次 $i+1$ 上的母簇头。根据压缩感知理论，对稀疏度为 K 的信号，随机测量值 $O(K \log N)$ 足以完全表示基数为 N 的原始信号。我们采用文献 [6, 7] 中的方法设置阈值 $M = K * \log N$ 来优化数据传输量。我们提出设置多个阈值 $M_i^{(l)} = K * \log N_i^{(l)}$ ，最高层 T 的上限为 $O(K \log N)$ 。当 i 较小时 M_i 也较小。这一特性可以帮助我们降低数据传输次数，进而显著降低能耗。

3 理论分析

本文将上述的数据融合方案命名为 HDACS。下面将从测量值数目和能耗两方面对其进行性能分析。

3.1 测量值数目分析

对 $n^{T+1} \geq N = n^T + N' \geq n^T$ ，我们有 $n^{i+1} \geq N_i^{(l)} \geq n^i$ ，并且测量值 $M_i^{(l)}$ 在范围 $[iK \log n, (i+1)K \log n]$ 内。整个数据融合任务传输的总测量数目为：

$$M = \sum_{i=1}^T M_i = \sum_{i=1}^T \sum_{l=1}^{|C_i|} M_i^{(l)} = \sum_{l=1}^{|C_1|} (N_1^{(l)} - 1) + \sum_{i=2}^T \sum_{l=1}^{|C_i|} (n-1) M_{i-1}^{(l)} \quad (3)$$

设 $S_1 = \sum_{i=1}^{T-1} \frac{i}{n^i}, S_2 = \sum_{i=1}^{T-1} \frac{1}{n^i}$, 我们得到 S_1 的闭型:

$$S_1 = \frac{1}{n} \left(\frac{1 - \frac{1}{n^{T-1}}}{1 - \frac{1}{n}} \right) - \frac{T-1}{n^T \left(1 - \frac{1}{n} \right)} \quad (4)$$

且: $S_2 = \frac{1}{n} * \left(1 - \frac{1}{n^{T-1}} \right) / \left(1 - \frac{1}{n} \right)$

于是, 数据传输次数 M 的下限为:

$$\Omega(M) = N - n^{T-1} + K(n-1)n^{T-1} \log n S_1 \quad (5)$$

上限为:

$$O(M) = N - n^{T-1} + K(n-1)n^{T-1} \log n (S_1 + S_2) \quad (6)$$

另外, 如果使用相同的数据架构来传递数据, 则基于 CDG 方案的总测量量为 $M_{NCS} = N * K * \log N$ 。在文献 [6 - 7] 中, HCS 的总测量数目为:

$$M_{HCS} = \sum_{i=1}^{|C_1|} (N_1^{(i)} - 1) + \sum_{i=2}^T \sum_{l=1}^{|C_l|} (n-1) K \log N = N - n^{T-1} + K(n-1)n^{T-1} \log n S_2 \quad (7)$$

下面, 我们假设稀疏度 K 为单位稀疏度, 以去除数据字段对数据融合比较的影响。图 2 给出了本文 HDACS 算法、文献 [5] 的 NCS 数据融合算法和文献 [6 - 7] 的 HCS 算法总体数据传输测量量的定量比较结果, 比较条件是 1024 个传感器结点, 簇大小为 $n = 4, 16, 64$ 。从图 2 可以看出, 簇规模越大, 数据传输所需测量量越小。

