



文章编号:1001-9081(2017)11-3261-09

DOI:10.11772/j.issn.1001-9081.2017.11.3261

# 基于压缩感知的无线传感器网络数据收集研究综述

乔建华<sup>1,2</sup>, 张雪英<sup>1\*</sup>

(1. 太原理工大学 信息工程学院, 太原 030024; 2. 太原科技大学 电子信息工程学院, 太原 030024)

(\*通信作者电子邮箱 [tyzhangxy@163.com](mailto:tyzhangxy@163.com))

**摘要:**为了对无线传感器网络的压缩数据收集有一个全面的认识和评估,对到目前为止国内外的相关研究成果作了一个系统的介绍。首先,介绍了压缩数据收集及改进方法的框架的建立;然后,分别根据无线传感器网络的传输模式和压缩感知理论的三要素,对压缩数据收集方法分类进行了阐述;接下来,说明了压缩数据收集的自适应和优化问题,与其他方法的联合应用,及实际应用范例;最后,指出了压缩数据收集存在的问题和未来的发展方向。

**关键词:**无线传感器网络;压缩感知;数据收集;路由;稀疏投影

**中图分类号:**TP274.2; TP212.9    **文献标志码:**A

## Compressed sensing based data gathering in wireless sensor networks: a survey

QIAO Jianhua<sup>1,2</sup>, ZHANG Xueying<sup>1\*</sup>

(1. School of Information Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan Shanxi 030024, China;

2. School of Electronic and Information Engineering, Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan Shanxi 030024, China)

**Abstract:** In order to have a comprehensive understanding and evaluation for the Compressive Data Gathering (CDG) in Wireless Sensor Network (WSN), a systematic introduction to the related research results at home and abroad so far was made. Firstly, the establishment of the frameworks of CDG and improved methods was introduced. Secondly, according to the transmission modes of WSN and Compressed Sensing (CS) theory respectively, the various methods of CDG were elaborated by classification. Then the problems of adaptation and optimization of CDG, the application of CS combined with other methods, and some examples of practical application were illustrated. Finally, the disadvantages in CDG and the development directions of CDG were pointed out.

**Key words:** Wireless Sensor Network (WSN); Compressed Sensing (CS); data collection; routing; sparse projection

## 0 引言

无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)最直接的目标就是收集数据。由于传感器节点采集的数据有时空相关性,满足压缩感知理论应用中信号是稀疏性和可压缩性的条件,且传感器节点资源有限,汇聚节点性能强大,正好适用于压缩感知理论编码简单,解码复杂的特点,因此,基于压缩感知的 WSN 数据收集的技术有了逐步深入和广泛的研究和发展。

## 1 相关理论

### 1.1 WSN 体系结构和关键技术

物联网(Internet of Things, IoT)被认为是下一场技术革命,其以前所未有的规模实现各种不同类型的物体、机器和设备之间的通信。无线传感器网络被看作是物联网的基本构成,它们使用户与周围环境和真实的事件相互影响、相互作用<sup>[1]</sup>。WSN是由部署在监测区域内的大量廉价的静止或移动的传感器节点组成,通过无线通信方式形成的一个多跳的自组织的网络系统。通常包括传感器节点(Sensor node)、汇聚节点(Sink node)和管理节点(Coordinator or Management node),其组成结构如图1所示。每个传感器节点收集数据,其目标就是按照某种路由将信息传送给 sink 节点<sup>[2]</sup>。

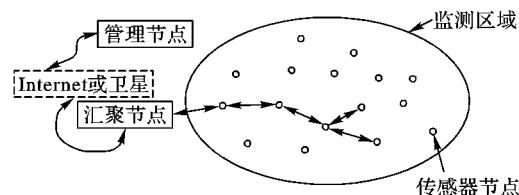


图1 无线传感器网络的组成结构

Fig. 1 Composition structure of WSN

传感器网络能够监视各种各样的环境条件,包括温度、湿度、车辆运动、雷电条件、压力、土壤组成,噪声水平,某类对象的存在或缺失,物体的尺寸等。传感器节点的微传感与无线连接的概念滋生出许多新的应用领域,可以归类为军事、环境、健康、家庭和其他商业领域<sup>[2]</sup>。WSN 研究的主要方向有路由技术、MAC(Media Access Control)协议、拥塞控制、数据收集、能量保护、定位、安全和应用<sup>[3]</sup>,而数据收集是其研究的首要目标。

WSN 数据收集的传输模式与路由的选择息息相关,可分为平面模式和层次模式。平面模式中每个传感器节点具有相等的电池能量,扮演相同类型的角色,所有的通信和计算的负担都在 sink 节点上。在层次模式中,节点的地位是分等级的,底层节点的数据传送给中间层节点,中间层节点再将数据传送给 sink 节点,从而减少了发送给 sink 节点的数据包,提

收稿日期:2017-05-19;修回日期:2017-07-27。    基金项目:山西省自然科学基金资助项目(2013011019-1)。

作者简介:乔建华(1975—),女,山西吕梁人,副教授,博士研究生,主要研究方向:无线传感器网络、压缩感知; 张雪英(1964—),女,河北行唐人,教授,博士,主要研究方向:语音信号处理、多媒体通信、物联网。



高了整个网络的能量效能。层次结构又分为簇结构、树结构、链结构和网格结构等,而 WSN 的路由结构的建立,是通过各种相应的协议来实现的。如平面结构的 Flooding 协议、基于簇结构的 LEACH (Low Energy Adaptive Clustering Hierarchy) 协议、基于链结构的 PAGASIS (Power Efficient Gathering in Sensor Information System) 协议、基于树结构的 PEDAP (Power Efficient Data gathering and Aggregation Protocol) 协议<sup>[2]</sup> 等。

由于 WSN 是一个能量受限的网络,因此如何减少能耗、延长网络寿命、均衡能量就是一个重要问题,对 WSN 数据收集的大多研究也是以高效节能为主要目标。而基于压缩感知的 WSN 数据收集就可以大幅减少数据传送量,降低能耗,增加网络寿命。

## 1.2 压缩感知基本理论

压缩感知 (Compressed Sensing<sup>[4]</sup>, Compressive Sensing<sup>[5]</sup>, CS) 是由 Donoho 等于 2004 年提出的一种信息获取的新理论。该理论指出:对于稀疏信号或可压缩信号,可以采用远低于奈奎斯特采样频率的方式对数据采样,然后通过非线性重建算法完美地重建信号<sup>[6]</sup>,即对具有稀疏性的  $N$  维信号  $x$ ,可以在某  $N \times N$  维的稀疏变换矩阵  $\Psi$  下稀疏分解为:

$$x = \Psi\theta \quad (1)$$

其中: $\theta$  是  $K$  稀疏的  $N \times 1$  的列向量,即  $\theta$  中只有  $K$  个非零项,且  $K \ll N$ 。然后在  $M \times N$  维测量矩阵(观测矩阵) $\Phi$  下投影,得  $M$  个观测值  $y$ ,且  $M \ll N$ ,即:

$$y = \Phi x = \Phi \Psi \theta = \Phi \theta \quad (2)$$

其中  $\Phi$  称为传感矩阵。

Candès 等给出了式(2)存在确定解的充分条件是  $\Phi$  满足有限等距性质 (Restricted Isometry Property, RIP)。即对于一个矩阵  $\Phi$ ,如果存在  $\delta \in (0, 1)$  使得全部  $K$  稀疏信号  $\theta$  均满足式(3)<sup>[7]</sup>,则称矩阵  $\Phi$  满足约束等距性质 RIP。

$$(1 - \delta) \|\theta\|_2^2 \leq \|\Phi \theta\|_2^2 \leq (1 + \delta) \|\theta\|_2^2 \quad (3)$$

