

## 传感器网络中基于环模型的小波数据压缩算法\*

周四望<sup>1</sup>, 林亚平<sup>1,2+</sup>, 张建明<sup>1</sup>, 欧阳竞成<sup>1</sup>, 卢新国<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(湖南大学 计算机与通信学院,湖南 长沙 410082)

<sup>2</sup>(湖南大学 软件学院,湖南 长沙 410082)

### A Wavelet Data Compression Algorithm Using Ring Topology for Wireless Sensor Networks

ZHOU Si-Wang<sup>1</sup>, LIN Ya-Ping<sup>1,2+</sup>, ZHANG Jian-Ming<sup>1</sup>, OUYANG Jing-Cheng<sup>1</sup>, LU Xin-Guo<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(College of Computer and Communication, Hu'nan University, Changsha 410082, China)

<sup>2</sup>(College of Software, Hu'nan University, Changsha 410082, China)

+ Corresponding author: Phn: +86-731-8821932, E-mail: yplin@hnu.cn

**Zhou SW, Lin YP, Zhang JM, Ouyang JC, Lu XG. A wavelet data compression algorithm using ring topology for wireless sensor networks. *Journal of Software*, 2007,18(3):669-680. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/18/669.htm>**

**Abstract:** Wireless sensor networks usually have limited energy and transmission capacity, and they can't match the transmission of a large number of data. So, it is necessary to perform in-network compression or aggregation of the raw data sampled by sensors. By designing a ring topology, this paper proposes an algorithm for wavelet based spatio-temporal data compression in wireless sensor networks. The algorithm is capable of supporting a broad scope of wavelets that can simultaneously explore the spatial and temporal correlations among the sensory data. In this algorithm, the data in sensor networks are abstracted as a matrix, and the temporal and spatial correlation is then captured by the column and row wavelet transform respectively. The performance of the algorithm is qualitatively analyzed from the viewpoints of energy and delay. Theoretically and experimentally, it is concluded that the proposed algorithm can effectively explore the spatial and temporal correlation in the sensory data and provide a significant reduction in energy consumption and delay.

**Key words:** wireless sensor network; ring topology; wavelet transform; compression

**摘要:** 无线传感器网络有限的资源,如能量、通信带宽等,难以适应网络中大量数据的传输,需要在网络内部对原始监测数据进行压缩或聚合处理.设计了一个适合小波变换的环模型.针对任意支撑长度的小波函数,给出了一种基于环模型的分布式时-空小波数据压缩算法.该算法将传感器网络中的数据抽象为一个矩阵,将时间相关性与空间相关性映射为该矩阵的小波列变换与行变换,以同时挖掘传感器网络中数据的时间和空间相关性.从能量消耗和网络延时两方面定性分析了算法的性能.理论分析和实验结果表明,该算法能够有效地去除传感数据中存在的时间和空间相关性,降低网络能耗和延时.

**关键词:** 无线传感器网络;环模型;小波变换;压缩

\* Supported by the National High-Tech Research and Development Plan of China under Grant No.2006AA01Z227 (国家高技术研究发展计划(863)), the Natural Science Foundation of Hu'nan Province of China under Grant No.06JJ20049 (湖南省自然科学基金)

Received 2005-11-09; Accepted 2006-05-24

中图法分类号: TP393 文献标识码: A

无线传感器网络在军事和民用领域有着广泛的应用,如战场监视、环境和交通监测、灾难救助等,是目前非常活跃的研究领域<sup>[1,2]</sup>之一.传感器网络的主要目的是收集监测到的原始数据,数量众多的传感器节点在网络中产生了大量的数据,而传感器网络只有有限的能量和传输带宽,难以适应大量数据的传送.为了减少数据的传输量,一般需要在网络内部(in-network)对原始监测数据进行压缩处理.如何有效地减少网络内部的数据量,从而延长网络生命周期并减少数据的传输延迟,是传感器网络研究人员面临的一个重要课题.小波是一种可同时表征信号时域和频域行为的数学工具,具有多分辨分析的特性,在不同的尺度或者说压缩比下,仍然能够保持信号的统计特性.因此,将传感器网络中监测到的原始数据变换到小波域来进行处理,是研究这个课题的一种可行方法.

