

能量有效的无线传感器网络协作压缩感知机制

吴大鹏* 孙青文 唐季超 王汝言

(重庆邮电大学宽带泛在接入技术研究所 重庆 400065)

摘要: 单一的稀疏基无法适应无线传感器网络节点压缩感知过程的复杂性, 该文提出一种适用于无线传感器网络的协作压缩感知策略, 根据各自的能量消耗状态, 节点之间以协作的方式选择稀疏基, 进而, 通过冗余字典增大数据表示过程中的稀疏度, 并有效地增强传输过程的鲁棒性, 达到降低能耗的目的。仿真结果表明该文提出的策略能够有效地延长网络生存时间, 同时, 数据恢复的准确性得到了极大地改善。

关键词: 无线传感器网络; 数据融合; 压缩感知; 协作通信

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2012)11-2687-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2012.00554

Energy Efficient Cooperative Compressive Sensing Mechanism in Wireless Sensor Networks

Wu Da-peng Sun Qing-wen Tang Ji-chao Wang Ru-yan

(Broadband Ubiquitous Network Research Laboratory,

Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: Single sparse matrix can not meet the complexity of the compressed sensing process in wireless sensor networks. Cooperative compressed sensing mechanism is proposed in this paper. According to the energy consumption status of nodes, the sparse matrix can be established with the collaborative manner between the nodes. Further, the sparse degrees in the process of data presentation can be improved through the designed redundant dictionary, and robustness of the transmission process is improved. Finally, the purpose of reducing energy consumption can be achieved. Results show that the proposed strategy is effective to prolong the network survival time and greatly improves the accuracy of recovered data.

Key words: Wireless sensor network; Data aggregation; Compressed Sensing (CS); Cooperative communication

1 引言

与传统的 Nyquist 采样定理不同, 压缩感知 (Compressive Sensing, CS) 方法能够使得 WSNs 中的节点以较低速率对信号进行采样^[1-3], 同时并行地对信号进行压缩处理, 即在采样的过程中寻找最少的系数来表示全部信号, 并用适当的重构算法从压缩数据中恢复原始信号^[4-6]。利用上述特性, 将压缩感知方法应用于传感网络的数据获取及传输过程中, 能够有效降低节点能量消耗, 延长 WSNs 网络寿命。

目前, 针对压缩感知方法应用于 WSNs 中的文献都局限于单个节点的数据处理, 未考虑节点之间的联系, 存在一定程度的缺陷。文献[7]中, 节点以并行的方式执行数据感知和压缩过程, 但数据转发

的随机性导致网络中各个节点的能耗并不均匀, 寿命较短; 文献[8]提出在汇聚(sink)节点利用压缩感知方法恢复原始信号, 同时设定阈值以优化信号重构过程中的准确性, 但是其设定方法缺乏合理性。

可见, 合理地构造正交基以得到信号的稀疏表示是压缩感知方法应用于无线传感器网络的先决条件。为了优化数据的稀疏表示, 文献[9]将单一的变换基扩展为由多个正交基构成的正交基字典, 节点可以根据信号特性自适应地寻找最优正交基; 此外, 文献[10]采用了非相干冗余字典用于稀疏表示; 针对压缩感知的数据恢复问题, 文献[11-13]分别对常见的几种重构算法进行了优化, 并都不同程度地提高了重构精确度。但以上方法都只是针对单个节点的操作, 未考虑网络节点的合作。

鉴于 WSNs 中节点能量受限的特点, 为了有效降低其数据传输能耗, 同时提高数据重构阶段的精确度。本文提出了一种协作压缩感知策略, 其中主要分为协作对象选择和协作融合两个阶段。在协作

2012-05-11 收到, 2012-06-28 改回

国家自然科学基金(60972069, 61001105)资助课题

*通信作者: 吴大鹏 wudapengphd@gmail.com

对象选择阶段, 传感节点根据给定的规则选取协作对象, 共同压缩数据以提高信号稀疏表示的有效性; 在协作融合阶段, 传感节点利用协作对象的稀疏基与自身的稀疏基构成级联字典, 共同传输数据以降低 sink 节点恢复信号的差错率, 实现延长网络寿命的目的。

