

## Information Collection Scheme in Underwater Sensor Networks with Combined Compressed Sensing and LEACH\*

LIU Ya, LIU Gongliang\*, KANG Wenjing

(School of Information and Electrical Engineering, Harbin Institute of Technology at Weihai, Weihai Shandong 264209, China)

**Abstract:** Due to the special applying environment, node energy consumption is a critical issue to underwater sensor networks. To solve this problem, an information collection scheme (CS\_LEACH) for underwater sensor networks is proposed in this paper, which combines LEACH protocol with the new emerging compressed sensing theory. After the network nodes are clustered according to LEACH protocol, a node in some cluster will participate in the sensing process with a certain probability  $q$ . Then, all cluster heads send the weighted sum of the gathered data in each cluster to the Sink node. Sink node reconstructs the original information map of the concerned area using compressed sensing reconstruction algorithm. Simulation results show that under the premise of ensuring the reconstruction precision, the proposed CS\_LEACH scheme greatly saves node energy and prolongs network life-time compared with the conventional LEACH protocol.

**Key words:** underwater acoustic sensor network; LEACH protocol; compressed sensing; energy consumption  
EEACC: 7230      doi: 10.3969/j.issn.1004-1699.2013.03.019

## 压缩感知和 LEACH 结合的水下传感器网络信息采集方案\*

刘亚, 刘功亮\*, 康文静

(哈尔滨工业大学(威海)信息与电气工程学院, 山东威海 264209)

**摘要:** 由于水下传感器网络特殊的工作环境, 节点能耗是其至关重要的问题。针对这一问题, 本文提出一种 LEACH 和压缩感知相结合的水下传感器网络信息采集方案(CS\_LEACH)。根据 LEACH 协议对网络节点分簇后, 簇内节点可以以概率  $q$  决定是否参与感知数据, 簇内感知到的数据加权叠加后, 由簇头传输至 Sink 节点。在 Sink 节点, 利用压缩感知重构算法进行信息重构, 从而得到监测区域的信息图谱。仿真结果表明, 与传统的 LEACH 协议相比, CS\_LEACH 方案在保证重构精度的前提下, 大大节约了节点能量, 延长了网络生存周期。

**关键词:** 水下声学传感器网络; LEACH 协议; 压缩感知; 能耗

**中图分类号:** TP393

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1004-1699(2013)03-0388-08

近年来, 各国开发利用海洋的热潮逐渐兴起, 海洋权益日益受到重视, 水下无线传感器网络成为研究热点。水下传感器网络在数据采集(例如温度、盐度等)、环境监测和灾难预防等方面取得了广泛的应用<sup>[1-2]</sup>。由于水下传感器节点长期部署在海底(二维静态或准静态网络), 或漂浮在不同的深度(三维静态或准静态网络)<sup>[3]</sup>, 节点靠电池供电, 能源更换困难, 因此, 如何充分利用有限的节点能量资源来完成复杂水下环境中的信息采集、传输和处理

任务, 有效延长网络生存时间, 是当前国内外水下传感器网络研究领域的热点问题。

陆地无线传感器网络中, 分簇是一种节约能耗和能耗均衡的有效思路。将传感器网络分簇, 簇内普通节点只需要和距离近的簇头通信, 簇头将搜集到的信息传输至远距离的基站, 这样就不用每个节点都和基站通信, 大大节约了网络能耗。LEACH 协议<sup>[4]</sup>是无线传感器网络中最为经典的分簇协议, 以循环的方式随机选择簇头, 将整个网络的能量负载

**项目来源:** 国家自然科学基金项目(61001093); 山东省优秀中青年科学家科研奖励基金项目(BS2012DX001); 威海市科技发展计划项目(2010-3-96); 哈尔滨工业大学科研创新基金项目(HIT.NSRIF.2013136)

**收稿日期:** 2012-10-22      **修改日期:** 2013-03-11

平均分配到每个传感器节点中,从而实现网络能量均衡,降低网络能耗,大大延长了网络寿命<sup>[5]</sup>。当然,LEACH 协议也存在某些缺点,针对这些不足有不少改进算法<sup>[6-7]</sup>。由于水下环境复杂多变,并且多采用水声通信,信道环境的复杂性和通信方式的差异性制约了经典分簇协议在水下传感器网络中的应用。近年来,已有不少文献<sup>[8-11]</sup>将陆地无线传感器网络的分簇路由协议改进后,应用到水下环境中,网络性能得到很大的提升。在 LEACH 算法及其改进形式中,每个簇头收到本簇成员后进行数据融合处理,并将结果发送给汇聚节点,但其仅强调了数据融合的重要性,而并没有提出具体的能量有效数据融合措施作为技术支撑,因而限制了 LEACH 算法的节能性。近年来,压缩感知理论的出现,为上述瓶颈的突破提供了新的解决途径。

