

基于概率稀疏随机矩阵的压缩数据收集方法

张波* 刘郁林 王开 王娇
(重庆通信学院 DSP 研究室 重庆 400035)

摘要: 测量矩阵设计是应用压缩感知理论解决实际问题的关键。该文针对无线传感器网络压缩数据收集问题设计了一种概率稀疏随机矩阵。该矩阵可在减少参与投影值计算节点个数的同时,让参与投影值计算的节点分布集中化,从而降低数据收集的通信能耗。在此基础上,为提高网络数据重构精度,又提出一种适用于概率稀疏随机矩阵优化的测量矩阵优化算法。仿真实验结果表明,与稀疏随机矩阵和稀疏 Toeplitz 测量矩阵相比,采用优化的概率稀疏随机矩阵作为压缩数据收集的测量矩阵可显著降低通信能耗,且重构误差更小。

关键词: 无线传感器网络; 压缩感知; 稀疏测量矩阵; 数据收集

中图分类号: TP393; TN911.72

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2014)04-0834-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.00700

Compressive Data Gathering Method Based on Probabilistic Sparse Random Matrices

Zhang Bo Liu Yu-lin Wang Kai Wang Jiao
(DSP Laboratory, Chongqing Communication Institute, Chongqing 400035, China)

Abstract: Designing measurement matrix is one of the key points of applying Compressed Sensing (CS) to solve practical issue. In this paper, a kind of probabilistic sparse random matrix is designed for compressive data gathering in Wireless Sensor Networks (WSNs). Besides cutting the number of projection calculating nodes, the probabilistic sparse random matrices also make their location centralized, which leads a further reduction of communication overhead. Then, an optimization method for probabilistic sparse random matrices is also proposed to enhance the accuracy of network data reconstruction. Compared with the existing data gathering method using sparse random matrices and sparse Toeplitz matrices, the proposed method can reduce significantly not only the energy consumption, but also the reconstruction error.

Key words: Wireless Sensor Networks (WSNs); Compressed Sensing (CS); Sparse measurement matrix; Data gathering

1 引言

无线传感器网络(Wireless Sensor Networks, WSNs)^[1]凭借其部署灵活、抗毁性强、高容错等独特优势,在环境监测、城市管理、抢险救灾等众多领域均具有非常广阔的应用前景。传感器节点通常采用微型嵌入式设备,携带的电池能量非常有限。因此,在节点能量受限条件下,实现对网络数据的有效收集,成为亟待解决的关键问题。

为节约数据收集的通信能耗,可采用数据压缩技术对网络数据进行压缩,从而减少数据的传输量,

达到节约节点能量目的^[2]。然而传统的数据压缩方法一般先将数据压缩后再传输,这种方法需要预先知道整个网络(或者网络的一部分)节点间的相关性,会带来很高的额外通信开销^[3](交换数据来感知节点间相关性带来的额外通信开销)。近年来,国内外研究学者将压缩感知(Compressed Sensing, CS)^[4,5]理论应用到网络数据收集中,提出了一种压缩数据收集(Compressive Data Gathering, CDG)^[6]方法,该方法将CS的测量过程和WSNs的多跳路由相结合,在传输的过程中即可实现数据压缩,为WSNs高效数据收集提供了一种理想的解决思路。

然而,文献[7]研究发现,采用传统的稠密测量矩阵作为网络数据收集的测量矩阵会带来密集观测问题,由于每个测量值均由密集观测得到,因此测量值的获取需要极大的通信开销,且进行数据重建时计算量巨大。为避免密集观测问题,文献[8]提出用稀疏随机矩阵作为测量矩阵对网络数据进行测

2013-05-16 收到, 2013-12-18 改回

教育部新世纪优秀人才支持计划(NCET-11-0873), 重庆市自然科学基金(CSTC2011BA2016), 重庆高校创新团队建设计划(KJTD201343)和重庆市基础与前沿研究计划项目(cstc2013jcyj A40045)资助课题