2 协作压缩感知

本文所提出的协作压缩感知策略主要分为两阶段, 分别为协作对象选择和协作融合。

2.1 压缩感知方法

对于可压缩信号来说, 可采用观测矩阵将信号投影到低维空间上, 并从低维空间以高概率重构出原信号。对于多种资源受限的 WSNs 来说, 应用压缩感知方法可以显著地减少实际传输的数据量, 从而达到节省能量的目的^[14]。

令长度为 N 的原始信号表示为 $\mathbf{x}(\mathbf{x} \in R^N)$, 基向量为 $\psi_i(i = 1, 2, \dots, N)$, 两者关系如式(1)所示, 其中 \mathbf{x} 是信号在时域的表示, α 是信号在 Ψ 域的表示:

$$\mathbf{x} = \sum_{i=1}^N \alpha_i \psi_i \text{ 或 } \mathbf{x} = \Psi \alpha \quad (1)$$

当信号 \mathbf{x} 在某个变换基 Ψ 上仅有 $k \ll N$ 个非零系数或者远大于零的系数 α_i 时, 即称信号 \mathbf{x} 是在变换基 Ψ 上具有严格稀疏特性, 其中 k 为稀疏系数, Ψ 被称作稀疏基。将 \mathbf{x} 投影到一组与变换基不相关的 $M \times N(M \ll N)$ 维测量矩阵 $\Phi = [\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_M]$ 后, 可以得到 M 维测量值 (也被称作投影值), 如式(2)所示:

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

若测量矩阵 Φ 和稀疏基 Ψ 不相关, 则利用 k 个系数能够从 M 个测量值中准确重构原始信号^[15]。

2.2 稀疏表示原理

显然, 稀疏基的选择直接决定了信号的稀疏性, 影响了重构算法的准确度。因此, 基于稀疏逼近的思想, 本文采用超完备的冗余函数代替正交基函数, 使信号自适应地寻找逼近信号本身特征的最优特征基。

定理 1 假设集合 $D = \{\mathbf{g}_k, k = 1, 2, \dots, K\}$ 中的元素是 Hilbert 空间 $H = R^N (K \geq N)$ 的单位矢量, 则集合 D 为字典, 其元素为原子, 对于任意给定的信号 $f \in H$, 可以在 D 中自适应地选取 $m (m \ll N)$ 个原子对信号 f 做稀疏逼近, 如式(3)所示。

$$\mathbf{f}_m = \sum_{\gamma \in I_m} c_\gamma \mathbf{g}_\gamma \quad (3)$$

定理 1 中的字典的冗余性 ($K \geq N$) 导致矢量 \mathbf{g}_k 为非线性独立, 因此, 式(3)有多种不同的解。在尽

可能减少逼近误差的条件下, 分解系数最稀疏的组合即为 m 值最小的组合。

定理 2 设 $\mathbf{g}_i, \mathbf{g}_j$ 是冗余字典 D 中的原子, D 的相干系数 μ 如式(4)所示。

$$\mu = \sup \left| \langle \mathbf{g}_i, \mathbf{g}_j \rangle \right| \quad (4)$$

若 μ 的取值范围为 $1/\sqrt{M} \leq \mu \leq 1$, 则字典 D 为非相干的。

定理 2 中的相干系数描述了冗余字典中原子的最大相似性。对于一般的冗余字典, 相干系数满足 $\sqrt{(K-N)/N(K-1)} \leq \mu \leq 1$; 对于有两个正交基组成的冗余字典, 相干系数满足 $1/\sqrt{M} \leq \mu \leq 1$, 字典为非相干字典^[15]。

定理 3 假设级联字典 $D' = [G, Z]$, 且两个原子 G 和 Z 是两组冗余基, G_i 和 $Z_j (1 \leq i, j \leq N)$ 分别代表两组基中的元素, 若使得相干系数满足

