

# 基于压缩感知的无线传感器网络数据传输跨层优化算法

李成铁<sup>1†</sup>, 汪晋宽<sup>1</sup>, 李明维<sup>2</sup>

(1. 东北大学信息科学与工程学院, 沈阳 110004; 2. 东北大学秦皇岛分校  
数学与统计学院, 河北 秦皇岛 066004)

**摘要:** 针对无线传感器网络中数据传输问题, 提出一种基于压缩感知的数据传输跨层优化算法. 首先, 为了剔除原始数据时间、空间冗余性, 构造一种时空动态感知矩阵, 降低采样频率的同时使得传感器采集的数据包含全部有用的信息. 其次, 以最小传输数据量为目标, 以链路容量、功率、路由选择为约束条件, 建立跨层的优化模型, 通过求解优化模型, 得到最优的功率控制、链路容量和路由选择策略. 仿真结果表明, 所提算法能够降低数据传输量, 克服传统数据传输算法中由于数据处理不均衡导致的网络拥塞问题.

**关键词:** 无线传感器网络; 压缩感知; 数据传输; 时间空间性; 跨层; 优化

中图分类号: TP273

文献标志码: A

## Data transmission cross-layer optimization of wireless sensor networks based on compressive sensing

LI Cheng-tie<sup>1†</sup>, WANG Jin-kuan<sup>1</sup>, LI Ming-wei<sup>2</sup>

(1. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China; 2. School of Mathematics and Statistics, Northeastern University at Qinhuangdao, Qinhuangdao 066004, China)

**Abstract:** A data transmission cross-layer optimization algorithm based on compressive sensing is proposed to solve the problems of data transmission in WSNs. Firstly, a spatiotemporal dynamic sensing matrix is constructed to exclude spatiotemporal redundancy of data, which reduces sampling frequency and makes sampled data contain all useful information. Then, according to the objective of the minimum transmission data, a cross-layer optimization model is established based on the constraint conditions of link capacity, power and routing selection. The optimal power control, link capacity and routing selection schemes are obtained by solving the optimization model. Simulation results show that the algorithm reduces the amount of data transmission, and overcomes the congestion caused by unbalanced data processing problems in the traditional algorithm.

**Keywords:** wireless sensor networks; compressive sensing; data transmission; spatiotemporal correlation; cross-layer; optimization

## 0 引言

近年来,随着半导体技术、微系统技术和通信技术的不断发展,无线传感器网络逐渐成为了一个重要的研究领域. 由于传感节点具有通信能耗高、数据处理能耗低的特点,使得数据传输成为无线传感器网络的研究热点. 在无线传感器网络的数据处理和传输中,提高数据传输效率、降低能耗是延长网络生命周期的重要环节.

为减少数据丢包,提高网络服务质量,高效的数据传输策略研究是非常必要的. 近年来,国内外学者主要针对数据压缩、跨层传输设计等方面进行研究.

文献[1]提出3种数据压缩算法,包括DSC(Distributed source coding)、RDC(Routing driven compression)和CDR(Compression driven routing)算法,3种算法的共同点是在数据传输时,将数据压缩和路由选择综合设计,尽可能地消除数据空间的冗余. 文献[2]通过贪婪次优方法优化各个传感器的传输速率、传输功率和分配时隙,实现传感器各层资源分配的最小化,改善了数据传输环境. 文献[3]为提高数据传输吞吐量,提出了一种多信道数据传输协议,实现节点间的同步并行传输. 该协议首先针对节点-信道分配问题,采用图着色技术解决了节点过度监听和干扰,然后针对调

收稿日期: 2018-01-19; 修回日期: 2018-03-23.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61702088).

责任编辑: 巩敦卫.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: neuqlct@hotmail.com.

度和数据包转发问题,提出了一种三维并行迭代匹配方法,实现了较高的吞吐量,提高了能量利用效率.另外,文献[4-6]尝试各种方法探索速率、路由、链路容量以及功率方面的问题,并得到了很好的结果.