于是,可以通过求解式(4)的  $l_1$  范数或  $l_0$  范数得到重建信号<sup>[5-6]</sup>:

$$\hat{\theta} = \arg \min \|\theta\|_1 \text{ 或者 } \hat{\theta} = \operatorname{argmin} \|\theta\|_0. \quad (4)$$

s.t.  $y = \Phi \theta$

式(4)可以采用线性规划如基追踪<sup>[4]</sup>、正交匹配追踪 (Orthogonal Matching Pursuit, OMP) 贪婪算法<sup>[8]</sup>等方法精确重建稀疏信号或高概率重构可压缩信号  $\hat{\theta}$ ,进而由  $\hat{x} = \Psi \hat{\theta}$  即可得到重构的原始信号  $\hat{x}$ 。

然而判断给定的  $\Phi$  是否具有 RIP 性质是一个组合复杂度问题。Baraniuk 和 Candès 都给出 RIP 性质的等价条件是测量矩阵  $\Phi$  和稀疏表示基  $\Psi$  不相关 (incoherence)<sup>[5]</sup>,则  $\Phi$  在很大概率上满足 RIP 性质,并指出  $M \times N$  维独立同分布 (independent and identically distributed, iid) 高斯随机矩阵当  $M \geq cK \log(N/K)$  ( $c$  是一个小的常数) 时高概率满足 RIP,并且和大部分正交基  $\Psi$  不相关,而且具有普适性 (universal)<sup>[6]</sup>。由于稀疏基  $\Psi$  是固定的,要使得传感矩阵满足约束等距条件,甚至可以直接设计测量矩阵而不必知道稀疏表示基<sup>[5]</sup>。因此测量矩阵  $\Phi$  的构造成为压缩感知理论中的一个非常关键的问题。

CS 理论有 3 个关键问题:信号的稀疏变换、测量矩阵的设计和信号重构。因此将 CS 理论应用在 WSN 的数据收集中,也要解决这 3 个方面对 WSN 的适应性。

## 2 压缩数据收集框架

### 2.1 压缩数据收集框架的建立

Bajwa 等<sup>[9]</sup>最早将 CS 理论应用于 WSN 的数据采集,针对由成千上万个小小的、廉价的无线传感器节点形成的自组织的 WSN,每个节点都可以产生和传送数据,要保证它的有效传输和信息分享是一个大的挑战。文献[10]阐述了基于 CS 的 WSN 数据采集的实现过程。由于 CS 对网络数据分析具有两种非常优良的特征:一种是分散性,意味着给融合中心 (Fusion Center, FC) 的分布数据不需要用中央控制器来编码;另一种是普适性,采样不需要先验知识,即所谓普适的采样和分散的编码,而且测量矩阵能用网络投影方法方便地实现,例如对于 Toeplitz 矩阵可以由每个节点用随机数发生器和种子值产生,其中每个节点用它唯一的整数标识符产生它自己的随机序列,然后 CS 投影观测同时进行计算和通信,并给出了从网络节点到 FC 通过无线方式传送  $k$  个随机投影值的两种方法。

一种是直传式,其步骤为:1)  $n$  个传感器利用它自己的网络地址作为伪随机发生器的种子产生  $k$  个随机投影向量  $\{A_{i,j}\}_{i=1}^k$ ,给定了种子值和网络地址,FC 就能容易重建随机向量。2) 在位置  $j$  的传感器将它的测量值  $x_j$  和投影向量  $\{A_{i,j}\}_{i=1}^k$  相乘得到一个  $k$  维数组  $v_j = (A_{1,j}x_j, A_{2,j}x_j, \dots, A_{k,j}x_j)^T$  ( $j = 1, 2, \dots, n$ )。所有的传感器用  $k$  个时隙传输各自的  $v_j$  给 FC,则 FC 在  $k$  次传输后收到相应的信号:

$$y = \sum_{j=1}^n v_j = Ax \quad (5)$$

以上上传感节点用  $k$  次传输  $k$  个随机投影给 FC 的步骤是完全分散的方式。

另一种实现相同目标的方法是设定传感器只有本地通信的能力,并且建立了一种通过网络到达某个指定簇头的生成树路由,然后每个传感器节点能本地计算  $v$  值,并且这些值在簇头通过聚集树得到  $v = Ax$ ,然后编码传递这些矢量到 FC。以上描述的这种无线方法的主要特点是不需要任何复杂的路由信息就能实现,并且在许多传感器网络应用中可能是一种合适的可升级的选择。

文献[10]将 CS 理论的观测投影转化成 WSN 中传感器节点的加权运算和传送,建立起基于 CS 的 WSN 数据收集的基本框架,而且将  $N$  个节点的传输量  $O(N^2)$  转化为  $K(K \ll N)$  次投影的传输量  $O(NK)$ ,大幅减少了传输量,降低了功耗,成为目前 WSN 数据收集的一种重要的方式;但是该文的测量矩阵是由网络地址和种子值产生的随机数,形成复杂,增加了存储量和运算量,并且每个传感器产生的  $k$  个测量值是独自直接传送给簇头或 sink 节点的,从而增加了簇头或 sink 节点的存储量。

文献[11]对此提出异议,讨论 CS 是否确实提高了 WSN 的吞吐量,分析了 3 种情况:1) 采用传统方法采集,不用 CS 的情况 (non-CS);2) 单纯地采用 CS 采集 (plain-CS);3) 混合 CS 采集 (hybrid-CS)。由于在靠近叶节点的部分,采用传统方法的传输量较少,故不用 CS 采集;越靠近根节点,传输量增加越大,此时便采用 CS 收集。因而指出采用 hybrid-CS 的 WSN 吞吐量最高。

文献[12]首次提出大规模 WSN 的压缩数据收集 (Compressive Data Gathering, CDG) 方案,对于大量节点稠密散布,传感器读数空间相关的 WSN,不再采用文献[17]的每个节点各自传送的方式,而是 sink 节点得到所有读数的加权



和。CDG 的示意图如图 2 所示。

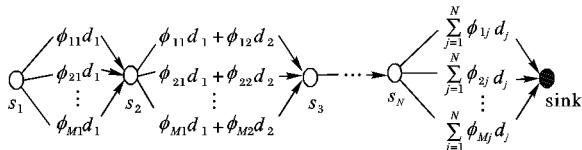


图 2 多跳路由的压缩数据收集示意图

Fig. 2 Compressive data gathering in a multi-hop route

例如一个传感器节点  $s_1$  将它的读数  $d_1$  和随机系数  $\varphi_1$  的乘积  $v_1$  传送给下一个节点  $s_2$ ,  $s_2$  将它的  $d_2$  和  $\varphi_2$  的乘积  $v_2$  再加上  $v_1$  传送给下一个节点  $s_3$ , 如此不断进行下去, 最终 sink 得到所有节点的读数的加权和, 从而减少全局通信费用, 没有复杂的计算和传输的控制, 使得负载平衡, 延长了网络生命。因此, 该收集方案成为多跳路由收集的基本方案。

但文献[13]提出 CDG 框架的两个关键问题:一是如何产生保障 RIP 的传感器读数的测量值, 同时考虑多跳通信消耗;二是虽然传感器读数的稀疏性是普遍的, 但要完全应用它是相当复杂的, 同时说明利用 CS 原理对大规模监控传感器网络的压缩数据收集方案可有效减少通信费用并延长网络生命, 证实网络的容量与传感器读数的稀疏性成比例地增加。由于 CS 规则固有的灵活性, 提出的 CDG 框架能应用到各种稀疏模式, 不管是简化的还是联合的数据收集过程。

因此, CDG 框架的建立主要利用 CS 理论来减少传感节点的传输量, 从而降低能耗, 延长 WSN 的网络生命。下面根据文献发表时间先后来阐述典型的 CDG 框架结构和其中需要考虑的一些问题。