$$\mu = 1/\sqrt{N} \quad (5)$$

则该字典 D' 被认为是完全不相干的。

由定理 1 和定理 2 可知, 字典的冗余性可解决信号稀疏表示的唯一性, 字典的不相干性则可保证信号可以找到充分稀疏的唯一解, 使信号被精确地重构。由于实际无线传感器网络中的各个节点所感知的数据类型并不相同, 单一的稀疏基 Ψ 无法保证所有的测量值 y 均具有较好的稀疏性, 导致 sink 节点的原始数据恢复过程差错率较高, 此外, 超完备字典的学习与构造将直接导致节点产生较多的额外能耗。据此, 本文提出了协作压缩感知 (Cooperative Compressed Sensing, CCS) 策略, 节点之间以协作的方式构建冗余字典以寻找信号更合适的稀疏表示。节点在发送数据之前, 按照给定规则寻找合适的协作对象, 进而, 将两者的稀疏基构成非相干字典, 并利用该字典共同压缩数据, 得到较稀疏的表示, 达到减少节点的传输能耗的目的。同时鉴于定理 3, 本文所提出的策略需保证一对协作对象之间的稀疏基基本正交。在算法的协作对象选择阶段, 节点通过制定的规则筛选与其稀疏基基本正交的节点作为协作对象, 构造包含两个原子的级联冗余字典, 保证信号表示的稀疏性。

2.3 协作对象选择

假设网络中的所有传感节点同构, 并且每个节点都预先存储稀疏基 Ψ , 其类别和数量可根据具体应用环境灵活设定。本文以由定理 3 得到的原则为节点选取协作对象, 该原则需保证每种稀疏基在网络中都能找到与其基本正交的另一种稀疏基。本文所提出的协作对象选择过程如下:

首先, 节点在感知到数据之后, 开始寻找其协

作对象。假设节点 i 与任意节点之间的距离为 $d_{i,j} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}$ ($1 \leq i, j \leq n$)，其中 x 和 y 分别表示网络节点的横坐标和纵坐标， n 为网络节点数。若 $d_{i,j}$ 满足式(6)，则将认为节点 j 可能成为节点 i 的协作对象，并将节点 j 放置于集合 F_i ($1 \leq i \leq n$) 中，其中的节点由 f_k ($1 \leq k < n$) 表示。节点 i 以较低功率 P_{low} 向集合 F_i 广播协作请求，其中包含起始字节，稀疏基类型 Ψ ，节点 ID 信息(如式(7)所示)和剩余能量 E_{rem} (如式(8)所示)。

$$d_{i,j} \leq \sqrt{2}d_{net} \cdot \beta, \quad 1 \leq i, j \leq n \quad (6)$$

$$\left. \begin{aligned} E_{cons} &= E_{TX} + E_{RX} + E_{com} \\ E_{TX}(k, d) &= k(E_{elec} + e_{amp} \cdot d^\theta) \\ E_{RX}(k) &= k \cdot E_{elec} \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

$$E_{rem} = E_0 - E_{cons} \quad (8)$$

式(6)中， d_{net} 为网络场景的长度(假设网络的形状是正方形，则 $\sqrt{2}d_{net}$ 是网络中任意两个节点之间的最大距离)。其中参数 n ， d_{net} 和 β 根据具体应用场景预先设定。剩余能量 E_{rem} 的计算过程如式(7)和式(8)所示，其中 E_{cons} 为节点消耗的能量， E_{TX} 为节点的发射能耗， E_{RX} 为节点的接收能耗， E_{com} 为节点的数据处理能耗， E_0 为节点该阶段开始时的初始能量， E_{elec} 为发送数据的能耗， e_{amp} 为放大器工作过程的能耗， k 为数据长度， d 为数据传输距离， θ 为放大器能耗参数。

若接收到协作请求信息的节点 f_k 已有协作对象，则不参加本次协作；否则，接收到协作请求后，按步骤验证以下的信息：(1)拒绝与黑名单(定义见 2.5 节)中的节点协作；(2)若节点能量低于节点 f_k 的平均能量 E_{aver} (式(9))，则不参加本次协作；(3)判定与自身稀疏基是否基本正交，若满足，则根据协作请求的信噪比(SNR)，选择最大的节点作为协作对象，否则不参加本次协作；(4)若 SNR 相同，则选择信号强度最强的节点作为协作对象。

完成上述过程后，节点 i 向以上节点发送协作回复信息，其内容包含起始字节，剩余能量 E_{rem} 和节点的 ID 信息。

发送协作请求的节点收到协作回复后：(1)去除黑名单中的节点；(2)选择 SNR 最大的节点作为协作对象；(3)SNR 相同的话，则选择 E_{rem} 较大的节点。

