

# 基于混合 CS 的 WSN 六边形格状优化分簇路由算法研究

崔灿, 孙毅, 陆俊, 郝建红

(华北电力大学电气与电子工程学院, 北京 102206)

**摘要:** 建立基于混合 CS 的六边形格状 WSN 分簇模型, 定量分析网络数据传输次数与数据压缩比例和分簇大小的关系, 并求解最优网络分簇个数。提出基于混合 CS 的 WSN 六边形格状优化分簇路由算法, 均衡网络通信开销的同时减少数据传输次数。通过仿真实验验证所提出的优化分簇模型与算法优于传统分簇模型, 能有效降低网络数据传输次数。

**关键词:** WSN; 压缩感知; 六边形优化模型; 分簇路由

中图分类号: TN92

文献标识码: A

## Research on a hexagonal lattice optimal clustering routing algorithm based on hybrid CS for WSN

CUI Can, SUN Yi, LU Jun, HAO Jian-hong

(School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

**Abstract:** A hexagon lattice clustering model for WSN was proposed based on hybrid CS. The relationship between data transmission times and compression ratio and cluster size was analyzed quantitatively to get optimal clustering number. Then, a hexagon lattice optimal clustering routing algorithm for WSN based on hybrid CS was proposed, to balance network communication overhead and reduce data transmission times. Simulation experiment proved that the optimal clustering model and algorithm proposed are better than traditional ones in reducing data transmission times in WSN.

**Key words:** wireless sensor network, compressed sensing, hexagon lattice optimal model, clustering routing

### 1 引言

无线传感器网络是一种多跳自组织的分布式网络, 网络中的大量传感器节点将采集到的信息数据通过多跳的方式传送至汇聚节点<sup>[1]</sup>。在传统树型路由中, 当节点数据采样传输较频繁时, 靠近汇聚节点的通信压力较大, 能量消耗更快。因此, 在网络中节点能量受限的情况下, 采用合适的分簇路由机制减少数据传输次数, 可以有效降低节点能量消耗, 延长网络的生命周期。传统的分簇方法如 LEACH、HEED<sup>[2,3]</sup>等, 通过轮换簇头的方式, 均衡节点的负载和网络能量消耗。

近年来, 压缩感知理论(CS, compressed sens-

ing)<sup>[4]</sup>的提出为 WSN 中的数据采集与传输提供了新的思路。压缩感知理论是一种全新的信息获取和数据采集理论, 已成为数学领域和工程研究领域的研究热点之一。压缩感知采用非自适应线性投影来保持信号的原始结构, 以远低于奈奎斯特频率进行采样, 能通过数值最优化问题准确重构原始信号。压缩感知理论对数据源有一定的限制, 当且仅当原始数据在特定域内满足稀疏化条件时, 压缩后的数据才能被准确重构。文献[5]对 WSN 采集到的温度数据进行稀疏化和重构, 通过引入自回归模型的遥感数据的重建, 遥感数据的局部相关性的开发, 实现局部自适应稀疏, 在压缩比例不大于 20 时, 可以保证采样温度数据的重构均方误差在 5% 以内, 并

收稿日期: 2015-07-22; 修回日期: 2015-10-25

基金项目: 国家高技术研究发展计划(“863”计划)基金资助项目(No. 2015AA050203)

**Foundation Item:** The National High Technology Research and Development Program of China(863 Program)(No. 2015AA050203)

提出一种基于 CS 的自适应数据采集压缩传感技术方案。文献[6]证明 WSN 采样的温度、压力、水流等海洋监测数据通过离散傅里叶变化满足频域稀疏化的条件,且当压缩比例小于 17 时,海底 WSN 采集到的纬向海流数据能够实现完美重构。多种采样数据(声学、地震、热和红外等)已逐步被证明满足上述条件<sup>[7]</sup>,在此基础上进一步展开基于 CS 的 WSN 高效数据传输方式研究。文献[8]最早提出了 2 种不同的方法(普通 CS 和混合 CS),将 CS 应用到无线传感器网络的网络层,并形成一定的数据聚集机制。文献[9]讨论了 CS 在无线传感器网络数据采集中的应用,旨在通过联合路由最小化网络能耗和压缩聚集。文献[10]提出一种压缩感知的能量异构 WSN 分簇路由协议,通过设计一种基于正态分布的权值系数,均衡网络能量消耗的同时,优化压缩感知信号重构性能。文献[11]提出一种基于压缩感知的 WSN 高效传输分簇方法(TECM, transmission-efficient clustering method),建立方形网络分簇路由模型,通过调整网络簇的大小和簇头的个数,达到优化全网数据传输次数的目的。

WSN 的通信模型是以节点为中心的圆形结构,而文献[11]中网络模型以及簇结构均为方形,在此基础上理论推导出分簇大小与传输效率的定量关系必定与实际网络存在较大的偏差。文献[12]认为六边形格状结构是一种更为理想的 WSN 结构模型,并研究基于六边形格状分簇 WSN 的能量优化问题,分析六边形结构簇大小与网络性能的关系,但没有考虑引入 CS 后对网络性能的影响。六边形格状结构不仅在通信领域中具有明显的优势,文献[13]将六边形格状结构量化器应用于矢量量化领域,并取得较为理想的效果。