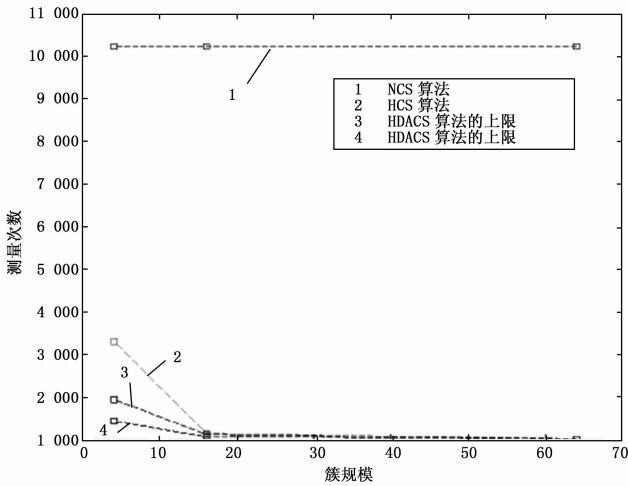


图 2 网络有 1021 个结点时的测量数目比较

3.2 能耗分析

传感器节点的能耗主要集中在数据传输上, 传输能量成本 $E_i^{(i)}$ 往往是传输距离 $d_i^{(i)}$ 和数据量 $M_i^{(i)}$ 的函数。因此, 可以将 $E_i^{(i)}$ 建模为 $E_i^{(i)} = c_s + cd_i^{(i)} M_i^{(i)}$, 于是每一层传输能量总成本为 $E_i = \sum_{l=1}^{|C_i|} E_i^{(i)}$ 。其中, c_s 为常数, 表示每个数据传输任务的启动能耗; c 也是常数, 表示单位距离单位数据量的传输成本。

设 $d_i^{(i)} = \sum_{t=1, (x_t, y_t) \in C_i}^n [(x_t - x_{c_i})^2 + (y_t - y_{c_i})^2]^{\frac{1}{2}}$, 其中 (x_{c_i}, y_{c_i}) 和 (x_t, y_t) 分别是 c_i 及其子结点的位置坐标。在一个大型

随机均匀密集部署的传感器网络中, 如果 $i \geq 1$, 则 $d_i^{(i)} = 4 \frac{(n-1)}{s_i} \int_0^{b_i} \int_0^{b_i} (x^2 + y^2)^{\frac{1}{2}} dx dy = \frac{1}{12} \pi n^{\frac{i-1}{2}} \frac{1}{s_i^{\frac{1}{2}}} (n-1)$, 其中 $b_i = \frac{1}{2} s_i^{\frac{1}{2}}$ 。当 $i = 1$ 时, $d_1^{(1)} = \frac{1}{12} \pi s^{\frac{1}{2}} (N_1^{(1)} - 1)$ 。最终总能耗为:

$$E = \sum_{i=1}^T \sum_{l=1}^{|C_l|} E_i^{(i)} = \sum_{i=1}^T c_s + cd_i^{(i)} + \sum_{i=2}^T \sum_{l=1}^{|C_l|} c_s + cd_i^{(i)} M_i^{(i)} = n^{T-1} c_s + c \frac{1}{12} \pi s^{\frac{1}{2}} \sum_{l=1}^{|C_1|} (N_1^{(1)} - 1) + \sum_{i=2}^T n^{T-i} c_s + \sum_{i=2}^T c \frac{1}{12} \pi n^{\frac{i-1}{2}} \frac{1}{s^{\frac{1}{2}}} (n-1) K \log N_{i-1}^{(i)} = \quad (8)$$

$$n^{T-1} c_s + c \frac{1}{12} \pi s^{\frac{1}{2}} \sum_{l=1}^{|C_1|} (N_1^{(1)} - 1) + n^{T-1} c_s S_2 + c \frac{1}{12} \pi s^{\frac{1}{2}} (n-1) K \sum_{i=2}^T \sum_{l=1}^{|C_l|} n^{\frac{i-1}{2}} \log N_{i-1}^{(i)}$$

设 $S'_1 = \sum_{i=1}^{T-1} i n^{-\frac{i}{2}}$, 我们得到 S' 的闭型:

$$S'_1 = \frac{n^{-\frac{1}{2}} (1 - n^{-\frac{(T-1)}{2}})}{(1 - n^{-\frac{1}{2}})^2} - \frac{(T-1) n^{-\frac{T}{2}}}{1 - n^{-\frac{1}{2}}} \quad (9)$$