由于大多数自然现象数据在某一合适的基上是稀疏的,根据压缩感知理论,在一定的条件下,可以用少数随机观测值精确恢复信号<sup>[12]</sup>。近年来,已有不少研究将压缩感知理论应用于无线传感器网络中。其中文献<sup>[13]</sup>提出了自适应压缩感知,首先随机选取传感器节点感知数据,并用这些感知到的数据进行重构,如果重构精度不能满足要求,则 Sink 节点选取一条路由并且决定路径上相应位置传感器节点的权值系数,最终利用所有路由的加权值重构原始数据。文献<sup>[14-15]</sup>研究了传感器网络中的基于压缩感知的稀疏事件检测和多目标跟踪,文献<sup>[16]</sup>提出了 LEACH 和压缩感知结合的无线传感器网络目标探测,这些都是针对空域稀疏的场景;而对于环境监测、信息采集等应用来说,网络数据往往是频域稀疏的,因此在数据采集方式、网络协议等方面都存在新的问题。文献<sup>[17]</sup>针对水下传感器网络提出了一种随机接入压缩感知(RACS)方案,在每一帧的开始,每个节点根据一定的概率决定是否进行数据采集,然后将采集到的数据通过单跳方式传递到 Sink 节点,Sink 节点根据随机选取的节点数据进行重构。然而,该文献并未考虑水下信道的特点,也没有考虑到传感器节点到 Sink 节点距离不同对节点能耗的影响,这将导致节点能耗的不均衡。鉴于上述分析,本文提出了压缩感知和 LEACH 结合的水下传感器网络信息采集方法 CS\_LEACH,利用 LEACH 协议的分簇思想实现能耗均衡,利用压缩感知方式有效压缩数据,减少构建网络信息图谱所需的数据量,从而降低系统能耗,延长大规模水下传感器网络的整体生存时间。

本论文安排如下:第1节介绍了系统模型;第2

节介绍了水下信道传播模型;第3节对 CS\_LEACH 协议进行了详细阐述,包括簇内节点全部参与采样的 CS\_LEACH\_DS 方案和簇内节点按照一定概率  $q$  参与采样的 CS\_LEACH\_RS 方案;第4节通过仿真实验对 CS\_LEACH 协议进行了分析和验证;第5节对全文进行总结。

## 1 系统模型

本文考虑部署在海底的静态传感器网络,如图1所示, $N=I \times J$  个传感器节点均匀分布在二维平面内,用来对物理现象  $u(x, y, t)$  (比如水下温度) 进行监测。Sink 节点位于距离海平面很近的地方,传感器网络中各个节点之间具有相互通信能力,并且都能和 Sink 节点远距离通信。

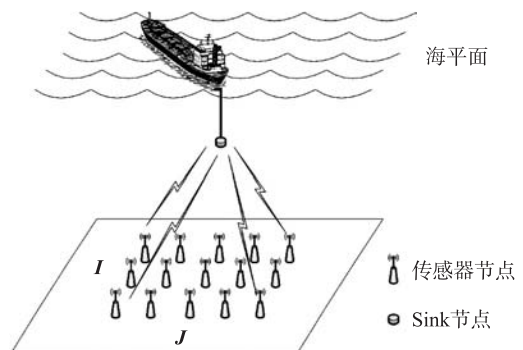


图1 由  $N=I \times J$  个传感器节点组成的二维水下传感器网络

$u_{ij}(n) = u(x_i, y_j, n)$  表示在第  $n$  个采样周期,节点位置  $(i, j)$  上感知的数据,  $x_i$  和  $y_j$  表示传感器节点的空间位置。在第  $n$  个采样周期,整个传感器网络中的传感器节点所处位置的温度值为:

$$U(n) = \begin{bmatrix} u_{11}(n) & \cdots & u_{1J}(n) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \cdots & u_{ij}(n) & \cdots \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ u_{n1}(n) & \cdots & u_{nJ}(n) \end{bmatrix} \quad (1)$$

本论文提出的 CS\_LEACH 协议,在每个采样周期的开始,进行簇头的建立,然后进行分簇过程,非簇头节点选择所从属的簇头,每个簇内的普通节点可以以一定的概率参与采样,簇内感知数据的加权叠加值由簇头传输至 Sink 节点,在每个采样周期的结束, Sink 节点利用接收到的少量数据进行信息重构。

## 2 水声信道传播模型

在水下传感器网络中,水声信号在传播时衰减损失主要是传播损耗和吸收损耗<sup>[18]</sup>。假设节点正常接收消息分组的最低功率是  $P_0$ ,发送端和接收端的距

离是  $l$ , 载波频率  $f$ , 则发送功率至少需要是  $P_0 A(l, f)$ , 其中  $A(l, f)$  是系统的衰减因子:

$$A(l, f) = l^k a(f)^l \quad (2)$$

式中  $k$  是波面扩展损失因子, 对于柱面波取  $k=1$ , 球面波时取  $k=2$ , 在实际应用中一般设定  $k=1.5$ 。对式(2)取对数形式:

$$10 \log A(l, f) = k 10 \log(l) + l 10 \log a(f) \quad (3)$$

上式单位是 dB, 第一项是传播损耗, 第二项是吸收损耗。  $a(f)$  是与吸收系数  $\alpha(f)$  有关的一个参数, 其表达式为:

$$a(f) = 10^{\frac{\alpha(f)}{10}} \quad (4)$$

吸收系数的经验公式<sup>[19]</sup>是:

$$\alpha(f) = \frac{0.11f^2}{1+f^2} + \frac{44f^2}{4100+f^2} + \frac{2.75f^2}{10^4} + 0.003 \quad (5)$$

