

## 适用于无线传感器网络的层次化分布式压缩感知

程银波 司菁菁\* 侯肖兰

(燕山大学信息科学与工程学院 秦皇岛 066004)

**摘要:** 分布式压缩感知(Distributed Compressed Sensing, DCS)是在无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)中减少数据传输量、降低能量消耗的有效手段。该文面向分簇 WSN, 提出层次化分布式压缩感知(Hierarchical Distributed Compressed Sensing, HDCS)。在利用簇内 DCS 消除簇内时间、空间冗余的基础上, 利用簇间 DCS 消除簇间空间冗余, 减少簇头的数据发送量。针对分簇 WSN 采集信号的结构化稀疏特性, 建立块稀疏簇内联合稀疏模型与块稀疏簇间联合稀疏模型, 提出 HDCS 观测方案与层次化联合重构算法。仿真结果表明, 与普通 DCS 相比, HDCS 在保证重建信号质量的同时, 能够有效减轻簇头的通信负担, 并显著降低 Sink 上的信号重构时间。

**关键词:** 无线传感器网络; 分布式压缩感知; 层次化分布式压缩感知; 分簇

**中图分类号:** TP393

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1009-5896(2017)03-0539-07

**DOI:** 10.11999/JEIT160439

## Hierarchical Distributed Compressed Sensing for Wireless Sensor Network

CHENG Yinbo SI Jingjing HOU Xiaolan

(Institute of Information Science and Technology, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

**Abstract:** Distributed Compressed Sensing (DCS) is an effective means to reduce the amount of data transmission and energy consumption in Wireless Sensor Network (WSN). Hierarchical Distributed Compressed Sensing (HDCS) is proposed for clustering WSN. It eliminates the temporal-spatial redundancies among data collected by the cluster members with the intra-cluster DCS, and eliminates the spatial redundancies among clusters with the inter-cluster DCS. According to the signal's structured sparsity, a block-sparse intra-cluster joint sparsity model and a block-sparse inter-cluster joint sparsity model are constructed. Then, a hierarchical measurement scheme and a hierarchical joint reconstruction scheme are proposed for HDCS. Experimental results show that compared to general DCS, HDCS can relieve the transmission burden in the network effectively, without lowering the quality of the reconstructed signal. Moreover, it can reduce the signal reconstruction time at the Sink observably.

**Key words:** Wireless Sensor Network (WSN); Distributed Compressed Sensing (DCS); Hierarchical Distributed Compressed Sensing (HDCS); Cluster

### 1 引言

有效的分簇结构能够提高无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)<sup>[1,2]</sup>的资源利用率、降低路由复杂度、增强网络稳定性<sup>[3,4]</sup>。研究表明, 在分簇 WSN 中应用压缩感知(Compressed Sensing, CS)<sup>[5]</sup>或分布式压缩感知(Distributed Compressed

Sensing, DCS)<sup>[6]</sup>技术能够有效降低网络中的数据传输能耗、延长网络的工作寿命。然而, 现有的研究成果主要基于 CS/DCS 实现分簇 WSN 中簇内成员采集数据的压缩以及簇头生成(或接收到)的 CS/DCS 压缩数据向 Sink 的多跳汇聚。例如, 文献[7]研究 CS 与分簇算法的融合, 在分簇算法的基础上应用 CS 技术压缩簇内成员采集的数据, 减少网络中的数据传输量。文献[8]在混合 CS 模型下研究簇的大小与传输数据量的关系。文献[9-11]研究簇头 CS 数据的簇间多跳、多分辨率、层次化路由策略。实际上, 在同一监测区域内, 不但簇内成员采集的数据间具有时间、空间相关性, 相邻簇间也具有很强的空间相关性。如果能够在利用 DCS 去除簇内成员采集数据的时间、空间冗余的基础上, 对各簇簇头采集到的数据继续进行压缩, 去除簇间冗余, 则

收稿日期: 2016-05-03; 改回日期: 2016-11-23; 网络出版: 2017-01-11

\*通信作者: 司菁菁 sjj@ysu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61471313, 61303128), 河北省自然科学基金(F2014203183), 燕山大学青年教师自主研究计划课题(13LGB015), 秦皇岛市科学技术研究与发展计划(201602A031)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61471313, 61303128), The Natural Science Foundation of Hebei Province (F2014203183), The Youth Foundation of Yanshan University (13LGB015), The Science and Technology Plan of Qinhuangdao (201602A031)

有望进一步降低簇头的通信负担, 延长网络的工作寿命。

针对这一问题, 本文面向分簇 WSN, 提出层次化分布式压缩感知 (Hierarchical Distributed Compressed Sensing, HDCS)。首先, 研究层次化联合稀疏模型的构建, 利用簇内联合稀疏模型描述簇内成员采集数据的时间相关性与空间相关性, 利用簇间联合稀疏模型描述同一监测区域内各簇采集数据的空间相关性。进而, 研究 HDCS 的层次化观测方案, 并基于 WSN 采集信号的结构化稀疏特性, 提出 HDCS 的层次化联合重构方案。在保证信号重建质量的同时, 尽可能减少簇头转发的数据量。最后, 利用合成信号和实际 WSN 测得的温度信号分析 HDCS 的性能, 并与普通 DCS 进行比较。

## 2 问题模型

若将信号  $\mathbf{x} \in R^N$  投影到观测矩阵  $\Phi \in R^{M \times N}$  上, 则观测向量  $\mathbf{y} \in R^M$  可以表示为

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} = \Phi \psi \boldsymbol{\theta} = \mathbf{A} \boldsymbol{\theta} \quad (1)$$

其中,  $M < N$ ,  $\psi \in R^{N \times N}$  和  $\boldsymbol{\theta} \in R^N$  分别为表示信号  $\mathbf{x}$  的稀疏基与稀疏系数向量,  $\mathbf{A} = \Phi \psi$  为传感矩阵。

