

基于双层压缩感知的有损无线链路稀疏信号传输

孙鹏, 李贵楠, 吴连涛, 王智

(浙江大学工业控制技术国家重点实验室, 浙江 杭州 310027)

摘 要: 在资源受限的无线传感器网络中, 低质量的无线链路严重限制了其大规模应用。基于 WSN 监测信号普遍具有的稀疏特性, 提出了基于双层压缩感知 (double process of compressive sensing) 的有损无线链路稀疏信号传输架构, 探索低质量无线链路下实时、高精度和高能效的稀疏信号传输方法。首先, 将稀疏信号传输过程中的随机分组丢失现象建模为压缩感知的线性降维观测过程 (被动 CS 过程)。然后, 针对 WSN 为提高传输效率而采用的长数据分组, 数据发送前在发送端引入线性随机降维投影——简易的信源编码操作 (主动 CS 过程), 避免块状数据丢失的发生。最后, 接收端根据收到的有损数据利用压缩感知的方法重构原始信号。进一步根据压缩感知重构和无线通信的相关原理, 推导出允许使用的发送端最小压缩率和最大分组长度。大量仿真实验表明, 所提方法不仅可以保证数据的可靠准确传输, 还能减小发送数据量, 降低传输时延和节点能耗。

关键词: 有损无线链路; 稀疏信号传输; 压缩感知; 信源编码

中图分类号: TN911

文献标识码: A

Sparse signal transmission under lossy wireless links based on double process of compressive sensing

SUN Peng, LI Gui-nan, WU Lian-tao, WANG Zhi

(State Key Laboratory of Industrial Control Technology, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: In resource-limited wireless sensor networks, links with poor quality hinder its large-scale applications seriously. Thanks to the inherent sparse property of signals in WSN, the framework of sparse signal transmission based on double process of compressive sensing was proposed, providing an insight into a new way of real-time, accurate and energy-efficient sparse signal transmission. Firstly, the random packet loss during transmission under lossy wireless links was modeled as a linear dimension-reduced measurement process of CS (a passive process of CS). Then, considering that a large packet was often adopted in WSN for higher transmission efficiency, a random linear dimension-reduced projection (a simple source coding operation) was employed at the sender node (an active process of CS) to prevent block data loss. Now, the raw signal could be recovered from the lossy data at the receiver node using CS reconstruction algorithms. Furtherly, according to the theory of CS reconstruction and the formula of packet reception rate in wireless communication, the minimum compression ratio and the maximum packet length allowed were obtained. Extensive simulations demonstrate that the reliability of data transmission and its accuracy, the data transmission volume, the transmission delay and energy consumption could be greatly optimized by means of proposed method.

Key words: lossy wireless links, sparse signal transmission, compressive sensing, source coding

收稿日期: 2016-08-15; 修回日期: 2017-02-22

通信作者: 王智, wangzhizju@gmail.com

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61273079); 国家自然科学基金重点基金资助项目 (No.U1509215); 工业控制技术国家重点实验室开放课题基金资助项目 (No. ICT170319, No. ICT170320, No. ICT170342)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61273079), The National Natural Science Key Foundation of China (No.U1509215), The Open Project of State Key Laboratory of Industrial Control Technology (No. ICT170319, No. ICT170320, No. ICT170342)

1 引言

WSN (wireless sensor network) 因其低成本、低功耗、配置简单以及应用广泛的特点吸引了大量关注。可靠的无线通信对于促进以数据为中心的传感器网络应用具有重大意义。然而, 由于信道噪声、多径效应、链路不对称性等因素的影响, 低功耗的传感器网络在数据传输时常出现较高的分组丢失率^[1]。这在很大程度上降低了数据的使用价值, 从而限制了 WSN 的 QoS (quality of service) 性能。

针对数据传输过程中的高分组丢失率问题, 传统的解决方法有基于反馈的 ARQ 确认—重传机制和基于前馈的 FEC 纠错编码机制。在反馈机制中, 当接收端成功收到数据后即向发送端反馈一个确认帧 (ACK, acknowledgement), 若发送端在规定时间内未能收到 ACK, 便重传相应的数据分组, 直到收到 ACK 或达到最大重传次数。然而数据分组的重传会增加节点能耗和传输时延^[2,3]。前馈机制是指数据在被传输之前预先对其进行某种编码操作, 在接收端则按相应的算法进行解码以此来增强数据分组的抗干扰能力。前馈机制中发送端无需进行数据分组的重传, 但是会产生额外的编码能耗、解码能耗以及传输能耗。总之, 传统的 ARQ 和 FEC 方法均不适用于能量受限的 WSN 中^[4,5]。

WSN 监测信号普遍具有的稀疏特性使压缩感知 (CS, compressive sensing) 与无线通信存在广泛的结合前景。本文将压缩感知技术应用到稀疏信号在有损无线链路上的传输过程中, 首先将传输时的随机分组丢失现象建模为 CS 的线性降维观测过程 (被动 CS 过程)。考虑到在数据传输过程中, 数据分组长度越大, 传输单位比特有效数据的相对开销越小, 数据传输效率越高, 但同时受干扰和分组丢失的概率就越大, 并且长数据分组的丢失又将带来块状数据丢失问题, 严重损害信号重构性能。因此, 本文在发送端引入简易的信源编码操作, 即在原始信号被组装成数据分组发送前对其进行随机降维投影操作 (主动 CS 过程) 并令投影生成的新信号在无线链路上传输。最后, 在接收端根据收到的受损数据采用 CS 的方法重构原始信号, 由此形成基于双层 CS 的稀疏信号传输架构。由于投影矩阵可以事先生成并存储在节点的 ROM 中, 进行投影操作时只需从中读取出来, 其对计算能力的需求以及处理时延是可以接受的, 因此, 本文提出的方法在