本文针对 CS 理论的应用特点(数据稀疏性和重构误差),面向节点密集数据转发频率较高且具有一定误差容忍度的 WSN 应用场景,在原始采样数据满足稀疏化条件的基础上,采用 CS 策略能有效减少数据传输次数,提高 WSN 网络性能,典型应用场景包括现场监测、森林河流防灾等。本文首先研究基于混合 CS 的 WSN 分簇数据传输过程,对传统基于 CS 的树型路由结构与基于混合 CS 的分簇路由结构进行比较分析。其次,建立基于混合 CS 的 WSN 六边形格状优化分簇模型,定量分析如何选择合适的成簇大小,均衡簇内和簇间数据传输

次数,达到优化全网数据传输次数的目的。然后,提出基于混合 CS 的 WSN 六边形格状优化分簇路由算法,实现数据简单高效的传递。最后,通过仿真实验进行算法性能对比,验证该理论模型与分簇算法的有效性。

## 2 WSN 混合压缩感知数据传输原理

本节阐述传统 CS 的 WSN 数据传输和混合 CS 的 WSN 数据传输原理,阐述 WSN 分簇路由策略中通过混合 CS 理论实现数据传输优化的基本实现过程。

### 2.1 传统 CS 的 WSN 数据传输过程

传统 CS 方法采用一个固定的观测矩阵  $F$ ,将全部数据按一定压缩比例  $r$  进行压缩采样并传输。假设  $x$  是一个  $N$  维向量,表示来自  $N$  个节点的原始数据,如果  $x$  能表示为  $x = \varphi s$ ,且向量  $s$  中仅有  $k(k \ll N)$  个非零元素,那么称  $x$  是稀疏的。此时可以用一个  $M \times N$  的观测矩阵  $F$ ,将  $x$  压缩成  $M(M < N)$  个观测值向量  $y(y = Fx)$  发送至汇聚节点。汇聚节点接收到观测向量  $y$  的观测值后,即可通过一系列启发式算法重构恢复出原始数据  $x$ <sup>[14,15]</sup>。

传统 CS 的 WSN 数据传输,是将 CS 压缩感知操作与 WSN 平面路由策略相结合,通过将压缩数据在树型路由路径传输实现数据优化<sup>[9]</sup>。具体实现步骤是:首先构建 WSN 平面树型路由,然后在采集节点直接进行压缩感知操作,将压缩后数据经过树型路由发送至 Sink 节点, Sink 节点负责进行数据压缩感知重构。

传统 CS 的 WSN 数据传输实现过程如图 1 所示,源节点  $A$  和  $B$  分别采集  $N$  维原始数据  $x_1$  和  $x_2$ ,经 CS 压缩后为  $M$  维观测数据  $y_1$  和  $y_2$ (压缩比例  $\varphi = \frac{N}{M}$ ),并发送至节点  $C$ ;中继节点  $C$  接收到数据

后,将自身数据以及  $A$ 、 $B$  节点数据  $\sum_{i=1}^3 y_i$  共同发送

至 Sink 节点, Sink 节点通过树型路由获得网络内全部节点的观测值  $y = \sum_{i=1}^N y_i = \sum_{i=1}^N f_i x_i$ 。传统 CS 的 WSN

数据传输,由于 WSN 中的数据需要多跳传输,在采用传统 CS 的 WSN 树状路由中,数据只在源节点处进行压缩处理,而数据在中继转发的过程中并没有其他压缩过程,因此,网络中由数据转发产生的数据传输次数依然很大。