文献[14]指出由于 WSN 中大部分能量用在采样和传送上, 因此传感器的采样率就决定了能量消耗率。提出了基于 CS 理论监控一维信息的新方案——最小化传感器节点的采样数, 这种新的随机采样方案考虑了采样的因男性、硬件限制和随机化与计算复杂度之间的均衡。文献[15]也是在 WSN 和 IoT 中引入了 CS 理论, 提供了在信息系统中基于 CS 的信号和信息的压缩(收集)模式, 结合了非线性重构算法和稀疏基上的随机采样, 建立了压缩传感信号和数据采集的框架, 包括节点的测量、传输、存储结构, 采用了簇稀疏的重构算法, 得到了更精确的重构和更长的网络生命。

为了减少数据传输的数目和节省更多的能源, 文献[16]将 CS 理论应用到能量受限的大规模 WSN 对稀疏信号的收集和重建。每个传感器只发送一小部分的压缩测量值, 而不是发送完整的成对的测量数据到 sink。给出了 WSN 的 CS 汇聚过程, 包括信号稀疏表示、观测矩阵和重构算法设计; 并讨论了观察和重建均方误差(Mean Square Error, MSE)之间的关系。

文献[17]考虑了一种多传感器通过带额外噪声的独立 Rayleigh 衰减通道传送空间相关数据到 FC 的场景。假设传感器读数在某个基下是稀疏的, 表明这种稀疏信号的恢复能被表示为 CS 问题。为了建模这种传感器靠环境中获取的断断续续的可用的能量的场景, 提出每个传感器以某种概率独立地传送, 并与它获得的能量相适应地传送。由于是概率传送, 对等的传感矩阵的元素就不是高斯矩阵。另外, 由于传感器有不同的能量获得率和不同的传感器到 FC 的距离, FC 对每个传感器有不同的接收信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR), 这就涉及到 SNR 的不均匀性。这样, 传感矩阵的元素也不能同一地分布。通过展示传感矩阵在适当的条件下满足 RIP, 然后计算在允许的 MSE 下的可完成的系统延迟。而且, 使用大偏差系统的技术, 分析了 SNR 不均匀性对所谓  $k$ -受限本征值的冲击, 确定了要求 RIP 满足的测量的数量, 得出结

论: 当传感器数量  $n$  是大的且传感器数据的稀疏度  $k$  的增长慢于  $n$  的均方根时, 满足 RIP 的测量数量对 SNR 的不均匀性不是敏感的。

文献[18]专注于边远的传感器读数和损坏的链接, 传统的方法依靠网内数据压缩(不包括小波变换、联合熵编码等), 这存在两个大的缺陷: 1) 高的通信负担(最糟的情况是  $O(N^2)$ ), 单跳传输需要从  $N$  个源去选择数据。2) 一些像分布式编码的方法依靠一个静态的相关结构, 这在动态环境下不容易得到。该文研究了基于 CS 理论的 WSN 鲁棒数据采集的问题, 首先, 提出压缩数据收集的结构; 然后, 发展了基于 CS 的两种方法, 一种是检测并恢复边远的读数, 另一种是推理损坏的链接, 并通过仿真进行了评估。

文献[19]提出了一种新的分布压缩传感方案, 被称为放大-转发 CS (Amplify-and-Forward Compressed Sensing, AF-CS), 改善现有的重构误差、能量消耗和资源利用之间的均衡情况。目标有二: 一是利用时间相关性以产生能稀疏表示的信号, 它聚集了所有传感器要传送的信号; 二是受益于自然的多址接入信道以完成信号的随机测量。另外提出了一个精确地接近失真的简化模型, 这个模型被用来选择活跃节点的数量, 并依靠消耗函数控制重构误差和能量消耗之间的平衡。仿真表明该方法在失真和传输量之间优越于其他方法, 同时节省了能量, 减少了通道使用数量。

文献[20]利用观察经验, 传感数据具有较强的时空压缩性, 介绍了一种新的 WSN 的压缩数据收集方案, 采用了经真实数据集验证的幂率(power-law)衰减数据模型, 提出了一种基于随机投影估计算法。该方案需要较少的测量, 甚至更少的传感读数, 从而在不引入大量计算和控制管理费用下大幅减少了能量消耗, 并证明它提供了相同阶数的估计误差和最佳逼近。在真实的数据集(GreenOrbs、IntelLab、NBDC-CTD projects)上进行的评估显示该方法几乎成倍地提高了网络寿命。

## 2.2 分布压缩数据收集

分布式压缩传感(Distributed Compressed Sensing, DCS)是利用了信号之间和帧内信号的相关性的一种扩展的 CS, 是被广泛用作多信号检测和压缩的一种强有力的方法<sup>[21]</sup>。联合稀疏模型(Joint Sparsity Model, JSM)是 DCS 的核心。根据不同的应用场景, 提出了各种各样的 JSM。一般有三种典型模型: JSM-1、JSM-2 和 JSM-3<sup>[22]</sup>。另外, 在 WSN 的应用中, 每个传感器独立地传送数据也是种分布式传送, 因此, 基于 CS 的 WSN 数据收集也称为分布压缩数据收集。

文献[23]引入基于分布 CS 理论的 JSM-2 模型进行 WSN 压缩数据收集, 认为量化配置也是一个关键因素对于数据通信的能量效率, 构造了能量消耗配置模型联合分布 CS 和量化 CS。文献[24]提出基于联合稀疏的 CS, 依据贝叶斯推论建立概率模型, 然后应用置信传播算法作为一种解码方法来恢复常见的稀疏信号。

文献[25]提出了一种新的对 DCS 问题的基于回溯技术的迭代贪婪算法, 即使带有测量噪声和没有任何稀疏性的先验信息, 它可以通过处理压缩信号的列, 同时重建几个输入信号。这使得它在实际应用中信号非零系数的数量不可知的情况下成为一个有前途的候选方法。该算法运行快速, 在无噪声和嘈杂的环境下都可作为最佳优化方法。

文献[26]采用 DCS 应用在异构传感器网络(Heterogeneous Sensor Network, HSN), 结合不同类型的测量矩阵和不同数量的测量, 首先研究了 3 个不同的场景中的 HSN



信号采集:第 1 种情况,采用不同类型的测量矩阵,但每个传感器测量的数量相同;第 2 种情况,所有传感器使用相同类型的测量矩阵,但测量的数量彼此不同;第 3 种情况,结合不同类型的测量矩阵和不同数量的测量。模拟结果表明,在场景 1 中,当稀疏性相当大时,DCS 方案可以减少测量数量。在场景 2 中,随着测量数量的增加重建的情况变得更好。在场景 1 和 3 下,联合解码使用不同类型的测量矩阵的性能全部优于用高斯测量矩阵,但它比所有的傅里叶测量矩阵差。因此,DCS 是对 HSN 在重建率和测量次数之间的一个很好的折中。

文献[27]指出找到最佳的路由路径,最小化数据流是一个 NP 完全问题,一个接近最优的路由协议需要无所不知的整个网络知识,从而在实际的应用中会引发广泛的信息交流。该文提出了一个分布式算法使用局部最小化动态地构造路由来减少基于压缩采样的聚集中的数据流。该算法不需要无所不知的全局网络拓扑结构知识,并且比接近最优的解决方案有更低的开销,因此,更适合实际应用。

随着更大规模的网络的应用,WSN 的数据采样和收集问题变得越来越重要,网络规模的增加对于采样和传输及与网络寿命的协调,带来了重大的挑战。为了解决这些问题,无需集中协调的网络压缩技术正在成为延长网络寿命的重要解决方案。文献[28]考虑了一个大规模基于 Zigbee 协议用于监测(例如建筑、工业等)的 WSN,提出一种新的网络压缩算法以延长网络寿命。其方法是完全分布式的,每个节点自主地决定压缩和传送方案来最小化传送包的数量。实验结果表明,该方法有助于找到一个在传输能耗和数据压缩之间的最佳的权衡。