实际应用中具有一定的可行性。发送端在进行投影操作的同时可以实现降维, 此时相当于牺牲节点的计算能力换取数据量的降低, 考虑到节点的无线传输模块功耗最大, 因此, 相对于传统的前向纠错编码, 在发送端引入降维投影操作所产生的节点能耗相对较低。在保证数据可靠准确传输的前提下, 发送数据量越小, 数据分组长度越大, 越有利于提高传输效率, 降低节点能耗。本文进一步根据 CS 重构理论和无线通信相关原理, 推导出了保证原始信号高精度重构的发送端最小压缩率和最大数据分组长度。

基于双层 CS 的稀疏信号传输架构通过降维投影降低了发送数据量, 避免了块状数据的丢失, 且只需要少量数据成功传输即能利用 CS 技术高精度重构原始信号, 不需要重传, 因此实现了有损无线链路下稀疏信号的实时、高精度、高能效传输。大量仿真实验验证了这一结论。

本文的主要贡献如下。

1) 提出了基于双层压缩感知的有损无线链路稀疏信号传输架构, 将无线传输的随机分组丢失和发送端的随机降维投影操作建模为 2 层 CS 过程。

2) 通过仿真实验, 从幅值重构误差和相位重构误差 2 个角度证明了基于双层 CS 的传输架构能避免块状数据的丢失, 实现稀疏信号的高效准确传输。

3) 根据压缩感知重构理论和无线通信相关原理, 通过求解一个优化问题得到了保证原始信号高精度重构的发送端最小压缩率和最大数据分组长度。

2 相关背景

2.1 有损无线链路

国内外学者对低功耗 WSN 中的链路特性进行了大量研究。研究表明, 受多种因素影响, WSN 中的链路常常呈现出不可靠和不可预测特性。文献[6]测试了无线链路的空间特性, 通过布置一定数量的以均匀线性方式排布的传感器节点, 统计出了数据传输的分组接收率与通信距离之间的关系, 如图 1 所示。

按照分组接收率的分布, 整个通信区域可以分为 3 个部分: 高效区、过渡区和空白区。为了保证数据传输的可靠性, 可以只利用高效区进行通信, 但这意味着节点配置非常密集, 使整个网络的能耗大幅增加。因此, 必须利用过渡区进行数据传输。然而由于该区域的分组接收率分布具有随机性和

不可预测性，要保证数据的可靠准确传输必须采取一定的防护措施。

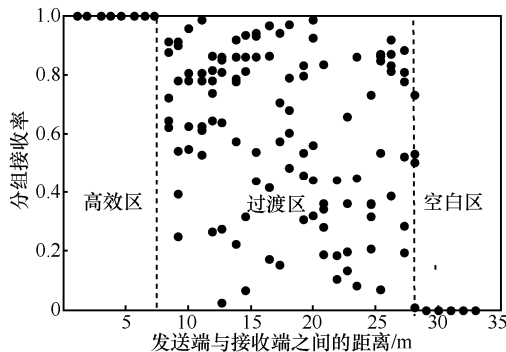


图 1 有损无线链路的空间特性

2.2 压缩感知

压缩感知是一种全新的信号采样和恢复方法，它基于信号在变换域中的稀疏性，通过求解一个优化问题可从较低维度的线性观测量中恢复出较高维度的原始信号^[7]。压缩感知可以分为 3 个部分。

1) 信号稀疏表示

对于 N 维原始信号 $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_N]^T$ 和正交变换基 $\Psi = [\Psi_1, \dots, \Psi_N]$ ，可以将信号表示为

$$\mathbf{x} = \sum_{i=1}^N \alpha_i \Psi_i = \Psi \mathbf{a} \quad (1)$$

其中， $\mathbf{a} = [\alpha_1, \dots, \alpha_N]^T$ 是 \mathbf{x} 在 Ψ 中的线性表示系数。当 \mathbf{a} 中的大多数元素等于或接近 0 时，则认为信号是稀疏或可压缩的。特别地，当 \mathbf{a} 中只有 $K(K \ll N)$ 个非零元素时，称信号为 K 稀疏。稀疏信号广泛存在于无线传感器网络各项应用中，如声音、温度、CO₂ 浓度、图像等，它们在合适的变换基下均具有明显的稀疏性。因此，CS 技术在 WSN 中具有很大的应用前景^[8]。

2) 不相干观测矩阵设计

与传统的信号采样不同，压缩感知技术通过一个与稀疏基 Ψ 不相干的观测矩阵 Φ 实现对原始 N 维信号的线性降维观测，得到测量向量 \mathbf{y} 为

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

其中， $\mathbf{y} \in R^{M \times 1}$ 是 $M(M \ll N)$ 维的观测向量。

$\Phi \in R^{M \times N}$ 是观测矩阵， $\mathbf{A} = \Phi \Psi$ 是等效观测矩阵。

在设计观测矩阵 Φ 时，其与稀疏基 Ψ 之间的相干性越小越好，使观测向量能够包含原始信号更多的信息。文献[9,10]证明常见的随机矩阵（如高斯矩

阵、贝努利矩阵等）能保证和大多数固定的稀疏基之间的强不相干性。测量数 M 需要满足以下条件。

$$M \geq M_t = cK \log \frac{N}{K} \quad (3)$$

其中， c 是常数， N 是信号维度， K 是信号稀疏度。

3) 原始信号重构

在满足式(3)的条件下通过求解如下有约束优化问题可以实现原始信号的重构

$$\min \|\mathbf{a}\|_0 \quad \text{s.t. } \mathbf{y} = \mathbf{A} \mathbf{a} \quad (4)$$