*通信作者: 张波 zhangboswjtu@163.com

量，该方法计算测量值只需部分节点参与，显著减少了获取测量值的通信开销。文献[9]设计了一种稀疏 Toeplitz 测量矩阵，该矩阵硬件实现容易，存储成本低，在分布式应用中，可节约获取测量值的通信开销，有效延长网络生命周期。

文献[8]和文献[9]均是从减少参与测量值计算节点个数的角度出发，设计适用于压缩数据收集的稀疏测量矩阵。一般地，参与测量值计算的有效投影节点个数越少且分布越集中，那么获取测量值的通信开销越小。基于这种思想，文献[10]将测量过程和分簇路由相结合，提出了一种可实现网络数据局部化测量的块对角矩阵，但该测量矩阵需要较多的测量次数才能确保原始数据精确重构，抵消了单次测量能耗较低的优势。

针对上述文献的不足，本文将节点间距离作为参数来控制节点当选有效投影节点的概率，设计了一种可以让有效投影节点分布集中化的概率稀疏随机矩阵。概率稀疏随机矩阵既减少了参与测量值计算的有效投影节点个数，又实现了有效投影节点的分布集中化，从而进一步节约了数据收集的通信能耗。在此基础上，为提高网络数据重构精度，本文还提出了一种适用于概率稀疏随机矩阵优化的测量矩阵优化算法。

2 问题描述

在 WSNs 数据采集应用中，需要将监控区域节点的采集数据传输至 sink 节点。设监控区域有 N 个节点，每个节点均采集得到一个数据值，那么整个网络感知得到的数据可用 $\mathbf{x} \in R^{N \times 1}$ 表示。设 \mathbf{x} 可在 $N \times L$ ($N \leq L$) 的稀疏字典 \mathbf{D} 下进行稀疏表示，即

$$\mathbf{x} = \mathbf{D}\boldsymbol{\theta} \quad (1)$$

$\boldsymbol{\theta} \in R^{L \times 1}$ 为变换系数构成的向量，若 $\|\boldsymbol{\theta}\|_0 = K$ ，则称 $\boldsymbol{\theta}$ 的稀疏度为 K ， $\|\cdot\|_0$ 表示信号的零范数，即信号值不为零的个数。

图 1 是压缩数据收集过程中获取一个测量值 y_m ($m = 1, 2, \dots, M$) 的示意图，数据传输方式如下所示：(1)子节点将其数据值用随机数加权后传输至其父节点；(2)节点接收到所有子节点的数据后，将节点自身数据值用随机数加权并与子节点的数据相加，将相加后的和值传输至其父节点；(3)按照(2)的方式逐级向上传输，直到传输至 sink 节点。

若整个网络共有 M 条路由，那么 sink 节点可获得 M 个测量值，写成矩阵形式有

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} = \Phi \mathbf{D}\boldsymbol{\theta} \quad (2)$$

$\mathbf{y} \in R^{M \times 1}$ 为测量值向量， $\Phi = [(\phi^1)^T, (\phi^2)^T, \dots, (\phi^M)^T]^T$ 为测量矩阵。

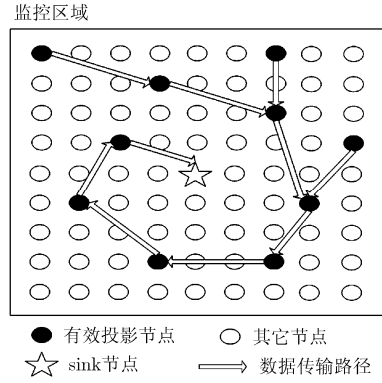


图 1 压缩数据收集示意图

由上述模型可知，若采用稠密测量矩阵作为网络数据收集的测量矩阵会带来密集观测问题。为避免密集观测问题，文献[8]提出采用稀疏随机矩阵作为测量矩阵对网络数据进行测量，然而随机选择的有效投影节点分布非常分散，获取投影值仍需要很大的通信开销。