传感器网络中基于小波的数据压缩研究目前已有一些基础性的工作.文献[3]设计了一个用于结构化监测的 WISDEN 系统.WISDEN 先在单个传感器节点内对数据进行小波压缩,然后将其传送到基站进行集中式的处理以减少通信开销与网络延时.RACE<sup>[4]</sup>针对单个传感器节点产生的时间序列信号,给出了一种压缩位率自适应的 Haar 小波压缩算法,通过阈值来选择重要的小波系数,从而调整压缩位率,并且根据小波系数树构建了梯度误差树(gradient error tree),可以由阈值来估计重构的误差范围.上述算法在单个节点内运行,通过挖掘时间相关性减少冗余数据的传输,但没有考虑邻近节点间数据的空间相关性.文献[5,6]提出了一个称为 DIMENSIONS 的层次系统,先在底层的各个传感器节点对监测到的数据进行小波压缩,然后基于一个称为 WavRoute 的路由协议,由中间层的汇聚节点收集底层节点传来的数据,并在汇聚节点进行进一步的小波压缩后传送到上一层节点.DIMENSIONS 在底层节点挖掘数据的时间相关性,在汇聚节点挖掘底层各节点间数据的空间相关性,但在底层节点与中间层的汇聚节点间存在冗余数据的传输.值得注意的是,文献[7-9]分别提出了基于 5/3 小波提升方案和 Haar 小波的分布式压缩算法,这些算法通过在邻近的节点间交换信息,在数据传送到汇聚节点前分布式挖掘网络中数据的空间相关性,极大地减少了冗余数据的传输.我们知道,不同的应用系统监测到的数据往往具有不同的统计特性,因而需要选择不同性质的小波函数进行处理.然而,已有的分布式算法往往采用的是结构较为简单的小波,例如 Haar 小波,这些算法虽然简单、易行,但却缺乏一般性,因而难以满足不同应用系统的要求;另一方面,虽然分布式压缩算法有效地减少了网络中冗余数据的传输,然而节点间需要交换信息,由此产生的能量消耗、网络延时等网络性能,尚需要在理论上作进一步的定性分析.特别是我们也注意到:迄今为止,如何设计一种有效的算法以同时挖掘网络内部数据的时间相关性与空间相关性,还鲜有文献涉及.

本文给出了一种基于环模型的分布式时-空小波压缩算法,算法适合任意支撑长度的小波函数.首先,我们提出一个适合于小波变换的环模型.该模型将空间上邻近的节点构成一个环,便于更好地挖掘数据的空间相关性,而且通过环首节点的变更可以均衡网络内部的能量消耗.更重要的是,在环上进行小波变换,很自然地解决了小波变换引起的“边界效应”<sup>[10]</sup>.然后,基于环模型,提出了一种分布式时-空小波变换,即将单个节点监测到的数据看作一个矢量,将网络内部的数据抽象为一个矩阵,通过对此数据矩阵进行小波列变换与行变换,同时挖掘节点内数据的时间相关性与节点间数据的空间相关性.本文从能量消耗和网络延时两方面定性分析了分布式时-空小波压缩算法的性能,并与非分布方式下的性能进行比较,得到了一个折衷点.理论分析与模拟实验表明:我们提出的算法能够有效地挖掘传感器网络中数据的时间和空间相关性,节省网络能量,减少网络延时.

本文第 1 节简要介绍虚拟网格的概念和一阶无线模型.第 2 节设计基于虚拟网格的环模型,提出分布式时-空小波压缩算法.第 3 节对算法的能量消耗和网络延时等网络性能进行理论上的定性分析.第 4 节构建评价模型并进行模拟实验.第 5 节给出结论和将来的工作.

## 1 基本知识

本节简要介绍虚拟网格的概念和一阶无线模型.

### 1.1 虚拟网格

为了有效地进行数据处理,研究中常将传感器网络分为多个簇(cluster),并假定簇内节点间可以直接通信.每个簇选举一个节点作为簇头(cluster head),簇头点收集簇内各成员节点监测到的数据,簇与簇之间可以形成超级簇<sup>[11]</sup>.由于传感器网络部署的随机性(如飞机随机投放)等原因,使得簇内的成员节点分布不均匀,可能某些区域可能节点分布的密度大,因此存在冗余,这些冗余节点因侦听、接收和传送数据给网络带来了额外的能量消耗.为此,可以将一个簇划分为  $M \times N$  个小区域( $M$  和  $N$  的取值由簇的大小等性质决定),每个小区域称为一个虚拟网格,节点分布在这些虚拟网格中,如图 1 所示.图中虚拟网格  $A$  与虚拟网格  $B, C, D, E, F, G, H$  和  $I$  相邻.对于任意两个相邻的虚拟网格  $X$  和  $Y$ , $X$  中的各个节点都可以与  $Y$  中所有节点通信,反之亦然.在保证可覆盖探测区域的前提下,设定每个虚拟网格内同时工作的节点数量为 1,其他节点处于休眠状态.虚拟网格内某个休眠节点将在合适的时刻被唤醒,以代替因能量耗尽或其他原因而失效的工作节点,以保证整个网络正常工作,达到延长网络生存时间的目的.关于虚拟网格内工作节点的调度可参考文献[12].