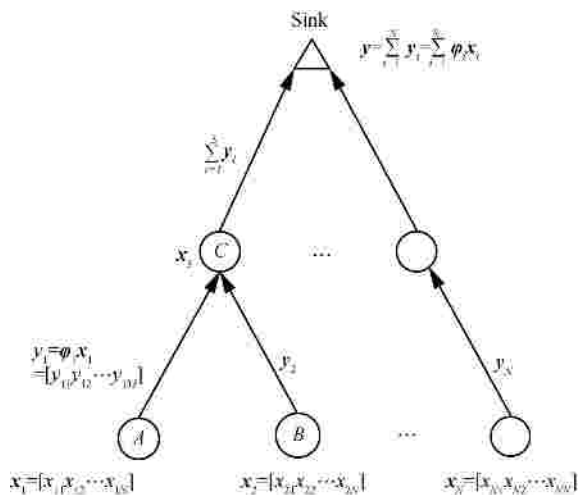


图 1 传统 CS 的 WSN 平面路由数据传输示意

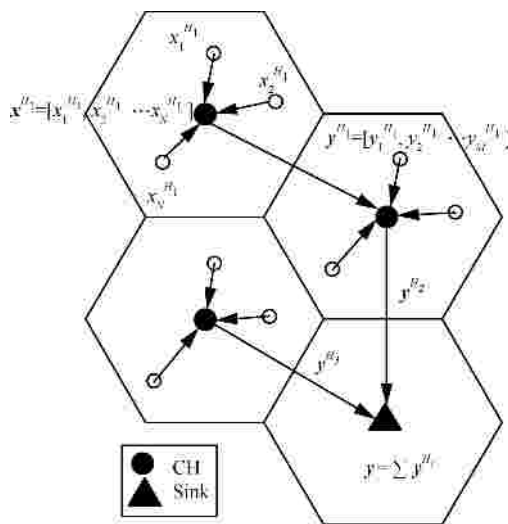


图 2 混合 CS 的 WSN 数据传输示意

### 2.2 混合 CS 的 WSN 数据传输过程

混合 CS 的 WSN 数据传输,是将 CS 压缩感知操作与 WSN 层次路由策略有效结合,通过层次汇聚节点的压缩感知操作,将层次内压缩数据在聚类路由路径传输实现数据优化<sup>[11]</sup>。具体实现步骤是:首先构建 WSN 层次路由,汇聚节点与采集节点构成簇内路由,汇聚节点间和 Sink 节点构成由簇间路由;采集节点将数据通过簇内路由路径传输至汇聚节点,汇聚节点负责进行压缩感知操作;汇聚节点通过簇间路由发送压缩数据至 Sink 节点,Sink 节点负责数据压缩感知重构。簇内路由然后在采集节点进行压缩感知操作,将压缩后数据经过树型路由发送至 Sink 节点。

混合 CS 的 WSN 数据传输实现过程如图 2 所示:在层次分簇路由中,簇内节点先将数据发送至簇头节点,簇头节点对簇内所有数据进行压缩后转发至汇聚节点。设簇内每一轮节点传输到簇头节点  $H_i$  的  $N$  个数据矩阵为  $x^{H_i} = [x_1^{H_i}, x_2^{H_i}, \dots, x_N^{H_i}]$ ,  $x_j^{H_i}$  表示第  $i$  个簇内的第  $j$  个节点采集到的数据,  $F^{H_i}$  表示第  $i$  个簇的观测矩阵,簇头节点利用观测矩阵将压缩后的  $M$  个观测值  $y^{H_i} = F^{H_i} x^{H_i} = [y_1^{H_i}, y_2^{H_i}, \dots, y_M^{H_i}]$  发送至汇聚节点,其中,  $M$  的值由压缩比例  $\rho$  确定 ( $\rho = \frac{N}{M}$ )。在图 2 中,来自 3 个簇的原始数据  $x = [x^{H_1}, x^{H_2}, x^{H_3}]^T$ ,观测矩阵  $F = [F^{H_1}, F^{H_2}, F^{H_3}]$ ,此时汇聚节点接收到的全网压缩后的数据  $y$  可由式(1)计算得到。基于混合 CS 的 WSN 数据传输,相对于传统 CS 在 WSN 的应用,可以达到均衡网络数据传输压力的目的。

$$y = [F^{H_1}, F^{H_2}, F^{H_3}] \begin{bmatrix} x^{H_1} \\ x^{H_2} \\ x^{H_3} \end{bmatrix} = \sum_{i=1}^3 F^{H_i} x^{H_i} \quad (1)$$

在 CS 中,当原始数据满足稀疏性条件时,可以通过求解  $l_1$  范数的方法重构出原始数据,数据重构的准确性受稀疏基、重构算法、压缩比例等因素影响。文献[16,17]均提出适用于 WSN 的数据观测、稀疏与重构方法,本文汇聚节点采用与文献[11]相同的稀疏矩阵与重构方法,在保证数据准确性的前提下,重点分析不同压缩比例时,网络数据传输次数和分簇大小的关系。

### 3 混合 CS 的 WSN 六边形格状优化分簇分析模型

在混合 CS 的六边形格状 WSN 分簇网络中,全部数据传输次数  $T$  包括 2 个部分:簇内数据传输  $T_{intra}$  和簇间数据传输  $T_{inter}$ 。当每个簇的大小增大时,簇内节点需要多跳至簇头,簇内数据传输次数随之增加;反之,当簇变小时,簇头至汇聚节点的跳数增加,簇间数据传输次数也将随之增加。因此,在采用 CS 的 WSN 分簇网络中,如何选择合适的成簇大小,均衡簇内和簇间数据传输次数,使全网的数据传递数最低至关重要。

本节对混合 CS 的 WSN 六边形格状优化分簇理论模型进行阐述和分析,首先对簇内数据传输量和簇间数据传输量进行建模,然后定量分析全网数据传输次数与分簇大小的关系,最后通过公式求解得出不同压缩比例时的最优分簇理论模型。

### 3.1 全网数据传输次数量化分析

WSN 六边形格状分簇通信示意如图 3 所示，设每个六边形网格的半径为  $R$ ，一个六边形簇的半径为  $R_c = nR$  ( $n$  为最大簇内跳数)，网络中节点密度为  $\rho$ ，总节点数为  $N$ 。则一个簇的面积  $S_c$  如式 (2) 所示，一个簇内的节点数  $N_c$  如式 (3) 所示，由此可计算全网内簇的总个数  $C$ ，如式 (4) 所示。