在实际 WSN 中, 传感器采集的数据  $\mathbf{x}$  在用稀疏基  $\boldsymbol{\theta}$  表示时, 其稀疏系数向量  $\boldsymbol{\theta}$  中的显著系数通常是成块出现的, 即块稀疏的。为了便于描述, 将  $\boldsymbol{\theta}$  表示为系数块级联<sup>[12]</sup>的形式  $\boldsymbol{\theta} = [\boldsymbol{\theta}^T[1], \boldsymbol{\theta}^T[2], \dots, \boldsymbol{\theta}^T[B]]^T$ , 其中  $\boldsymbol{\theta}[b] = [\theta_{(b-1)d+1}, \theta_{(b-1)d+2}, \dots, \theta_{bd}]^T$  表示  $\boldsymbol{\theta}$  的第  $b$  块,  $b = 1, 2, \dots, B$ ,  $\theta_n$  表示  $\boldsymbol{\theta}$  的第  $n$  个元素,  $n = 1, 2, \dots, N$ ,  $d$  为块长度,  $B$  为块数量,  $N = dB$ 。当对块稀疏信号进行压缩感知观测时, 对传感矩阵  $\mathbf{A}$  也进行相应划分, 即令  $\mathbf{A} = [\mathbf{A}[1], \mathbf{A}[2], \dots, \mathbf{A}[B]]$ , 其中  $\mathbf{A}[b] = [\mathbf{a}_{(b-1)d+1}, \mathbf{a}_{(b-1)d+2}, \dots, \mathbf{a}_{bd}]$  表示  $\mathbf{A}$  的第  $b$  列块,  $\mathbf{a}_n$  表示  $\mathbf{A}$  的第  $n$  列。令块索引集  $\Omega = \{1, 2, \dots, B\}$ ,  $I = \{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{|I|}\} \subseteq \Omega$ 。在下文中, 令  $\boldsymbol{\theta}[I]$  表示由块  $\boldsymbol{\theta}[\lambda_1], \boldsymbol{\theta}[\lambda_2], \dots, \boldsymbol{\theta}[\lambda_{|I|}]$  级联成的向量,  $\mathbf{A}[I]$  表示由列块  $\mathbf{A}[\lambda_1], \mathbf{A}[\lambda_2], \dots, \mathbf{A}[\lambda_{|I|}]$  级联成的矩阵。

## 3 层次化分布式压缩感知

联合稀疏模型 (Joint Sparsity Model, JSM) 的建立是 DCS 的一个关键问题。本文基于分簇 WSN 中传感器采集数据的结构化稀疏特性, 构建簇内 JSM 与簇间 JSM, 并在此基础上研究簇内 DCS 与簇间 DCS。

### 3.1 簇内 DCS

设 WSN 在某监测区域内布置了  $L$  个簇, 其中第  $i$  个簇用  $C_i$  表示,  $i = 1, 2, \dots, L$ 。簇  $C_i$  内的  $J_i$  个成

员节点用  $\{S_{i,j} : j = 1, 2, \dots, J_i\}$  表示, 簇头用  $H_i$  表示。  $S_{i,j}$  单位时间段内采集到的数据用  $\mathbf{x}_{i,j} \in R^N$  表示。本文在 JSM-1<sup>[6]</sup>的基础上, 针对传感器采集数据的分块稀疏特性, 建立块稀疏簇内 JSM, 描述簇内成员监测数据的相关性。将簇  $C_i$  内每个成员节点  $S_{i,j}$  监测的数据  $\mathbf{x}_{i,j}$  建模成公共成分  $\mathbf{g}_i^c$  与特有成分  $\mathbf{g}_{i,j}^p$  之和的形式, 即

$$\mathbf{x}_{i,j} = \mathbf{g}_i^c + \mathbf{g}_{i,j}^p = \psi_{\text{intra}} \mathbf{u}_i^c + \psi_{\text{intra}} \mathbf{u}_{i,j}^p \quad (2)$$

其中,  $\psi_{\text{intra}}$  表示簇内稀疏表示基,  $\mathbf{u}_i^c$  和  $\mathbf{u}_{i,j}^p$  分别表示  $\mathbf{g}_i^c$  和  $\mathbf{g}_{i,j}^p$  在  $\psi_{\text{intra}}$  上的系数向量。  $\mathbf{u}_i^c$  和  $\mathbf{u}_{i,j}^p$  具有分别分布在公共支撑集  $I_i^c$  和特有支撑集  $I_{i,j}^p$  上的独立非零块。公共块稀疏度  $K_i^c = |I_i^c|$ , 特有块稀疏度  $K_{i,j}^p = |I_{i,j}^p|$ 。

令簇  $C_i$  内的每个成员节点  $S_{i,j}$  对其监测数据  $\mathbf{x}_{i,j}$  进行独立的簇内 DCS 压缩观测, 并向簇头  $H_i$  传输观测向量  $\mathbf{y}_{i,j}$ 。设  $\Phi_{i,j} \in R^{M \times N}$  表示观测矩阵, 则  $\mathbf{y}_{i,j} \in R^M$  可以表示为

$$\mathbf{y}_{i,j} = \Phi_{i,j} \mathbf{x}_{i,j} = \Phi_{i,j} [\psi_{\text{intra}} \mathbf{u}_i^c + \psi_{\text{intra}} \mathbf{u}_{i,j}^p] = \mathbf{A}_{i,j} \mathbf{u}_{i,j} \quad (3)$$

其中, 传感矩阵  $\mathbf{A}_{i,j} = \Phi_{i,j} \psi_{\text{intra}}$ , 系数向量  $\mathbf{u}_{i,j} = \mathbf{u}_i^c + \mathbf{u}_{i,j}^p$ 。

### 3.2 簇间 DCS

**3.2.1 簇内公共成分的重构** 簇头  $H_i$  在接收到  $\{\mathbf{y}_{i,j} : j = 1, 2, \dots, J_i\}$  之后, 重构簇内公共成分系数向量  $\hat{\mathbf{u}}_i^c$  与成员特有成分系数向量  $\{\hat{\mathbf{u}}_{i,j}^p : j = 1, 2, \dots, J_i\}$ 。本文修改了 BOMP (Block Orthogonal Matching Pursuit) 算法<sup>[12]</sup>, 并针对 3.1 节构建的块稀疏簇内 JSM, 设计了 joint BOMP 算法 (伪代码如表 1 所示)。若以  $\{\mathbf{A}_{i,j} : j = 1, 2, \dots, J_i\}$  及列块集合  $\{\{\mathbf{A}_{i,j}[b] : b \in \Omega\} : j = 1, 2, \dots, J_i\}$ 、列块索引集  $\Omega = \{1, 2, \dots, B\}$ 、观测向量  $\{\mathbf{y}_{i,j} = \mathbf{A}_{i,j} \mathbf{u}_{i,j} : j = 1, 2, \dots, J_i\}$ 、公共块稀疏度  $K_i^c$ 、特有块稀疏度  $\{K_{i,j}^p : j = 1, 2, \dots, J_i\}$  作为输入, 则 joint BOMP 算法能够重构出  $\hat{\mathbf{u}}_i^c$  与  $\{\hat{\mathbf{u}}_{i,j}^p : j = 1, 2, \dots, J_i\}$ 。该算法的伪代码示于表 1。