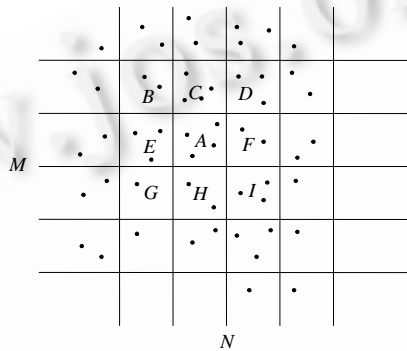


Fig.1 Virtual grid

图 1 虚拟网格

### 1.2 一阶无线模型

在本文中,我们使用文献[11]讨论的一阶无线模型(first order radio model)进行网络的耗能分析.在这种模型下,将  $k$  位数据传送距离  $d$  的传送耗能与接收耗能由下面的方程表示:

$$\text{传送耗能: } E_{Tx}(k, d) = E_{Tx-elec}(k) + E_{Tx-amp}(k, d),$$

$$E_{Tx}(k, d) = E_{elec} \times k + \epsilon_{amp} \times k \times d^2.$$

$$\text{接收耗能: } E_{Rx}(k) = E_{Rx-elec}(k),$$

$$E_{Rx}(k) = E_{elec} \times k.$$

其中:  $E_{Tx-elec}$  表示传送器的耗能;  $E_{Rx-elec}$  表示接收器的耗能;  $E_{Tx-elec} = E_{Rx-elec} = E_{elec}$ ,  $E_{elec} = 50\text{nJ/bit}$ ,  $\epsilon_{amp} = 100\text{pJ/bit/m}^2$ ,  $E_{Tx-amp}$  表示信道传送的耗能.

在一阶无线模型下,传感节点不仅传送数据要消耗能量,接收数据也要消耗一定的能量.因此,在算法的设计中,传感节点传送和接收的数据量均应最小化.

## 2 分布式时-空小波压缩算法

本节将首先构建基于虚拟网格的环模型,然后研究基于此环模型的分布式时-空小波变换,并以 DB2 小波为例进行说明,最后对算法加以讨论.

### 2.1 基于虚拟网格的环模型

本节将构建一个基于虚拟网格的环模型(ring topology based on virtual grid,简称 VGRT).VGRT 的主要思想是以簇为单位将簇内各虚拟网格中的工作节点结成一个环,环上邻近的节点属于空间相邻的虚拟网格,环上的

节点从邻居节点接收数据,与自身数据进行处理后传送到下一个邻居节点,只有“合适”的节点才向簇头传送数据.在环上进行小波变换,“合适”的节点就是存储了低频小波系数和大于某一阈值的高频小波系数的节点.一个简单的基于虚拟网格的环如图 2 所示.在环上指定一个节点作为环首节点,小波变换从环首节点开始执行.环首节点可依据某个算法由环上各节点轮流担任,例如:设环上节点依次为  $s_0, s_1, \dots, s_i, \dots, s_{N-1}$ , 节点总数为  $N$ , 在第  $k$  轮数据收集(轮次可由簇头初始化),指定节点  $s_{(k-1) \bmod N}$  为环的首节点,那么,随着轮次的变更,环上各节点将依次成为环首节点.环可以由簇头计算,然后广播到虚拟网格;也可由簇内节点实时求出.当环上的某个节点因能量耗尽或其他原因失效时,可以唤醒相同虚拟网格内的休眠节点代替,不需要重新构造一个新的环.因而,一旦构造好环,便能相对稳定地运行一段时间.这样,与簇运行的耗能相比,构造环的开销相对就很小.