上述算法在传感器采样后,经过压缩降低了数据传输量,但是采样频率并未降低,没有从根本上减少能量的消耗<sup>[7-8]</sup>.针对上述问题,本文研究基于压缩感知的时间空间上的传输策略优化算法(STCS-DT).基于Kronecker积构造原始信号压缩的感知矩阵,从时间空间上对数据进行压缩处理,仅保留包含有用信息的极少向量;基于测量向量对传输过程中的链路容量、路由选择和功率控制进行改进.所提算法不仅能够降低数据采样频率,而且能够优化网络各层协议,提高网络服务质量.

## 1 网络模型

压缩感知研究了一种新的信号压缩重构理论,适用于多跳无线传感器网络具有稀疏性的数据采集.将原始信号从高维空间映射到低维空间,得到相对较少的测量向量,其中包括原始信号的有效信息.从数学意义上来讲,当一个 $N$ 维原始信号

$$x = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_N]^N$$

中最多有 $K$ 个非零元素,且 $K \ll N$ ,则称原始信号为 $K$ -稀疏信号.然而,现实世界中大多信号并不是稀疏的.假设在某个稀疏矩阵

$$\Psi = [\psi_1 \ \psi_2 \ \dots \ \psi_N]$$

上 $x$ 具有稀疏表示,即

$$x = \Psi\theta = \sum_{i=1}^N \theta_i \psi_i. \quad (1)$$

其中: $\theta = [\theta_1 \ \theta_2 \ \dots \ \theta_N]$ 是 $x$ 在 $\Psi$ 上的稀疏表示,稀疏矩阵 $\Psi$ 为 $N \times N$ 二维正交矩阵.构造一个测量矩阵 $\Phi$ , $\Phi$ 为 $M \times N$ 的二维矩阵,其中 $M \ll N$ .观测原始信号 $x$ 得到

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

其中: $y$ 是长度为 $M$ 的一维测量向量, $\Theta \in R^{M \times N}$ 为感知矩阵.

压缩感知理论中明确表示: $K$ -稀疏信号可以以很高的概率从 $M$ 个测量向量中重构<sup>[9]</sup>,表示为

$$\begin{aligned} \min \quad & \|\theta\|_1; \\ \text{s.t.} \quad & y = \Theta \theta. \end{aligned} \quad (3)$$

考虑单个汇聚节点和 $n$ 个电池供电传感节点组成的无线传感网络,所有传感器读数都具有时空相关性.假设 $V(t) \in R^{N \times W}$ 表示传感器在 $W$ 个时间槽的读数, $\Psi_S \in R^{N \times N}$ 表示空间矩阵, $\Psi_T \in R^{W \times W}$ 表示时间矩阵. $V(t)$ 可以转换为可压缩的形式

$$V(t) = \Psi_S \theta(t) \Psi_T^T, \quad (4)$$

其中 $\theta(t) \in R^{N \times W}$ 包含时空变换稀疏.

综合考虑压缩感知和克罗内克(Kronecker)稀疏矩阵,将式(4)代入(2)得到

$$\begin{aligned} y(t) &= \Phi_S \text{Vec}(V(t)) \Phi_T^T = \\ & \Phi_S \text{Vec}(\Psi_S \theta(t) \Psi_T^T) \Phi_T^T = \\ & (\Phi_T \otimes \Phi_S) (\Psi_T \otimes \Psi_S) \text{Vec}(\theta(t)) = \\ & (\Phi_T \Psi_T) \otimes (\Phi_S \Psi_S) \text{Vec}(\theta(t)) = \\ & (A_T \otimes A_S) \theta(t). \end{aligned} \quad (5)$$

其中: $\text{Vec}(A)$ 表示矩阵 $A$ 的向量化, $y(t) \in R^{MW}$ 表示传感器读数压缩后的测量向量, $\theta(t) \in R^{NW}$ 表示时空变换系数变形向量, $A_T \in R^{W \times N}$ 表示时间感知矩阵, $A_S \in R^{M \times W}$ 表示空间感知矩阵.