未参与协作的节点 f_k 等待下次协作选择，此时，已经找到协作对象的节点和低于集合 F 平均能量的节点退出协作选择过程。若剩余节点数目仍然大于 1，则继续上述选择步骤，否则协作选择过程结束。

最后，节点 i 根据最后更新的 E_{rem} 信息，计算节点 f_k 的平均能量 E_{aver} ：

$$\left. \begin{aligned} E_{aver} &= E_{all}/l \\ E_{all} &= E_{rem1} + E_{rem2} + \dots + E_{reml} = \sum_{k=1}^l E_{remk} \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

其中 E_{all} 是集合 F_i 的剩余能量之和， E_{remk} 是集合 F_i 中第 k 个节点 f_k 的剩余能量， l 为集合 F_i 的节点 f_k 数量。

2.4 协作融合

假设节点 A 与节点 B 为协作对象，则协作融合过程如图 1 所示。若节点没有匹配的协作对象，则采用与 sink 节点直接通信的方式传输数据。若节点找到协作对象，则以协作融合的方式向 sink 节点发送数据：节点与协作对象之间互相获取原始数据之后，根据自身解码情况采取不同的数据处理和传输方式，如图 2；如果节点解码成功，则将本身和协作对象的压缩数据共同传给 sink 节点，若不成功，则值压缩节点自身的数据并传输给 sink 节点。

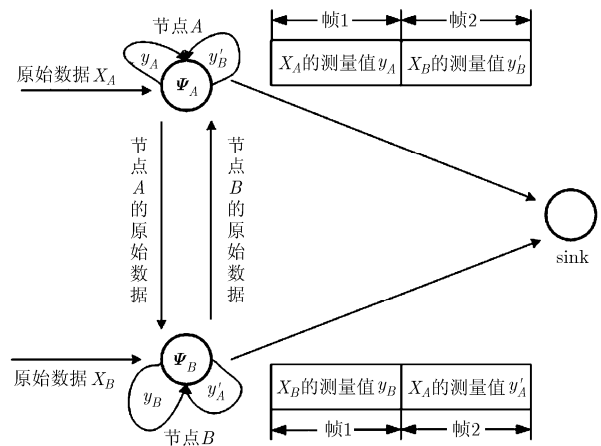


图 1 节点协作融合模型

采用协作方式的两个节点在该阶段将数据分别置于独立无线信道中传播。由于数据在两个独立信道不可能同时深度衰落，使得所提出的方法获得了空间分集，保证了数据传输的鲁棒性，降低了 sink 节点接收数据的差错率，提高了重构数据的准确度，在一定程度上减少了网络中的数据重传概率，降低了节点执行数据传输过程的次数和传感节点的能耗。具体的协作融合过程如下所述：

首先，节点 A 将感知的原始数据经循环冗余校验(CRC)之后传输给节点 B 。若节点 B 成功解码，则利用自身的稀疏基 Ψ_B 对接收到的数据进行压缩处理，得到观测值 y'_A ；若节点 B 解码失败，则返回非协作方式；同理，节点 A 压缩节点 B 感知的原始数据后得到观测值 y'_B ；

其次，解码成功的节点在第 1 帧以功率 P_{high} 向

sink 节点传送自身压缩后的数据, 在第 2 帧以同样的功率 P_{high} 向 sink 节点传输协作对象的压缩数据; 根据协作对象的解码情况, 则存在以下 4 种协作情况:

在数据发送结束后, 若存在未能被 sink 节点正确接收的数据, 则 sink 节点返回发送失败信息, 该节点采用非协作方式重发数据; 同时, 该节点若存在协作对象, 则两者相互将对方加入自身的黑名单中;

最后, sink 节点运用重构算法恢复源节点发送的压缩数据。

图 1 中 y_A 和 y_B 分别是节点 A 和 B 压缩自身感知的数据后所得到的测量值, y'_A 是节点 B 压缩节点 A 感知的数据后得到的测量值, y'_B 是节点 A 压缩节点 B 感知的数据后得到的测量值。图 2 中(a)节点 A 和节点 B 都成功解码; (b)节点 A 解码失败, 节点 B 解码成功; (c)节点 A 解码成功, 节点 B 解码失败; (d)节点 A 和节点 B 都解码失败。