设 $S'_2 = \sum_{i=1}^{T-1} n^{-\frac{i}{2}}$, 其闭型为:

$$S'_2 = \frac{n^{-\frac{1}{2}} (1 - n^{-\frac{(T-1)}{2}})}{1 - n^{-\frac{1}{2}}} \quad (10)$$

因此, 总能耗 E 的下限为:

$$\Omega(E) = n^{T-1} c_s (1 + S_2) + c \frac{1}{12} \pi s^{\frac{1}{2}} [(N - n^{T-1}) + K(n-1)n^{T-1} S'_1 \log n] \quad (11)$$

E 的上限为:

$$O(E) = n^{T-1} c_s (1 + S_2) + c \frac{1}{12} \pi s^{\frac{1}{2}} [(N - n^{T-1}) + K(n-1)n^{T-1} (S'_1 + S'_2) \log n] \quad (12)$$

4 仿真实验

(1) 信号模型: 在栖息地监测监控等多种实际应用中, 温度、声音、压力测量值的数据字段往往是平滑的。在本文中, 我们忽略稀疏度 K 的变化在每一层的影响。因此, 为了获得具有相同稀疏度 K 的稀疏信号表示, 往往选择带有均衡噪声的平滑数据字段。我们在采集随机测量值前对每个数据收集簇进行离散余弦变换 (DCT)。选择 DCT 的主要原因是: (1) 与离散傅立叶变换 (DFT) 相比, 离散余弦变换生成信号表示消失矩的速度更快, 且生成的系数为实数; (2) 它不像小波变化那样, 要求测量基数为 2 的幂。我们通过将低于阈值的这些数值设为 0, 然后对 DCT 系数进行截断, 使信号进一步稀疏化。阈值设为第一个主要数值的百分之 α 。在实际仿真中, α 选为 0.01, 0.005。

(2) 路由模型和数据恢复算法: 本文研究的对象是密集型大规模网络拓扑, 采用多尺度路由协议进行数据传输, 它与分层数据融合机制非常匹配, 可以保证任意两个结点间均有最短路径。在本文仿真时, CS 编码采用随机高斯矩阵, 数据重构算法采用文献 [8] 的 CoSaMP 算法。与其他重构算法相比 [9-10], CoSaMP 算法既可以保证运算速度, 又可以提供严格的误差边界。实验结果取 50 次仿真运行的平均值。实验中的

其他仿真参数如表 2 所示。

表 2 实验环境中的基本参数

参数	值
节点 i 发送单位数据的能耗 $E_{i-TCR-RX}$	50×10^{-6} J/bit
节点 i 接收单位数据的能耗 $E_{i-TCR-EC}$	50×10^{-6} J/bit
节点 i 成功发送一位数据通过一米距离的能耗: $E_{i-TCR-PA}$	100×10^{-9} J/bit/m ²
节点 i 上微控制单元的能耗: E_{i-MCU}	5×10^{-6} J/bit
节点 i 上中央处理器的计算能耗: E_{i-SB}	50×10^{-6} J/bit
每个数据包的长度	1024bits
每个控制包的长度	64bits

(3) 仿真结果: 文献 [11] 的 SIDnet-SWANS 是针对各种应用的传感器网络仿真环境, 提供各种基于 Java 的虚拟工具。我们利用这一平台测试本文算法的性能。图 3 给出了 400 个结点条件下在 SIDnet-SWANS 平台上部署新设计的压缩感知数据融合架构时用户界面的一个快照。在本节中, 我们基于 SIDnet-SWANS 平台来评估算法性能, 并验证理论分析相关结论的正确性。