## 2 优化算法

考虑到各层协议的约束对信号重构的影响,假设时间感知矩阵 $A_T$ 是链路容量矩阵 $f^T(t-1) \in R^{N \times N}$ ,功率 $P(t) \in R^N$ 和测量向量 $y^T(t-1) = (y(t-1) \ 0 \ \dots \ 0)^T \in R^N$ 的线性函数,有

$$A_T = \alpha(t-1) f^T(t-1) + \beta(t-1) y^T(t-1) + \gamma(t-1) P^T(t-1) + \omega(t-1). \quad (6)$$

其中: $\alpha(t-1) \in R^{W \times N}$ , $\beta(t-1)$ , $\gamma(t-1) \in R^W$ 均为常数; $\omega(t-1) \in R^{W \times N}$ 为噪声.

注意,时间感知矩阵随着前一时刻的链路容量、测量向量和功率的变化而变化,可以实现数据传输同步.

### 2.1 各层约束条件

链路容量.令 $f_{ij}(t)$ 表示从节点 $i$ 到节点 $j$ 在 $t$ 时刻的链路容量.由于数据的双向传输, $f_{ij}(t)$ 满足限制

$$y_i(t) + y_j(t) \leq f_{ij}(t) \leq \bar{f}(t), \quad (7)$$

其中 $\bar{f}(t)$ 表示链路容量在 $t$ 时刻的上界.

功率控制.令 $P_i(t)$ ( $i = 1, 2, \dots, N$ )表示传感器 $i$ 在 $t$ 时刻的功率分配, $\bar{P}_i$ 表示传感节点 $i$ 分配的功率上界,有

$$\bar{P}_i^{\text{rs}} + \bar{P}_i^{\text{ts}} \leq P_i(t) \leq \bar{P}_i, \quad (8)$$

其中 $\bar{P}_i^{\text{rs}}$ 和 $\bar{P}_i^{\text{ts}}$ 分别表示节点 $i$ 的接收和传输功率.

考虑传输向量、路由选择和功率分配之间的关系,假设

$$P_i(t) = \zeta I_M \log_2(1 + y_i(t-1)). \quad (9)$$

其中: $\zeta$ 表示调整参数, $I_M$ 表示路由选择函数.根据式(8),当传感器节点被占用时,功率分配是测量向量的对数.如果传感器处于睡眠状态,则功率为零,这可以大大节省不必要的能量开销.

路由选择. 类似于  $A_T$ , 假设空间矩阵  $A_S$  为  $I_M$  的函数, 有

$$A_S = I_M \xi + \eta, \quad (10)$$

其中  $\xi \in \mathbf{R}^{M \times W}$  表示调整参数矩阵. 路由选择函数  $I_M \in \mathbf{R}^{M \times M}$  可以表示为

$$I_M^i = \begin{cases} 1, & \text{sensor } i \text{ is occupied;} \\ 0, & \text{sensor } i \text{ is sleeping.} \end{cases} \quad (11)$$

## 2.2 优化模型及算法设计

为提高数据传输的效率, 降低网络开销, 要求稀疏参数越小越好. 利用数据的空间、时间压缩性和网络各层约束条件, 通过  $l_2$ -最小范数对各层的参数进行优化<sup>[10-11]</sup>, 表示为

$$\min \|\theta(t)\|_2^2; \quad (12)$$

$$\text{s.t. } y(t) = (A_T \otimes A_S)\theta(t),$$

$$y_i(t) + y_j(t) \leq f_{ij}(t) \leq \bar{f}(t),$$

$$\bar{P}_i^{\text{rs}} + \bar{P}_i^{\text{ts}} \leq P_i(t) \leq \bar{P}_i,$$

$$P_i(t) = \zeta I_M \log_2(1 + y_i(t-1)). \quad (13)$$

这里  $A_T \otimes A_S$  表示时空的混合感知矩阵.