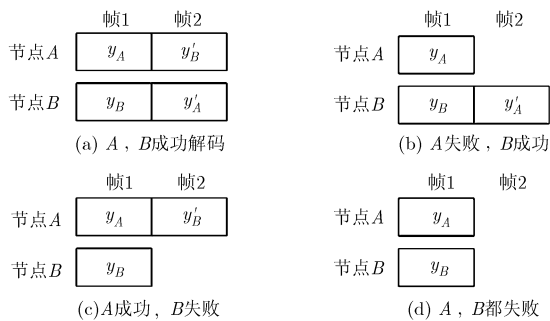


图 2 解码结果不同时 4 种不同的协作情况
(空白处表示节点不发任何数据)

2.5 黑名单机制

如 2.3 节所述, 并不是所有节点 f_k 都满足协作对象的选取条件。因此, 在协作对象选择之前, 需要对节点 f_k 进行筛选, 以减少寻找协作对象过程所产生的能耗, 同时也将提高协作对象寻找的成功概率。此外, 根据协作融合阶段的效果, 所选择的协作对象也需要具有动态调整能力。本文提出了黑名单机制以达到降低节点能耗并提高 sink 节点重构数据准确性的目的。

初始化状态下, 黑名单为空。协作压缩感知过程中, 若出现如下列情况之一, 则将该节点加入黑名单: (1)协作对象选择阶段, 稀疏基不正交; (2)协作对象选择阶段, 协作请求的 SNR 小于历史最小值; (3)协作融合阶段, 该协作对象解码失败; (4)协作融合阶段, sink 节点未收到协作对象发送的数据。

同时, 为了满足网络动态特性, 节点的黑名单更新规则如下: (1)协作对象选择阶段, 若收到的协作请求的 SNR 最小值小于黑名单中的最小 SNR 值, 则替代黑名单中最大 SNR 值的节点号; 否则, 保持名单不变; (2)协作融合阶段, 黑名单只与上个通信周期有关, 即进入下个通信周期后, 黑名单根据具体情况自动更新; (3)若集合 F 所有节点 f_k 都在黑名单里, 则重新初始化黑名单。

3 仿真结果分析

本文采用 Matlab 平台对所提出的协作压缩感知策略进行验证, 其比较对象包括两类: (1)不压缩不协作(No Compressed No Cooperative, NCNC): 源节点不压缩原始数据传送给 sink 节点, 典型为 Direct 方法^[16]; (2)不协作压缩感知(Normal Compressed Sensing, NCS): 源节点将压缩的原始数据传给 sink 节点, 典型方法为文献[17]中的压缩感知方法。

网络场景的大小为 $100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$, 100 个传感节点随机分布在网络中, 4 种稀疏基分别正交, 仿真过程以通信周期数(r)计算时间。利用一组实际测得的温度数据模拟源节点接收到的原始数据, 且各个节点每个通信周期内接收到的原始数据维数 $N = 256$ 。网络中节点的初始能量相同为 $E_0 = 0.2 \text{ J}$, 发送数据的能耗 $E_{\text{elec}} = 5 \times 10^{-8} \text{ J/byte}$, 节点的数据处理能耗 $E_{\text{com}} = 6.7 \times 10^{-10} \text{ J/次}$, 距离参数 $\beta = 0.4$ 。

3.1 协作成功率

协作成功率直接决定了本文所提出的协作压缩感知策略的有效性。仿真所得网络节点协作成功的累积分布情况如图 3 所示。网络节点成功率在 20%~60%之间的通信周期数占到仿真时间的 50%, 成功率范围为 60%~100%的通信周期数占到仿真时间的 12%。可见, 即使能量限制了协作对象的选择, 但是近 60%的通信周期依然保持了较好的协作率。

图 4 进一步描述了单个通信周期($r=100$)内的节点协作关系。统计结果表明共有 90 个节点找到了协作对象, 其余 10 个节点在该通信周期不参加协作, 即节点协作成功率达到 90%。图 4 中坐标位置为(50, 50)的实心节点为 sink 节点, \bullet , \circ , $*$, $+$ 符号分别表示稀疏基为 Ψ_1 , Ψ_2 , Ψ_3 和 Ψ_4 的节点。由虚线相连的两节点为协作伙伴关系, 未连线的节点表示未找到协作对象。