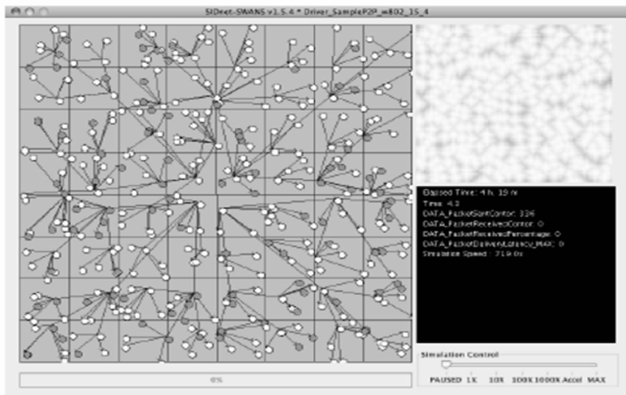


图 3 SIDnet-SWANS 仿真平台的用户接口

在 5 种网络规模下测试算法性能, 结点数量分别为 300, 400, 500, 600, 700, 数据字段平滑且带有均匀分布的加性白噪声。在各种网络规模下, 我们设置 $n = 4, T = 3$ 。第一层的页结点数量 N_1 可调, 视二维随机部署传感器网络的特征而定。因此, $N = N_1 + n^{T-1}$ 。在恢复阶段, 我们借鉴文献 [9] 基于模型的 CoSaMP 算法的思路, 因为 DCT 变换可使系数的支持位置可视, 同时针对基于 DCT 的全体信号设计一种新的 CoSaMP 算法, 实现数据的准确恢复。将信噪比 (SNR) 定义为每个传感器的信号功率比与融合中心恢复误差的对数。从图 4 可以看出, 传感器规模变化并不会影响 SNR 性能。

图 5 给出了 400 结点时网络传输能耗的比较情况。Ratio1 定义为本文 HDACS 算法和 NCS 数据融合算法的传输能耗之比。Ratio2 定义为本文 HDACS 算法和 HCS 数据融合算法的传输能耗之比。从图 5 可以看出, Ratio1 低于 0.5, 意味着与 NCS 相比, 节约了 50% 的传输能量。Ratio2 几乎等于或小于 1, 这是因为在第 1 层大部分结点只传输数据。本文 HDACS 算法和 HCS 算法采用相同的策略, 对这些叶结点只传递原始

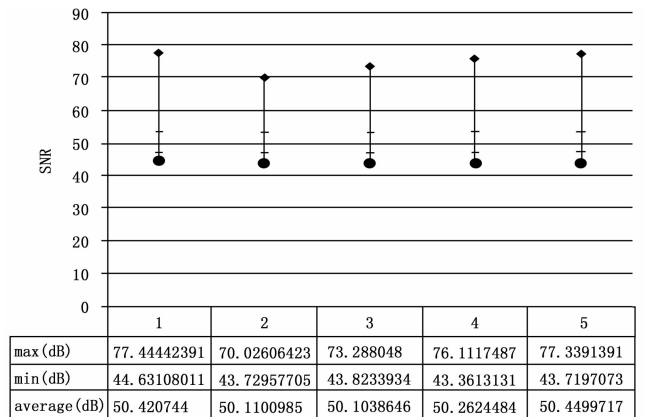


图 4 网络有 300, 400, 500, 600, 700 个结点时的数据恢复性能

数据, 这就解释了为什么结点的大多数 Ratio2 值等于 1。但是对于第 2 层及更高层作为数据采集簇的结点, Ratio2 小于等于 0.633, 与我们预期相符。最高层结点可以节约 70% 的能耗。此外, 我们迄今获得的结论在某种程度上取决于 MAC 层每次传输的帧大小。如果数据量增大, 则会把数据分割成多个帧再传输。这必将导致功率消耗。因为本文 HDACS、NCS 和 HCS 算法的比较主要是 $\log N_i$ 和 $\log N$ 的比较, 于是我们假设一个帧的大小为 m , 于是数据量为 N_i 和 N 时的帧数量分别为 $\lceil \frac{\log N_i}{m} \rceil$ 和 $\lceil \frac{\log N}{m} \rceil$ 。如果 $N_i \approx n^i$, 则两个帧的数量分别为 $\lceil \frac{i \log n}{m} \rceil$ 和 $\lceil \frac{T \log n}{m} \rceil$ 。当 $i = 2, n = 4, m = 4$ 且 $T = 4$ 时, 帧数分别为 1 和 2, 这便解释了为何使用 HDACS 可以节省 50% 的传输能量。