在表 1 中,  $(\hat{\mathbf{u}}, \hat{I}, n) = \text{BOMP}(\mathbf{A}, \{\mathbf{A}[b] : b \in \Omega\}, \Omega, K, \mathbf{y}, I_{\text{ini}}, \mathbf{u}_{\text{ini}})$  表示本文修改的 BOMP 算法。该算法输入传感矩阵  $\mathbf{A}$  及列块集合  $\{\mathbf{A}[b] : b \in \Omega\}$ 、列块索引集  $\Omega$ 、块稀疏度  $K$ 、观测向量  $\mathbf{y}$ 、初始支撑集  $I_{\text{ini}}$  及初始系数向量  $\mathbf{u}_{\text{ini}}$ , 输出重构信号  $\hat{\mathbf{u}}$ 、支撑集  $\hat{I}$  和残差的  $l_2$  范数值  $n$ 。主要步骤如下。(1) 初始化: 迭代次数  $t = 0$ ,  $I_0 = I_{\text{ini}}$ ,  $\mathbf{A}_0 = \mathbf{A}[I_0]$ ,  $\mathbf{u}_0 = \mathbf{u}_{\text{ini}}[I_0]$ ,  $\mathbf{r}_0 = \mathbf{y} - \mathbf{A}_0 \mathbf{u}_0$ ,  $\hat{\mathbf{u}} = \mathbf{u}_{\text{ini}}$ ; (2)  $t = t + 1$ , 确定  $\lambda_t = \arg \max_{b \in \Omega} \|\mathbf{A}^T[b] \cdot \mathbf{r}_{t-1}\|_2$ ; (3) 更新  $I_t = I_{t-1} \cup \{\lambda_t\}$ ,  $\mathbf{A}_t = \mathbf{A}[I_t]$ ; (4) 由最小二乘法求  $\mathbf{u}_t = \arg \min_{\mathbf{u}'} \|\mathbf{y} - \mathbf{A}_t \mathbf{u}'\|_2$ ; (5) 更新  $\mathbf{r}_t = \mathbf{y} - \mathbf{A}_t \mathbf{u}_t$ ; (6) 判断是否  $t < K$ , 若是则

表1 joint BOMP 算法的伪代码

---

输入：传感矩阵  $\{\mathbf{A}_j : j = 1, 2, \dots, J\}$  及列块集合  $\{\{\mathbf{A}_j[b] : b \in \Omega : j = 1, 2, \dots, J\}$ ，列块索引集  $\Omega = \{1, 2, \dots, B\}$ ，观测向量  $\{\mathbf{y}_j = \mathbf{A}_j \mathbf{u}_j : j = 1, 2, \dots, J\}$ ，公共块稀疏度  $K^c$ ，特有条稀疏度  $\{K_j^p : j = 1, 2, \dots, J\}$ ；

初始化：迭代次数  $k = 0$ ，公共支撑集  $I_0^c = \emptyset$ ，公共系数向量  $\mathbf{u}_0^c = \mathbf{0}_{N \times 1}$ ；

迭代：

```

while ( $k < K^c$ )
   $k = k + 1$ 
   $\mathbf{p} = \mathbf{0}_{B \times 1}$  //用于统计块索引 1, 2, ..., B 在各信号支撑集中出现的次数
   $\mathbf{u}_k^c = \mathbf{0}_{N \times 1}$  //初始化第  $k$  次迭代计算出的公共系数向量
  for  $j = 1$  to  $J$ 
     $K_j^* = K^c + K_j^p - |I_{k-1}^c|$ 
     $(\hat{\mathbf{u}}_j, \tilde{I}_j, n_j) = \text{BOMP}(\mathbf{A}_j, \{\mathbf{A}_j[b] : b \in \Omega\}, \Omega, K_j^*, \mathbf{y}_j, I_{k-1}^c, \mathbf{u}_{k-1}^c)$ 
    //用修改的 BOMP 算法重构信号  $\hat{\mathbf{u}}_j$  与支撑集  $\tilde{I}_j$ 
     $\mathbf{p} = \text{add}(\mathbf{p}, \tilde{I}_j)$  //以  $\tilde{I}_j$  中元素为索引将  $\mathbf{p}$  中对应元素值加 1
  end for
   $I_k^c = \max\_indices(\mathbf{p}, k)$  //以  $\mathbf{p}$  中最大的  $k$  个元素对应的索引构成公共支撑集
   $j^* = \underset{j}{\text{argmin}}(n_j)$  //确定重建残差最小的信号序号
   $\mathbf{u}_k^c[I_k^c] = \hat{\mathbf{u}}_{j^*}[I_k^c]$  //根据重构信号  $\hat{\mathbf{u}}_{j^*}$  设置公共支撑集对应的系数
   $\mathbf{u}_k^c[\bar{I}_k^c] = \mathbf{0}$  //将非公共支撑集对应的系数清零
end while
 $\hat{\mathbf{u}}^c = \mathbf{u}_k^c$  //公共系数向量
 $I^c = I_k^c$  //公共支撑集
for  $j = 1$  to  $J$ 
   $K_j^* = K^c + K_j^p - |I^c|$ 
   $(\hat{\mathbf{u}}_j, \tilde{I}_j, n_j) = \text{BOMP}(\mathbf{A}_j, \{\mathbf{A}_j[b] : b \in \Omega\}, \Omega, K_j^*, \mathbf{y}_j, I^c, \hat{\mathbf{u}}^c)$  //根据公共系数向量与公共支撑集重构各信号
   $\hat{\mathbf{u}}_j^p = \hat{\mathbf{u}}_j - \hat{\mathbf{u}}^c$  //求特有系数向量
end for

```

输出：重构的公共系数向量  $\hat{\mathbf{u}}^c$ ，特有系数向量  $\{\hat{\mathbf{u}}_j^p : j = 1, 2, \dots, J\}$ 。

---

跳转回步骤(2)，否则停止迭代，令  $\hat{\mathbf{u}}[I_t] = \mathbf{u}_t$ ， $\hat{\mathbf{u}}[\bar{I}_t] = \mathbf{0}$ ， $\tilde{I} = I_t$ ， $n = \|\mathbf{r}_t\|_2$ 。