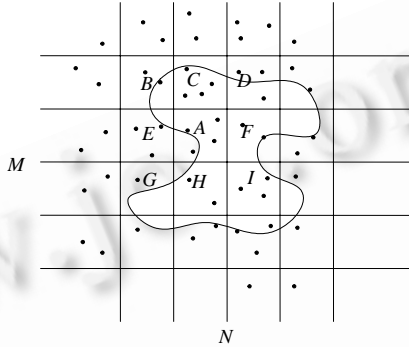


Fig.2 Ring topology based on virtual grid  
图 2 基于虚拟网格的环

2.2 分布式时-空小波变换

我们的目标是基于环模型,设计一种适合于任意支撑长度小波函数的分布式小波变换,同时去除环上各节点内数据的时间相关性和节点间数据的空间相关性,减少数据冗余,实现环上各节点和簇头节点间能量有效的数据传送.

考虑传感器网络中某个簇内由  $N$  个节点:  $s_0, s_1, \dots, s_i, \dots, s_{N-1}$  组成的环.环上第  $i$  个传感器节点  $s_i$  监测到的数据是一个时间序列信号,将其组成一个维数为  $M$  的列矢量  $c_{icol}$ :

$$c_{icol} = (c_{0,i}, c_{1,i}, \dots, c_{M-1,i})^T,$$

其中  $c_{j,i}$  表示第  $i$  个传感器节点  $s_i$  存储的时间序列信号中的第  $j$  个数据,不妨设  $M, N$  均为偶数.这样,环上的原始数据被抽象为一个矩阵  $c^0$ :

$$c^0 = (c_{0col} \quad c_{1col} \quad \dots \quad c_{(N-1)col}) = \begin{pmatrix} c_{0,0} & c_{0,1} & \dots & c_{0,N-1} \\ c_{1,0} & c_{1,1} & \dots & c_{1,N-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{M-1,0} & c_{M-1,1} & \dots & c_{M-1,N-1} \end{pmatrix}.$$

在 VGRT 下,矩阵  $c^0$  的第 1 列  $c_{0col}$  与最后一列  $c_{(N-1)col}$  相邻,因而矩阵  $c^0$  的各列形成了一个环状结构,如图 3 所示.

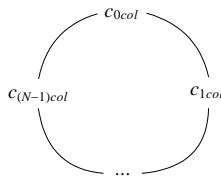


Fig.3 The ring of  $c_{0col}, \dots, c_{(N-1)col}$   
图 3  $c_{0col}, \dots, c_{(N-1)col}$  组成的环结构

在环的某个位置选定一个节点为环首节点,例如,选取存储  $c_{0col}$  的节点  $s_0$  为环首节点,由此环首节点开始进行小波行变换.不难看出,基于虚拟网格的环模型形成的如图 3 所示的环状结构,就好象对信号矢量  $(c_{0col}, c_{1col}, \dots, c_{(N-1)col})$  做了周期延拓,从而很自然地解决了小波变换所产生的“边界效应”问题.

在上面的研究中,环上各节点存储的数据被抽象成矩阵  $c^0$ .这样,对环上各节点内数据的时间相关性挖掘便被映射为矩阵  $c^0$  的小波列变换,对环上相邻节点间数据空间相关性的挖掘被映射为矩阵  $c^0$  的小波行变换.相应地,算法设计是递归地进行小波列变换与行变换,直至第  $K$  级小波变换.在下面的分析中将可以看到:由于列变换在单个节点内进行,无须额外的通信开销;而行变换在环上各节点间进行,邻居节点需要交换数据以计算小波系数,因而会呈现出诸多与传统二维小波变换不同的特点.

列小波变换挖掘数据的时间相关性以减少节点内数据的时间冗余,因而先做列变换将有利于节省行变换时邻居节点交换数据所带来的通信开销.因此,第 1 步是对矩阵  $c^0$  的每一列  $c_{icol}, 0 \leq i < N$  进行小波变换,挖掘节点内数据的时间相关性.