由于 l_0 范数最小化是 NP-hard 问题，可以使用 l_1 范数对其进行凸放松，因此，原问题可以转化为

$$\min \|\mathbf{a}\|_1 \quad \text{s.t. } \mathbf{y} = \mathbf{A} \mathbf{a} \quad (5)$$

目前，压缩感知的重构算法主要有凸优化算法（如基追踪）、贪婪算法（如正交匹配追踪）等。

3 研究现状与研究动机

随着压缩感知技术的产生与发展，其在 WSN 中得到了广泛的应用。

文献[11]首先将 CS 应用到无线传感器网络中，提出了无线压缩感知的概念，通过一种分布式匹配的信源、信道联合通信机制在融合中心对感知数据进行估计和分析。文献[4]不仅利用 CS 对源信号进行压缩，还将其作为应用层的一种纠错码技术实现原始信号的高精度恢复。文献[12]总结了 WSN 中几种典型的数据丢失模式，并基于环境监测数据的空间相关性、时间稳定性和低秩结构特性，利用 CS 的方法实现了环境监测数据的高精度恢复。文献[13]将 CS 理论应用到大规模 WSN 的数据收集过程中，提出了一种压缩数据采集方法，不仅可以有效处理节点的异常数据，而且能够实现负载平衡从而延长各节点及整个网络的生存期。文献[14]提出了一种基于 CS 的无线信道随机获取方法。在每个工作周期内只随机选择一部分节点进行数据采集、无线信道接入和数据传输。通过合理设计各节点的感知概率，在保证汇聚节点收到足够多数据的同时能有效减少由于碰撞发生的分组丢失现象。文献[15]对不可靠链路下基于 CS 的数据收集算法中数据重构信噪比与链路误码率之间的关系进行了定量研究，针对轻负载和重负载 2 种情况分别提出了基于邻居拓扑空间相关预测和基于稀疏调度的 CS 数据收集算法，减小了不可靠链路对数据收集的影响。文献[16]

将 CS 应用到有损无线链路稀疏信号传输过程中，将传输过程中的随机分组丢失建模为 CS 的随机采样过程，观测矩阵由分组丢失分布决定，然后在接收端根据收到的有损数据高精度重构出原始信号，从而准确获得其携带的信息。

在 WSN 中，数据都以数据分组的形式发送，以 IEEE 802.15.4 标准为例，数据帧可以分为 3 个部分：具有固定开销的帧头和帧尾以及携带的有效负载。直观上，可以通过增大数据分组长度（即增大负载）来提高数据传输效率。然而，长数据分组具有更高的分组丢失概率，并且一旦分组丢失将导致块状数据丢失，将严重损害数据传输的可靠性和准确性。因此，如何避免块状数据丢失，即在保证数据可靠准确传输的前提下尽可能提高传输效率是一个值得深入研究的问题。

4 基于双层 CS 的有损无线链路稀疏信号传输方法

基于双层压缩感知的有损无线链路稀疏信号传输架构如图 2 所示，它包括 3 个部分：首先，在原始数据组装成数据分组发送之前对其进行随机降维投影操作（主动 CS 过程）；然后，让投影生成的新数据组装成特定长度的数据分组并在有损无线链路上传输——随机分组丢失（被动 CS 过程）；最后，在接收端从收到的有损数据中实现原始信号的高精度重构。为便于描述，定义如表 1 所示的符号标记。

表 1 符号及解释

符号	解释
x	原始采样信号， $x = [x_1, \dots, x_N]^T$
Φ_s	发送端随机投影矩阵（主动 CS 观测矩阵）
Φ_L	有损传输矩阵（被动 CS 观测矩阵）
Ψ	稀疏基
y	接收数据向量， $y = \Phi_L \Phi_s x$
\hat{x}	重构信号， $\hat{x} = [\hat{x}_1, \dots, \hat{x}_N]^T$

4.1 随机降维投影（主动 CS 过程）

为了避免块状数据丢失的发生并且降低发送

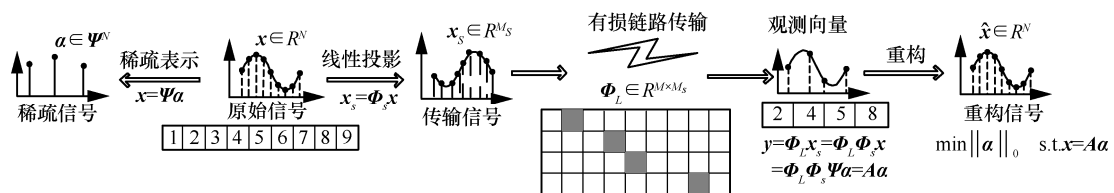


图 2 基于双层压缩感知的有损无线链路稀疏信号传输架构

数据量，在原始数据组装成数据分组发送之前对其进行随机降维投影操作，即令 $x_s = \Phi_s x$ ， $\Phi_s \in R^{M_s \times N}$ ，可以采用高斯随机矩阵， $M_s \leq N$ ， M_s 表示投影生成新信号的维度，令压缩率 $q = \frac{M_s}{N}$ 。