**3.2.2 簇间 JSM** 实验中发现，簇头重建的簇内公共成分系数向量与成员特有成分系数向量仍然具有分块稀疏特性。据此，本文在混合支撑集模型<sup>[13]</sup>的基础上构建块稀疏簇间 JSM，描述同一监测区域内  $L$  个簇簇内公共成分系数向量  $\{\hat{\mathbf{u}}_i^c : i = 1, 2, \dots, L\}$  的相关性。将  $\hat{\mathbf{u}}_i^c$  建模成簇间公共成分  $\mathbf{v}_i^{(c)}$  与簇  $C_i$  特有成分  $\mathbf{v}_i^{(p)}$  之和的形式，即

$$\hat{\mathbf{u}}_i^c = \mathbf{v}_i^{(c)} + \mathbf{v}_i^{(p)} = \boldsymbol{\psi}_{\text{inter}}^c \mathbf{z}_i^{(c)} + \boldsymbol{\psi}_{\text{inter}}^p \mathbf{z}_i^{(p)} \quad (4)$$

式中， $\boldsymbol{\psi}_{\text{inter}}^c$  为簇间公共稀疏表示基， $\mathbf{z}_i^{(c)}$  和  $\mathbf{z}_i^{(p)}$  分别为  $\mathbf{v}_i^{(c)}$  与  $\mathbf{v}_i^{(p)}$  在  $\boldsymbol{\psi}_{\text{inter}}^c$  上的系数向量。 $\mathbf{z}_i^{(c)}$  和  $\mathbf{z}_i^{(p)}$  具有分别分布在支撑集  $I^{(c)}$  和  $I_i^{(p)}$  上的  $K^{(c)}$  和  $K_i^{(p)}$  个独立的非零块。对于不同簇， $I^{(c)}$  相同， $\mathbf{z}_i^{(c)}$ 、 $\mathbf{z}_i^{(p)}$  和  $I_i^{(p)}$  均不同。

**3.2.3 簇间 DCS 观测** 簇头  $H_i$  分别对其基于簇内 DCS 重建的  $\hat{\mathbf{u}}_i^c$  与  $\{\hat{\mathbf{u}}_{i,j}^p : j = 1, 2, \dots, J_i\}$  进行簇间 DCS 观测。设  $\boldsymbol{\Phi}_i^c \in R^{M^c \times N}$  表示公共成分簇间 DCS 观测矩阵， $\boldsymbol{\Phi}_{i,j}^p \in R^{M_{i,j}^p \times N}$  表示特有成分簇间 DCS 观测矩阵，令  $\mathbf{A}_i^c = \boldsymbol{\Phi}_i^c \boldsymbol{\psi}_{\text{inter}}^c$ ， $\mathbf{A}_{i,j}^p = \boldsymbol{\Phi}_{i,j}^p \boldsymbol{\psi}_{\text{inter}}^p$ ，则簇间公共观测向量  $\mathbf{w}_i^c$  和簇间特有观测向量  $\mathbf{w}_{i,j}^p$  可分别表示为

$$\mathbf{w}_i^c = \boldsymbol{\Phi}_i^c \hat{\mathbf{u}}_i^c = \boldsymbol{\Phi}_i^c [\boldsymbol{\psi}_{\text{inter}}^c \mathbf{z}_i^{(c)} + \boldsymbol{\psi}_{\text{inter}}^p \mathbf{z}_i^{(p)}] = \mathbf{A}_i^c \mathbf{z}_i \quad (5)$$

$$\mathbf{w}_{i,j}^p = \boldsymbol{\Phi}_{i,j}^p \hat{\mathbf{u}}_{i,j}^p = \boldsymbol{\Phi}_{i,j}^p \boldsymbol{\psi}_{\text{inter}}^p \mathbf{z}_{i,j}^{(p)} = \mathbf{A}_{i,j}^p \mathbf{z}_{i,j}^{(p)}, \quad j = 1, 2, \dots, J_i \quad (6)$$

式中， $\mathbf{z}_i = \mathbf{z}_i^{(c)} + \mathbf{z}_i^{(p)}$ ， $\hat{\mathbf{u}}_{i,j}^p = \boldsymbol{\psi}_{\text{inter}}^p \mathbf{z}_{i,j}^{(p)}$ ， $\boldsymbol{\psi}_{\text{inter}}^p$  为簇间特有稀疏表示基， $\mathbf{z}_{i,j}^{(p)}$  有  $K_{i,j}^{(p)}$  个非零块。

与普通 DCS 方案中簇头  $H_i$  发送成员观测数据  $\{\mathbf{y}_{i,j} : j = 1, 2, \dots, J_i\}$  不同，在 HDCS 方案中，簇头  $H_i$  将其生成的簇间 DCS 观测数据  $\mathbf{w}_i^c$  和  $\{\mathbf{w}_{i,j}^p : j = 1, 2, \dots, J_i\}$  以多跳路由的方式经由其它簇头向 Sink 汇聚。

### 3.3 HDCS 的层次化联合重构

Sink 在接收到  $L$  个簇的簇间 DCS 观测数据  $\{\mathbf{w}_i^c : i = 1, 2, \dots, L\}$  和  $\{\{\mathbf{w}_{i,j}^p : j = 1, 2, \dots, J_i\} : i = 1, 2, \dots, L\}$  之后，重构簇  $C_i$  采集数据  $\{\hat{\mathbf{x}}_{i,j} : j = 1, 2, \dots, J_i\}$ ， $i = 1, 2, \dots, L$ 。首先，基于簇间 JSM，根据  $\{\mathbf{w}_i^c : i = 1, 2, \dots, L\}$  重建出  $L$  个簇的簇内公共成分系数向量  $\{\hat{\mathbf{u}}_i^c : i = 1, 2, \dots, L\}$ ，获得  $L$  个簇采集的基本信息  $\{\hat{\mathbf{g}}_i^c = \boldsymbol{\psi}_{\text{intra}}^c \hat{\mathbf{u}}_i^c : i = 1, 2, \dots, L\}$ 。然后，对于每个  $i$ ，根据  $\{\mathbf{w}_{i,j}^p : j = 1, 2, \dots, J_i\}$  重构簇  $C_i$  内各成员的特有成分系数向量  $\{\hat{\mathbf{u}}_{i,j}^p : j = 1, 2, \dots, J_i\}$ ，获得簇  $C_i$  内成员采集数据的细节信息  $\{\hat{\mathbf{g}}_{i,j}^p = \boldsymbol{\psi}_{\text{intra}}^p \hat{\mathbf{u}}_{i,j}^p : j = 1, 2, \dots, J_i\}$ 。最后，基于簇内 JSM，重构簇  $C_i$  采集的数据  $\{\hat{\mathbf{x}}_{i,j} = \hat{\mathbf{g}}_i^c + \hat{\mathbf{g}}_{i,j}^p : j = 1, 2, \dots, J_i\}$ ， $i = 1, 2, \dots, L$ 。