一般地，适用于压缩数据收集的测量矩阵应满足以下两个条件：(1)测量矩阵具有良好的稀疏性；(2)测量矩阵可以让同一测量值对应的有效投影节点分布尽可能集中。在下节中将同时考虑以上两个条件，设计一种适用于压缩数据收集的测量矩阵。

3 概率稀疏随机矩阵设计

记 K_i ($i = 1, 2, \dots, M$) 为测量矩阵 Φ 第 i 行的稀疏度，即 $K_i = \|\phi_i\|_0$ 。为确保测量值之间的民主性，各个测量值应具有相同的统计有效性。因此，在概率稀疏测量矩阵设计当中，对稀疏测量矩阵的行向量稀疏度作如式(3)限定：

$$K_i = S \cdot N, \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (3)$$

其中 S 为测量矩阵的稀疏率，即矩阵非零元素个数占总元素个数的比例。

设 WSNs 中任意两个节点之间的距离均已知， r_{ij} ($i, j = 1, 2, \dots, N$) 表示节点 i 和节点 j 之间的距离，那么节点间的距离可用一个距离矩阵 \mathbf{R} 表示。

概率稀疏随机矩阵的设计思想是：在距离矩阵 \mathbf{R} 已知条件下，分别以各节点作为路径开启节点，以节点间距离作为参数来控制节点当选为有效投影节点的概率，设计一个既具有稀疏性又能让有效投影节点分布集中化的测量矩阵。该矩阵构建算法描述如下：

(1)分别以各节点作为路径开启节点，计算其它节点当选为有效投影节点的概率。当节点 i 为路径开启节点时，节点 j 当选为有效投影节点的概率为

$$p_{ij} = \begin{cases} 1, & i = j \\ \sigma_i / r_{ij}, & i \neq j \end{cases} \quad (4)$$

其中 σ_i 为常数。

依次以各节点作为路径开启节点, 计算其它节点当选有效投影节点的概率。将节点当选有效投影节点的概率写成矩阵形式:

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 1 & p_{12} & \cdots & p_{1N} \\ p_{21} & 1 & \cdots & p_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{N1} & p_{N2} & \cdots & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

(2)由概率矩阵生成概率稀疏随机矩阵。设矩阵为 $\Phi \in R^{N \times N}$, a_{ij} 为矩阵 Φ 位于 (i, j) 位置的元素, 令该元素以概率 p_{ij} 服从高斯分布, 即

$$a_{ij} = \begin{cases} 0, & p = 1 - p_{ij} \\ N\left(0, \frac{1}{S \cdot N}\right), & p = p_{ij} \end{cases} \quad (6)$$

那么矩阵 Φ 称为概率稀疏随机矩阵。

(3)上述得到的概率稀疏随机矩阵 Φ 有 N 行, 为实现欠采样, 可从 Φ 中等间隔或随机抽取 M 行构成测量矩阵 Φ' 。为进一步提升该矩阵的性能, 可利用测量矩阵优化理论^[11-13]对该矩阵进行优化, 第4节将给出一种适用于概率稀疏随机矩阵优化的测量矩阵优化算法。

4 概率稀疏随机矩阵优化

概率稀疏随机矩阵 Φ 是 $N \times N$ 维的, 为实现信号的欠采样, 可从中最优抽取 M 行构成测量矩阵。设 $P = \{1, 2, \dots, N\}$ 为矩阵 Φ 的行索引集合, $J \subseteq P$ 是矩阵 Φ 行索引集合的子集, Φ_J 为 Φ 中保留集合 J 对应行构成的测量矩阵, 则CS的测量过程可表示如下:

$$\mathbf{y} = \Phi_J \mathbf{x} = \Phi_J \mathbf{D} \boldsymbol{\theta} = \mathbf{E}(J) \boldsymbol{\theta} \quad (7)$$

$\mathbf{E}(J)$ 为测量值向量 \mathbf{y} 的等效字典。设 $\mathbf{G}(J) = \tilde{\mathbf{E}}^H(J) \tilde{\mathbf{E}}(J)$, $\tilde{\mathbf{E}}(J)$ 表示对矩阵 $\mathbf{E}(J)$ 列单位化后的矩阵, 则 $\mathbf{G}(J)$ 称为 Gram 矩阵。