在无线传感器网络各层协议限制的基础上, 通过解决优化问题(3), 给出一种数据传输优化算法. 该方法具有两个优点: 1) 优化后的结果比优化前更完善, 即将功率、链路容量、路由选择等加入到压缩感知信号重构优化中, 这些参数的时间和空间性有效地保证了感知矩阵的同步性. 2) 通过求解优化问题(13)得到最优传输功率、链路容量分配和路由选择, 从而优化网络性能.

在实现优化算法前, 首先要明确时间矩阵和空间矩阵. 文献[12]中的时间矩阵是由离散余弦变换基构成的, 空间矩阵是由图拉普拉斯的特征向量构成的. 这种构造时间空间矩阵的优势在于简便, 易于实现, 缺点在于感知矩阵不具有动态性, 因此本文综合考虑网络中的传输功率、路由选择、链路容量以及传输向量, 提出了动态调整的时间空间矩阵. 具体实现过程如下.

**算法1** 时空矩阵实现.

Require:  $A_T, A_S$ .

for  $t = t_0$  till end do

Initialize parameters  $\alpha(t_0), \beta(t_0), \gamma(t_0), \omega(t_0), \xi, \eta, \zeta, \bar{P}_i^{\text{rs}}, \bar{P}_i^{\text{ts}}$

Evaluate measurement vector  $y(t_0)$ , link capacity  $f(t_0)$ , and power  $P(t_0)$  using (4)~(10).

if  $I_M = 1$  then

$$A_S \leftarrow I_M \xi + \eta$$

if  $\bar{P}_i^{\text{rs}} + \bar{P}_i^{\text{ts}} \leq P_i(t) \leq \bar{P}_i$  then

$$P_i(t) = \zeta I_M \log_2(1 + y_i(t-1))$$

end if

if  $y_i(t) + y_j(t) \leq f_{ij}(t) \leq \bar{f}(t)$  then

$$A_T \leftarrow \alpha(t-1)f^T(t-1) +$$

$$\beta(t-1)y^T(t-1) +$$

$$\gamma(t-1)P^T(t-1) + \omega(t-1)$$

end if

end if

求解优化模型的过程中, 在满足初始数据最小的目标情况下, 根据传输功率、链路容量以及传输数据的约束, 求解最优的结果. 在已有的成果中, 由于优化模型约束条件的限制, 使得大多数得到的结果是次优的<sup>[13]</sup>, 或者初始数据没有达到有效的压缩导致结果不理想<sup>[14]</sup>. 本文提出跨层优化算法, 解决了上述两类问题. 具体实现过程如下.

**算法2** 数据传输跨层优化算法.

Require:  $y^*(t), f^*(t), I_M^*$  and  $P^*(t)$

for  $t = t_0$  till end do

if  $\bar{P}_i^{\text{rs}} + \bar{P}_i^{\text{ts}} \leq P_i(t) \leq \bar{P}_i$

if  $y_i(t) + y_j(t) \leq f_{ij}(t) \leq \bar{f}(t)$

solve the LP problem (12), (13), and obtain

the optimal solutions  $y^*(t), P^*(t), I_M^*$  and  $f^*(t)$

end if

end if

从优化分析中可以看出, 目标函数(12)可以通过多约束非线性优化方法进行优化. 从算法上可以看出, 跨层优化算法解决了网络的功率、链路容量、路由选择等问题, 实现了物理层、MAC层和网络层跨层协议设计.

## 3 性能分析

为便于验证 STCS-DT 的性能, 本节给出一些必要的边界假设, 进而推导出重构精度和数据传输稳定性.

**假设1** 对于时间  $t \in \{0, \dots, W\}$ 、任意节点  $i \in \{1, 2, \dots, N\}$  和测量向量  $y(t)$ , 假设

$$E(\text{Tr}((A_T \otimes A_S)^T(A_T \otimes A_S))) \leq \text{Thr}_1. \quad (14)$$

其中:  $\text{Tr}(A)$  表示矩阵  $A$  的迹,  $\text{Thr}_1$  表示有界阈值. 由于现实中无线传感器网络的功率、链路容量都是有限制的,  $\text{Tr}((A_T \otimes A_S)^T(A_T \otimes A_S))$  存在界限.