为了实现  $\{\hat{\mathbf{u}}_{i,j}^p : j = 1, 2, \dots, J_i\}$  的重构，本文在块剪枝多路径匹配追踪(Block Pruning Multipath Matching Pursuit, BPMMP)算法<sup>[14]</sup>的基础上，设计了 BPMMPIP(BPMMP with Initial Path)算法  $(\hat{\mathbf{z}}, \hat{I}) = \text{BPMMPIP}(\mathbf{A}, \{\mathbf{A}[b] : b \in \Omega\}, \Omega, \mathbf{y}, K, I_{\text{ini}}, H, \Gamma, \alpha)$ 。与 BPMMP 不同，BPMMPIP 在输入中增加了初始支撑集  $I_{\text{ini}}$ ，在初始化过程中令第 0 层候选路径集  $S^0 = \{I_{\text{ini}}\}$ ，以信号块稀疏度  $K$  作为最大迭代层数，输出重构信号  $\hat{\mathbf{z}}$  与支撑集  $\hat{I}$ 。根据式(6)所示的观测过程，若以传感矩阵  $\mathbf{A}_{i,j}^p$ 、列块集合  $\{\mathbf{A}_{i,j}^p[b] : b \in \Omega\}$ 、索引集  $\Omega = \{1, 2, \dots, B\}$ 、观测向量  $\mathbf{w}_{i,j}^p =$

$\mathbf{A}_{i,j}^p \mathbf{z}_{i,j}^{(p)}$ 、块稀疏度  $K_{i,j}^{(p)}$ 、初始支撑集  $I_{\text{ini}} = \emptyset$ 、扩张路径数  $H$ 、剪枝操作开始的层数  $\Gamma$ 、剪枝比例  $\alpha$  作为输入, 则可基于 BPMMPPIIP 算法输出的  $\hat{\mathbf{z}}_{i,j}^{(p)}$  重构出  $\hat{\mathbf{u}}_{i,j}^p = \boldsymbol{\psi}_{\text{inter}}^p \hat{\mathbf{z}}_{i,j}^{(p)}$ 。

进一步, 本文针对块稀疏簇间 JSM, 设计了 joint BPMMPPIIP 算法(伪代码如表 2 所示), 用于实现  $\{\hat{\mathbf{u}}_i^c : i = 1, 2, \dots, L\}$  的联合重构。根据式(5)所示的观测过程, 若以传感矩阵  $\{\mathbf{A}_i^c : i = 1, 2, \dots, L\}$ 、列块集合  $\{\{\mathbf{A}_i^c[b] : b \in \Omega\} : i = 1, 2, \dots, L\}$ 、索引集  $\Omega = \{1, 2, \dots, B\}$ 、观测向量  $\{\mathbf{y}_i^c = \mathbf{A}_i^c \mathbf{z}_i : i = 1, 2, \dots, L\}$ 、簇间公共块稀疏度  $K^{(c)}$ 、各簇特有块稀疏度  $\{K_i^{(p)} : i = 1, 2, \dots, L\}$ 、扩张路径数  $H$ 、剪枝操作开始的层数  $\Gamma$  和剪枝比例  $\alpha$  作为输入, 则可基于 joint BPMMPPIIP 算法输出的  $\{\hat{\mathbf{z}}_i : i = 1, 2, \dots, L\}$  重构出  $\{\hat{\mathbf{u}}_i^c = \boldsymbol{\psi}_{\text{inter}}^c \hat{\mathbf{z}}_i : i = 1, 2, \dots, L\}$ 。

#### 4 传输能耗与重建复杂度分析

(1)数据传输量分析: 设同一监测区域内的  $L$  个簇中各包含  $J$  个成员节点, 每个成员单位时间段内采集信号的长度为  $N$ 、生成的观测值数量为  $M$ 。在 HDCS 中, 每个簇内的  $J$  个成员需要向簇头传输的总观测值数量为  $JM$ , 与普通 DCS 相同。若设每个

簇头在进行簇间 DCS 观测时生成  $M_c$  个簇间公共成分观测值和  $J \cdot M_p$  个成员特有成分观测值, 则  $L$  个簇头需要向 Sink 传输的总观测值数量为  $D_{\text{HDCS}} = M_c L + JM_p L$ , 而在普通 DCS 方案中,  $L$  个簇头需要向 Sink 汇聚的总观测值数量为  $D_{\text{DCS}} = LJM$ 。将  $D_{\text{HDCS}}$  与  $D_{\text{DCS}}$  之比表示为

$$\eta = D_{\text{HDCS}}/D_{\text{DCS}} = M_c/MJ + M_p/M \quad (7)$$

可见,  $\eta$  取决于  $M$ ,  $M_c$  和  $M_p$  的取值以及簇内成员个数  $J$ 。当  $M$ ,  $M_c$  和  $M_p$  值固定时,  $J$  越大,  $\eta$  值越小。

(2)传输能耗分析: HDCS 与普通 DCS 的簇内数据传输能耗相同, 因此本文主要比较两方案的簇头数据传输能耗。结合文献[9,11,15,16]中的能耗分析模型, HDCS 方案中  $L$  个簇头上的数据传输总能耗  $P_{\text{to-Sink}}^{\text{HDCS}}$  与普通 DCS 方案中  $L$  个簇头上的数据传输总能耗  $P_{\text{to-Sink}}^{\text{DCS}}$  可分别表示为

$$P_{\text{to-Sink}}^{\text{HDCS}} = (E_{\text{elec}} + \xi_{\text{amp}} \cdot R^2) \cdot E[l] \cdot m \cdot D_{\text{HDCS}} \quad (8)$$

$$P_{\text{to-Sink}}^{\text{DCS}} = (E_{\text{elec}} + \xi_{\text{amp}} \cdot R^2) \cdot E[l] \cdot m \cdot D_{\text{DCS}} \quad (9)$$

其中,  $E_{\text{elec}}$ ,  $\xi_{\text{amp}}$  为常数,  $R$  为簇头广播半径,  $E[l]$  为簇头数据向 Sink 多跳转发的平均跳数,  $m$  为每个观测值的比特数。可见, HDCS 与普通 DCS 的簇头数据传输能耗之比等于两者的簇头数据传输量之比, 即

$$P_{\text{to-Sink}}^{\text{HDCS}}/P_{\text{to-Sink}}^{\text{DCS}} = D_{\text{HDCS}}/D_{\text{DCS}} = \eta \quad (10)$$