在测量矩阵优化理论中, 一般采用整体互相干系数来衡量测量矩阵和稀疏字典的不相干性。整体互相干系数定义为 Gram 矩阵非对角元素的平方和^[12], 即: $\mu_{\text{all}} = \sum_{i \neq j} (g_{ij})^2$, g_{ij} 是 Gram 矩阵的元素。整体互相干系数度量了测量矩阵和稀疏字典的相干性, 整体互相干系数越小, 稀疏近似算法的平均恢复性能越好。为减少整体互相干系数, 可求解式(8)的优化问题:

$$\min \|\mathbf{D}^T \Phi_J^T \Phi_J \mathbf{D} - \mathbf{I}\|_2^2, \quad \text{s.t. } |J| = M \quad (8)$$

$\#$ 表示集合的势, 即集合中元素的个数。

上述优化问题是在稀疏字典 \mathbf{D} 和矩阵 Φ 已知的条件下, 求解让平方和最小的行索引子集合 J 。可根据矩阵各行与稀疏字典的相干性, 采用迭代方式, 每次迭代删除与稀疏字典相干性最强的行, 经过 $N - M$ 次迭代后得到优化后的测量矩阵 Φ_{opt} , 算法具体步骤如下:

(1)初始化测量矩阵 $\Phi_0 = \Phi$, 初始化计数器 $t = 1$;

(2)寻找删除该测量向量可最小化整体互相干系数的索引 λ_t ;

记 Φ_{t-1}^j 为矩阵 Φ_{t-1} 删除第 j 行后构成的矩阵, 与 Φ_{t-1}^j 相对应的等效字典等于: $\mathbf{E}_{t-1}(j) = \Phi_{t-1}^j \mathbf{D}$, 等效字典的 Gram 矩阵为: $\mathbf{G}_{t-1}(j) = \tilde{\mathbf{E}}_{t-1}^H(j) \tilde{\mathbf{E}}_{t-1}(j)$ 。求解下列最优化问题, 可得删除该测量向量能最小化整体互相干系数的行索引

$$\lambda_t = \arg \min_{j=1,2,\dots,N-t} \|\mathbf{G}_{t-1}(j) - \mathbf{I}\|_2^2$$

(3)删除让测量矩阵整体互相干系数最小化的测量向量, 更新测量矩阵 $\Phi_t = \Phi_{t-1}^{\lambda_t}$;

(4)计数器加1, 如果 $t \leq N - M$, 回到第(2)步;

(5)经过上述运算之后, 即可得到优化测量矩阵, $\Phi_{\text{opt}} = \Phi_t$ 。

5 节点分布集中程度分析

定理 1 设稀疏随机矩阵和概率稀疏随机矩阵的稀疏率均为 S , $S \in (0, 1)$, 那么, 与稀疏随机矩阵相比, 采用概率稀疏随机矩阵作为压缩数据收集的测量矩阵, 有效投影节点的分布更集中。

证明 采用所有有效投影节点到路径开启节点的距离之和来度量有效投影节点分布的集中程度。要证明概率稀疏随机矩阵的有效投影节点的分布更集中, 只需证明任意一条路径, 概率随机方式选择的有效投影节点分布平均集中程度均高于随机方式。设节点 $i (i = 1, 2, \dots, N)$ 为路径开启节点, 计算其它有效投影节点到节点 i 距离和的期望。

采用随机方式时, 该距离和的期望值为

$$E_s = S \sum_{j=1, j \neq i}^N r_{ij} \quad (9)$$

采用概率随机方式时, 该距离和的期望值为

$$E_p = \sum_{j=1, j \neq i}^N \left(\frac{\sigma_i}{r_{ij}} \cdot r_{ij} \right) = (N-1) \sigma_i \quad (10)$$