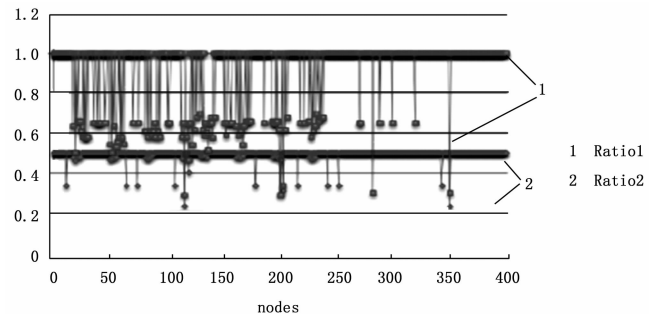


图 5 网络有 400 个结点时的传输能耗率

5 结论

本文针对大规模密集型传感器网络, 提出一种基于压缩感知的高能效分层数据融合架构。然后从数据传输总次数、数据压缩率和传输能耗 3 个方面对分层数据融合模型进行了理论分析。最后, 我们在 SIDnet-SWANS 仿真平台上部署了本文模型, 并在不同的二维随机部署传感器网络下展开了测试。测试结果表明, 本文模型可以保证从所有结点采集数据的准确性。在下一步工作中, 我们将考虑稀疏度 K 的可变性。这就意味着数据字段的复杂性增加, 需要建立自适应模型来处理数据融合字段的动态性。此外, 需要研究其他压缩感知恢复算法, 以降低恢复操作的复杂性, 提高信号恢复的准确性。

参考文献:

- [1] 许建, 杨庚, 陈正宇, 等. 基于二次独立集的数据融合调度算法 [J]. 通信学报, 2014, 12 (1): 1306-1313.
- [2] 杨庚, 李森, 陈正宇, 等. 传感器网络中面向隐私保护的高精度数据融合算法 [J]. 计算机学报, 2013, 36 (1): 189-199.
- [3] 乐俊, 张维明, 肖卫东, 等. 无线传感器网络中一种基于非均匀划分的分簇数据融合算法 [J]. 计算机研究与发展, 2011, 48 (2): 247-254.
- [4] 林蔚, 尹娟. 无线传感器网络含有缺失数据的数据融合研究 [J]. 计算机应用研究, 2012, 28 (4): 631-636.
- [5] Luo C, Wu F, Sun J, et al. Compressive data gathering for large-scale wireless sensor networks [A]. Proceedings of the 15th annual international conference on Mobile computing and networking [C], ACM, 2009: 145-156.
- [6] Luo J, Xiang L, Rosenberg C. Does compressed sensing improve the throughput of wireless sensor networks? [A]. Communications (ICC), 2010 IEEE International Conference on [C], IEEE, 2010: 1-6.
- [7] Xiang L, Luo J, Vasilakos A. Compressed data aggregation for energy efficient wireless sensor networks [A]. Sensor, Mesh and Ad Hoc Communications and Networks (SECON), 2011 8th Annual IEEE Communications Society Conference on [C], IEEE, 2011: 46-54.
- [8] Gilbert A C, Strauss M J, Tropp J A, et al. One sketch for all: fast algorithms for compressed sensing [A]. Proceedings of the thirty-ninth annual ACM symposium on Theory of computing [C], ACM, 2007: 237-246.
- [9] Park J, Jung B C, Kim J M, et al. Sparse Signal Recovery with Parallel Orthogonal Matching Pursuit and Its Performances [J]. Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering, 2013, 17 (8): 1784-1789.
- [10] Zhang W, Huang B, Zhou T. An improvement on StOMP for sparse solution of linear underdetermined problems [A]. Control Conference (CCC), 2013 32nd Chinese [C], IEEE, 2013: 1951-1956.
- [11] Jeong Y S, Han Y H, Park J J, et al. MSNS: mobile sensor network simulator for area coverage and obstacle avoidance based on GML [J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2012, (1): 1-15.