(3)重建复杂度分析: 设成员采集数据的块稀疏度为  $K$ , 簇内公共成分块稀疏度为  $K_c$ , 成员特有成分块稀疏度为  $K_p$ , 簇间公共成分块稀疏度为  $K_{\text{inter}}$ 。HDCS 的层次化观测结构使得  $K_{\text{inter}} \leq K_c$ ,  $K_c \leq K$ ,  $K_p \leq K$ 。普通 DCS 重建  $L$  个簇采集的数据共需运行  $L$  次联合重构算法。以 joint BPMMPPIIP 算法为例, 重建复杂度为  $O(LJK_c MNKH^K (1-\alpha)^{K-\Gamma})$ 。HDCS 只在重构  $\{\hat{\mathbf{u}}_i^c : i = 1, 2, \dots, L\}$  时需要利用联合重构算法, 而在重构  $\{\hat{\mathbf{u}}_{i,j}^p : j = 1, 2, \dots, J, i = 1, 2, \dots, L\}$  时仅需利用单信号重构算法。以 BPMMPPIIP 和 joint BPMMPPIIP 算法为例, 重构  $\{\hat{\mathbf{u}}_i^c : i = 1, 2, \dots, L\}$  的复杂度为  $O(LK_{\text{inter}} M_c N K_c H^{K_c} (1-\alpha)^{K_c-\Gamma})$ , 重构  $\{\hat{\mathbf{u}}_{i,j}^p : j = 1, 2, \dots, J, i = 1, 2, \dots, L\}$  的复杂度为  $O(LJM_p \cdot N K_p H^{K_p} (1-\alpha)^{K_p-\Gamma})$ 。可见, HDCS 在 Sink 上的重构复杂度明显低于普通 DCS。

#### 5 仿真结果与分析

编写 Matlab 仿真程序, 分别利用随机合成信号

表 2 joint BPMMPPIIP 算法的伪代码

---

输入: 传感矩阵  $\{\mathbf{A}_i : i = 1, 2, \dots, L\}$ , 列块集合  $\{\{\mathbf{A}_i[b] : b \in \Omega\} : i = 1, 2, \dots, L\}$ , 索引集  $\Omega = \{1, 2, \dots, B\}$ , 观测向量  $\{\mathbf{y}_i = \mathbf{A}_i \mathbf{z}_i : i = 1, 2, \dots, L\}$ , 公共成分块稀疏度  $K^{(c)}$ , 特有成分块稀疏度  $\{K_i^{(p)} : i = 1, 2, \dots, L\}$ , 扩张路径数  $H$ , 剪枝操作开始的层数  $\Gamma$ , 剪枝比例  $\alpha$ 。

初始化: 迭代次数  $k = 0$ , 公共支撑集  $I_0^{(c)} = \emptyset$ ;

迭代:

```

while ( $k < K^{(c)}$ )
     $k = k + 1$ 
     $\mathbf{p} = \mathbf{0}_{B \times 1}$  //用统计块索引  $1, 2, \dots, B$  在各信号支撑集出现的次数
    for  $i = 1$  to  $L$ 
         $K_i^* = K^{(c)} + K_i^{(p)} - |I_{k-1}^{(c)}|$ 
         $(\hat{\mathbf{z}}_i, \hat{I}_i) = \text{BPMMPPIIP}(\mathbf{A}_i, \{\mathbf{A}_i[b] : b \in \Omega\}, \Omega, \mathbf{y}_i, K_i^*, I_{k-1}^{(c)}, H, \Gamma, \alpha)$  //用 BPMMPPIIP 算法重构信号  $\hat{\mathbf{z}}_i$  与支撑集  $\hat{I}_i$ 
         $\mathbf{p} = \text{add}_1(\mathbf{p}, \hat{I}_i)$  //按照支撑集  $\hat{I}_i$  将  $\mathbf{p}$  中对应位置的元素值加 1
    end for
     $I_k^{(c)} = \max\_indices(\mathbf{p}, k)$  //以  $\mathbf{p}$  中最大的  $k$  个元素对应的索引构成公共支撑集
end while
 $\hat{I}^c = I_k^{(c)}$ 

```

输出: 重构系数  $\{\hat{\mathbf{z}}_i : i = 1, 2, \dots, L\}$ , 支撑集  $\{\hat{I}_i : i = 1, 2, \dots, L\}$ , 公共支撑集  $\hat{I}^c$ 。

---

和 Intel Berkeley Research Lab 真实 WSN 测得的温度信号 (来自 <http://db.csail.mit.edu/labdata/labdata.html>) 测试本文提出的 HDCS 的性能, 并与普通 DCS 进行比较。实验中 HDCS 采用 3 种不同的实现方案。方案 1 利用 joint BOMP 实现簇内、簇间重构; 方案 2 利用 joint BOMP 实现簇内重构、利用 joint BPMMPPI 实现簇间重构; 方案 3 利用 joint BPMMPPI 实现簇内、簇间重构。在普通 DCS 方案中, 簇内成员的观测与 Sink 的重构采用与 HDCS 方案 1 中的簇内观测与簇内重构相同的方法。本文在采样率  $M/N$  相同、传输数据量之比  $\eta = 1$  的情况下, 比较 HDCS 与普通 DCS 的重建效果; 在采样率相同、重建效果相同的情况下, 通过计算  $\eta$  值比较 HDCS 与普通 DCS 需要在网络中传输的数据量。仿真计算机的硬件配置为 CPU AMD athlon(tm)  $\times 255$ , 主频 3.11 GHz, 内存 1.75 GB。软件环境为 32 位 Windows7 操作系统下的 Matlab R2010a。实验在每个指定采样率下重复进行 100 次。以归一化均方误差 (Normalized Mean Squared Error, NMSE) 作为衡量算法重建效果的指标。

$$\text{NMSE} = E(\|\hat{\mathbf{x}} - \mathbf{x}\|_2^2 / \|\mathbf{x}\|_2^2) \quad (11)$$

其中,  $\mathbf{x}$  表示原始信号,  $\hat{\mathbf{x}}$  表示重构信号,  $E(\cdot)$  表示多次实验取平均值。

首先, 以随机构建的块稀疏信号作为实验对象。设  $L = 6, J = 20, N = 600, d = 4, K_c = 4, K_p = 4, K_{\text{inter}} = 4, H = 2, \Gamma = 3, \alpha = 0.3$ 。随机构建每个簇内成员采集的信号, 令非零值服从  $[0, 1]$  上的均匀分布。构建随机观测矩阵  $\Phi_{i,j}, \Phi_i^c, \Phi_{i,j}^p$ , 使其中元素符合高斯分布  $N(0, 1/N)$ , 且每一行均经过归一化处理。令稀疏表示基  $\psi_{\text{intra}}, \psi_{\text{inter}}^c$  和  $\psi_{\text{inter}}^p$  均为单位矩阵。以采样率  $[0.12, 0.30]$  区间的实验结果为例, 图 1 显示了当  $\eta = 1$  时, 4 种方案 NMSE 值的对比情况。图 2 显示了在相同采样率下, 当 NMSE 值均达到  $10^{-3}$  时, 3 种 HDCS 方案需要在网络中传输的数据量分别相对于普通 DCS 的归一化值, 即  $\eta$  值。