由式(4)可知以节点 i 作为路径开启节点构建的路由有效投影节点的平均个数为 $\sum_{j=1}^N p_{ij}$, 并结合式(3)可知

$$\sigma_i = (S \cdot N - 1) \left/ \sum_{j=1, j \neq i}^N \frac{1}{r_{ij}} \right. \quad (11)$$

将式(11)代入式(10)可得

$$E_p = (N-1)(S \cdot N - 1) \left/ \sum_{j=1, j \neq i}^N \frac{1}{r_{ij}} \right. \quad (12)$$

将式(9)与式(12)相除可得

$$\begin{aligned} \frac{E_s}{E_p} &= \frac{S \sum_{j=1, j \neq i}^N r_{ij} \sum_{j=1, j \neq i}^N \frac{1}{r_{ij}}}{(N-1)(S \cdot N - 1)} \geq \frac{S(N-1)^2}{(N-1)(S \cdot N - 1)} \\ &= \frac{N-1}{N-1/S} \geq 1 \end{aligned} \quad (13)$$

式(13)当且仅当 $S=1$ 时等式成立, 即测量矩阵为稠密矩阵时, 两种测量矩阵有效投影节点的分布集中程度一致。当 $S \in (0,1)$ 时, 概率稀疏随机矩阵的有效投影节点分布集中程度高于稀疏随机矩阵。证毕

6 实验仿真

使用和文献[14]相同的能量模型, 发送数据和接收数据的无线通信模型分别为

$$E_{Tx} = l(E_e + E_a d^\gamma) \quad (14)$$

$$E_{Rx}(l) = lE_e \quad (15)$$

其中 $E_e = 50$ nJ/bit 表示无线收电路所消耗的能量, $E_a = 10$ pJ/bit/m² 是信号放大器所消耗的能量, d 为发送节点和接收节点之间的距离, $\gamma = 2$ 是路径损耗系数, l 表示数据包的比特位数。

在仿真实验中, N 个节点随机部署在 $500 \text{ m} \times 500 \text{ m}$ 的监控区域内, sink 节点的坐标为 (250, 250), 传感器在同一时刻的观测数据采用文献[11]的方式生成: 首先, 生成一个 $N \times L$ 的随机字典 \mathbf{D} 和一个长度为 L , 稀疏度为 K 的稀疏系数向量 $\boldsymbol{\theta}$; 然后, 将随机字典 \mathbf{D} 和稀疏系数向量 $\boldsymbol{\theta}$ 相乘得到的向量作为信号向量 \mathbf{x} 。

设定监控区域节点个数为 $N = 200$, 稀疏系数向量长度为 $L = 240$, 稀疏度为 $K = 30$, 测量次数为 $M = 100$, 测量矩阵稀疏率为 $S = 0.1$, 利用 MATLAB 仿真工具生成一个随机部署的 WSNs。图 2(a) 是随机部署的 WSNs 节点分布图, 图 2(b)~2(d) 分别为采用概率稀疏随机矩阵 (Probabilistic Sparse Random Matrix, PSRM), 稀疏随机矩阵 (Sparse Random Matrix, SRM), 稀疏 Toeplitz 测量矩阵 (Sparse Toeplitz Measurement Matrix, STMM) 作为压缩数据收集测量矩阵时, 计算一个投影值的有效投影节点位置分布图, 图中黑色节点表示参与投影值计算的有效投影节点。由图中可以看出, 选用概率稀疏随机矩阵作为测量矩阵时, 有效投影节点的分布较集中; 而选用稀疏随机矩阵和稀疏 Toeplitz 测量矩阵作为测量矩阵时, 有效投影节点均匀地分布在整个监控区域。这是因为概率稀疏随机矩阵的设计充分利用了节点的位置分布信息, 对节点当选