### 2.3 基于随机投影的 CDG

在 WSN 中通信耗能远远高于其他方面的能量消耗,如何减少通信量是 WSN 减小能耗的重要因素。而基于 CS 的 WSN 中要传送的数据量关键是由测量矩阵来决定的。对于稠密的高斯随机矩阵,每个传感器节点都要进行加权和的传送。而稀疏随机投影矩阵中大部分元素是 0,从而对应的节点就可以不必传送数据,大幅减少了通信量。因此,基于稀疏随机投影的 CDG 成为目前应用广泛的压缩数据收集方案。

Haupt 等<sup>[29]</sup>最早就指出一个相对较小的信号的随机投影数可以包含其大部分显着的信息。因此,如果一个信号在某些正交基上是可压缩的,则可以非常精确地从随机投影得到重建,而且这种“压缩采样”的方法可以准确地从噪声污染的随机投影恢复,在许多情况下它可能比用一个传统的同样的采样点数的方法更加精确,并将其应用在远程无线传感中<sup>[30]</sup>。文献[31]也提出基于稀疏随机投影的分布算法,随机投影的稀疏性大幅减小了通信费用,该算法允许收集器根据期望的近似误差选择传感器的数量和询问,重构质量仅依靠传感器询问的数量,便能鲁棒精确近似。

文献[32]指出为了增加网络的生命周期,需要减少整个网络的能量消耗和在整个网络更均匀地分配能量负载。提出了一种使用 CS 和随机投影来提高大规模无线传感器网络生命周期的数据采集方法——最小生成树的投影 (Minimum Spanning Tree Projection, MSTP)。MSTP 创建一个最小生成树 (Minimum-Spanning-Tree, MST), 每个根随机地选择投影节点, 利用 CS 轮流聚集传感器的传感数据。并进一步扩展成 eMSTP, 即将 sink 节点加入到每个 MST, 并将 sink 节点作为每棵树的根。模拟结果表明, MSTP 和 eMSTP 优于现有的数据收集方案在降低通信消耗和均衡能量消耗方面, 从而提高网络的整体寿命。

文献[33]解决的问题是恢复在信道衰落由资源受限的 WSN 观测的稀疏信号, 利用稀疏随机矩阵降低信息转发到 FC 的通信成本。信道衰落的存在导致在有效测量矩阵中的非均匀性和非高斯统计特性, 它涉及在 FC 收集的测量值和观察到的稀疏信号。该文献利用重尾随机矩阵的特性分析信道衰落对给定稀疏信号的非均匀恢复的影响, 量化了在不同衰落信道下确保可靠的信号恢复所需的额外数量的测量值, 与用相同的高斯信道所需的进行比较。分析洞察了在每个基于信道衰落统计的节点如何控制传感器传输的概率, 以尽量减少融合中心收集的能够可靠恢复稀疏信号的测量数。进一步讨论用任意随机投影对给定稀疏信号的恢复保证。

文献[34]考虑大规模的测量可压缩数据的能量受限 WSN, 对于数据完好地近似, 稀疏随机投影是可行的, 随机投影的稀疏性影响均方误差 (MSE) 以及系统时延。该文提出了一个自适应稀疏随机投影算法, 以实现更好的 MSE 和系统延迟之间的权衡。在能量收集约束下, 通过最佳的能量分配算法稀疏性适应于通道条件, 并对一些特殊情况下的最优能量分配方案进行了结构分析。

## 3 基于 WSN 传输模式的 CDG

WSN 的数据收集就是传感器节点按照某种传输模式将采集数据传送给 sink 节点, 因此, 应用 CS 在数据收集上需要考虑的一个重要的问题就是 WSN 的拓扑结构和路由机制。

### 3.1 基于簇结构的 CDG

联合 CS 和簇结构的数据收集被证明是减少 WSN 能量消耗的有效方法<sup>[35]</sup>。其思想是: 将 WSN 划分为若干簇, 每个簇头收集簇内的传感器读数形成 CS 测量值发送给 sink 或基站。WSN 读数的空间、时间相关性使这些数据在合适的基(如 DCT 或小波)上具有内在的稀疏性, 这种稀疏性使 CS 能应用在 WSN 的数据收集上。这样只需要传送  $M$  ( $M \ll N$ ) 个 CS 测量值。

基于簇结构的 CDG 的研究主要存在这几个方面<sup>[35-43]</sup>: 1) 簇的建立; 2) 簇头的选择, 随机选择还是考虑其他因素, 目标是要保持均匀分布; 3) 簇内数据收集, 考虑簇内路由, 及簇内是否用 CS; 4) 簇头到 sink 节点或基站的数据传送, 可以采用直接法, 也可以经过中间簇头的多路路由; 5) 确定最佳的簇数量和簇的大小; 6) 考虑稀疏基和测量矩阵的影响; 7) 建模和优化。最终实现延长网络生命, 均衡能耗。

### 3.2 基于树结构的 CDG

树结构也是一种典型的 WSN 路由结构, 常用的是最小生成树, 整个网络以 sink 节点为根节点, 源节点为叶节点, 构建成聚合树<sup>[44-45]</sup>。每个节点都有一个父节点来转发数据, 数据流从叶节点开始最终到达 sink, 其中由父节点完成聚合。数据的聚合和传送由中间节点来完成, 这意味着树结构也是一种层次结构。

另外, 簇内数据聚合通常也采用树结构<sup>[40]</sup>, 而簇头也可通过树路由传送 CS 测量值到 sink 节点<sup>[36]</sup>。再基于随机投影的数据收集中, 还可将投影节点作为根节点构造最小生成树<sup>[46]</sup>, 投影节点通过 CS 汇聚传感节点来的数据, 再通过最短路径送到 sink 节点。

### 3.3 基于随机游走路由的 CDG

随机游走 (Random Walk, RW) 已被有效地用于 WSN 中的数据收集<sup>[47-50]</sup>。它不需要全局信息作为最短路径路由, 此外, 它实现了网络的负载平衡。因为稀疏随机投影已被证明可以和稠密的高斯矩阵一样有效, 因此 RW 和 CS 结合就成为



一种强大的路由方法,有助于有效地节约能量并延长网络生命<sup>[49]</sup>。文献[48]也基于分布压缩传感引入 RW 到 WSN,证明 RW 比最短路径路由性能更好。

### 3.4 基于其他路由的 CDG 及路由优化

文献中还提出了一些其他的路由结构,如基于环的相关数据路由(Ring-Based Correlation Data Routing, RBCDR)方案<sup>[51]</sup>,针对开放的交通路由(Open Vehicle Routing, OVR)问题的高效能、延迟已知、寿命平衡的数据收集协议(Energy-

efficient Delay-Aware Lifetime-balancing, EDAL)<sup>[52]</sup>,先以一定方法建立起路由后,再通过 CS 进行数据收集。

文献[53-54]指出结合人工智能是 CS 应用于 WSN 的一种有效方法,并联合粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法和 CS 来建立路由,表现出了一定的优势。

以上介绍了目前在基于 CS 的 WSN 数据收集中的不同的路由结构,参考文献所提出的具体方案见表 1。

表 1 基于 WSN 传输模式的压缩数据采集方案一览表  
Tab. 1 Schemes of compressed data gathering based on transport mode of WSN