4.2 有损传输（被动 CS 过程）

投影生成的新数据将被组装成多个具有一定长度的数据分组随后在有损无线链路上传输。将传输过程中的随机分组丢失现象模拟为 CS 的随机压缩采样过程，该被动 CS 过程的观测矩阵 $\Phi_L \in R^{M \times M_s}$ 构造方式如下

$$\Phi_L(i, j) = \begin{cases} 1, & j = J(i) \leq M_s \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

其中， $i = 1, \dots, M$ 表示观测矩阵的行索引，即接收数据分组的序号， $j = 1, \dots, M_s$ 是列索引， $J(i)$ 是收到的第 i 个数据分组对应的发送序号。文献[17]证明了该种形式的观测矩阵在很大概率上满足压缩感知理论的有限等距性质（RIP, restricted isometry property）。

例如，有 16 个数据分组通过有损无线链路传输，接收端只收到其中 8 个。若收到的 8 个数据分组对应的发送序号分别为 1、3、4、6、9、12、13、15，则观测矩阵可由图 3 表示。图 3 中灰色方块表示元素值为 1，空白方块表示 0。

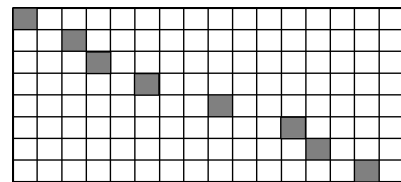


图 3 被动 CS 观测矩阵构造示例

此时，接收数据向量（对应 CS 的观测向量）可表示为

$$y = \Phi_L x_s = \Phi_L \Phi_s x = \Phi x \quad (7)$$

其中， $\Phi = \Phi_L \Phi_s$ 为双层 CS 等效观测矩阵。

4.3 原始信号重构

在确定观测向量 y 、等效观测矩阵 Φ 和稀疏基

Ψ 后, 可以通过求解如式(4)和式(5)所示的优化问题得到重构信号 \hat{x} 。为了便于分析数据传输性能, 将幅值重构误差 ε 定义为

$$\varepsilon = \sqrt{\frac{\sum_i (x_i - \hat{x}_i)^2}{\sum_i x_i^2}} \quad (8)$$

相位重构误差 η 按如下定义: 分别对原始信号 \mathbf{x} 和重构信号 $\hat{\mathbf{x}}$ 做傅里叶变换, 假定信号稀疏度为 K , 确定 \mathbf{x} 和 $\hat{\mathbf{x}}$ 在频域中能量最大的 K 个频率点对应的相位矢量 σ_1 和 σ_2 。则

$$\eta = \frac{\left(\sum_{k=1}^K |\sigma_1(k) - \sigma_2(k)| \right) \times 180}{\pi K} \quad (9)$$

5 发送端投影压缩率和数据分组长度联合优化

5.1 数据分组长度对稀疏信号传输的影响

由式(3)可知, 成功接收的数据量 M 必须大于某个阈值 M_t (由原始信号维度 N 和稀疏度 K 决定) 才能保证原始信号的高精度重构。数据传输的分组接收率 (PRR, packet reception rate) 由式(10)决定。

$$PRR = (1 - P_e)^L \quad (10)$$

其中, P_e 是误码率 (BER, bit error rate), 可以表征链路质量, L 是整个数据分组的长度, 包括固定开销部分和有效负载部分, 即 $L = L_{\text{overhead}} + L_{\text{payload}}$ 。

1) 引入信源编码之前 (单层 CS)

在 CS 理论中, 原始信号维度 N 和稀疏度 K 确定时, M_t 应为常数。然而在发送端引入投影操作之前, 数据传输过程中的分组丢失现象与 CS 理论中的随机压缩采样有所不同。数据分组丢失将导致块状数据丢失, 这增大了原始信号重构的难度, 且数据分组越长, 块状数据丢失越严重。因此, 随着分组长度增大, M_t 也相应增大。通过后面的仿真实验可得如图 4 所示的结果。

结论 1 假设原始信号维度为 N , 在单层 CS 方法中保证原始信号高精度重构的充要条件为 $N(1 - P_e)^L \geq M_t(L)$, M_t 是数据分组长度 L 的函数。

证明 传输数据分组的数量 $n = \frac{N}{L_{\text{payload}}}$ 。根据分组接收率公式可得接收数据分组的数目

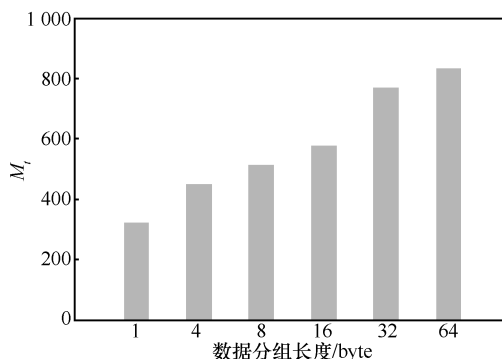


图 4 单层 CS 方法中数据分组长度对 M_t 的影响

$$m = n \cdot PRR = \left(\frac{N}{L_{\text{payload}}} \right) (1 - P_e)^L \quad (11)$$

则成功接收的数据量为

$$M = mL_{\text{payload}} = N(1 - P_e)^L \quad (12)$$

由高精度重构的条件 $M \geq M_t$ 知结论 1 成立。

2) 引入信源编码之后 (双层 CS)