设  $L_n$  和  $H_n$  分别为小波的低通分析滤波器和高通分析滤波器,则有:

$$c_{m,i}^{1,L} = \sum_n L_{n-2m} c_{n,i}, 0 \leq m < \frac{N}{2},$$

$$c_{m,i}^{1,H} = \sum_n H_{n-2m} c_{n,i}, 0 \leq m < \frac{N}{2},$$

其中:  $c_{m,i}^{1,L}$  表示进行第 1 级小波列变换得到的第  $i$  列第  $m$  个低频小波系数;  $c_{m,i}^{1,H}$  是相应的高频小波系数.此次变换在单个节点内进行,因此可以重新排列变换后的小波系数.这样,矩阵  $c^0$  变为矩阵  $c_1$ :

$$c_1 = \begin{pmatrix} c_{0,0}^{1,L} & c_{0,1}^{1,L} & \dots & c_{0,N-1}^{1,L} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{\frac{M}{2}-1,0}^{1,L} & c_{\frac{M}{2}-1,1}^{1,L} & \dots & c_{\frac{M}{2}-1,N-1}^{1,L} \\ c_{0,0}^{1,H} & c_{0,1}^{1,H} & \dots & c_{0,N-1}^{1,H} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{\frac{M}{2}-1,0}^{1,H} & c_{\frac{M}{2}-1,1}^{1,H} & \dots & c_{\frac{M}{2}-1,N-1}^{1,H} \end{pmatrix}.$$

第 2 步是对矩阵  $c_1$  进行小波行变换,挖掘数据的空间相关性.对于一般的任意支撑长度的小波,对其低通分析滤波器  $L_n$ , 设  $-i_1 \leq n \leq j_1, i_1 \geq 0, j_1 > 0$ ; 对其高通分析滤波器  $H_n$ , 设  $-i_2 \leq n \leq j_2, i_2 \geq 0, j_2 > 0$ , 对于不同的小波函数,随着  $j_1$  和  $j_2$  取值的不同,小波系数在环上各节点的存储将呈现不同的分布,下面分两种情况进行分析:

(1) 若  $j_1$  为偶数,  $j_2$  为奇数,对矩阵  $c_1$  进行行方向的小波变换,则矩阵  $c_1$  变为如下矩阵  $c_2$ :

$$c_2 = \begin{pmatrix} c_{0,l_0}^{1,LL} & c_{0,h_0}^{1,LH} & c_{0,l_1}^{1,LL} & c_{0,h_1}^{1,LH} & \dots & c_{0,l_{\frac{N}{2}-1}}^{1,LL} & c_{0,h_{\frac{N}{2}-1}}^{1,LH} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ c_{\frac{M}{2}-1,l_0}^{1,LL} & c_{\frac{M}{2}-1,h_0}^{1,LH} & c_{\frac{M}{2}-1,l_1}^{1,LL} & c_{\frac{M}{2}-1,h_1}^{1,LH} & \dots & c_{\frac{M}{2}-1,l_{\frac{N}{2}-1}}^{1,LL} & c_{\frac{M}{2}-1,h_{\frac{N}{2}-1}}^{1,LH} \\ c_{0,l_0}^{1,HL} & c_{0,h_0}^{1,HH} & c_{0,l_1}^{1,HL} & c_{0,h_1}^{1,HH} & \dots & c_{0,l_{\frac{N}{2}-1}}^{1,HL} & c_{0,h_{\frac{N}{2}-1}}^{1,HH} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ c_{\frac{M}{2}-1,l_0}^{1,HL} & c_{\frac{M}{2}-1,h_0}^{1,HH} & c_{\frac{M}{2}-1,l_1}^{1,HL} & c_{\frac{M}{2}-1,h_1}^{1,HH} & \dots & c_{\frac{M}{2}-1,l_{\frac{N}{2}-1}}^{1,HL} & c_{\frac{M}{2}-1,h_{\frac{N}{2}-1}}^{1,HH} \end{pmatrix},$$

其中:  $l_i = \frac{N - j_1 + 2i}{2} \bmod \frac{N}{2}$ ;  $h_i = \frac{N - j_2 + 2i + 1}{2} \bmod \frac{N}{2}$ ;  $c_{m,l_i}^{1,LL}$  和  $c_{m,l_i}^{1,HL}$  表示第 1 级行变换产生的低频小波系数;  $c_{m,h_i}^{1,LH}$  和  $c_{m,h_i}^{1,HH}$  表示相应的高频小波系数,  $0 \leq i \leq \frac{N}{2} - 1$ . 对于环上某个节点  $s_i$ , 如果  $i$  是偶数,该节点存储的小波系数为  $c_{\frac{m}{2}, \frac{N-j_1+i}{2} \bmod \frac{N}{2}}^{1,LL}$  和  $c_{\frac{m}{2}, \frac{N-j_1+i}{2} \bmod \frac{N}{2}}^{1,HL}$ ; 如果  $i$  是奇数,则该节点存储的小波系数为  $c_{\frac{m}{2}, \frac{N-j_2+i}{2} \bmod \frac{N}{2}}^{1,LH}$  和  $c_{\frac{m}{2}, \frac{N-j_2+i}{2} \bmod \frac{N}{2}}^{1,HH}$ . 其中,

$0 \leq m \leq \frac{M}{2} - 1$ . 此次变换在环上各节点间进行, 因此, 不能像小波列变换那样重排小波系数.