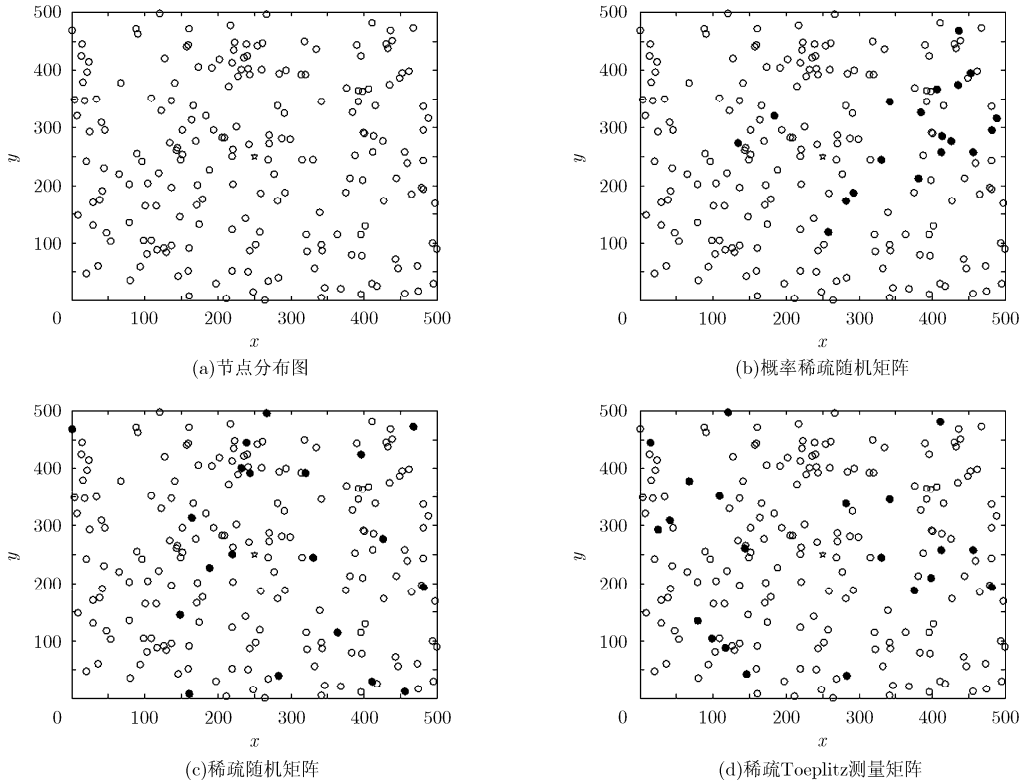


图2 有效投影节点的位置分布图

有效投影节点的概率进行了控制,使得同一测量值对应的有效投影节点分布尽可能集中化;而其余两种稀疏矩阵的构建没有考虑节点的位置分布信息,因此有效投影节点分布很分散。

图 3 比较了不同稀疏矩阵的重建成功率。其中图 3(a)中监控区域节点个数为 $N = 200$, 稀疏系数向量长度为 $L = 240$, 稀疏度为 $K = 25$, 测量矩阵稀疏率为 $S = 0.15$, 测量次数 M 由 40 逐渐增加到 100, 步长为 1。图 3(b)中监控区域节点个数为 $N = 200$, 稀疏系数向量长度为 $L = 240$, 测量次数为 $M = 80$, 测量矩阵稀疏率为 $S = 0.15$, 信号稀疏度 K 由 10 逐渐增加到 40, 步长为 1。对每组参数重复实验 1000 次, 将相对均方误差作为重构误差, 如果重构误差小于 0.02 则视为重构成功, 重构成功率为重构成功次数与总实验次数之比。由图中可以看出, 概率稀疏随机矩阵在重建成功率方面与稀疏随机矩阵和稀疏 Toeplitz 测量矩阵相仿, 但优化后的概率稀疏随机矩阵 (Optimized Probabilistic Sparse Random Matrix, OPSRM) 在重建成功率方面优于稀疏随机矩阵和稀疏 Toeplitz 测量矩阵。