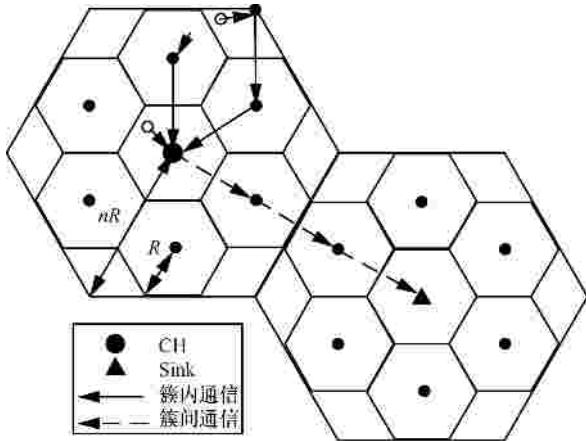


图 3 WSN 六边形格状分簇网络簇内及簇间通信示意

$$S_c = \frac{3\sqrt{3}}{2} R_c^2 \quad (2)$$

$$N_c = \rho S_c = \frac{3\sqrt{3}}{2} \rho R_c^2 l \quad (3)$$

$$C = \frac{N}{N_c} = \frac{2N}{3\sqrt{3}\rho R_c^2 l} \quad (4)$$

根据图 3 中的六边形格状分簇模型，在一个簇内簇头所在六边形网格中的节点可以一跳至簇头，相邻六边形网格内的节点需要 2 跳至簇头，可以证明：距离簇头  $k$  跳的节点数为  $N_{kth} = (2k-1) \cdot \frac{3\sqrt{3}}{2} R^2 l$ ，证明过程见附录。因此一个簇头收集簇内

全部节点数据所需的数据传输次数为  $\sum_{k=1}^n k N_{kth} =$

$$\sum_{k=1}^n (2k-1)k \frac{3\sqrt{3}}{2} R^2 l。$$

综上，可以计算出所有簇头收集一轮全网数据所需的簇内数据传输次数如式 (5) 所示。

$$T_{intra} = \left[ \sum_{k=1}^n (2k-1)k \frac{3\sqrt{3}}{2} R^2 l \right] \frac{2N}{3\sqrt{3}\rho R_c^2 l} = \left( \frac{2R_c}{3R} - \frac{R}{6R_c} + \frac{1}{2} \right) N \quad (5)$$

其中， $R_c$  为一个簇的半径大小， $R$  为节点发送半径， $N$  为网络节点总数。

簇间数据传输次数可以通过簇的个数（汇聚节点所在簇除外）、簇间跳数以及簇头之间数据发送次数求得，如式 (6) 所示。

$$T_{inter} = CnM = \left( \frac{2N}{3\sqrt{3}\rho R_c^2 l} - 1 \right) n \frac{N}{r} = \frac{2N^2}{3\sqrt{3}\rho R_c l r} - \frac{R_c N}{Rr} \quad (6)$$

其中， $C$  是簇个数， $n$  是簇内最大跳数， $M$  是压缩后数据个数， $\rho$  是簇头数据压缩比例， $M = \frac{N}{r}$ 。由

式(5)和式(6)可以求出汇聚节点收集一轮全部节点数据所需传输数据总次数为

$$T = T_{inter} + T_{intra} = \left( \frac{2N}{3R} - \frac{N}{rR} \right) R_c + \left( \frac{2N^2}{3\sqrt{3}l R r} - \frac{NR}{6} \right) \frac{1}{R_c} + \frac{N}{2} \quad (7)$$

其中， $N$  表示网络节点个数， $R$  是节点通信半径， $\rho$  是簇头数据压缩比例， $R_c$  是簇半径大小， $\rho$  表示节点密度。式 (7) 定量表达了全网数据传输次数与上述变量之间的关系，其中，压缩比例  $\rho$  和簇半径大小  $R_c$  在每一轮网络部署中是可以变化的。

### 3.2 混合 CS 的 WSN 六边形格状最优分簇半径求解

通过上述分析以及式 (7) 可以看出，当网络中节点个数  $N$  以及混合 CS 压缩比例  $\rho$  确定时，式(7) 是关于簇半径大小  $R_c$  的单变量函数，令  $\frac{\partial T}{\partial R_c} = 0$  即可以求得最优解  $R_c^*$ ，如式(8)所示。

$$R_c^* = \sqrt{\frac{4S - \sqrt{3}R^2 r}{2\sqrt{3}(2r-3)}}, r \geq 6 \quad (8)$$

其中， $S$  表示网络面积， $R$  表示节点通信半径，都是常量。式 (8) 表明了最佳分簇半径  $R_c^*$  和 CS 数据压缩比例  $\rho$  之间的量化关系，是关于  $\rho$  的单变量函数。在压缩比例不小于 6 的情况下，每个簇半径为  $R_c^*$  时，全网数据传输次数  $T$  可以取得最小值。根据压缩比例的变化可以调整网络成簇的大小，保证  $T$  始终可以取得最优值。