(上接第 2330 页)

的拥塞率, 仿真结果如图 6 所示。从图中看出, 无线传感器网络节点在单位时间内的转发数据包个数随着时间间隔增大而下降, 发送的数据包个数越少, 说明它的通信效果越好, 拥塞也越低。本文提出的算法与 MESA 算法、ACO 算法、QGA 算法四种算法对比, 它的网络拥塞率最低, 与 MESA 算法相比, 网络的拥塞率下降了 33%。

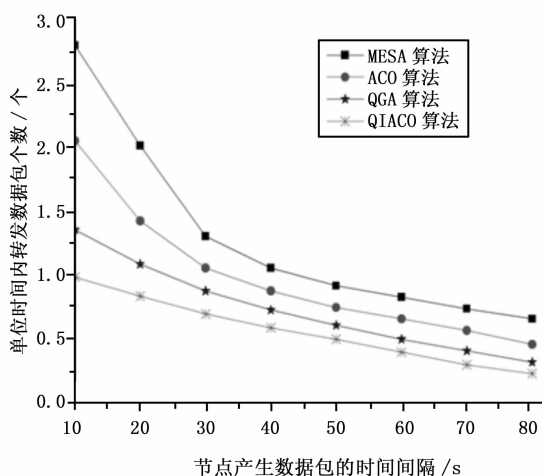


图 6 几种算法单位时间内转发数据包个数

通过在负载均衡性分析、能耗均衡性分析和网络寿命分析 3 个方面进行比较, 我们可以看出这四种算法在节点调度优化中本文提出的 QIACO 算法最好、量子遗传算法 (QGA) 次之, 蚁群算法 (ACO) 和 MESA 算法效果差些, 通过这三方面比较, 本文提出的 QIACO 算法在无线传感器网络节点调度策略中最佳。

5 结束语

提出基于免疫优化蚁群算法的无线传感器网络节点调度策略方法, 利用免疫中的疫苗选取方法、接种策略和抗体自我调节机制, 选出亲和度高的以及浓度较低的抗体进行克隆复制增殖, 这样减少了算法陷入局部搜索的可能性。之后对克隆出来的抗体进行交叉变异操作, 这样便能够提高蚂蚁种群的多样性、避免蚁群算法中易出现的停滞现象, 之后通过记忆池中记忆细胞对抗体疫苗进行选取, 这样就得到较优解基因, 缩短了蚁群算法的收敛时间。通过对四种算法在负载均衡性分析、能耗均衡性分析和网络寿命分析进行仿真验证, 本文提出的算法在无线传感器网络节点调度策略中效果最好, 减少网络能量消耗, 有效地提高网络寿命。

参考文献:

- [1] Han K, Liu Y, Luo J. Duty-Cycle-Aware Minimum-Energy Multicasting in Wireless Sensor Networks [J]. Networking, IEEE/ACM Transactions, 2013, 21 (3): 910-923.
- [2] Nasser N, Karim L, Taleb T. Dynamic Multilevel Priority Packet Scheduling Scheme for Wireless Sensor Network [J]. Wireless Communications, IEEE Transactions, 2013, 12 (4): 1448-1459.
- [3] 许婧祺, 王敏. 一种基于网格的无线传感器网络动态分簇路由协议 [J]. 计算机测量与控制, 2012, 20 (6): 1729-1732.
- [4] Yan T, He T, Stankovic J A. Differentiated surveillance for sensor networks [A]. Proceedings of the 1st international conference on Embedded networked sensor systems [C], Los Angeles, California, USA, ACM, 2003: 51-62.
- [5] Deng J, Han Y, Heinzelman W, et al. Scheduling sleeping nodes in high density cluster-based sensor networks [J]. Mobile Networks and Applications, 2005, 10 (6): 825-835.
- [6] 朱红松, 孙利民, 徐勇军. 基于精细梯度的无线传感器网络汇聚机制及分析 [J]. 软件学报, 2007, 18 (5): 1138-1151.