由此公式可见, 吸收损耗随距离和频率的增大而变大。

### 3 CS 和 LEACH 结合的信息采集

#### 3.1 LEACH 协议

LEACH 协议的每个回合可以分成两个阶段: 簇的建立阶段和传输数据的稳定阶段。两个阶段所持续的时间总和为一轮。稳定阶段持续一段时间后, 进行下一回合, 不断地循环执行簇的重构过程。LEACH 协议把网络的能量负载平均到每个传感器节点上, 从而达到节约能耗的目的。

LEACH 协议的工作过程是:

步骤 1: 簇的建立阶段。在每一轮的开始, 随机选择簇头节点。传感器节点随机生成一个  $(0, 1)$  之间的随机数, 并且与阈值  $T(d)$  做比较,

$$T(d) = \begin{cases} \frac{p}{1-p \lceil r \bmod (1/p) \rceil} & d \in G \\ 0 & d \notin G \end{cases} \quad (6)$$

式中  $p$  为节点成为簇头节点的百分数,  $r$  为当前轮数,  $G$  为在最近的  $1/p$  轮中未当选簇头的节点集合,  $d$  为传感器节点标号。如果小于该阈值, 则该节点当选为簇头。假设此步骤共选取  $M$  个簇头。

步骤 2: 簇头节点广播自己成为簇头的信息, 节点根据接收到的消息的强度决定加入哪个簇, 并告知相应的簇头。

步骤 3: 稳定阶段。簇内节点感知信息, 将采集到的数据传输至相应的簇头。各簇头将融合后的数据传输至 Sink 节点。

稳定阶段持续一段时间后, 重新进入簇的建立阶段, 进入下一轮的循环。LEACH 协议的分簇拓扑结构无需复杂的路由信息, 因此减少了路由控制过

程中的能量消耗, 簇内节点的数据转发由簇头负责, 有效地节省了簇内节点的能量, 周期性地选取簇头, 也平衡了所有节点的能耗, 延长了网络寿命。然而 LEACH 协议也存在一些不足之处, 例如簇头负责融合簇内不同源节点产生的数据, 但是目前并没有能量有效的数据融合措施作为支撑。针对这一不足, 本文提出压缩感知和 LEACH 结合的信息采集方案 CS\_LEACH。本方案将 LEACH 协议簇头选择的随机性和压缩感知框架下的投影观测结合起来, 在簇头节点进行简单的数据叠加, 从而大大降低了簇头发往 Sink 节点的数据量。

#### 3.2 CS\_LEACH 协议描述

由于大部分的自然现象在某一基(例如小波基、离散余弦变换基等)上具有稀疏性, 可以考虑利用压缩感知的方法进行信息采集。压缩感知理论指出, 只要观测矩阵和稀疏基满足 RIP 准则, 就可以用少量的观测数据重构原始信息。

LEACH 协议中, 簇内节点都要感知采集数据, 而在 CS\_LEACH 协议中, 簇内节点可以按照一定的概率决定是否参与采集(感知)数据, 簇内采集到的数据只进行简单的加权叠加, 避免了 LEACH 协议中数据融合带来的大量能耗, 簇头将加权叠加值传输至 Sink 节点。这样, 如果某一个簇内有  $m$  个节点参与感知数据,  $m$  个数据包加权叠加后减小为 1 个数据包, 由簇头发送至 Sink 节点。Sink 节点利用收集到的  $M$  个簇头的数据, 通过压缩感知重构算法重构监测区域信息。需要说明, 根据压缩感知理论, 观测值数目需要大于某个与稀疏度相关的最小观测值门限, 才能精确重构原始信息。

假设我们研究的自然现象具有频域稀疏性, 即  $U(n)$  的二维空间离散傅里叶变换  $\Theta(n)$  是稀疏的。为了表达方便, 将  $U(n)$  和  $\Theta(n)$  分别用向量形式表示为:  $\theta(n) = \text{vec}(\Theta(n))$ ,  $u(n) = \text{vec}(U(n))$ , 其中,  $\text{vec}(X)$  将矩阵  $X$  按列向量转换为向量形式, 其表达式为:

$$\text{vec}(X) = (x_{11}, \dots, x_{1I}, x_{12}, \dots, x_{1J}, \dots, x_{I1}, \dots, x_{IJ})^T \quad (7)$$

则,

$$\theta(n) = (W_J \otimes W_I) u(n) \quad (8)$$

其中如图 1 所示,  $I$  与  $J$  分别为纵向方向和横向方向的传感器节点个数,  $W_I$  是离散傅里叶变换矩阵, 即

$$W_I[m, k] = e^{-j2\pi mk/I} \quad (9)$$

Sink 节点接收到的  $M$  个数据来自  $M$  个簇头, 每个簇头发送的数据是本簇内参与感知的节点数据的加权叠加和, 用  $y(n)$  表示在第  $n$  轮随机选取的  $M$  个