**假设2** 对于任意的时间  $t_m, t_k \in \{0, \dots, W\}$ ,  $y(t_m), y(t_k)$  满足以下的不等式:

$$E\left(\left\|\frac{y(t_m) - y(t_k)}{y(t_m)}\right\|_2^2\right) \leq \text{Thr}_2, \quad (15)$$

这里  $\text{Thr}_2$  为有界阈值.

**定理1** 重构精确性. 假设  $\hat{\theta}(t)$  为  $\theta(t)$  的重构向量, 重构误差率的期望  $\mu(t) = E\left(\left\|\frac{\hat{\theta}(t) - \theta(t)}{\theta}\right\|_2^2\right)$ . 如果  $A_T \in R^{W \times N}$  和  $A_S \in R^{M \times W}$  满足约束条件(14), 则  $\mu(t) \leq \text{Thr}_1$ .

**证明** 根据式(4)及(12),  $\theta(t)$  的重构向量为

$$\begin{aligned} \hat{\theta}(t) &= \\ & ((A_T \otimes A_S)^T (A_T \otimes A_S))^{-1} (A_T \otimes A_S)^T y(t) = \\ & ((A_T \otimes A_S)^T (A_T \otimes A_S))^{-1} \times \\ & (A_T \otimes A_S)^T \times (A_T \otimes A_S) \theta(t). \end{aligned}$$

根据文献[10], 有

$$\begin{aligned} E\left(\left\|\frac{\hat{\theta}(t) - \theta(t)}{\theta(t)}\right\|_2^2\right) &= \\ E\left(\left\|\frac{B^{-1}(B - I)\theta(t)}{\theta(t)}\right\|_2^2\right) &= \\ E\left(\|B^{-1}(B - I)\|_2^2\right) &= \\ E(\text{Tr}(B)) &\leq \text{Thr}_1, \end{aligned} \quad (16)$$

其中  $B = (A_T \otimes A_S)^T (A_T \otimes A_S)$ .  $\square$

**注1** 定理1能够提高重构精度的几个原因:

1) 从空间和时间数据中提取有用的传输信息, 剔除了时间空间上的冗余数据, 从而提高了重建精度.  
2) 各层约束作为优化问题的约束条件, 大大提高了重构精度.

**定理2** 数据传输稳定性. 假设数据传输参数为  $\varphi(t) = E\left(\frac{\|\text{Vec}(V(t)) - \text{Vec}(V(t-1))\|_2^2}{\|\text{Vec}(V(t))\|_2^2}\right)$ , 测量向量  $y(t)$  是网络中的数据流, 满足约束条件(15), 则数据传输参数是渐近稳定的.

**证明** 对于式(4), 有

$$\text{Vec}(V(t)) = (\Phi_S^T \Phi_S)^{-1} \Phi_S^T y(t) \Phi_T^T (\Phi_T^T \Phi_T)^{-1}, \quad (17)$$

可以推导出

$$\text{Vec}(V(t-1)) = (\Phi_S^T \Phi_S)^{-1} \Phi_S^T y(t-1) \Phi_T^T (\Phi_T^T \Phi_T)^{-1}. \quad (18)$$

因此

$$\begin{aligned} \varphi(t) &= E\left(\frac{\|\text{Vec}(V(t)) - \text{Vec}(V(t-1))\|_2^2}{\|\text{Vec}(V(t))\|_2^2}\right) = \\ & E\left(\frac{\|y(t) - y(t-1)\|_2^2}{\|y(t)\|_2^2}\right). \end{aligned} \quad (19)$$

由假设2, 得到

$$\varphi(t) = E\left(\frac{\|y(t) - y(t-1)\|_2^2}{\|y(t)\|_2^2}\right) \leq \text{Thr}_2. \quad (20)$$

定理2得证.  $\square$

**注2** 在满足假设2的前提下, 数据传输参数的

稳定性可以保证链路容量分配、功率控制渐近稳定.