在发送端引入随机降维投影操作即形成双层 CS 传输架构之后, 由于实际传输的各个数据都是所有原始数据的加权平均, 即都包含全局信息, 此时将不再存在块状数据丢失的问题, 因此, M_t 不再随 L 变化, 如图 5 所示。

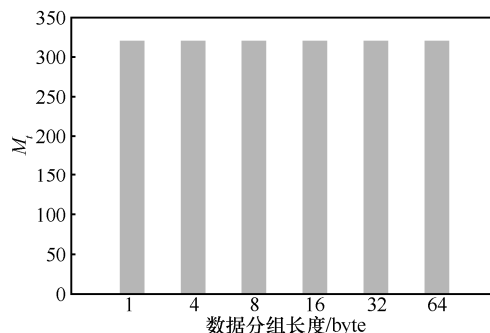


图 5 双层 CS 方法中数据分组长度对 M_t 的影响

结论 2 假设原始信号维度为 N , 在双层 CS 方法中保证原始信号高精度重构的充要条件为 $qN(1 - P_e)^L \geq M_t$, M_t 为常数。

证明 对原始信号 \mathbf{x} 进行随机降维投影之后, 实际传输信号为 $\mathbf{x}_s = \Phi_s \mathbf{x} \in R^{M_s \times 1}$ 。此时发送的数据分组数目为

$$n = \frac{M_s}{L_{\text{payload}}} = \frac{qN}{L_{\text{payload}}} \quad (13)$$

分组接收数为

$$m = n(1 - P_e)^L = \left(\frac{qN}{L_{\text{payload}}} \right) (1 - P_e)^L \quad (14)$$

成功接收数据量为

$$M = mL_{\text{payload}} = qN(1 - P_e)^L \quad (15)$$

由高精度重构的条件 $M \geq M_t$ 知结论 2 成立。

5.2 压缩率和数据分组长度联合优化

为实现有损无线链路上稀疏信号的高效准确传输，一方面，希望压缩率 q 尽量小来减小传输数据量；另一方面，则希望分组长度 L 尽量大从而在相同数据量的情况下减少传输次数。因此，可以将压缩率和数据分组长度的选取建模为如下的优化问题。

$$\begin{aligned} & \max \quad \frac{L}{q} \\ & \text{s.t.} \quad \begin{cases} 0.2 \leq q \leq 1 \\ 1 \leq L \leq 127 \\ qN(1 - P_e)^L \geq M_t \end{cases} \end{aligned} \quad (16)$$

其中，忽略数据分组的固定开销部分，只考虑其负载大小，在 IEEE 802.15.4 标准中 L 最大只能取 127 byte。压缩率下限设为 0.2 以保证该压缩率下的数据全部成功接收时能实现原始信号的高精度重构。使用暴力搜索的方法对上述问题进行求解 (L 初始值设为 127 byte，步长设为 -1 byte; q 初始值设为 0.20，步长设为 0.05，误码率 P_e 与调制方式和信道质量有关，此处假定误码率 P_e 为 0.01。通过优化求解得到保证信号可靠准确传输的最小压缩率 $q_{\min} = 0.40$ 和最大数据分组长度 $L_{\max} = 92$ byte。

图 6 为 q_{\min} 和 L_{\max} 的求解过程示意，图中直线 q 表示发送端压缩率， $\frac{L}{128}$ 表示数据分组相对长度， PRR 表示分组接收率， $\frac{M}{N}$ 表示成功接收的相对数据量， $\frac{M_t}{N}$ 表示高精度重构所需要的最小相对测量数，如图 6 所示，

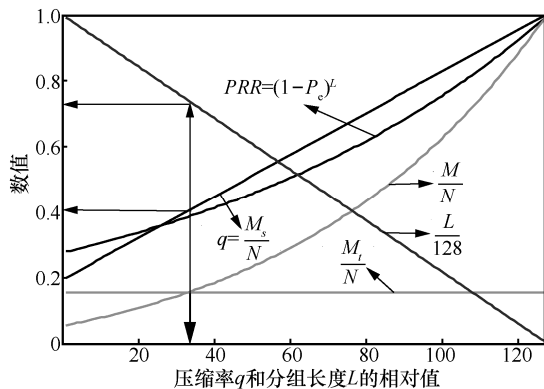


图 6 q_{\min} 和 L_{\max} 求解过程示意

在曲线 $\frac{M}{N}$ 和直线 $\frac{M_t}{N}$ 交点处对应的压缩率和分组长度即为最终结果。

6 仿真实验

在本文仿真实验中，假定传输信号由 50 个 2 048 维的正弦信号叠加而成，每个谐波的幅值、频率、相位都满足一定规律的随机分布。在 WSN 的很多应用中，不仅需要关注信号的幅值信息，其相位的准确性也极为重要。例如，在阵列信号处理理论中，往往根据相位信息确定信号波达方向角。因此，本文从幅值和相位 2 个角度评价各传输方法的性能。仿真中假定采样精度为 8 bit，忽略数据分组的固定开销部分，则数据分组长度（单位：byte）即为其包含的样本数据量（为便于仿真，只考虑数据分组长度为 2 的幂的情形）。

6.1 基于单层 CS 方法的局限性

首先比较基于单层 CS 的方法和传统重传—插值方法的传输性能。假定此时数据分组长度为 1 byte。传统方法设置最大重传次数为 3 次，接收端使用 3 次样条插值方法进行信号重构，而基于 CS 的方法不进行重传，接收端使用 CS 的 OMP 算法进行信号重构。假定单次传输成功率为 20%，经过 3 次传输分组接收率 $PRR = 1 - (1 - 20\%)^3 = 48.8\%$ ，2 种方法的重构效果如图 7 所示（截取信号的一小段）。