簇头的观测值向量,  $\Phi(n)$  是在第  $n$  轮, 对应的  $M \times N$  的随机观测矩阵, 其中  $N$  为水下传感器总的节点数目。Sink 节点处接收的数据向量可如下表述:

$$y(n) = \Phi(n)u(n) + z(n) \quad (10)$$

其中,  $z(n)$  是由于系统或者外界带来的噪声。随机观测矩阵  $\Phi(n)$  每一行对应一个簇, 每一列对应一个传感器节点。观测矩阵  $\Phi(n)$  按照如下方式构建: 如果节点  $j$  属于第  $i$  个簇, 并且该节点参与数据采集(感知), 则对应的元素  $\varphi_{ij}$  为 1; 否则,  $\varphi_{ij}$  为 0。

每个簇头向 Sink 节点传输的数据为:

$$y_i = \sum_{j=1}^N \varphi_{ij} u_j \quad (11)$$

定义稀疏基  $\Psi = (W_j \otimes W_l)^{-1}$ , 则原始信号向量可稀疏表示为  $u(n) = \Psi\theta(n)$ , 因此, 式(10)可以改写为:

$$y(n) = \Phi(n)\Psi\theta(n) + z(n) \quad (12)$$

在第  $n$  轮的结束, Sink 节点根据接收到的观测值向量  $y(n)$ , 观测矩阵  $\Phi(n)$ , 以及稀疏基矩阵  $\Psi$  来重构传感器网络区域的信息图谱。由于压缩感知重构就是寻找最稀疏的  $\{\theta(n)\}$  的形式, 而  $l_0$  范数表示向量中非零元素的个数, 因此, 重构即求解式(13)。但最小  $l_0$  范数这一组合优化问题是一个 NP 难题<sup>[20]</sup>, 无法直接求解, 目前主要提出了匹配追踪算法求得其次优解, 其本质是贪婪迭代算法, 代表性的包括匹配追踪算法 MP、正交匹配追踪算法 OMP<sup>[21]</sup> 等, 这类算法得到的只是局部最优解。文献[22-23]从理论上证明, 在保证  $\Phi$  和  $\Psi$  不相关的条件下, 上述组合优化问题可转化为  $l_1$  约束的凸优化问题, 如式(14)所示。 $l_0$  范数最小化问题可转化为求解式(14)  $l_1$  范数最小化问题, 从而将非凸优化问题转化为凸优化问题, 其解具有稳健性和唯一性。:

$$\min_{\tilde{\theta}(n)} \|\tilde{\theta}(n)\|_{\ell_0} \quad \text{s. t.} \quad \Phi(n)\Psi\tilde{\theta}(n) = y(n) \quad (13)$$

$$\min_{\tilde{\theta}(n)} \|\tilde{\theta}(n)\|_{\ell_1} \quad \text{s. t.} \quad \Phi(n)\Psi\tilde{\theta}(n) = y(n) \quad (14)$$

压缩感知理论指出, 只要观测足够随机且观测值数目大于门限值  $N_s$ , 那么就可以通过压缩感知重构算法精确重构出原始数据。其中  $N_s$  与数据维数  $N$  以及稀疏度  $S$  有关。例如采用正交匹配追踪 OMP 重构算法时,  $N_s = 2S \ln N$ 。在实际应用中, 可根据具体应用场景的经验值确定此门限。

由于压缩感知理论要求观测矩阵具有良好的随机性, 而 LEACH 协议的簇头选择和分簇过程本身就具有随机性特点, 所以 LEACH 的分簇思想和压缩感知的投影观测可以很好的结合, 将压缩感知的优势融入到 LEACH 协议中, 从而以更低的资源消耗来获得传感器网络覆盖区域的信息。

### 3.2.1 簇内密集型观测(Dense Sampling)

在 CS\_LEACH 协议中, 当簇内所有节点都参与数据采集, 我们称为簇内密集型观测。与 LEACH 相同, 由于簇头已知簇内节点的信息, 簇内可采用确定性多址方式 TDMA 通信, 由簇头给簇内节点分配相应的时隙。簇头将接收到的簇内数据和自身的数据加权叠加。不同簇之间采用 CDMA 的方式和 Sink 节点通信。每个簇内也可以生成一条遍及簇内节点的路由, 沿着此路由将簇内节点信息加权叠加, 最终传输至簇头, 但是额外增加了路由开销。

簇内密集型观测的 CS\_LEACH 协议(CS\_LEACH\_DS)步骤:

前 2 个步骤和 LEACH 协议一样。

步骤 3: 簇头把本簇内节点的位置信息, 传输给 Sink 节点, 用于数据重构。簇头为簇内成员分配传送数据的时隙, 簇内采用 TDMA 方式通信。

步骤 4: 簇内节点将感知到的数据乘以一个权值系数(本文设为 1)后, 按照分配的时隙传输至簇头, 包含权值系数值。

步骤 5: 簇头节点将收到的本簇内的数据进行相加, 并将结果传输至 Sink 节点。簇头节点的位置信息包含在数据包中。

步骤 6: Sink 节点根据接收到的  $M$  个数据, 采用压缩感知重构算法, 进行原始数据的重构。

### 3.2.2 簇内随机感知观测(Random Sampling)

如果根据 LEACH 协议分簇后, 选取了  $M$  个簇头节点, 簇内节点按照一定的概率随机参与数据采集, 称为簇内随机感知观测(CS\_LEACH\_RS)。每个传感器节点配备有独立、同分布的贝努利随机发生器, 以概率  $q$  决定其是否参与到感知过程中。由于是随机感知的方式, 簇内不能采用确定性接入方式, 可以采用基于冲突避免的随机接入方式。每个簇头也可以首先根据一定的概率随机选取一个开启节点, 此节点按照一定的路由准则(比如最短路由准则), 选择一条终点是簇头的路由, 路径上节点数据加权叠加, 直到传输至簇头。这种随机路由的方法也保证了观测的随机性, 但同样增加了路由协议的开销。

需要说明的是, 当  $q=1$  时, CS\_LEACH\_RS 方案就等同于 CS\_LEACH\_DS 方案。

### 3.2.3 协议复杂度分析

从协议的工作过程可以看出, CS\_LEACH 主要有分簇和数据传输过程, 以及 Sink 节点处的信息重构两个过程。由于网络的规模、分簇过程、带宽等一样, 前者 and LEACH 时间复杂度相当, 为  $O(N \cdot \log N)$ <sup>[24]</sup>; 后者取决于重构算法, 如采用 OMP 算法, 复杂度为

$O(N \cdot S^2)^{[21]}$ 。一般情况下,对于长延时的水下传感器网络而言,分簇和数据传输过程的执行时间会在整个时间构成中占主导地位。尽管 CS\_LEACH 的信息重构过程会引入一定的时间开销,但对于水下传感器网络而言,最大的瓶颈在于能量和带宽受限的问题,CS\_LEACH 可以很好的实现低能耗、低带宽传输,这是本文的出发点和核心思想。

### 4 仿真结果分析

为了验证 CS\_LEACH 协议的性能,本部分利用 MATLAB 工具开展仿真实验并进行结果分析。仿真实验条件如下:考虑一个网格状网络,两个相邻节点距离为 60 m, Sink 节点到海底的垂直距离为 1 000 m。每个节点初始能量为 1 J,载波频率  $f=25$  kHz,数据包长度 4 000 bit,控制包长度 100 bit,节点正常接收 1 bit 数据所需的最小能量为  $5 \times 10^{-8}$  J。

假设待观测物理量(以水下温度为例)是频域稀疏的。图 2 给出分布在  $N=40 \times 40$  的网格状网络中的原始水下温度图;图 3 是原始水下温度的频域形式,从图中可以看出待测物理量的频域稀疏特点。

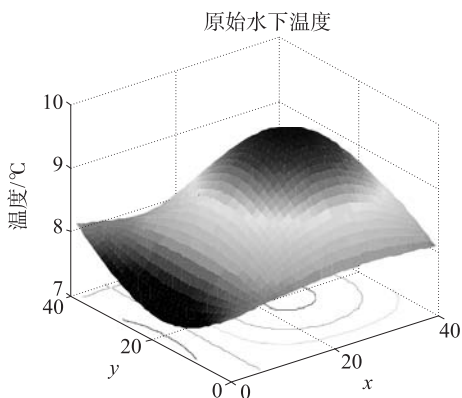


图2 传感器网络原始水下温度图

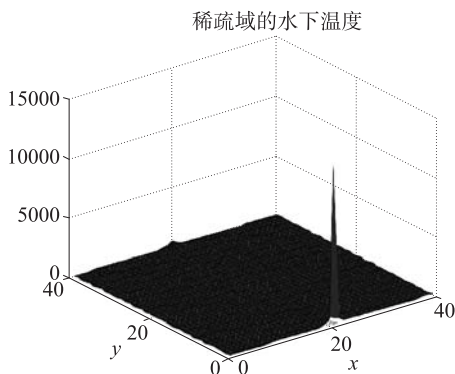


图3 原始水下温度的稀疏域表示形式

当水下传感器节点当选簇头的概率设为  $p=0.1$  时,采用 CS\_LEACH\_DS 方法进行观测并重构得到的水下温度数据如图 4 所示。采用的重构算法为