根据最优簇半径  $R_c^*$  可以进一步求出每个簇内最优节点数  $N_c^*$ ，如式(9)所示。

$$N_c^* = \frac{3\sqrt{3}}{2} l R_c^{*2} = \frac{12N - 3\sqrt{3}l R^2 r}{4(2r - 3)}, r \geq 6 \quad (9)$$

由于整个网络内节点数目为  $N$ ，进一步由式(9)可以得到在压缩比例满足一定条件时最优簇的个数  $C^*$ ，即将整个 WSN 网络分成  $C^*$  个簇时，可以使全网络数据传输次数最少。

$$C^* = \left\lceil \frac{N}{N_c^*} \right\rceil = \left\lceil \frac{4S(2r - 3)}{12S - 3\sqrt{3}R^2 r} \right\rceil, r \geq 6 \quad (10)$$

其中， $\lceil \cdot \rceil$ 表示取整。式(10)表明，在混合 CS 的 WSN 六边形格状分簇网络中，压缩比例  $\rho$  满足一定条件时，可以将网络分成  $C^*$  个簇来获得最优化的全网数据传输次数，实现数据从普通节点至汇聚节点的高效传递。同时， $C^*$  也是关于  $\rho$  的单变量函数。

#### 4 混合 CS 的 WSN 六边形格状优化分簇路由算法

基于上述理论模型分析，本文提出混合 CS 的 WSN 六边形格状优化分簇路由算法。在该算法中，汇聚节点根据式(10)计算网络区域的优化分簇个数  $C$ ，依次将网络划分为  $C$  个大小相同的六边形区域，并将每个区域的中心位置广播至全部节点；距离六边形分簇区域中心最近的节点通过竞争成为簇头，并向簇内广播成簇请求，节点收到请求后完成分簇。算法具体实现过程如图 4 所示。

**步骤 1 确定簇中心点。** 汇聚节点根据式(10)计算最佳优化分簇个数  $C$ ，将网络划分为  $C$  个大小相同的六边形区域，并计算每个区域的中心点位置（假设汇聚节点能量及处理能力足够大，且拥有全网络区域范围与面积、节点数及相应的压缩感知策略等信息）。

**步骤 2 簇头选举。** 若中心一跳范围的六边形内没有节点，则重复步骤 1，否则靠近区域中心的节点自动成为候选簇头。候选簇头节点广播包含到区域中心距离的竞选消息，其他候选簇头节点收到消息后，与自己到区域中心的距离对比，距离区域中心最近的候选簇头当选为簇头（假设每个节点知道自己的位置信息）。

**步骤 3 节点成簇。** 成功当选的簇头节点向  $n$  跳范围内广播成簇请求消息  $n = \frac{R_c^*}{R}$ ，如果节点收到来自一个或多个簇头的请求，则选择跳数最少的簇头加入，否则加入最近的邻节点所在的簇。

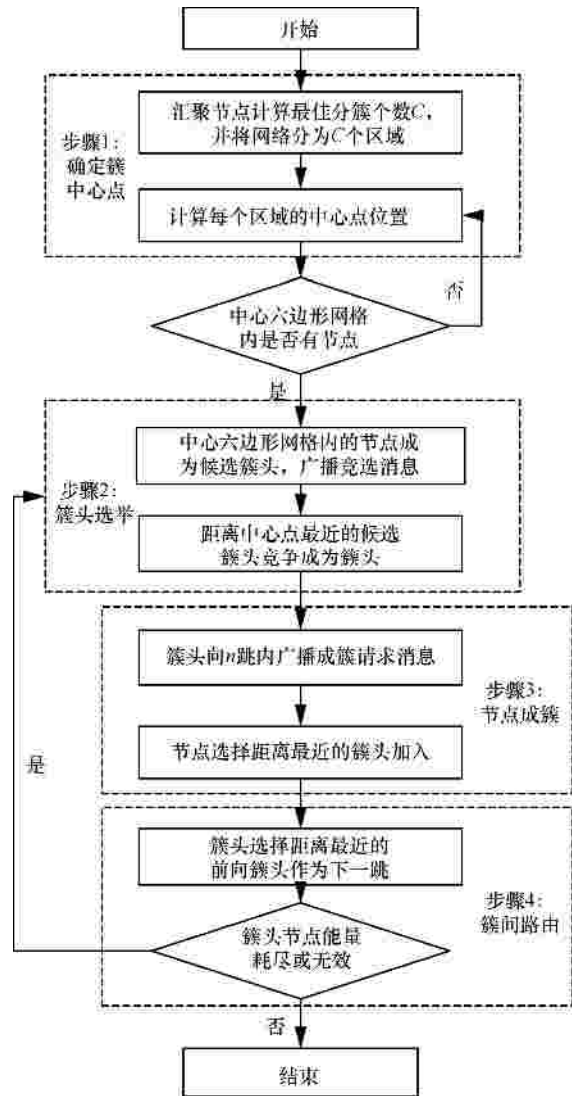


图 4 混合 CS 的 WSN 优化分簇流程

**步骤 4 簇间路由。** 簇内成员节点确定后，簇头之间通过广播获得彼此的位置信息，选择最少跳数的前向簇头（离汇聚节点较近）作为下一跳，建立簇间路由。期间若簇头能量耗尽或失效，则重复步骤 2。

#### 5 仿真实验分析

本文仿真实验采用 Matlab 作为仿真工具，对本文算法、高效传输分簇算法（TECM, transmission-efficient clustering method）以及不采用 CS 的分簇（CS, clustering without）算法进行性能对比与分析。其中，TECM 算法将网络划分成正方形网格，且每个簇的形状也近似正方形；无 CS 分簇算法采用与本文算法同样的成簇方法，只是簇头不使用压缩感知对簇内数据进行压缩。具体网络环境参数设置如下。