路由拓扑	文献	方案内容	结论
基于簇结构的 CDG	文献[35]方法	基于簇的 CS 方法 CCS(Clustered-base CS),在成簇算法的顶部应用 CS 以降低能耗,用块对角矩阵作为测量矩阵	在达到最少能耗的最佳簇数下,分析了总的能耗
	文献[36]方法	应用 CCS 方案,指出从簇头传送到 sink 或基站有两种方法:一是直接法,二是经过中间簇头的多路路由。对于后者,应用分布树算法来传送 CS 测量值到基站	延长了网络生命,均衡了能耗
	文献[37]方法	大规模 WSN 的高效能成簇路由数据收集方案。通过确定一种能量消耗模型得到最优簇数量,设计出一种有效确定性动态成簇方案,保证所有簇头基本上一致分布	得到优化的簇数量和保持簇头的一致分布
	文献[38]方法	联合分层路由方法和 CS,通过随机轮流的簇头来均分分布能量负担,而且用 L1 最小化和贝叶斯 CS 来近似恢复信号	在一个大的分布式网络中,该方案是有效的
	文献[39]方法	一种低负担的数据相似的簇的形成方案,采用双预测框架减少簇内通信,在簇头的多级数据压缩减少簇间的数据负担,通过优化的数据确切地减少能耗	减少通信,降低能耗,具有大的规模和可靠性
	文献[40]方法	一种成簇的传输方法,簇内不用 CS,采用树结构来传输数据,簇头间采用 CS,并给出了簇尺寸和传输量之间的关系	找到了最优的簇尺寸,从而减少了传输量
	文献[41]方法	基于可压缩性的成簇算法(CBCA),网络拓扑首先转化为逻辑链,类似于 PEGASIS。然后簇头读数的空间相关性被应用到 CS,贪婪成簇算法被应用来最小化平均压缩比,通过数学分析确定了 CBCA 的优化参数	CBCA 有比 RC(Random Clustering)更少的传输量且仅有小的恢复精度损失
	文献[42]方法	加权压缩数据采集(WCDA),利用稀疏随机测量矩阵的优点来减少能量消耗,关注传感节点能量控制能力,形成能量有效的路由树集中于负载平衡问题。进而提出基于簇的加权压缩数据采集(CWCDA),最小生成树投影来减少能量消耗,减少传感器节点数	明显优于现有的某些数据聚合方法,如普通 CS、混合 CS 和最小生成树投影方案
	文献[43]方法	一种新的分层数据聚集压缩感知(HDACS),它结合了 CS 和分层网络结构。基于簇大小以数据汇聚树的不同水平自适应地设置多个压缩阈值来优化数据传输量	优良的数据传输的总量和数据压缩比
	文献[44]方法	建立了从传感节点到 sink 的数据汇集树,最小化树的链接数以最小化全部传输量,把构建汇聚树的问题视为混合整数线性规划(MILP)问题,并提出相应算法	具有优秀的性能和更快的速度
基于树结构的 CDG	文献[45]方法	基于混合 CS 收集模型,以 sink 为根,首先构造一个任意数据收集树,然后用随机转换判定优化亲代节点,选择调整瓶颈节点的负担延长网络寿命	有效提高了 WSN 的生命周期
	文献[46]方法	联合最小生成树和感兴趣的节点形成树。随机选择投影节点,以投影节点作为根节点构造最小生成树和感兴趣的点连接。投影节点通过 CS 汇聚传感节点来的数据,然后通过最短路径送到 sink,让 sink 参与构造最小生成树的过程	在整体的节能降耗和负载平衡优于其他方法,从而延长网络的生命周期
	文献[47]方法	提出 RW 的压缩分布传感(CDS),联合数据收集和 CDS 的投影产生过程,CDS(RW)采用率较低编码,图形算法,主繁殖解码来降低通信费用,有满意的解码精确度	CDS(RW)的通信成本优越,令人满意的解码精度
基于 RW 路由的 CDG	文献[48]方法	采用 RW 的压缩分布传感的 rateless 编码算法。该算法独立于路由算法和网络拓扑结构。CD(RW)收集足够数量的传感器读数,没有显著增加通信成本	使用非均匀和不等错误保护代码的优点
	文献[49]方法	联合 RW 和 CS,规划了传感器之间以 RW 路由的通信距离的平均值和 RW 与基站之间的平均距离,建立了总的能源消耗模型。基于对传感器广播半径的分析,将 WSN 看作一个无向图,获得了最小的能量消耗。并考虑了 BS 在监测区域中央和之外两种情况	有效地节约能量并延长网络生命和负载平衡
	文献[50]方法	采用了贪婪分布数据收集树,结合 CS 和 RW 来减少能量消耗,分别研究了单跳和多跳的情况	多跳路由更节省能量,并确定了游走的传输范围。
环形路由	文献[51]方法	有丰富能量的节点以最小跳路由形成一个环,然后沿着环处理所有的数据汇集,之后汇集的数据以最短路由到达 sink	提高了生命周期 200% 或更多
交通路由问题	文献[52]方法	针对 OVR 问题,利用运筹学中寻找最小成本路径的方法,提出一种高效能、延迟已知、寿命平衡的数据收集协议 EDAL,其目标是用最小的总路径消耗产生连接所有节点的路由	优化了路由数,减少了传送包总数量,在无包延迟下提高了网络寿命,且寿命均衡
结合智能优化方法的 CDG	文献[53]方法	结合粒子群优化算法和 CS,以减少通信速率和分别建立数据聚合树。通过校正 CS 理论的延迟问题来最大化效能,并提高网络寿命	算法优于 LEACH 和最短路径路由
	文献[54]方法	能量有效的成簇和路由是两个重点的优化问题,提出基于粒子群的线性/非线性规划构想,路由算法采用了高效的粒子编码方案和多目标适应度函数,成簇算法通过负载平衡考虑节点的能量保护	在网络生命,能源消耗,死亡节点数和传送到基站的总数据包上表现出优势



## 4 基于 CS 理论三要素的 CDG

将 CS 理论应用于 WSN 数据收集,一方面要考虑 WSN 的结构,另一方面就是 CS 理论的适用性。如何将 CS 理论中的稀疏变换、测量投影、信号重构三大要素适用于 WSN 的结构,就成为研究的一个重点。

### 4.1 基于改进测量矩阵的 CDG

为了适应 WSN 的硬件要求,减少存储量,降低复杂度,便于计算,测量矩阵的构造一方面要满足 CS 理论的 RIP 和 RIP1 性质<sup>[55]</sup>,另一方面要尽量适应 WSN 的特点,因此,测量矩阵的设计经历了从稠密到稀疏到低秩,从随机到确定到二元的变化过程,以及对测量矩阵的优化。

最早的 CDG 采用的是随机矩阵,是通过随机数发生器和种子生成的测量矩阵<sup>[10]</sup>。文献[56]处理神经信号,构造了基于最小欧氏和马氏距离簇的确定性传感矩阵,用来压缩非稀疏信号;并用六种不同的随机或确定性矩阵以不同的重构算法来仿真验证其重构性能。

文献[57]构造了稀疏二元矩阵,每列有固定的非 0 值,在  $M$  次测量中,每个节点被平均访问,通过采用 BP 算法的重构性能比较,比高斯矩阵具有更好的性能。并提出了评估能量消耗平衡性指标的变差系数,其越小,总的能源消耗越小,能量消耗偏差越小,总的能源消耗越平衡。文献[58]设计了一种双结构的稀疏测量矩阵,将单位阵和稀疏随机投影矩阵结合成一种新的测量矩阵,然后再通过分帧重叠法消除重构误差较大的部分,得到了能提高十几分贝的重构性能。

文献[59]提出了时空压缩数据收集 (Spatio-Temporal Compressive Data Collection, STCDG) 方案,利用低秩性质代替稀疏性,因此避免了必须针对专门的传感器网络定制的问题。并利用传感数据短时的稳定性,进一步缩小了可用速率范围,并大幅减少了恢复误差。而且,STCDG 避免了空列的优化问题,通过首先移走空的列,仅恢复非空列,然后用一个基于时间稳定的优化技术填充空列。文献[60]提出一种数据恢复方案,可作为低秩矩阵完备框架,随机访问协议联合低秩矩阵完备算法来最小化所需的信息,降低了能耗。文献[61]利用数据矩阵的低秩性和基于 CS 的稀疏性,提出了低秩约束的压缩数据收集方案,描述了基于乘法交换法的重构算法有效地解决优化问题,大幅提高了重构精度。

### 4.2 基于改进稀疏变换的 CDG

实际的信号在时域一般都是非稀疏的,但 WSN 中传感器节点采集的数据在时间或空间上具有相关性,可以在合适的变换基上表示成稀疏向量,满足 CS 理论应用的前提;而且,通过路由和网络拓扑所传输的数据的变换和信号的稀疏表示必须是不相干的<sup>[62]</sup>。