3.2 数据差错率

为了验证协作伙伴之间的协作效果, 对 sink 节点处的数据恢复情况进行比较。差错率的表达式如式(10)所示, 其中 x_i 为原始数据, \hat{x}_i 为重构得到的恢复数据。

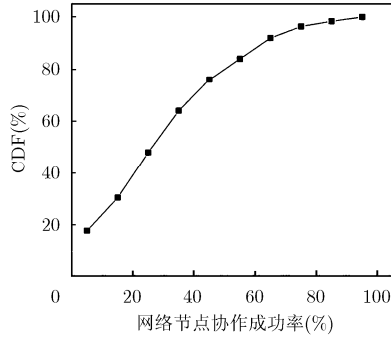


图 3 协作成功率的累积分布(CDF)

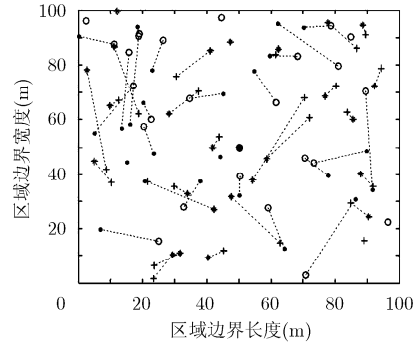


图 4 网络节点协作关系图($r=100$)

$$P_{\text{ero}} = \sqrt{\sum_{i=1}^n |\hat{x}_i - x_i|^2} / \sqrt{\sum_{i=1}^n |x_i|^2} \quad (10)$$

在网络中任意挑选两个非协作且稀疏基不同的节点： A 和 B ，其中 A 的稀疏基为 Ψ_2 而其协作对象的稀疏基为 Ψ_1 ， B 的稀疏基为 Ψ_4 而其协作对象的稀疏基为 Ψ_3 。采用两种融合策略所得到的结果如图 5-图 7 所示，其中 CCS 为本文提出的协作压缩感知策略。

从图 5 可以看出，CCS 策略下，节点 A 的重构数据与原始数据基本一致，而 NCS 下，由于稀疏基选择不恰当，特别是在原始数据的数值范围发生变化时，该部分数值在稀疏表示时被错误地处理，未保留其重要信息，因此在原始信号恢复数据与原

始数据相差较大，尤其在数值波动处表现明显。由式(10)计算可知，NCS 的平均差错率为 0.15251，而 CCS 仅为 0.0298，相比降低了 81.5%。图 6 与图 5 相似，与 NCS 策略相比，CCS 策略所重构的 B 节点数据更加准确，由式(10)计算可得，NCS 的平均差错率为 0.26182，CCS 的平均差错率为 0.01975，仅为 NCS 的 9%。

由以上仿真结果可看出，节点在不参与协作的情况下，sink 节点处的恢复数据会有较大的误差，而本文提出的 CCS 策略可明显地改善数据表示过程的稀疏性，降低重构数据的差错率。