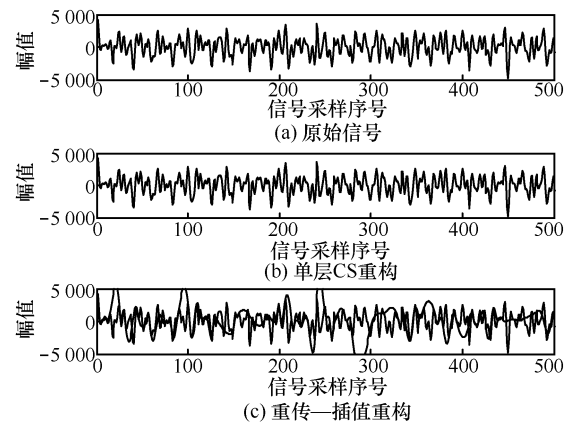


图 7 单层 CS 方法与重传—插值方法的重构性能对比

在相同的链路质量下，基于单层 CS 的传输方法无论在信号重构精度还是实时性方面均优于传统的重传—插值方法。

然而，当为了提高传输效率而增大数据分组长度时，基于单层 CS 方法的传输性能将逐步下降，如图 8 所示。

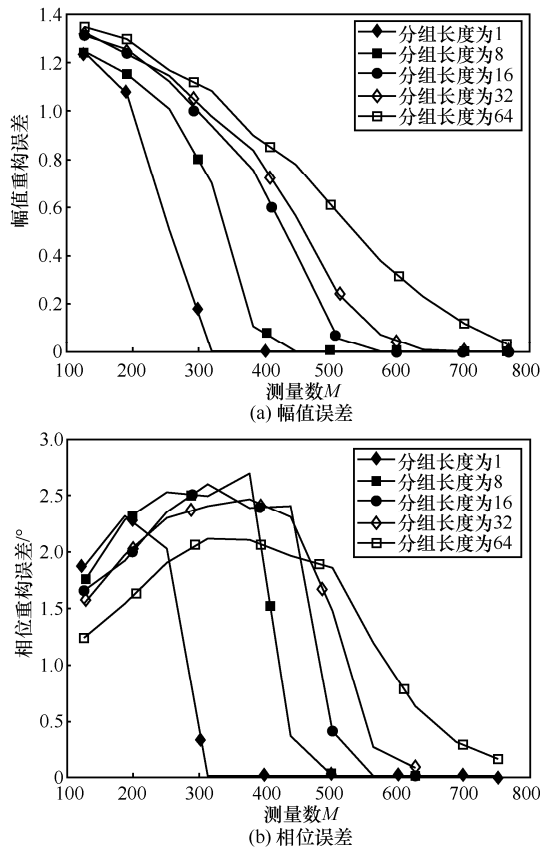


图 8 单层 CS 方法中数据分组长度对重构误差与接收数据量之间关系的影响

数据分组越长，保证原始信号高精度重构所需要成功接收的数据量越多，这对链路质量提出了更高要求。这是因为在传输过程中丢失的数据分组越长，块状数据丢失问题越严重，越不利于信号重构。因此，基于单层 CS 的方法无法在保证数据可靠准确传输的同时通过使用长数据分组来提高传输效率。

6.2 基于双层 CS 方法的性能提升

在发送端引入随机投影操作之后，形成了基于双层 CS 的传输方法。比较在各个数据分组长度下，双层 CS 和单层 CS 方法的重构误差随接收数据量的变化趋势（首先考虑发送端不降维投影）。

从图 9 中可以发现，当数据分组长度为 1 byte 时，由于不存在块状数据丢失问题，2 种方法的性能非常接近。随着数据分组长度增大，双层 CS 方法的优势逐渐显现出来，当数据分组长度增大到 8 byte 时，单层 CS 方法需要成功接收 25% 以上的数据量才能高精度重构原始信号，而双层 CS 方法只需要 15.625%。随着数据分组长度进一步增大，对于单层 CS 方法，块状数据丢失问题愈发严重，因此，需要成功接收更多数据来保证高精度重构，而双层 CS 方法通过随机投影（主动 CS）将全局信