OMP 算法,重构误差为 0.0098 621。这表明,利用本方案获得的采集结果可以很好的逼近原始数据。

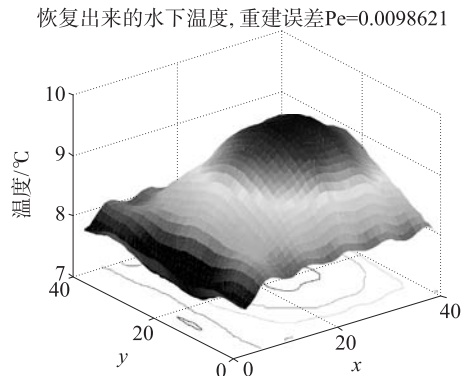


图4 OMP 重构算法恢复的水下温度三维图

在保证数据采集精度的前提下,下面重点分析本方案在能耗方面的表现。图 5 为网络没有节点死亡的前提下,每轮平均能耗和传感器网络中节点个数的关系。横坐标是网格状网络中传感器节点的个数,纵坐标是每轮平均能耗。图中,RACS 为文献[17]中的随机接入压缩感知方案。假设节点当选簇头的概率  $p=0.1$ ,CS\_LEACH\_RS 中分别考虑了  $q=0.6$  和  $q=0.1$  两种情况。由图 5 可以看出,当网络中传感器节点个数小于 2 202 时,RACS 方案耗能小于 CS\_LEACH\_DS 的能耗,而网络规模变大时,RACS 能耗大于 CS\_LEACH\_DS,而且网络规模越大,此差别越明显。在网络规模相同时,LEACH、CS\_LEACH\_DS 和 CS\_LEACH\_RS 相比,每轮平均能耗依次减小。CS\_LEACH\_RS 中,簇内节点参与感知的概率  $q$  越大,能耗越多,当  $q$  接近于 1 时,能耗接近 CS\_LEACH\_DS。由此可见,CS\_LEACH 的能耗要低于 LEACH 协议;而且,在大规模水下传感器网络中,CS\_LEACH 比 RACS 的节能性更好,这是由于 CS\_LEACH 不仅利用了压缩感知在低采样率信息重构方面的优势,并且很好地融合了 LEACH 协议在网络负载平衡方面的特点。

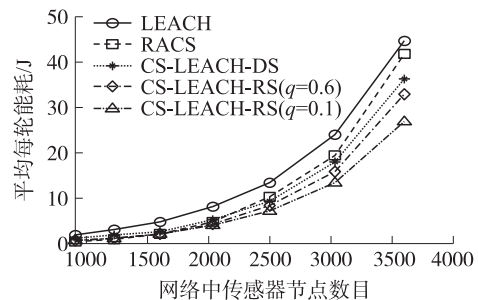


图5 平均每轮能耗与传感器节点数目的关系

图 6 给出网络总能耗随着数据采集轮数的变化曲线。仿真中,考虑传感器节点个数  $N=50 \times 50$  的网格状网络,两个相邻节点距离为 60 m,即传感器节点均匀分布在  $3\ 000\text{ m} \times 3\ 000\text{ m}$  的区域内,节点

当选簇头的概率  $p=0.1$ 。从图中可以看出,在执行相同的轮数时,LEACH 协议消耗的能量最多,因而网络死亡最早;其次是 RACS、CS\_LEACH\_DS 和 CS\_LEACH\_RS。对于 CS\_LEACH\_RS,簇内节点参与数据采集的概率  $q$  越小,网络寿命越长。

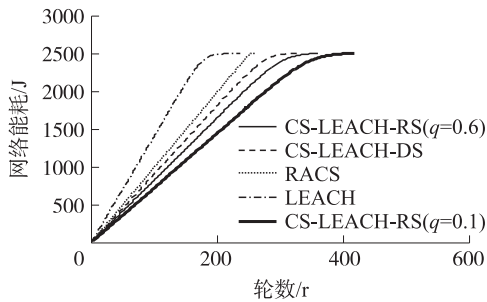


图6 网络总耗能比较

图7给出了各种方案下,网络节点生存时间曲线比较,图8给出了在节点当选簇头概率  $p$  不同的条件下,重构误差与簇内节点参与感知的概率  $q$  之间的关系,这两个图的仿真条件与图6条件相同。

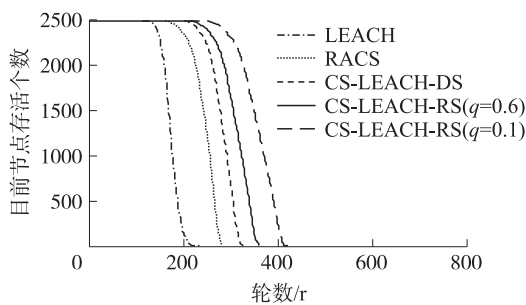


图7 节点存活曲线比较

从图7可以看出,采用 LEACH 协议,当网络执行到第113轮时,出现第一个节点死亡,执行到230轮时,网络节点全部死亡;RACS 方案中,网络执行280轮时,节点全部死亡;而采用 CS\_LEACH\_DS 方案时,执行到202轮出现第一个死亡节点,当网络执行到330轮时,节点全部死亡,相比于 RACS,将网络生存时间延长50轮;对于簇内节点部分随机采样的 CS\_LEACH\_RS 方案,当  $q=0.6$  时,网络在执行365轮后死亡,当  $q=0.1$  时,又可以将网络生存时间延长60轮。通过比较看出,LEACH、RACS、CS\_LEACH\_DS、CS\_LEACH\_RS 网络的生存时间是逐渐增加的,本论文提出的两种方法大大延长了网络生存时间。CS\_LEACH\_RS 中簇内节点参与感知的概率越小,参与感知的节点越少,消耗的能量越小,网络的生存时间越长。然而需要注意的是,随着  $q$  的减小,信息重构误差将会有所提高,如图8所示,因此在方案设计时,需要对网络能耗和重构误差折中考虑,选择合理的  $q$  值。