由图 1 可见, 随着采样率的增加, 4 种方案的

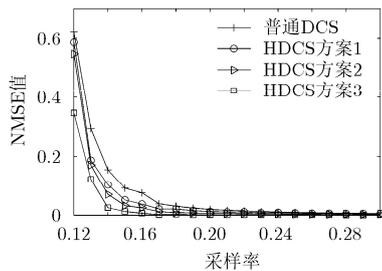


图1 合成数据实验中数据量相同时 4 种方案的 NMSE 值比较

NMSE 值均逐渐降低。在相同采样率下, HDCS 方案的 NMSE 值要低于普通 DCS, 且 HDCS 方案 1, 方案 2, 方案 3 的 NMSE 值依次降低。这说明, 当簇头传输数据量相同时, HDCS 具有优于普通 DCS 的重建性能, 而且 HDCS 方案 3 的重建性能优于方案 2, 方案 2 的性能优于方案 1。由图 2 可见, 在达到相同 NMSE 值时, HDCS 需要在网络中传输的数据量明显低于普通 DCS。而且, 随着采样率的增加, HDCS 与普通 DCS 需传输的数据量之比逐渐降低。例如, 当采样率为 0.3 时, HDCS 方案 1, 方案 2, 方案 3 需要在网络中传输的数据量仅为普通 DCS 的 73.5%, 60.2% 和 57.6%。

接下来, 采用 Intel Berkeley Research Lab 真实 WSN 测得的温度值进行实验。选取小空间范围内的传感器 1~30, 将传感器 1~5, 6~10, 11~15, 16~20, 21~25, 26~30 组成 6 个簇。将日期 2004.03.01~2004.03.07 测得的温度值每隔 3.5 min 采样一个点, 得到长度为 2048 的信号。选取 sym8 小波基作为  $\psi_{\text{intra}}, \psi_{\text{inter}}^c$  和  $\psi_{\text{inter}}^p$ , 将  $\Phi_{i,j}, \Phi_i^c, \Phi_{i,j}^p$  构成元素符合高斯分布且每一行经过归一化处理的随机矩阵。图 3 显示了当  $\eta = 1$  时, 3 种 HDCS 方案和普通 DCS 在相同采样率下获得的 NMSE 值的对比情况。图 4 显示了达到相同的 NMSE 值 ( $10^{-3}$ ) 时, 3 种 HDCS 方案需要在网络中传输的数据量分别相对于普通 DCS 的归一化值, 即  $\eta$  值。

由图 3 可见, 当簇头传输数据量相同时, HDCS 的 NMSE 值低于普通 DCS, 即 HDCS 具有优于普通 DCS 的重建性能。由图 4 可见, 当获得相同的 NMSE 值时, HDCS 需要在网络中传输的数据量要显著低于普通 DCS, 而且随着采样率的增加, 相对值越来越小。例如, 当采样率为 0.3 时, HDCS 方案 1, 方案 2, 方案 3 需要在网络中传输的数据量仅为普通 DCS 的 77.1%, 53.5% 和 42.2%。

最后, 比较 HDCS 与普通 DCS 在 Sink 上的重构时间。表 3、表 4 分别展示了在采用合成数据与实际数据进行的实验中, 当  $\eta = 1$  时, 在部分采样率

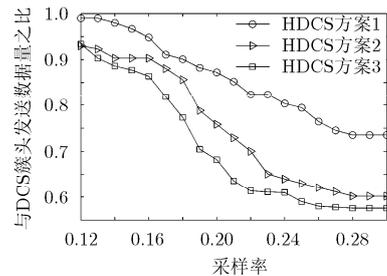


图2 合成数据实验中当  $\text{NMSE} = 10^{-3}$  时 3 种 HDCS 方案的  $\eta$  值比较

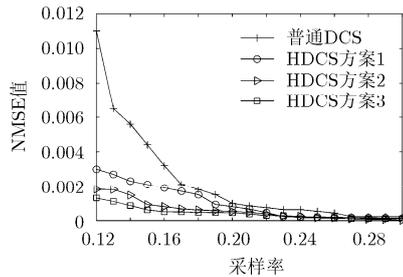


图3 实际数据实验中数据量相同时  
4种方案的NMSE值比较

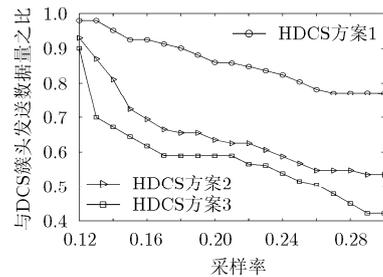


图4 实际数据实验中当  $NMSE = 10^{-3}$   
时3种HDCS方案的 $\eta$ 值比较

下, HDCS 方案 1, 方案 2 在 Sink 的重构时间与普通 DCS 重构时间的比值。HDCS 方案 3 采用的簇间重构算法与方案 2 相同, 因此其在 Sink 的重构时间与方案 2 相同。由表 3、表 4 可见, HDCS 的重构时间显著低于普通 DCS。此外, 表 3、表 4 还表明 HDCS 方案 1 的重构时间低于方案 2, 即 joint BOMP 算法的运行时间低于 joint BPMMPIP 算法。

表3 合成数据实验中 HDCS 与普通 DCS 重构时间之比

| 采样率          | 0.14   | 0.18   | 0.22   | 0.26   | 0.30   |
|--------------|--------|--------|--------|--------|--------|
| HDCS<br>方案 1 | 0.0330 | 0.0354 | 0.0367 | 0.0374 | 0.0412 |
| HDCS<br>方案 2 | 0.2707 | 0.2960 | 0.3183 | 0.3400 | 0.3750 |

表4 实际数据实验中 HDCS 与普通 DCS 重构时间之比

| 采样率          | 0.14   | 0.18   | 0.22   | 0.26   | 0.30   |
|--------------|--------|--------|--------|--------|--------|
| HDCS<br>方案 1 | 0.0085 | 0.0097 | 0.0110 | 0.0122 | 0.0131 |
| HDCS<br>方案 2 | 0.2820 | 0.2930 | 0.3120 | 0.3450 | 0.3730 |