参数类型	参数值
网络大小/m <sup>2</sup>	200
节点个数/个	400~1 200
节点密度/(个·米 <sup>-2</sup> )	2~6
节点通信范围/m	$\sqrt{3}$
压缩比 $\gamma$	大于 6
仿真次数	50 次随机

### 5.1 六边形优化分簇模型性能分析

在图 5 中，数据压缩比例为 6，节点个数与密度固定，随着簇的半径  $R_c$  递增，分别统计采用本文六边形分簇模型与 TECM 算法中正方形分簇模型时的全网数据传输次数。图 6 统计了不同压缩比例下，不同算法模型取最优簇半径大小时的数据传输次数，压缩比例设置为 5~10。

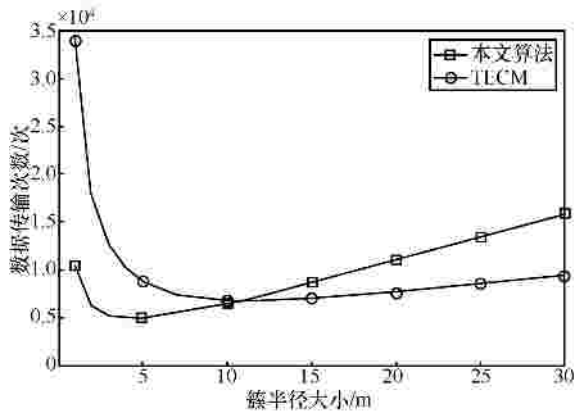


图 5 不同簇半径大小时传输次数对比

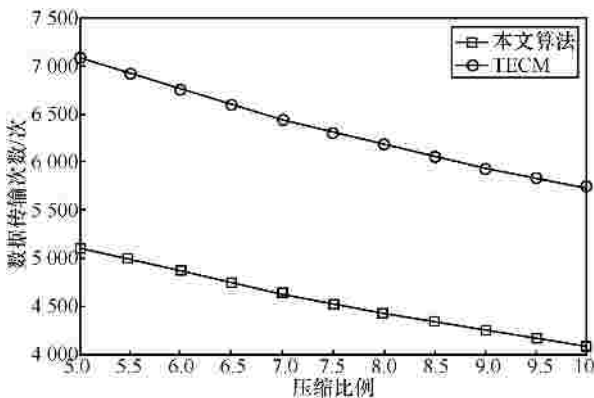


图 6 不同压缩比例时最优传输次数对比

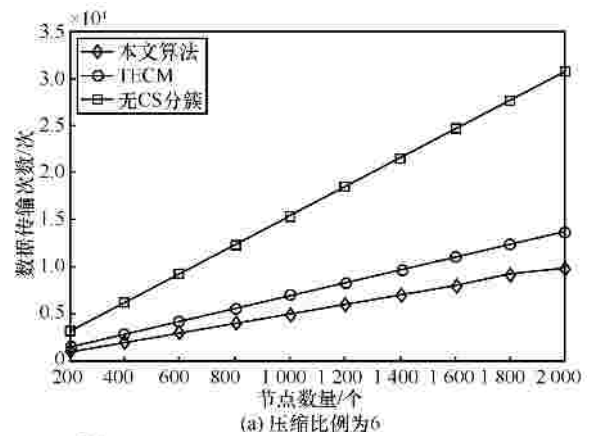
图 5 结果显示，随着簇半径的大小不断增加，全网数据传输次数先递减后递增，有且仅有一个极值点。通过对比可知，TECM 算法采用的正方形分簇模型在簇半径为 11 m 时取得极值 6 750，本文

六边形优化分簇模型在簇半径为 4 m 时达到极值 4 864，比 TECM 正方形模型的全网数据传输次数减少了 27.9%。

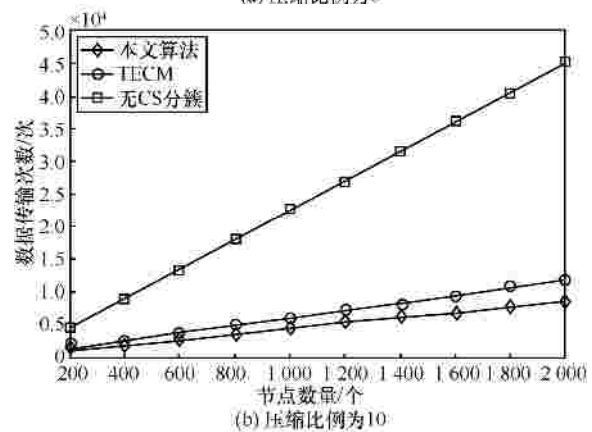
从图 6 可以进一步看出，随着压缩比例的变化，本文六边形模型的最优数据传输次数均少于 TECM 模型，平均减少 28.2%。可见，本文六边形分簇模型的性能较稳定，受 CS 压缩比例变化影响不大，适用于不同压缩比例要求的 WSN 场景。