息映射到每个量测中，不再受块状数据丢失的影响，因此在使用长数据分组时仍能取得良好的传输性能。

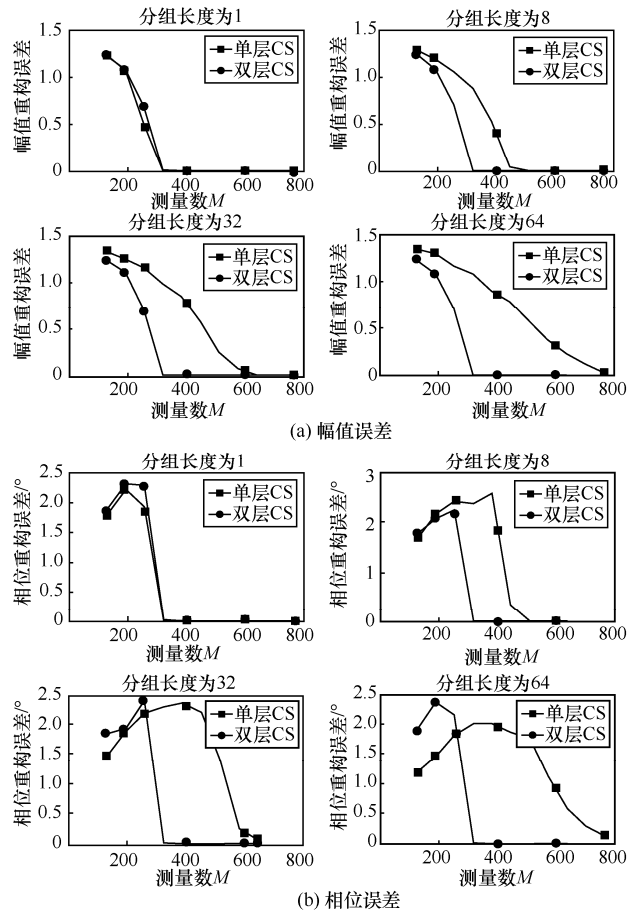


图 9 单层 CS 和双层 CS 方法在各个数据分组长度下重构误差对比

进一步研究双层 CS 方法中数据分组长度和压缩率对重构误差和接收数据量之间的关系的影响。首先令压缩率 q 为 1，统计在各个数据分组长度下重构误差随接收数据量的变化情况，如图 10 所示。

结果表明：基于双层 CS 的稀疏信号传输架构能够有效避免块状数据的丢失，即保证原始信号高精度重构的最少接收数据量不随数据分组长度的变化而改变。在本文的仿真场景中， M_l 恒为 320。

在保证至少发送 320 个数据的前提下，固定数据分组长度为 64 byte，将发送端的投影矩阵压缩率分别设为 0.375、0.5、0.625、0.75，研究 M_l 与压缩率 q 之间的关系。

由图 11 可知，保证原始信号高精度重构的最少接收数据量 M_l 不受压缩率 q 的影响。因此，在保证成功接收至少 M_l 个数据的条件下，可以使用尽量小的压缩率和尽可能大的数据分组长度来提高传输效率，降低节点能耗，延长网络寿命。

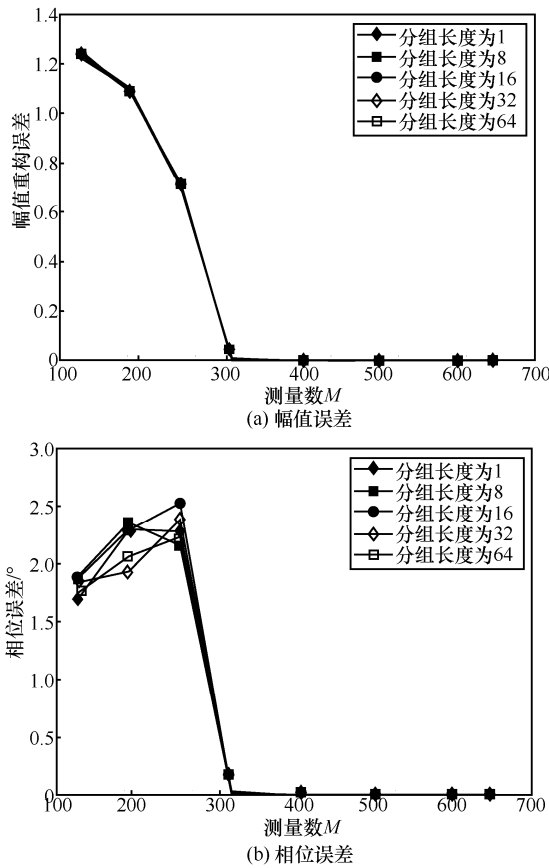


图 10 双层 CS 方法中数据分组长度对重构误差与接收数据量之间关系的影响

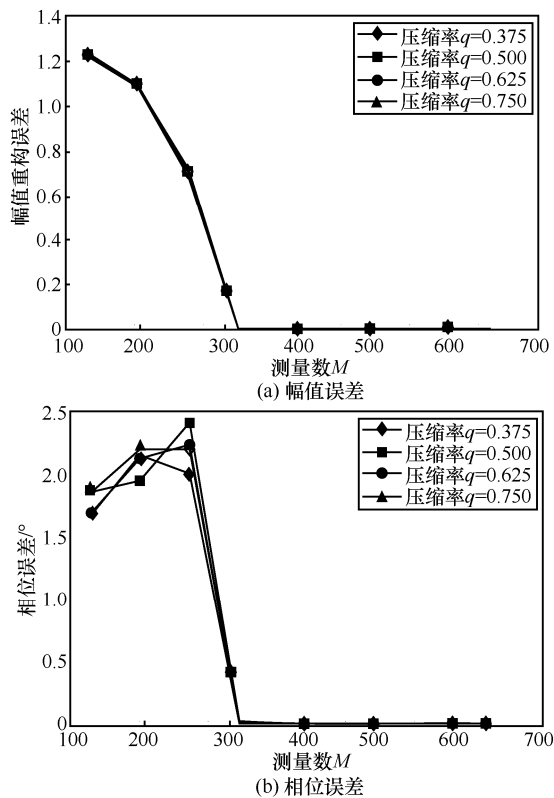


图 11 双层 CS 方法中压缩率对重构误差与接收数据量之间关系的影响

7 结束语

本文提出了基于双层压缩感知的有损无线链路稀疏信号传输架构，将发送端随机降维投影、传输随机分组丢失模拟为双层 CS 观测过程，并在接收端利用 CS 重构算法实现原始信号的高精度恢复。该方法无需重传，可以降低传输数据量，避免块状数据丢失，进而可以使用长数据分组进行传输，因此，实现了稀疏信号的实时、高精度、高能效传输。根据 CS 重构理论和无线通信相关原理，确定了保证原始信号高精度重构的最优压缩率和数据分组长度。仿真实验验证了基于双层 CS 的稀疏信号传输架构的优越性能。未来的研究方向主要包括以下 2 个方面。