文献[63]呈现了一种不规则地放置传感器的 WSN 场景,并且没有假设稀疏基是预先知道的。在这种假设下传感器读数在空间上是光滑的,提出了一种基于图的转换 (Graph-Based Transform, GBT) 来稀疏化在任意位置传感器测得的读数。首先把任意拓扑表示成一个图,然后构建 GBT 作为稀疏基。基于 GBT 提出了一种数据收集的方案,其中数据汇聚发生在图中有较少邻居的传感器节点上。

文献[64]利用扩散小波找到一个在任意 WSN 上都能很好地描述空间(时间)相关性的稀疏基,这便于基于 CS 的数据汇集和在 sink 的高保真的数据恢复。基于这个方案,研究了最小化能量压缩数据汇聚问题。

文献[65]结合了 DCT 矩阵和成簇路由,每个簇通过直接和多跳的方式只发送小部分 DCT 变换系数给 BS。但是,文献[62]指出,在实际的网络中与路由拓扑不相干的信号的稀疏表示并不能明确获得。并且比较了合成数据和实际数据的随机采样的结果,发现对于实际数据集,没有一个能稀疏化数据,同时和路由矩阵不相干的稀疏基,这和预期的结果有所偏颇。也是一个需要继续深入研究的问题。

### 4.3 基于重构算法的 CDG

重构算法在 sink 节点进行,由于 sink 节点的硬件功能较强,因此硬件的限制不再是关注的问题,重点集中在算法本身上,要考虑测量矩阵和网络中投影系数的一致性。

文献[66]指出在实际应用中存在两个问题:任意的本地的未知数和预先指定的字典使传统的 CS 重构方法性能降低,低复杂度的算法成为紧迫需求。提出了 3 个快速的稀疏重构算法:基于同伦 (H-DCD) 算法,分成两个同等的下降迭代 (Hlog-DCD) 算法,非凸规则化 (Hlp-DCD) 算法。文献[67]研究 CS 的影响,评估不同参数对能量消耗的影响和寿命,定义了一个优化的下采样比和重建算法。

## 5 CDG 的自适应与优化

CDG 的优化也是 CS 应用中研究得越来越多的一个问题,由于在 CDG 中涉及的测量矩阵、路由拓扑结构等通常都不是固定的,很自然地希望能应用自适应或优化的方法来满足不断变化的要求,因此对 CDG 的自适应和优化问题就有了广泛的研究。

自适应 CDG 的研究主要集中在投影测量上,并与路由相结合,根据消耗能量、信息获取量自适应地调整。文献[68]基于自适应压缩传感理论提出一种自适应收集 WSN 信息的框架,考虑了能量消耗和信息获取量。此算法关键的思想是迭代地得到好的“投影”,使在单位能量消耗下最大化信息获取量,但证明了这个最大化问题是 NP 难的,并提出解决这个问题的思路。文献[69]基于贝叶斯压缩传感框架,提出结合路由和数据收集的自适应算法,引入新的目标节点选择矩阵,嵌入路由结构,并最大化每轮收集的微分熵,构建了一种自适应的投影矢量。

文献[70]指出不只是通信能耗,考虑传感能量消耗有助于进一步提高全局能量效率,稀疏传感技术能减少收集采样的数量,并用数据统计恢复缺少的数据,这些技术大部分使用了固定或随机采样的模式。该文提出从测量中自适应地学习信号模型,并用这个模型预测何时何地去采样物理量。这种方法优越于其他的传统的传感方法,并且有极少的板上计算,没有节点间的通信,还有好的重构性能。

文献[71]说明样本调度的目标是获得低采样率和高的传感质量。大多数现有的 WSN 中 CS 的应用使用固定采样率,这可能会使传感器节点在 WSN 中无法捕捉到显著变化的目标现象。通过自适应地估计每个采样窗上所需的最小采样率,并相应调整采样率,得到预期的传感品质。

CDG 的优化方法一般有两种,一种是对部分算法的优化,一种是与人工智能优化方法(粒子群、蜂群等)相结合。文献[53-54]就是结合了粒子群优化算法和路由结构,实现了高效能数据采集。

## 6 联合方法的 CDG 及其应用

在基于 CS 的 WSN 数据采集的研究中,还联合了其他一



些方法,如联合主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)法<sup>[72]</sup>、联合网络编码(Network Coding, NC)<sup>[73-74]</sup>的方法等。

PCA 是一种降维的统计方法,它借助于一个正交变换,将其分量相关的原随机向量转化成其分量不相关的新随机向量,可以对多维变量系统进行降维处理,使之能以一个较高的精度转换成低维变量系统,和 CS 理论的投影降维有相似之处。而压缩感知的稀疏化过程一般都采用一个固定的正交稀疏基,达不到信号的最大稀疏化。利用 PCA 技术可以捕捉空间和时间真实信号特性,为不同的节点感知数据提供一个自适应的稀疏正交基,对 WSN 节点感知数据进行去冗余和去噪处理,使得节点感知数据达到最大稀疏化,从而可以尽可能地降低网络的测量值。

网络编码是对传感器节点的采集数据通过某种逻辑运算进行编码,这和 CS 理论的观测投影运算类似,然后在融合中心进行解码。这种编码方式对每个节点没有增加过多的传输量,可以大幅减少能量消耗。但是 NC 的一个重要特点是“全或无(all-or-nothing)”的编码,即只有 FC 或 sink 节点接收到全部的数据包才能进行解码,否则就全部无法恢复了。这个缺点正可以通过 CS 技术来解决,CS 理论只需要少量测量值就可以恢复原信号。因此联合 CS 和 NC 的方法得到了不少关注和研究。

这些联合方法对降低 WSN 的能量消耗起到了一定作用,但也增加了算法的复杂性。

目前,随着基于 CS 的 WSN 数据收集的研究不断发展和深入,其应用领域也越来越广泛。主要的应用研究有:1)健康监测:结构健康监控、脑电图信号压缩、听觉信号的识别。2)农业管理:灌溉农业的自动控制、咖啡种植园的害虫识别。3)食品运输:冷冻水产品的低温运输物流系统。4)交通运输:车辆网络的监控、收发报汽车网络。5)电子设备:超宽带脉冲无线电接收机、全视角光声层析成像。

## 7 存在问题和展望

基于 CS 的 WSN 数据采集的研究取得了令人欣喜的成果,也面临着一些问题。首先是大多数的研究停留在仿真阶段,究其原因,一方面是 WSN 部署困难,难以获得传感器采集的大量数据;另一方面是 CS 理论在实际应用中,有很多不理想,从稀疏性到测量投影都不能完全保证,即使做到了,压缩比也很小的,实现效率不是很高。其次,WSN 的路由结构和 CS 的投影测量是数据采集的关键问题。而这两者都是在不断变化的,如何保证数据采集的顺利进行和数据的精确恢复,仍然是需要重点考虑的问题。

在未来的研究中,随着太阳能电池等能源的应用,可以将 WSN 的部署分为两种情况:一种是可补充能源的,比如户外可以安装太阳能电池来持续供电;另一种是传统的能源有限的网络,比如煤矿井下的 WSN。这样,对于第一种情况,可以不把能耗作为第一考量,而以数据的快速精确恢复为主要目标;对第二种场景,仍需考虑能耗问题。

理论研究的最终目标还得应用于实践,为便于硬件实现,对测量矩阵的设计,要强调稀疏化和 0、1 二元化。对路由的设计,快速稳健是其首要的目标。对整个网络而言,有效性和可靠性是研究的关键问题。

另外,本文只介绍了单 sink 和固定 sink 的研究情况,还有多 sink 和移动 sink 的问题未加说明。而且,随着 WSN 的

广泛发展,网络中传输的量也越来越丰富,形成了无线多媒体传感器网络、无线运动传感器网络等,如此网络中的数据量更加庞大,也更适合用 CS 理论来处理。随着物联网的发展,基于 CS 的 WSN 的数据采集的研究仍有非常大的发展空间与广阔的应用前景。