选择矩阵  $c_2$  的低频系数, 形成矩阵  $c^1$ :

$$c^1 = \begin{pmatrix} c_{0,l_0}^{1,LL} & c_{0,l_1}^{1,LL} & \dots & c_{0,l_{\frac{N}{2}-1}}^{1,LL} \\ c_{1,l_0}^{1,LL} & c_{1,l_1}^{1,LL} & \dots & c_{1,l_{\frac{N}{2}-1}}^{1,LL} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{\frac{M}{2}-1,l_0}^{1,LL} & c_{\frac{M}{2}-1,l_1}^{1,LL} & \dots & c_{\frac{M}{2}-1,l_{\frac{N}{2}-1}}^{1,LL} \end{pmatrix}$$

如同矩阵  $c^0$ , 对  $c^1$  进行二级小波列变换和二级小波行变换, 依此进行  $K$  级时-空小波变换. 此时, 环上节点存储的原始数据被变换到小波域, 由于时间相关性和空间相关性的去除, 与原数据相比, 可以用更少的位数来表示小波系数. 在无损压缩的应用中, 所有的小波系数将被编码后传送到簇头; 在有损压缩中, 可以根据应用系统的要求对小波系数进行取舍, 将合适的小波系数编码后传送到簇头.

(2) 若  $j_1$  和  $j_2$  均为奇数, 则矩阵  $c_2$  的形式为

$$c_2 = \begin{pmatrix} 0 & (c_{0,l_0}^{1,LL}, c_{0,h_0}^{1,LH}) & 0 & (c_{0,l_1}^{1,LL}, c_{0,h_1}^{1,LH}) & \dots & 0 & \begin{pmatrix} c_{0,l_{\frac{N}{2}-1}}^{1,LL} \\ c_{0,h_{\frac{N}{2}-1}}^{1,LH} \end{pmatrix} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & \begin{pmatrix} c_{\frac{M}{2}-1,l_0}^{1,LL} \\ c_{\frac{M}{2}-1,h_0}^{1,LH} \end{pmatrix} & 0 & \begin{pmatrix} c_{\frac{M}{2}-1,l_1}^{1,LL} \\ c_{\frac{M}{2}-1,h_1}^{1,LH} \end{pmatrix} & \dots & 0 & \begin{pmatrix} c_{\frac{M}{2}-1,l_{\frac{N}{2}-1}}^{1,LL} \\ c_{\frac{M}{2}-1,h_{\frac{N}{2}-1}}^{1,LH} \end{pmatrix} \\ 0 & (c_{0,l_0}^{1,HL}, c_{0,h_0}^{1,HH}) & 0 & (c_{0,l_1}^{1,HL}, c_{0,h_1}^{1,HH}) & \dots & 0 & \begin{pmatrix} c_{0,l_{\frac{N}{2}-1}}^{1,HL} \\ c_{0,h_{\frac{N}{2}-1}}^{1,HH} \end{pmatrix} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & \begin{pmatrix} c_{\frac{M}{2}-1,l_0}^{1,HL} \\ c_{\frac{M}{2}-1,h_0}^{1,HH} \end{pmatrix} & 0 & \begin{pmatrix} c_{\frac{M}{2}-1,l_1}^{1,HL} \\ c_{\frac{M}{2}-1,h_1}^{1,HH} \end{pmatrix} & \dots & 0 & \begin{pmatrix} c_{\frac{M}{2}-1,l_{\frac{N}{2}-1}}^{1,HL} \\ c_{\frac{M}{2}-1,h_{\frac{N}{2}-1}}^{1,HH} \end{pmatrix} \end{pmatrix},$$

其中:  $l_i = \frac{N - j_1 + 2i + 1}{2} \bmod \frac{N}{2}$ ,  $h_i = \frac{N - j_2 + 2i + 1}{2} \bmod \frac{N}{2}$ ,  $0 \leq i \leq \frac{N}{2} - 1$ . 注意到矩阵  $c_2$  的偶数列未存储小波系数, 在  $c_2$  中用 0 表示; 而奇数列存储的小波系数是情况(1)的 2 倍. 从  $c_2$  中取出低频系数组成矩阵  $c^1$ , 如情况(1)进行  $K$  级时-空小波变换.