综合上述仿真实验结果可见, 与普通 DCS 相比, 本文提出的 HDCS 在保证重建信号质量的同时, 能够明显降低分簇 WSN 中簇头的数据传输量, 并显著降低 Sink 上的信号重构时间。比较本文提出的 joint BOMP 算法与 joint BPMMPIP 算法可见, joint BOMP 算法的运算时间较低, 而 joint BPMMPIP 算法的联合重建性能较高。比较 3 种 HDCS 实现方案可见, 方案 1 的重构时间最低, 方案 3 的联合重构性能最高, 而方案 2 能够在簇头运算时间与 Sink 节点重构性能方面获得较好的折中。

## 6 结束语

本文基于分簇 WSN 的空间结构特性以及传感器采集数据的结构化稀疏特性研究 HDCS。在利用

簇内 DCS 联合去除簇内成员采集数据的时间冗余与空间冗余的同时, 利用簇间 DCS 去除同一监测区域内多个簇采集数据的空间冗余。构造了块稀疏簇内 JSM, 并提出了簇内 DCS 重构算法 joint BOMP; 构造了块稀疏簇间 JSM, 并提出了簇间 DCS 重构算法 joint BPMMPIP。利用合成信号与 WSN 实测温度信号进行的仿真实验表明, 与普通 DCS 相比, 当网络传输数据量相同时, HDCS 能够获得更高的重建效果; 当重建效果相同时, HDCS 能够明显降低簇头的的数据发送量。此外, 与普通 DCS 相比, HDCS 显著降低了 Sink 上的信号重建时间。

由于实验条件的限制, 本文主要利用计算机仿真实验对 HDCS 方案进行了验证与性能分析, HDCS 在实际 WSN 上的实现与性能分析有待进一步研究。另一方面, 本文设计的 HDCS 方案需要簇头进行簇内重构与簇间观测, 因此簇头的计算任务要高于普通 DCS。接下来将研究簇头对簇内采集数据的二次观测, 以减轻簇头的计算负担。此外, 如何在块稀疏度未知的情况下实现 HDCS 重构也是一个需要继续研究的问题。

## 参考文献

- [1] CHEN H, SHI Q, TAN R, *et al.* Mobile element assisted cooperative localization for wireless sensor networks with obstacles[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2010, 9(3): 956-963. doi: 10.1109/TWC.2010.03.090706.
- [2] CHEN H, GAO F, MARTINS M, *et al.* Accurate and efficient node localization for mobile sensor networks[J]. *ACM Mobile Networks and Applications*, 2013, (18): 141-147. doi: 10.1007/s11036-012-0361-7.
- [3] PRASATH K and SHANKAR T. RMCHS: ridge method based cluster head selection for energy efficient clustering hierarchy protocol in WSN[C]. Proceedings of International Conference on Smart Technologies and Management for Computing, Communication, Controls, Energy and Materials, Chennai, India, 2015: 64-70.

- [4] 唐宏, 王惠珠. 基于无线信号不规则性的无线传感网层次型拓扑控制算法[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(9): 2246-2253. doi: 10.11999/JEIT141626.  
TANG Hong and WANG Huizhu. Wireless signal irregularity based hierarchical topology control algorithm for wireless sensor networks[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(9): 2246-2253. doi: 10.11999/JEIT141626.
- [5] DONOHO D. Compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306. doi: 10.1109/TIT.2006.871582.
- [6] BARON D, DUARTE M, SARVOTHAM S, *et al.* An information-theoretic approach to distributed compressed sensing[C]. Proceedings of the 43rd Allerton Conference on Communication, Control, and Computing, Monticello, USA, 2005: 814-825.
- [7] NGUYEN M and RAHNAVARD N. Cluster-based energy-efficient data collection in wireless sensor networks utilizing compressive sensing[C]. Proceedings of IEEE Military Communication Conference, San Diego, USA, 2013: 1708-1713.
- [8] XIE R and JIA X. Transmission-efficient clustering method for wireless sensor networks using compressive sensing[J]. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 2014, 25(3): 806-815. doi: 10.1109/TPDS.2013.90.
- [9] NGUYEN M, TEAGUE K, and RAHNAVARD N. Inter-cluster multi-hop routing in wireless sensor networks employing compressive sensing[C]. Proceedings of IEEE Military Communication Conference, Baltimore, USA, 2014: 1133-1138.
- [10] 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. doi: 10.1145/2700264.
- [11] LIU D, ZHOU Q, ZHANG Z, *et al.* Cluster-based energy-efficient transmission using a new hybrid compressed sensing in WSN[C]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Communications Workshops, San Francisco, USA, 2016: 372-376.
- [12] ELDAR Y, KUPPINGER P, and BOLCSKEI H. Block-sparse signals: Uncertainty relations and efficient recovery[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(6): 3042-3054. doi: 10.1109/TSP.2010.2044837.
- [13] SUNDMAN D, CHATTERJEE S, and SKOGLUND M. Distributed greedy pursuit algorithms[J]. *Signal Processing*, 2014, 105(12): 298-315. doi: 10.1016/j.sigpro.2014.05.027.
- [14] 司菁菁, 候肖兰, 程银波. 基于块剪枝多路径匹配追踪的多信号联合重构[J]. 系统工程与电子技术, 2016, 38(9): 1993-1999. doi: 10.3969/j.issn.1001-506X.2016.09.05.  
SI Jingjing, HOU Xiaolan, and CHENG Yinbo. Joint multi-signal reconstruction based on block pruning multipath matching pursuit[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2016, 38(9): 1993-1999. doi: 10.3969/j.issn.1001-506X.2016.09.05.
- [15] CHEN H, LIU B, HUANG P, *et al.* Mobility-assisted node localization based on TOA measurements without time synchronization in wireless sensor networks[J]. *ACM Mobile Networks and Applications*, 2012, 17(1): 90-99. doi: 10.1007/s11036-010-0281-3.
- [16] CHEN H, WANG G, WANG Z, *et al.* Non-line-of-sight node localization based on semi-definite programming in wireless sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2012, 11(1): 108-116. doi: 10.1109/TWC.2011.110811.101739.
- 程银波: 男, 1978年生, 讲师, 研究方向为分布式计算。  
司菁菁: 女, 1980年生, 副教授, 研究方向为多媒体通信与信号处理。  
候肖兰: 女, 1988年生, 硕士生, 研究方向为分布式压缩感知。