## 8 结语

数据收集作为 WSN 的一个基本的主题,CS 理论对 WSN 有许多契合的地方,因此基于 CS 的 WSN 的数据收集的研究得到了广泛深入的研究。本文从 6 个方面总结了现有文献的成果:从压缩传感框架的建立起,介绍了传统的 CDG 框架结构,分布式 CDG 及近来的基于稀疏随机投影的 CDG 结构。然后一方面从 WSN 的传输模式进行了 CDG 不同路由结构的分类说明,另一方面从 CS 理论入手对 CDG 的适应方法作了阐述。接下来进一步分析了 CDG 的自适应和优化问题,讨论了 CS 与 PCA、NC 等其他方法实现联合数据收集的优缺点,以及分类整理了 CDG 的一些实际应用范例。最后展望了基于 CS 理论的 WSN 数据收集的发展方向,期待出现更多的研究成果。

## 参考文献 (References)

- [1] KHAN I, BELQASMI F, GLITHO R, et al. Wireless sensor network virtualization: a survey[J]. IEEE Communications Surveys and Tutorials, 2016, 18(1): 553-576.
- [2] MISHRA S, THAKKAR H. Features of WSN and data aggregation techniques in WSN: a survey[J]. International Journal of Engineering and Innovative Technology, 2012, 1(4): 264-273.
- [3] RAWAT P, SINGH K D, CHAOUCHE H, et al. Wireless sensor networks: a survey on recent developments and potential synergies [J]. Journal of Supercomputing, 2014, 68(1): 1-48.
- [4] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [5] BARANIUK R. Compressive sensing[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 24(4): 118-121.
- [6] CANDÈS E J, WAKIN M B. An introduction to compressive sampling[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 21-30.
- [7] CANDÈS E J. The restricted isometry property and its implications for compressed sensing[J]. Comptes Rendus Mathématique, 2008, 346(9/10): 589-592.
- [8] TROPP J, GILBERT A. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53(12): 4655-4666.
- [9] BAJWA W, HAUPT J, SAYEED A, et al. Compressive wireless sensing[C]// Proceedings of the 5th International Conference on Information Processing in Sensor Networks. New York: ACM, 2006: 134-142.
- [10] HAUPT J, BAJWA W U, RABBAT M, et al. Compressed sensing for networked data[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 92-101.
- [11] LUO J, XIANG L, ROSENBERG C. Does compressed sensing improve the throughput of wireless sensor networks? [C]// Proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Communications. Piscataway, NJ: IEEE, 2010.5: 1-6.
- [12] 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. New York: ACM, 2009.9: 145-156.



- [13] LUO C, WU F, SUN J, et al. Efficient measurement generation and pervasive sparsity for compressive data gathering [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2010, 9(12): 3728 – 3738.
- [14] CHEN W, WASSELL I J. Energy-efficient signal acquisition in wireless sensor networks: a compressive sensing framework [J]. IET Wireless Sensor Systems, 2012, 2(1): 1 – 8.
- [15] 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.
- [16] YANG G, XIAO M, ZHANG S. Data aggregation scheme based on compressed sensing in wireless sensor network [J]. Journal of Networks, 2013, 8(1): 556 – 561.
- [17] YANG G, TAN V Y F, HO C K, et al. Wireless compressive sensing for energy harvesting sensor nodes [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(18): 4491 – 4505.
- [18] TANG Y, ZHANG B, JING T, et al. Robust compressive data gathering in wireless sensor networks [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013, 12(6): 2754 – 2761.
- [19] BARCELÓ-LLADÓ J E, MORELL A, SECO-GRANADOS G. Amplify-and-forward compressed sensing as an energy-efficient solution in wireless sensor networks [J]. IEEE Sensors Journal, 2014, 14(5): 1710 – 1719.
- [20] LIU X Y, ZHU Y M, KONG L H, et al. CDC: compressive data collection for wireless sensor networks [J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2015, 26(8): 2188 – 2197.
- [21] YIN H, LI J, CHAI Y, et al. A survey on distributed compressed sensing: theory and applications [J]. Frontiers of Computer Science, 2014, 8(6): 893 – 904.
- [22] BARON D, WAKIN M B, DUARTE M F, et al. Distributed compressed sensing [EB/OL]. [2009 – 01 – 22]. <http://webee.technion.ac.il/people/drorb/pdf/DCS012009.pdf>.
- [23] WANG W, WANG D, JIANG Y. Energy efficient distributed compressed data gathering for sensor networks [J]. Ad Hoc Networks, 2017, 58: 112 – 117.
- [24] MASOUN A, MERATNIA N, HAVINGA P J M. A distributed compressive sensing technique for data gathering in wireless sensor networks [J]. Procedia Computer Science, 2013, 21(4): 207 – 216.
- [25] WANG Q, LIU Z. A robust and efficient algorithm for distributed compressed sensing [J]. Computers and Electrical Engineering, 2011, 37(6): 916 – 926.
- [26] LIANG J, MAO C. Distributed compressive sensing in heterogeneous sensor network [J]. Signal Processing, 2016, 126(C): 96 – 102.
- [27] TSAI T Y, LAN W C, LIU C, et al. Distributed compressive data aggregation in large-scale wireless sensor networks [J]. Journal of Advances of Computer Networks, 2013, 1(4): 295 – 300.
- [28] CAIONE C, BRUNELLI D, BENINI L. Distributed compressive sampling for lifetime optimization in dense wireless sensor networks [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2012, 8(1): 30 – 40.
- [29] HAUPT J, NOWAK R. Signal reconstruction from noisy random projections [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(9): 4036 – 4048.
- [30] HAUPT J, NOWAK R. Signal reconstruction from noisy randomized projections with applications to wireless sensing [C]// Proceedings of the 2005 IEEE/SP 13th Workshop on Statistical Signal Processing. Piscataway, NJ: IEEE, 2005: 1182 – 1187.
- [31] WANG W, GAROFALAKIS M, RAMCHANDRAN K. Distributed sparse random projections for refinable approximation [C]// Proceedings of the 2007 6th International Symposium on Information Processing in Sensor Networks, 2007: 331 – 339.
- [32] EBRAHIMI D, ASSI C. Compressive data gathering using random projection for energy efficient wireless sensor networks [J]. Ad Hoc Networks, 2014, 16: 105 – 119.
- [33] WIMALAJEEWA T, VARSHNEY P K. Wireless compressive sensing over fading channels with distributed sparse random projections [J]. IEEE Transactions on Signal and Information Processing over Networks, 2015, 1(1): 33 – 44.
- [34] RAN R, OH H Y. Adaptive sparse random projections for wireless sensor networks with energy harvesting constraints [J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2015(1): 113.
- [35] NGUYEN M T, RAHNAVARD N. Cluster-based energy-efficient data collection in wireless sensor networks utilizing compressive sensing [C]// Proceedings of the 2013 Military Communications Conference. Piscataway, NJ: IEEE, 2013: 1708 – 1713.
- [36] NGUYEN M T, TEAGUE K A, RAHNAVARD N. CCS: energy-efficient data collection in clustered wireless sensor networks utilizing block-wise compressive sensing [J]. Computer Networks, 2016, 106: 171 – 185.
- [37] WU X G, XIONG Y, HUANG W C, et al. An efficient compressive data gathering routing scheme for large-scale wireless sensor networks [J]. Computers and Electrical Engineering, 2013, 39(6): 1935 – 1946.
- [38] ZOU Z, HU C, ZHANG F, et al. WSNs data acquisition by combining hierarchical routing method and compressive sensing [J]. Sensors, 2014, 14(9): 16766 – 16784.
- [39] ARUNRAJA M, MALATHI V, SAKTHIVEL E. Distributed similarity based clustering and compressed forwarding for wireless sensor networks [J]. ISA Transactions, 2015, 59: 180.
- [40] XIE R T, JIA X H. Transmission-efficient clustering method for wireless sensor networks using compressive sensing [J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2014, 25(3): 806 – 815.
- [41] LAN K C, WEI M Z. A compressibility-based clustering algorithm for hierarchical compressive data gathering [J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(8): 2550 – 2562.
- [42] ABBASI-DARESARI S, ABOUEI J. Toward cluster-based weighted compressive data aggregation in wireless sensor networks [J]. Ad Hoc Networks, 2016, 36(1): 368 – 385.
- [43] XU X, ANSARI R, KHOKHAR A, et al. Hierarchical Data Aggregation using Compressive Sensing (HDACS) in WSNs [J]. ACM Transactions on Sensor Networks, 2015, 11(3): 1 – 25.
- [44] EBRAHIMI D, ASSI C. Optimal and efficient algorithms for projection-based compressive data gathering [J]. IEEE Communications Letters, 2013, 17(8): 1572 – 1575.
- [45] CHEN Z, YANG G, CHEN L, et al. Constructing maximum-life-time data-gathering tree in WSNs based on compressed sensing [J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2016(1): 1 – 11.
- [46] XIAO F, GE G W, SUN L J, et al. An energy-efficient data gathering method based on compressive sensing for pervasive sensor networks [EB/OL]. [2017-02-16]. <https://doi.org/10.1016/j.pmcj.2017.02.016>.