### 5.2 基于混合 CS 的 WSN 优化分簇算法性能分析

图 7 分别为压缩比例固定时，不同算法的数据传输次数与网络节点数量关系曲线。



(a) 压缩比例为 6



(b) 压缩比例为 10

图 7 不同节点个数时数据传输次数对比

从图 7 可以看出，数据传输次数与节点数量呈现近似线性的关系，这是因为当压缩比例固定时，算法使用的最佳分簇半径是关于压缩比例  $\gamma$  的单变量函数，即分簇半径及个数不随节点数量的增加而变化，此时全网数据传输次数  $T$  与节点数量  $N$  呈线性关系（参见式 (7)）。

在算法性能上，无 CS 的分簇算法，数据传输次数明显高于采用了 CS 的方法，因为合理使用 CS 进行数据压缩，可以有效减少采样数据量，提高网

络性能。本文算法的性能优于 TECM 算法,数据传输次数分别减少了 25%和 12%,这是由于本文算法采用六边形格状分簇模型,该模型比 TECM 中的分簇模型更接近实际网络,优化效果更好。当压缩比例越大时,本文算法与 TECM 性能越接近,这是因为采样数据越少,分簇算法的效果越不明显(考虑极端情况:当整个网络只需传输一个数据分组时,分簇就变得没有意义了)。

### 5.3 算法性能与模型理论误差分析

本文提出的基于混合 CS 的 WSN 六边形格状分簇理论模型将网络划分成大小相同的六边形网格与簇结构,在此基础上建立簇内与簇间路由,优化数据传输次数,实现数据的高效传递。该模型较之 TECM 的正方形网格分簇性能有所提升,但仍是一种较为理想的网络结构,在实际应用中无法达到模型中传输次数的理论最优值。统计节点数量固定为 1 000 时,不同压缩比例下本文算法性能与模型理论最优值的对比,如图 8 所示。

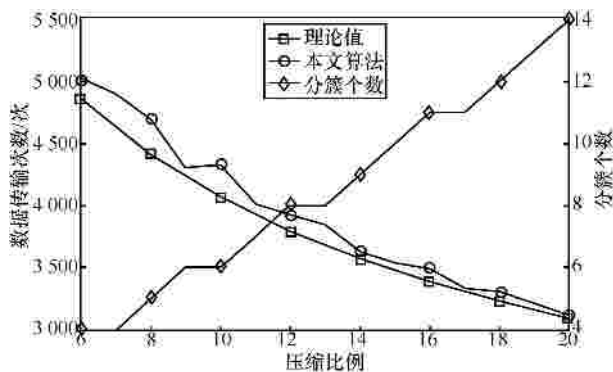


图 8 不同压缩比例下算法性能与理论值对比

从图 8 可以看出,随着压缩比例的增大,分簇个数呈递增趋势,数据传输次数不断减少,这是因为在本文六边形格状分簇模型中,数据传输次数以及最优分簇半径与压缩比例呈反比,分簇个数与之呈正比。算法仿真结果与理论最优值最大误差为 8.80%,平均误差为 4.35%,且压缩比例越大误差值越小,这是因为分簇个数越多,网络越容易被划分为大小相同近似正六边形的区域。

影响算法性能的因素可能有以下几个方面。

1) 初始化阶段,实际网络难以划分成大小形状完全相同的若干个簇,因此算法中仅保证每个簇的面积大小相同,而不全是正六边形的簇结构。

2) 簇内与簇间路由选择最小跳数的方法完成数据传输,没有考虑动态及多径路由的问题,路径

选择方法比较简单。

3) 节点之间的数据传输容易存在干扰、分组丢失等问题,负载不均衡导致节点能量耗尽、更换簇头等也会带来额外的通信开销,本文模型与算法在这些方面的关注度不够。

## 6 结束语

针对现有 CS 理论在 WSN 分簇路由中的应用较少,分簇模型不完善等问题,本文提出一种基于混合 CS 的 WSN 六边形格状分簇理论模型,研究 WSN 分簇网络中成簇大小对网络通信次数的影响,理论推导并定量研究网络数据传输次数与压缩比例和节点数量之间的关系。在该模型理论分析的基础上,提出基于 CS 的 WSN 六边形格状优化分簇算法,实现应用混合 CS 的 WSN 分簇网络中数据的有效传输。仿真结果与算法性能对比表明,本文的优化算法比传统算法能更加有效地降低数据传输次数。本文算法网络环境建立在静态节点的基础上,主要针对节点密集数据转发频率较高且具有一定误差容忍度的 WSN 应用场景,仍需进一步研究以适应更广泛的 WSN 网络。