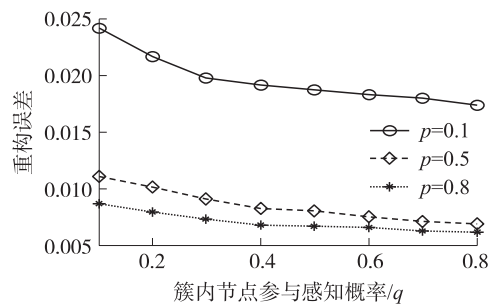


图8 CS\_LEACH\_RS 方案重构误差与簇内节点感知概率  $q$  之间的关系

图9反映了各种方案下重构误差随概率  $p$  的变化关系。横坐标  $p$  有两种含义:对于 RACS,  $p$  表示节点进行数据采集的概率,此时,观测值的数目与  $p$  成正比;对于 CS\_LEACH,  $p$  表示节点当选簇头的概率,此时,  $p$  和  $q$  共同影响了观测值的数目(需要说明,在 CS\_LEACH 方案中,某个簇是否有节点参与数据采集(感知)受概率  $q$  的影响,如果该簇没有节点参与数据采集(感知),则该簇头不向 Sink 节点发送数据包。因此,观测值的数目并不是简单等于簇头数目,还要受到  $q$  的影响。)。从图9可以看出,在  $p$  相同的情况下,CS\_LEACH 的重构精度好于 RACS,且随着  $q$  的增加,重构精度进一步提高。

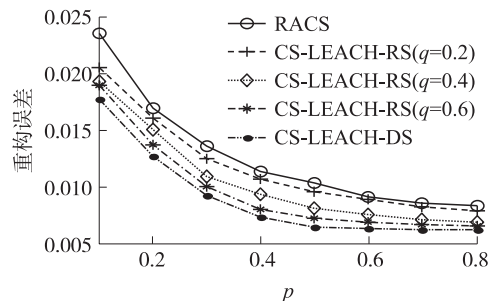


图9 重构误差和节点当选簇头概率  $p$  的关系

为了更好的说明 CS\_LEACH 方案的有效性,下面以真实数据作为处理对象进行实验验证。图10为在加利福尼亚海湾某区域,于2009年1月2日24时收集到的纬向洋流数据<sup>[25]</sup>,图11为采用 CS\_

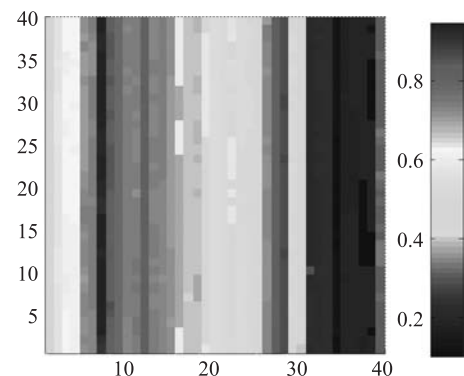


图10 原始洋流图



LEACH\_DS 方案进行数据采集和信息重构得到的结果。仿真中,节点当选簇头概率设为  $p=0.2$ ,重构误差  $P_e=0.0016$ ,与 LEACH 协议相比,节省能耗 32%。与合成数据的仿真结果类似,本次仿真实验中,采用 CS\_LEACH\_RS 时,重构误差要略高于 CS\_LEACH\_DS 方案的重构误差,此处不再赘述。

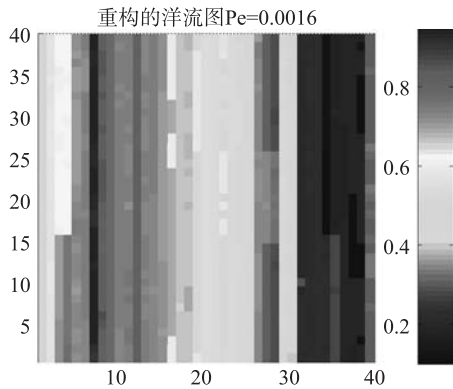


图 11 采用 CS\_LEACH\_DS 方案得到的洋流图

## 5 结论

针对大规模水下传感器网络在节点能耗和网络生存时间方面遇到的瓶颈问题,本论文提出了一种压缩感知和 LEACH 结合的网络信息采集方案 CS\_LEACH,首先根据 LEACH 协议对传感器网络进行分簇,然后利用压缩感知理论进行簇内信息融合,最后在 Sink 节点处实现信息重构。在压缩感知理论框架下,CS\_LEACH 方案允许簇内节点以一定概率参与网络数据采集,并且通过在簇头节点处进行简单的加权叠加以减小数据传输量,从而大大降低网络能耗;与此同时,该方案充分利用 LEACH 协议在网络能耗均衡方面的思路,进一步提高大规模水下传感器网络的整体生存时间。相比于传统 LEACH 方案和文献中提出的随机接入压缩感知(RACS)方案,本文提出的 CS\_LEACH 方案以更好的节能性和信息重构精度满足了水下传感器网络大规模、低能耗的技术需求,为大范围海洋环境监测、水下信息采集等应用提出了一种新的解决途径。