设  $L = \max((i_1 + j_1), (i_2 + j_2))$ , 在情况(1)下, 单个节点存储的小波系数的个数为  $M$ , 与原时间序列信号相同, 因此, 除了需要一个大小为  $L$  的缓存来计算小波系数以外, 无须额外的存储; 情况(2)有半数的节点存储的小波系数个数为  $2M$ , 因而单个节点需要的存储量是情况(1)的两倍. 从情况(1)和情况(2)的分析也可以看到: 不同的小波, 若  $j_1$  和  $j_2$  不同, 将会导致环内节点间不同的小波系数分布.

当  $j_1$  为奇数且  $j_2$  为偶数时, 环内小波系数的分布类似情况(1); 当  $j_1$  和  $j_2$  均为偶数时类似情况(2), 在此不再详述.  $i_1$  和  $i_2$  的取值将不影响环上节点间小波系数的分布, 这是因为进行列变换后, 小波系数进行了重排, 而在环上进行小波行变换时, 我们使用存储在节点  $s_{(N-i_1+2l) \bmod N}$  至节点  $s_{(j_1+2l) \bmod N}$  内的数据计算第  $l$  组小波低频系数, 并存储在节点  $s_{(j_1+2l) \bmod N}$  中, 相应的高频小波系数由存储在节点  $s_{(N-i_2+2l) \bmod N}$  至节点  $s_{(j_2+2l) \bmod N}$  内的数据算出, 并存储在节点  $s_{(j_2+2l) \bmod N}$  中. 因此, 存储小波系数的节点仅依赖  $j_1$  和  $j_2$ , 而与  $i_1$  和  $i_2$  的取值无关.

### 2.3 DB2小波示例

在第 2.2 节中, 我们研究了基于一般的任意支撑长度小波的分布式时-空变换. 本节具体以 DB2 小波为例作进一步说明. 考虑由 8 个节点:  $s_0, s_1, \dots, s_7$  组成的环, 指定节点  $s_0$  为首节点, 设第  $i$  ( $0 \leq i \leq 7$ ) 个节点收集到的信号矢量为  $(c_{0,i}, c_{1,i}, \dots, c_{7,i})^T$ . DB2 小波的低通分析滤波器为  $L_n, 0 \leq n \leq 3$ ; 高通分析滤波器为  $H_n, -1 \leq n \leq 2$ . 用 DB2 小波进行二级分布式时-空变换的数据传送如图 4 所示.

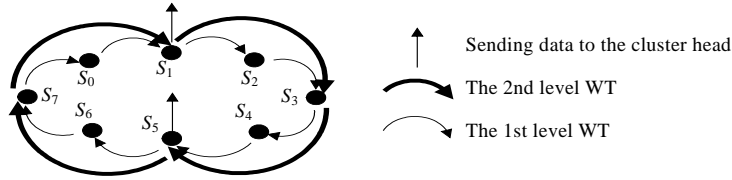


Fig.4 2-Level WT using DB2

图 4 二级 DB2 小波变换

各节点存储的小波系数分别为

$$\begin{aligned}
 s_0: & c_{0,3}^{1,LH}, \dots, c_{3,3}^{1,LH}, c_{0,3}^{1,HH}, \dots, c_{3,3}^{1,HH}; \\
 s_1: & c_{0,3}^{1,HL}, \dots, c_{3,3}^{1,HL}, c_{0,0}^{2,HL}, c_{1,0}^{2,HL}, c_{0,0}^{2,LL}, c_{1,0}^{2,LL}; \\
 s_2: & c_{0,0}^{1,LH}, \dots, c_{3,0}^{1,LH}, c_{0,0}^{1,HH}, \dots, c_{3,0}^{1,HH}; \\
 s_3: & c_{0,0}^{1,HL}, \dots, c_{3,0}^{1,HL}, c_{0,1}^{2,HL}, c_{1,1}^{2,HL}, c_{0,1}^{2,HH}, c_{1,1}^{2,HH}; \\
 s_4: & c_{0,1}^{1,LH}, \dots, c_{3,1}^{1,LH}, c_{0,1}^{1,HH}, \dots, c_{3,1}^{1,HH}; \\
 s_5: & c_{0,1}^{1,HL}, \dots, c_{3,1}^{1,HL}, c_{0,1}^{2,HL}, c_{1,1}^{2,HL}, c_{0,1}^{2,LL}, c_{1,1}^{2,LL}; \\
 s_6: & c_{0,2}^{1,LH}, \dots, c_{3,2}^{1,LH}, c_{0,2}^{1,HH}, \dots, c_{3,2}^{1,HH}; \\
 s_7: & c_{0,2}^{1,HL}, \dots, c_{3,2}^{1,HL}, c_{0,0}^{2,LH}, c_{1,0}^{2,LH}, c_{0,0}^{2,HH}, c_{1,0}^{2,HH}.
 \end{aligned}$$