### 附录 距离簇头 $k$ 跳的节点数证明

证明 在一个半径为  $nR$  的六边形簇内,距离簇首第  $k$  ( $1 \leq k \leq n$ ) 跳的节点数为

$$N_{kth} = (2k - 1) \frac{\sqrt{3}}{2} R^2 l$$

首先,求出距离簇首  $k$  跳范围的区域面积  $S_k$ ,即半径为  $kR$  的六边形面积

$$S_k = \frac{\sqrt{3}}{2} (kR)^2 = k^2 \frac{\sqrt{3}}{2} R^2$$

设距离簇首第  $k$  跳的区域面积为  $S_{kth}$ ,则第  $k$  跳区域面积为  $k$  跳区域面积  $S_k$  减去  $k-1$  跳区域面积  $S_{k-1}$ ,有

$$\begin{aligned} S_{kth} &= S_k - S_{k-1} \\ &= k^2 \frac{\sqrt{3}}{2} R^2 - (k-1)^2 \frac{\sqrt{3}}{2} R^2 \\ &= [k^2 - (k-1)^2] \frac{\sqrt{3}}{2} R^2 \\ &= (2k-1) \frac{\sqrt{3}}{2} R^2 \end{aligned}$$

已知网络节点密度为  $l$ ,则

$$N_{kth} = S_{kth} l = (2k-1) \frac{\sqrt{3}}{2} R^2 l$$

证毕。

## 参考文献：

- [1] 马祖长, 孙怡宁, 梅涛. 无线传感器网络综述[J]. 通信学报, 2004, 25(4):114-124.  
MA Z C, SUN Y N, MEI T. Wireless sensor network review [J]. Journal on Communications, 2004, 25 (4): 114-124.
- [2] HEINZELMAN W R, CHANDRAKASAN A, BALAKRISHNAN H. Energy-efficient communication protocol for wireless microsensor networks[C]//The 33rd Annual Hawaii International Conference on System Sciences. c2000: 8020-8020.
- [3] YOUNIS O, FAHMY S. HEED: a hybrid, energy-efficient, distributed clustering approach for ad hoc sensor networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2004, 3(4): 366-379.
- [4] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [5] WANG J, TANG S, YIN B, et al. Data gathering in wireless sensor networks through intelligent compressive sensing[C]// Proceedings of the 2012 IEEE International Conference on Communications, 2012: 603-611.
- [6] 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.
- [7] HAUPT J, BAJWA W U, RABBAT M, et al. Compressed sensing for networked data[J]. Signal Processing Magazine IEEE, 2008, 25(2):92-101.
- [8] LUO C, WU F, SUN J, et al. Compressive data gathering for large-scale wireless sensor networks[C]//The 15th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. ACM, c2009: 145-156.
- [9] XIANG L, LUO J, VASILAKOS A. Compressed data aggregation for energy efficient wireless sensor networks[C]//2011 8th Annual IEEE Communications Society Conference on Sensor, Mesh and Ad Hoc Communications and Networks (SECON), c2011: 46-54.
- [10] 蒋文贤. 压缩感知的能量异构 WSN 分簇路由协议[J]. 传感技术学报, 2013, (6):894-900.  
JIANG W X. Energy heterogeneous clustering routing protocol based on compressed sensing [J]. Journal of Sensing Technology, 2013 (06): 894-900.
- [11] XIE R, JIA X. Transmission efficient clustering method for wireless sensor networks using compressive sensing[J]. IEEE Transactions on Parallel & Distributed Systems, 2013, 25(3): 1.
- [12] WANG D, LIN L, XU L. A study of subdividing hexagon-clustered WSN for power saving: analysis and simulation[J]. Ad Hoc Networks, 2011, 9(7):1302-1311.
- [13] LUCKJIFF G, DOBSON I. Power spectrum of a sigma-delta modulator with hexagonal vector quantization and constant input[C]//The 1999 IEEE International Symposium on Circuits and Systems. IS-CAS'99. c1999: 270 - 273.
- [14] TROPP J A, GILBERT A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53(12): 4655-4666.
- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] LUO J, XIANG L, ROSENBERG C. Does compressed sensing improve the throughput of wireless sensor networks?[C] 2010 IEEE International Conference on Communications (ICC). c2010: 1-6.

## 作者简介：



崔灿 (1991-), 男, 安徽蚌埠人, 华北电力大学博士生, 主要研究方向为电气信息技术、无线传感器网络、压缩感知理论等。



孙毅 (1972-), 男, 辽宁朝阳人, 博士, 华北电力大学教授、硕士生导师, 主要研究方向为电力系统通信与信息技术、无线传感器网络等。



陆俊 (1976-), 男, 云南广南人, 博士, 华北电力大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为无线传感器网络、电力系统通信和电气信息技术等。



郝建红 (1960-), 女, 河北石家庄人, 博士, 华北电力大学教授、博士生导师, 主要研究方向为物理电子学和电磁理论等。