- cj. 2017. 02. 005.
- [47] FLETCHER R B. Energy efficient compressed sensing in wireless sensor networks via random walk[ EB/OL]. [2016-11-20]. <https://search.proquest.com/docview/871836069>.
- [48] SARTIPI M, FLETCHER R. Energy-efficient data acquisition in wireless sensor networks using compressed sensing[ C]// Proceedings of the 2011 Data Compression Conference. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2011: 223 – 232.
- [49] NGUYEN M T. Minimizing energy consumption in random walk routing for wireless sensor networks utilizing compressed sensing [C]// Proceedings of the 2013 International Conference on System of Systems Engineering. Piscataway, NJ: IEEE, 2013: 297 – 301.
- [50] NGUYEN M T, TEAGUE K A. Compressive sensing based random walk routing in wireless sensor networks[J]. Ad Hoc Networks, 2017, 54: 99 – 110.
- [51] JIANG L, LIU A, HU Y, CHEN Z. Lifetime maximization through dynamic ring-based routing scheme for correlated data collecting in WSNs [J]. Computers & Electrical Engineering, 2015, 41 (1): 191 – 215.
- [52] YAO Y, CAO Q, VASILAKOS A V. EDAL: an energy-efficient, delay-aware, and lifetime-balancing data collection protocol for heterogeneous wireless sensor networks [J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2015, 23(3): 810 – 823.
- [53] MEHRJOO S, SHANBEHZADEH J, PEDRAM M M. A novel intelligent energy-efficient delay-aware routing in WSN, based on compressive sensing[C]// Proceedings of the 2010 5th International Symposium on Telecommunications. Piscataway, NJ: IEEE, 2010: 415 – 420.
- [54] KUILA P, JANA P K. Energy efficient clustering and routing algorithms for wireless sensor networks: Particle swarm optimization approach [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2014, 33(1): 127 – 140.
- [55] 王强, 张培林, 王怀光, 等. 压缩感知中测量矩阵构造综述[J]. 计算机应用, 2017, 37(1): 188 – 196. (WANG Q, ZHANG P L, WANG H G, et al. A survey on the construction of measurement matrices in compressive sensing [J]. Journal of Computer Applications, 2017, 37(1): 188 – 196.)
- [56] LI N, SAWAN M. Neural signal compression using a minimum Euclidean or Manhattan distance cluster-based deterministic compressed sensing matrix[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2015, 19: 44 – 55.
- [57] LV C C, WANG Q, YAN W J, SHEN Y. Energy-balanced compressive data gathering in wireless sensor networks[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2016, 61(C): 102 – 114.
- [58] QIAO J H, ZHANG X Y. The design of a dual-structured measurement matrix in compressed sensing[C]// Proceedings of the 2016 IEEE International Conference on Information and Automation. Piscataway, NJ: IEEE, 2016: 184 – 188.
- [59] CHENG J, YE Q, JIANG H B, et al. STCDG: an efficient data gathering algorithm based on matrix completion for wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013, 12(2): 850 – 861.
- [60] EL-TELBANY M E, MAGED M A. Exploiting sparsity in wireless sensor networks for energy saving: a comparative study[J]. International Journal of Applied Engineering Research, 2017, 12(4): 452 – 460.
- [61] HE J F, SUN G L, LI Z Z, et al. Compressive data gathering with low-rank constraints for wireless sensor networks[ J]. Signal Processing, 2017, 131: 73 – 76.
- [62] QUER G, MASIERO R, MUNARETTO D, et al. On the interplay between routing and signal representation for compressive sensing in wireless sensor networks[ J]. Information Theory and Applications Workshop, 2009, 10(1): 206 – 215.
- [63] LEE S, ORTEGA A. Efficient data-gathering using graph-based transform and compressed sensing for irregularly positioned sensors [C]// Proceedings of the 2013 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Summit and Conference. Piscataway, NJ: IEEE, 2013: 1 – 4.
- [64] XIANG L, LUO J, ROSENBERG C. Compressed data aggregation: energy-efficient and high-fidelity data collection[ J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2013, 21(6): 1722 – 1735.
- [65] NGUYEN M, TEAGUE K. Energy-efficient data collection in clustered wireless sensor networks employing distributed DCT[ J]. International Journal of Wireless and Mobile Networks, 2016, 8(5): 1 – 18.
- [66] WANG T, LU X, YU X, et al. A fast and accurate sparse continuous signal reconstruction by homotopy DCD with non-convex regularization[ J]. Sensors, 2014, 14(4): 5929 – 5951.
- [67] BRUNELLI D, CAIONE C. Sparse recovery optimization in wireless sensor networks with a sub-Nyquist sampling rate[ J]. Sensors, 2014, 15(7): 16654 – 16673.
- [68] CHOU C T, RAJIB RANA, HU W. Energy efficient information collection in wireless sensor networks using adaptive compressive sensing[C]// Proceedings of the 34th IEEE Conference on Local Computer Networks. Piscataway, NJ: IEEE, 2009: 20 – 23.
- [69] LIU Z, ZHANG M, CUI J. An adaptive data collection algorithm based on a Bayesian compressed sensing framework [ J]. Sensors, 2014, 14(5): 8330 – 8349.
- [70] CHEN Z, RANIERI J, ZHANG R, et al. DASS: Distributed adaptive sparse sensing[ J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015, 14(5): 2571 – 2583.
- [71] HAO J, ZHANG B X, JIAO Z Z, et al. Adaptive compressive sensing based sample scheduling mechanism for wireless sensor networks[J]. Pervasive and Mobile Computing, 2016, 22(9): 113 – 125.
- [72] RADOVIC M, DUKNIC M, TASESKI J. Sensing, compression, and recovery for WSNs: sparse signal modeling and monitoring framework [ J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2012, 11(10): 3447 – 3461.
- [73] CHEN S G, ZHAO C X, WU M, et al. Compressive network coding for wireless sensor networks: spatio-temporal coding and optimization design[ J]. Computer Networks, 2016, 108: 345 – 356.
- [74] YIN J, YANG Y W, WANG L. A reliable data transmission scheme based on compressed sensing and network coding for multi-hop-relay wireless sensor networks [ J]. Computers and Electrical Engineering, 2016, 56(C): 366 – 384.

This work is partially supported by the Natural Science Foundation of Shanxi Province (2013011019-1).

**QIAO Jianhua**, born in 1975, Ph. D. candidate, associate professor. Her research interests include wireless sensor network, compressed sensing.

**ZHANG Xueying**, born in 1964, Ph. D., professor. Her research interests include speech signal processing, multimedia communication, Internet of things.