图 7 为在单个通信周期中，sink 节点对全部数据进行重构的差错率累积分布图。80%的差错率集

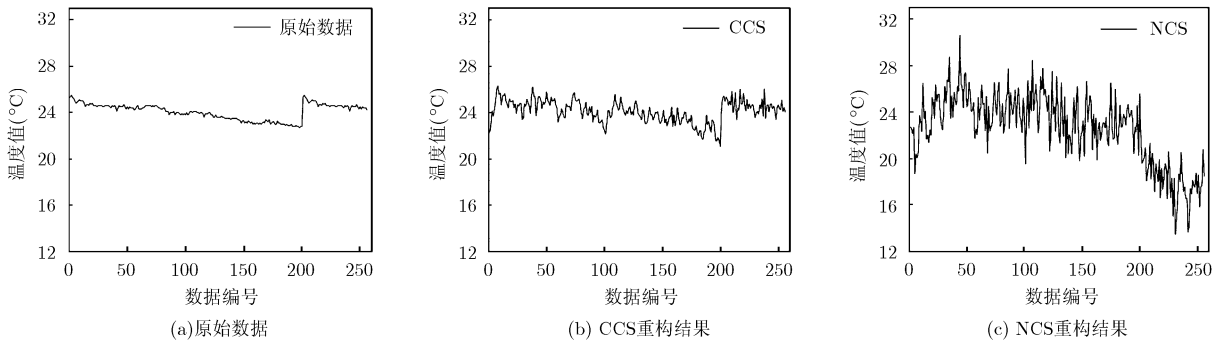


图 5 sink 节点重构来自节点 A 的数据

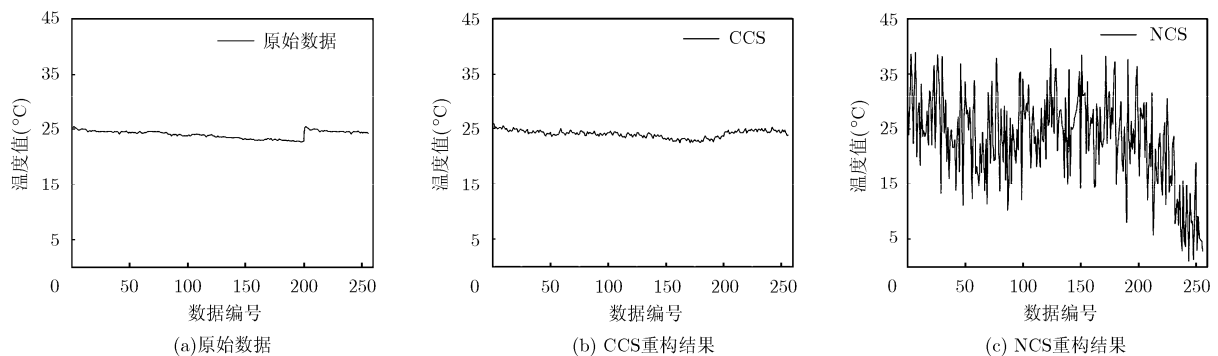


图 6 sink 节点重构来自节点 B 的数据

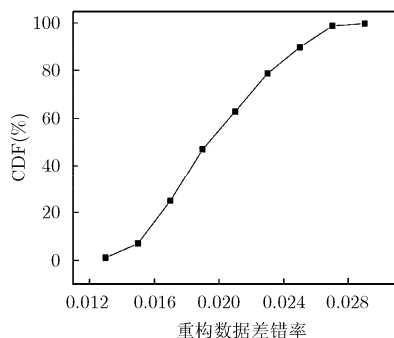


图 7 单个通信周期的数据重构差错率分布图

中在 0.016~0.025 之间。统计结果表明, 差错率的均值为 0.020896, 方差为 0.003673, 可见 sink 节点对数据的重构结果较为准确, 并具有较强的稳定性。

3.3 网络生存时间

上述结果表明, 协作压缩感知策略改善了测量值的准确度, 使 sink 节点的重构数据更接近原始数据, 但寻找协作对象也给节点带来了额外的能量开销。本文分别对 CCS, NCNC 和 NCS 这 3 类策略下的网络生存时间进行了仿真, 结果如表 1 所示。

表 1 节点死亡时间对比

策略	10%死亡节点	30%死亡节点	40%死亡节点	60%死亡节点	90%死亡节点
CCS	2424r	3168r	3316r	13641r	15203r
NCS	2150r	2744r	2951r	3937r	5672r
NCNC	653r	665r	674r	791r	916r

CCS 的节点死亡明显滞后于另外两类策略, 在 NCNC 和 NCS 的网络节点全部死亡时, 其死亡节点也只有 40 个。在网络节点死亡 10% 时, CCS 的死亡速度为 NCNC 的 26.94%, NCS 的 88.7%; 在网络节点死亡 30% 时, CCS 的死亡速度为 NCNC 的 20.99%, NCS 的 86.62%; 在网络节点死亡 40% 时, CCS 的死亡速度为 NCNC 的 20.33%, NCS 的 88.99%。特别是网络节点死亡 60% 以上后, CCS 的死亡速度远小于另两类策略。虽然本文所提出的 CCS 在网络节点死亡率为 15%~27% 时其性能稍逊于 NCS, 但是在 3316 r 之后其节点死亡速度就明显低于 NCS。可见, CCS 策略的网络寿命明显优于另外两类策略。虽然 CCS 策略下的节点数据传输过程需要协作对象辅助, 但 sink 节点能够非常准确地获得原始数据, 减少了数据重新传输带来的能量消耗, 延长了网络寿命。因此, CCS 更加适用于能量有限的无线传感器网络。