图 4 和图 5 分别比较了不同稀疏矩阵完成一次压缩数据收集的全局能耗和重建误差。固定监控区域节点个数为 $N = 200$, 稀疏系数向量长度为 $L =$

240, 稀疏度为 $K = 30$, 测量次数为 $M = 100$, 测量矩阵的稀疏率 S 由 0.05 逐渐增加到 1, 步长为 0.05。对每个稀疏率 S 取值, 重复实验 1000 次, 计算不同稀疏矩阵完成一次压缩数据收集的平均全局能耗和平均重建误差。由图 4 可以看出, 与稀疏随机矩阵和稀疏 Toeplitz 测量矩阵相比, 当测量矩阵稀疏率小于 0.55 时, 采用概率稀疏随机矩阵作为压缩数据收集的测量矩阵可降低约 15%~30% 的通信能耗。这是因为与其它两种矩阵相比, 概率稀疏随机矩阵的有效投影节点的分布最集中, 因此数据传输所消耗的能量最少。由图 5 可以看出, 在测量矩阵稀疏率一定的情况下, 概率稀疏随机矩阵的重建误差与稀疏随机矩阵和稀疏 Toeplitz 测量矩阵相仿, 但是概率稀疏随机矩阵经过优化后, 重建误差小于稀疏随机矩阵和稀疏 Toeplitz 测量矩阵。

7 结束语

采用稀疏矩阵作为测量矩阵可显著减少获取测量值的通信开销。因此, 研究性能优异的稀疏测量矩阵对推动 CS 理论在 WSNs 中的应用具有重要意义。结合 WSNs 的分布式特点, 本文设计了一种适用于 WSNs 压缩数据收集的概率稀疏随机矩阵, 该矩阵既减少了计算投影值的有效投影节点个数, 又