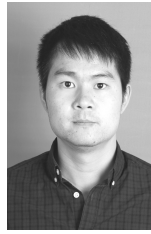
- 1) 考虑在接收端设计一个链路质量估计器，并将估计结果反馈回发送端来在线调整压缩率和数据分组长度，实现更高效、更高精度的稀疏信号传输。
- 2) 本文只考虑了稀疏度不变的信号，在 WSN 的实际应用中很多信号的稀疏度具有时变特性，若能对信号稀疏度进行在线检测，可以实现更加稳健的稀疏信号传输。

参考文献:

- [1] BACCOUR N, ANIS A, et al. Radio link quality estimation in wireless sensor networks: a survey[J]. ACM Transactions on Sensor Networks, 2012, 8(4): 688-688.
- [2] SRINIVASAN K, KAZANDJIEVA M A, AGARWAL S, et al. The β -factor: measuring wireless link burstiness[C]//International Conference on Embedded Networked Sensor Systems (SENSYS). Raleigh, NC, USA, 2008: 29-42.
- [3] STEVENSON L. Addressing burstiness for reliable communication and latency bound generation in wireless sensor networks[C]// International Conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN). Stockholm, Sweden, 2010: 303-314.
- [4] CHARBIWALA Z, CHAKRABORTY S, ZAHEDI S, et al. Compressive oversampling for robust data transmission in sensor networks[J]. Proc of IEEE INFOCOM, 2010, 11(4): 1-9.
- [5] 田真, 袁东风, 梁泉泉. 无线传感器网络差错控制技术的能效分析[J]. 通信学报, 2008, 29(11): 77-83.
TIAN Z, YUAN D F, LIANG Q Q. Comparison of error control schemes in wireless sensor networks[J]. Journal on Communications, 2008, 29(11): 77-83.
- [6] WOO A, TONG T, CULLER D. Taming the underlying challenges of reliable multihop routing in sensor networks[C]//International Conference on Embedded Networked Sensor Systems. Los Angeles, California, USA, 2003:14-27.
- [7] 戴琼海, 付长军, 季向阳, 等. 压缩感知研究[J]. 计算机学报, 2011, 34(3): 425-434.

- DAI Q H, FU C J, JI X Y, et al. Research on compressed sensing[J]. Chinese Journal of Computers, 2011, 34(3): 425-434.
- [8] LI S C, XU L D, WANG X H. Compressed sensing signal and data acquisition in wireless sensor networks and internet of things[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2013, 9(4): 2177-2186.
- [9] CANDÈS E J, ROMBERG J, TAO T. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements[J]. Communications on Pure & Applied Mathematics, 2005, 19(5): 410-412.
- [10] CANDÈS E J, ROMBERG J, TAO T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2004, 52(2): 489-509.
- [11] BAJWA W, HAUPT J, SAYEED A, et al. Compressive wireless sensing[C]// International Conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN). Nashville, Tennessee, USA, 2006: 134-142.
- [12] KONG L, XIA M, LIU X Y, et al. Data loss and reconstruction in sensor networks[C]//Proc of IEEE INFOCOM. Turin, Italy, 2013: 1654-1662.
- [13] LUO C, WU F, SUN J, et al. Compressive data gathering for large-scale wireless sensor networks[C]// International Conference on Mobile Computing and Networking(MOBICOM). Beijing, China, 2009: 145-156.
- [14] FAZEL F, FAZEL M, STOJANOVIC M. Random access compressed sensing for energy-efficient underwater sensor networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2011, 29(8): 1660-1670.
- [15] 张策, 张霞, 李鸥, 等. 不可靠链路下基于压缩感知的WSN数据收集算法[J]. 通信学报, 2016, 37(9): 131-141.
- ZHANG C, ZHANG X, LI O, et al. Compressive sensing based data gathering algorithm over unreliable links in WSN[J]. Journal on Communications, 2016, 37(9): 131-141.
- [16] WU L T, YU K, CAO D Y, et al. Efficient sparse signal transmission over a lossy link using compressive sensing[J]. Sensors, 2015, 15(8): 19880-19911.
- [17] WU X, YANG P, JUNG T, et al. Compressive sensing meets unreliable link: sparsest random scheduling for compressive data gathering in lossy WSNs[C]// ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing. Philadelphia, PA, USA, 2014: 13-22.

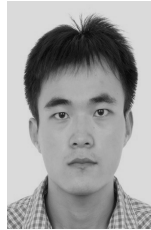
作者简介:



孙鹏(1993-), 男, 湖南常德人, 浙江大学博士生, 主要研究方向为压缩感知、阵列信号处理、无线传感器网络。



李贵楠(1992-), 男, 江苏南通人, 浙江大学硕士生, 主要研究方向为阵列信号处理、无线传感器网络。



吴连涛(1989-), 男, 山东德州人, 浙江大学博士生, 主要研究方向为无线通信、压缩感知。



王智(1969-), 男, 满族, 辽宁锦州人, 博士, 浙江大学副教授、博士生导师, 主要研究方向为物联网、压缩感知、信息融合、目标定位与追踪。