4 结论

本文提出了基于压缩感知的协作压缩感知策略, 该策略能够在未知接收数据的情况下, 以更加稀疏的形式表示数据, 适用于应用场景复杂的无线传感器网络, 更利于 sink 节点全面地获取源节点的数据。仿真分析部分以实际测得的温度数据对提出的策略进行了性能分析。结果表明, 该策略使网络具有更低的能耗和较准确的重构性能。

参考文献

- [1] Gleichman S and Eldar Y C. Blind compressed sensing [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2011, 57(10): 6958-6975.
- [2] Candès E J and Romberg J. Quantitative robust uncertainty principles and optimally sparse decompositions [J]. *Foundations of Computation Mathematics*, 2006, 6(2): 227-254.
- [3] 秦晓良, 魏琴芳, 张双杰. 具有优化和安全特征的基于模式码比较的 WSN 数据融合协议[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2010, 23(6): 752-756.
Qin X L, Wei Q F, and Zhang S J. Optimal and secure pattern comparison based data aggregation protocol for WSN[J]. *Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications(Natural Science Edition)*, 2010, 23(6): 752-756.
- [4] Candès E J, Romberg J, and Terence T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(2): 489-509.
- [5] Mallat S and Zhang Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1993, 41(12): 3397-3415.
- [6] Tropp J A and Gilbert A. Signal recovery from partial information via orthogonal matching pursuit[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2007, 53(12): 4655-4666.
- [7] Sartipi M and Fletcher R. Energy-efficient data acquisition in wireless sensor networks using compressed sensing[C]. 2011 Data Compression Conference, Snowbird, UT, 2011: 223-232.
- [8] 唐亮, 周正, 石磊, 等. 基于 LEACH 和压缩感知的无线传感器网络目标探测[J]. 北京邮电大学学报, 2011, 34(3): 8-11.
Tang L, Zhou Z, Shi L, et al. Source detection in wireless sensor network by LEACH and compressive sensing[J]. *Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications*, 2011, 34(3): 8-11.
- [9] Peyré G. Best basis compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(5): 2613-2622.
- [10] Zhang C M, Yin Z K, and Chen X D. Signal over complete

- representation and sparse decomposition based on redundant dictionaries[J]. *Chinese Science Bulletin*, 2005, 50(23): 2627–2677.
- [11] Wei L and Namrata V. Exact reconstruction conditions for regularized modified basis pursuit[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(5): 2634–2640.
- [12] Khajehnejad A, Xu W, Avestimehr A, *et al.* Analyzing weighted l_1 minimization for sparse recovery with nonuniform sparse models[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(5): 1985–2001.
- [13] Lu W and Vaswani N. Exact reconstruction conditions and error bounds for regularized modified basis pursuit (reg-modified-BP)[C]. Proceedings of 2010 Conference Record of Forty Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers (ASILOMAR), Pacific Grove, USA, 2010: 763–767.
- [14] Ling Q and Tian Z. Decentralized sparse signal recovery for compressive sleeping wireless sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(7): 3816–3827.
- [15] Baraniuk R. A lecture on compressive sensing[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2007, 24(4): 118–121.
- [16] Heinzelman W R, Chandrakasan A, and Balakrishnan H. Energy-efficient communication protocol for wireless microsensor networks[C]. Proceedings of 33rd Hawaii International Conference on System Sciences-2000, Hawaii, USA, 2000: 1–10.
- [17] Bajwa W U, Haupt J, Sayeed A M, *et al.* Compressive wireless sensing[C]. Proceedings of 5th International Conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN '06), Nashville, TN, 2006: 134–142.
- 吴大鹏：男，1979 年生，副教授，博士，研究方向为泛在网络。
孙青文：女，1987 年生，硕士生，研究方向为无线传感器网络。