## 4 仿真实现

在本节中, 将对所提 STCS-DT 算法的吞吐量、平均延迟、信号传输精度和网络利用率与 eGuard-out<sup>[14]</sup> 和 CLO<sup>[15]</sup> 进行对比实验. 考虑由  $n = 1000$  个传感器节点组成的无线传感器网络, 假设所有节点都在通信范围内, 其中有一个传感器为汇聚节点. 所有传感器监测 10 s 的采样情况, 传感器被随机地部署在正方形区域.

图1显示了 eGuard-out、CLO 和 STCS-DT 在 10 s 内的吞吐量变化. 可以清楚地看到 STCS-DT 的吞吐量较高, 这是因为其同时考虑了数据流的空间和时间相关性特征. 为了避免传输冗余, 对数据在时间和空间上分别压缩将减少数据的传输量, 从而提高吞吐量. 另外的两种算法只考虑了时间或者空间上的压缩, 所呈现的吞吐量会比 STCS-DT 低.

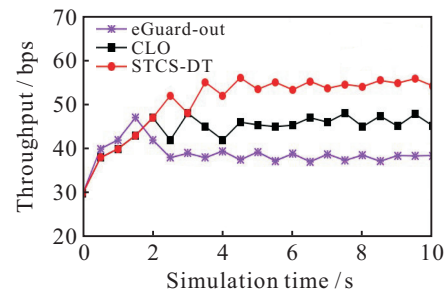


图1 吞吐量比较

图2给出了3种算法的延迟比较. 通过动态调整链路容量、路由选择等参数, 使得 STCS-DT 算法的延迟较低, 前 2 s 延迟较大是因为过多的程序加载.

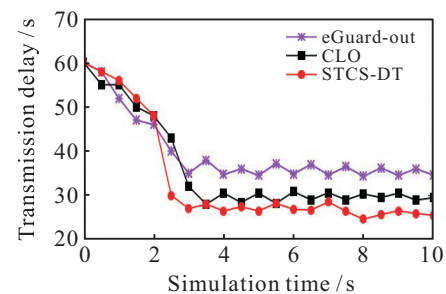


图2 传输延迟比较

图3给出了不同算法的传输准确率. 对于有损的压缩感知, STCS-DT 算法利用空间和时间上的相关性实现了比其他方法更好的重构性能. 一方面, 由于数据在时空上的压缩, 极大地降低了网络数据传输量, 使得网络传输量降低, 缓解了网络拥塞, 减少了丢包情况, 保证了数据传输的准确性; 另一方面, MAC 层、网络层和传输层协议的改进优化了网络环境, 提高了资源利用率, 也促进了数据传输的准确性.

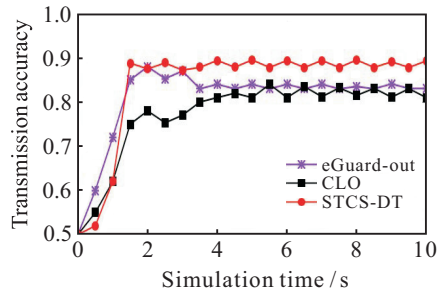


图3 传输准确率对比

图4给出了网络利用率。根据WSNs的需求,由于数据的压缩,使得网络传输量和存储量大大减少,节省了大量的网络资源;链路容量、信道接入的分配策略使得网络资源得以充分利用。

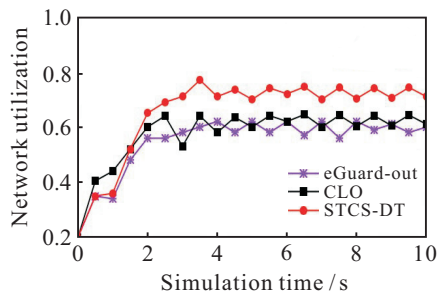


图4 网络利用率对比

## 5 结论

本文基于压缩感知研究了无线传感器网络数据传输的优化问题,构造了一种由 Kronecker 积构成的可分离时空感知矩阵。空间矩阵是信道访问的函数,时间矩阵是链路容量和功率的函数。根据实际网络约束,提出了一种跨层优化算法,实现了能量、路由选择、链路容量的优化结果。性能分析及仿真结果验证了所提出算法在网络延迟、吞吐量等性能上的改进。