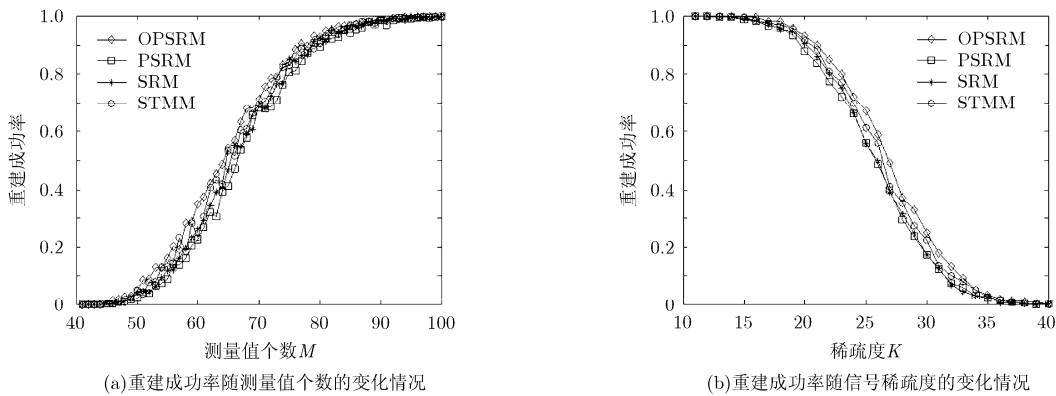


图 3 重建成功率比较

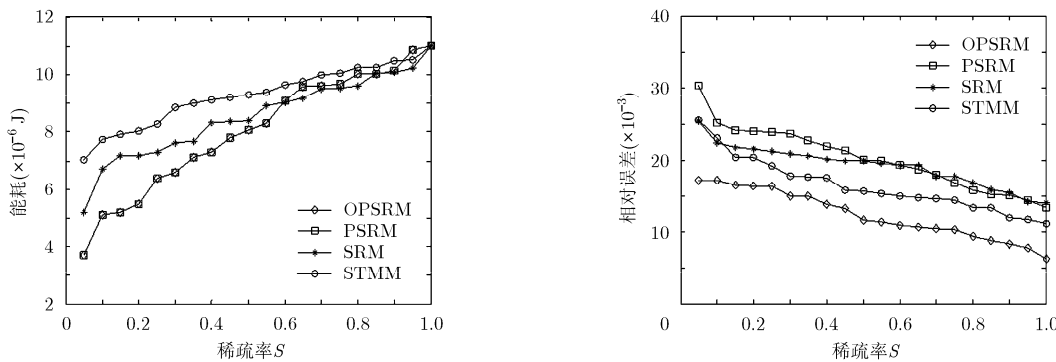


图 4 能耗随测量矩阵稀疏率的变化情况

图 5 重建误差随测量矩阵稀疏率的变化情况

能让有效投影节点分布集中化, 显著减少了获取投影的通信代价, 有效延长了网络的生命周期。

参考文献

- [1] Akyidiz L F, Su W, Sankarasubramaniam Y, *et al.* A survey on sensor networks[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2002, 40(8): 102-114.
 - [2] 宋欣, 王翠荣. 基于线性回归的无线传感器网络分布式数据采集优化策略[J]. *计算机学报*, 2012, 35(3): 568-580.
Song Xin and Wang Cui-rong. Linear regression based distributed data gathering optimization strategy for wireless sensor networks[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2012, 35(3): 568-580.
 - [3] Quer G, Masiero R, and Munaretto D. On the interplay between routing and signal representation for compressive sensing in wireless sensor networks[C]. *Proceedings of Information Theory and Applications Workshop, San Diego, 2009: 206-215.*
 - [4] Donoho D L. Compressed sensing [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
 - [5] 许志强. 压缩感知[J]. *中国科学: 数学*, 2012, 42(9): 865-877.
Xu Zhi-qiang. Compressed sensing: a survey[J]. *Scientia Sinica Mathematica*, 2012, 42(9): 865-877.
 - [6] Luo C, Wu F, Sun J, *et al.* Compressive data gathering for large-scale wireless sensor networks[C]. *Proceedings of the 15th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, Beijing, 2009: 145-156.*
 - [7] Luo J, Xiang L, and Rosenberg C. Does compressed sensing improve the throughput of wireless sensor networks?[C]. *Proceedings of IEEE International Conference on Communications, Cape Town, 2010: 1-6.*
 - [8] Wang W, Garofalakis M, and Ramchandran K. Distributed sparse random projections for refinable approximation[C]. *Proceedings of the 6th International Symposium on Information Processing in Sensor Networks, Cambridge, 2007: 331-339.*
 - [9] 张成, 杨海蓉, 韦穗. 基于随机间距稀疏 Toeplitz 测量矩阵的压缩传感[J]. *自动化学报*, 2012, 38(8): 1362-1369.
Zhang Cheny, Yang Hai-rong, and Wei Hui. Compressive sensing based on deterministic sparse Toeplitz measurement matrices with random pitch[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2012, 38(8): 1362-1369.
 - [10] Lee S, Patten S, Sathiamoorthy M, *et al.* Spatially-localized compressed sensing and routing in multi-hop sensor networks [C]. *Proceedings of the Third International Conference on Geosensor Networks, Oxford, 2009: 11-20.*
 - [11] Elad M. Optimized projections for compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(12): 5695-5702.
 - [12] Duarte-Carvajalino J M and Sapiro G. Learning to sense sparse signals: simultaneous sensing matrix and sparsifying dictionary optimization[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, 18(7): 1395-1408.
 - [13] Abolghasemi V, Ferdowsi S, and SaeidSanei. A gradient-based alternating minimization approach for optimization of the measurement matrix in compressive sensing[J]. *IET Transactions Signal Processing*, 2012, 92(4): 999-1009.
 - [14] Heinzelman W, Chandrakasan A P, and Balakrishnan H. An application-specific protocol architecture for wireless microsensor networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2002, 1(4): 660-670.
- 张波: 男, 1987年生, 硕士, 助教, 研究方向为压缩感知、无线传感器网络。
- 刘郁林: 男, 1971年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为盲信号处理、超宽带通信、无线传感器网络等。
- 王开: 男, 1984年生, 硕士, 讲师, 研究方向为超宽带通信、压缩感知及其应用。
- 王娇: 女, 1989年生, 硕士生, 研究方向为盲信号处理、通信抗干扰。