### 参考文献:

- [1] Cui J H, Kong J, Gerla M, et al. The Challenges of Building Scalable Mobile Underwater Wireless Sensor Networks for Aquatic Applications [J]. IEEE Network, 2006, 20(3): 12-18.
- [2] Heidemann J, Ye W, Wills J, et al. Research Challenges and Applications for Underwater Sensor Networking [C]//Proceedings of the IEEE Wireless Communications and Networking Conference, Las Vegas, April 2006: 228-235.
- [3] Ovaliadis K, Savage N, Kanakaris V. Energy Efficiency in Underwater Sensor Networks: A Research Review [J]. Journal of Engineering Science and Technology Review, 2010, 3(1): 151-156.
- [4] Heinzelman W B, Chandrakasan A P, Balakrishnan H. An Application-Specific Protocol Architecture for Wireless Microsensor Networks [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2002, 1(4): 660-670.
- [5] Heinzelman W R, Chandrakasan A, Balakrishnan H. Energy-Efficient Communication Protocol for Wireless Microsensor Networks [C]//Proceedings of the Hawaii International Conference on System Sciences, 2000: 1-10.
- [6] 李芳芳, 王靖. 一种基于 LEACH 协议的无线传感器网络路由算法 [J]. 传感技术学报, 2012, 10, 25(10): 1445-1451.
- [7] 杨伟伟, 申金媛, 刘润杰. 一种基于 LEACH 的高效节能协议 [J]. 传感技术学报, 2010, 23(8): 1153-1157.
- [8] Huang C J, Chen Y J, Chen I Fan, et al. A Clustering Head Selection Algorithm for Underwater Sensor Networks [C]//Second International Conference on Future Generation Communication and Networking, 2008: 21-24.
- [9] Anupama K R, Sasidharan A, Vadlamani S. A Location-Based Clustering Algorithm for Data Gathering in 3D Underwater Wireless Sensor Networks [C]//International Symposium on Telecommunications, Aug. 2008: 343-348.
- [10] Zheng J, Wang P, Li C, Mouftah H T. An Efficient Fault-Prevention Clustering Protocol for Robust Underwater Sensor Networks [C]//Proc ICC, 2008: 2802-2807.
- [11] Domingo M C, Prior R. A Distributed Clustering Scheme for Underwater Wireless Sensor Networks [C]//The 18th Annual IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC 2007), Athens, Sep. 2007: 1-5.
- [12] Candes E J, Wakin M B. An Introduction to Compressive Sampling [J]. IEEE Signal Processing Mag, 2008, 25(2): 21-30.
- [13] Chou C T, Rana R, Hu W. Energy Efficient Information Collection in Wireless Sensor Networks Using Adaptive Compressive Sensing [C]//IEEE 34th Conference on Local Computer Networks (LCN), Oct. 2009: 443-450.
- [14] Meng J, Li H, Han Z. Sparse Event Detection in Wireless Sensor Networks Using Compressive Sensing [C]//43rd Annual Conference on Information Sciences and Systems (CISS), March 2009: 181-185.
- [15] Ling Q, Tian Z. Decentralized Sparse Signal Recovery for Compressive Sleeping Wireless Sensor Networks [J]. IEEE Trans Signal Process, 2010, 58(7): 3816-3827.
- [16] 唐亮, 周正, 石磊. 基于 LEACH 和压缩感知的无线传感器网络目标探测 [J]. 北京邮电大学学报, 2011, 6, 34(3): 8-11.
- [17] 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): 1660-1669.
- [18] Sozer E, Stojanovic M, Proakis J. Underwater Acoustic Networks [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2000, 25(1): 72-83.
- [19] Berkhovskikh L, Lysanov Y. Fundamentals of Ocean Acoustics [M]. New York: Springer, 1982.
- [20] Baraniuk R. A Lecture on Compressive Sensing [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 24(4): 118-121.

- [21] 石光明,刘丹华,高大化. 压缩感知理论及其研究进展[J]. 电子学报,2009,37(5):1074-1075.
- [22] Donoho D L, Tsaic Y. Extensions of Compressed Sensing[J]. Signal Processing,2006,86(3):533-548.
- [23] Donoho D L. For Most Large Underdetermined Systems of Linear Equations the Minimal L1-Norm Solution is also the Sparsest Solution[J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 2006,59(6):797-829.
- [24] Wan P J, Alzoubi K M, Frieder O. Distributed Construction of Connected Dominating Set in Wireless Ad Hoc Networks[C]// IEEE Infocom 2002, Proceedings of Twenty-First Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies, 2002,3:1597-1604.
- [25] <http://ouroecean.jpl.nasa.gov/SCB/>.



刘亚(1987-),女,河南郑州人,硕士研究生。主要研究方向为水下传感器网络与压缩感知技术,yicheng2011@163.com;



刘功亮(1979-),男,山东淄博人,博士,副教授,硕士生导师。主要研究方向为空天与水下通信、无线传感器网络、压缩感知理论及应用,liugl@hit.edu.cn;



康文静(1978-),女,辽宁锦州人,博士,讲师。主要研究方向为信号处理,kwjqq@hit.edu.cn。