### 参考文献(References)

- [1] Pattem S, Krishnamachari B, Govindan R. The impact of spatial correlation on routing with compression in wireless sensor networks[C]. The 3rd Int Symposium on Information Processing in Sensor Networks. Berkeley: IEEE, 2004: 28-35.
- [2] Liu Z, Liu B, Chen C W. Buffer-aware resource allocation scheme with energy efficiency and QoS effectiveness in wireless body area networks[J]. IEEE Access, 2017, 5: 20763-20776.
- [3] Liew S Y, Tan C K, Gan M L, et al. A fast, adaptive, and energy-efficient data collection protocol in multi-channel-multi-path wireless sensor networks[J]. IEEE Computational Intelligence Magazine, 2018, 13(1): 30-40.
- [4] Kwan J C, Fapojuwo A O. Radio frequency energy harvesting and data rate optimization in wireless

- information and power transfer sensor networks[J]. IEEE Sensors J, 2017, 17(15): 4862-4874.
- [5] Zonouz A E, Xing L D, Vokkarane V M, et al. Hybrid wireless sensor networks: A reliability, cost and energy-aware approach[J]. IET Wireless Sensor Systems, 2016, 6(2): 42-48.
- [6] Giorgi G. A combined approach for real-time data compression in wireless body sensor networks[J]. IEEE Sensors J, 2017, 17(18): 6129-6135.
- [7] Zheng H F, Guo W Z, Xiong N X. A kernel-based compressive sensing approach for mobile data gathering in wireless sensor network systems[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2018, 48(12): 2315-2327.
- [8] Zou Z L, Bao Y Q, Li H, et al. Embedding compressive sensing-based data loss recovery algorithm into wireless smart sensors for structural health monitoring[J]. IEEE Sensors J, 2015, 15(2): 797-808.
- [9] Assi C, Ebrahimi D. On the interaction between scheduling and compressive data gathering in wireless sensor networks[J]. IEEE Trans on Wireless Communications, 2016, 15(4): 2845-2858.
- [10] Dong Y Q, Wang J, Shim B, et al. Dearer: A distance-and-energy-aware routing with energy reservation for energy harvesting wireless sensor networks[J]. IEEE J on Selected Areas in Communications, 2016, 34(12): 3798-3813.
- [11] Paek J, Ko J G.  $K$ -means clustering-based data compression scheme for wireless imaging sensor networks[J]. IEEE Systems J, 2017, 11(4): 2652-2662.
- [12] Li X L, Tao X F, Chen Z. Spatio-temporal compressive sensing based data gathering in wireless sensor networks[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2018, 7(2): 198-201.
- [13] Xiang S Y, Cai L. Trans control for compressive sensing video over wireless channel[J]. IEEE Trans on Wireless Communications, 2013, 12(3): 1429-1437.
- [14] Li Y Z, Sheng M, Wang C X. Throughput-delay tradeoff in interference-free wireless networks with guaranteed energy efficiency[J]. IEEE Trans on Wireless Communications, 2015, 14(3): 1608-1621.
- [15] Liao D, Elhakeem K A. A cross-layer joint optimization approach for multihop routing in TDD-CDMA wireless mesh networks[J]. Trans on Emerging Telecommunications Technologies, 2012, 23(1): 6-15.

### 作者简介

李成铁(1982—),男,实验师,硕士,从事无线传感器网络的研究,E-mail: neuqlct@hotmail.com;

汪晋宽(1957—),男,教授,博士生导师,从事无线传感器网络等研究,E-mail: wjk@neuq.edu.cn;

李明维(1982—),女,副教授,博士,从事网络优化的研究,E-mail: lmw@neuq.edu.cn.