这样,当环首节点为  $s_0$  时,若仅需要低频小波系数进行有损压缩,则节点  $s_1$  和  $s_5$  向簇头传送数据,如图 4 所示.不难看出:如果指定  $s_1$  为环首节点,则向簇头传送数据的节点将是  $s_2$  和  $s_6$ .

2.4 讨论

当对环内数据进行分布式时-空小波变换时,VGRT 在不同的轮次选取环上不同位置的节点为环首节点,小波变换从环首节点开始执行,这就使得向簇头传送数据的节点以及节点传送的数据量随着轮次的变更而发生变化,从而有利于簇内节点能量消耗的均衡.我们也注意到,环上相邻的节点属于空间上邻近的虚拟网格,因而环上邻居节点存储的数据可能具有更强的空间相关性.而基于环进行小波变换,每一个低频或高频小波系数的计算针对的都是一个支撑长度内的邻居节点,因而可以充分利用空间相关性去除冗余数据.

更为重要的是,基于 VGRT 进行小波变换很自然地解决了小波变换所产生的“边界效应”问题.我们知道:普通的小波定义在实轴  $\mathcal{R}$  上,而信号则常常囿于一个有限的区域  $\kappa$ . 此时若用小波处理信号,便会产生逼近空间  $L^2(\mathcal{R})$  与信号空间  $L^2(\mathcal{R})$  的不匹配,产生所谓的“边界效应”,使信号的重构出现误差.解决“边界效应”的一个有效办法是进行边界延拓,而将传感器节点结成环,就好象对信号做了周期延拓,从而很自然地解决了“边界效应”问题.

不同的小波函数往往具有不同的性质,例如,正交性、对称性、消失距等,适合处理不同统计特性的数据集.我们提出的算法适合任意支撑长度的小波函数,因而便于不同的应用选择与之适应的小波.

文献[7-9]研究了无线传感器网络中分布式数据压缩算法.然而,这些算法仅仅适合结构简单的 5/3 小波或 Haar 小波,缺乏一般性,而且,它们没有考虑小波变换带来的“边界效应”问题.这样,随着小波变换级数的增加,越来越多的传感器节点的数据精度将会受到影响.

分布式时-空小波压缩算法同时挖掘传感数据的时间和空间相关性,能有效去除数据冗余,因而减小了网络中数据量.然而,分布式的小波变换需要在相邻节点间交换数据以计算小波系数,增加了额外的通信开销和网络延时,而节点内进行的小波变换也增加了额外的处理耗能.正如下面将要讨论的那样,这其中存在着性能上的折衷考虑.

### 3 算法性能分析

我们从能量消耗和网络延时两方面来分析算法的性能.

考虑传感器网络中某个簇的  $N$  个节点构成的环. 设在该网络的带宽下, 传送 1bit 数据需 1 个单位时间, 假定环上各节点能同时传送数据(例如各节点以 CDMA 的方式进行通信), 并忽略传播延时和数据处理的延时. 环内能量消耗用  $E_{IN}$  表示, 环内数据传送引起的延时用  $D_{IN}$  表示. 基于一阶无线模型, 若对环内数据进行分布式时-空小波变换, 关于  $E_{IN}$  和  $D_{IN}$  的计算, 有定理 1.

**定理 1.** 对于一般的任意支撑长度的小波, 若其低通分析滤波器为  $L(n)$ ,  $-i_1 \leq n \leq j_1$ , 高通分析滤波器为  $H(n)$ ,  $-i_2 \leq n \leq j_2$ , 其中:  $i_1, i_2 \geq 0, j_1, j_2 > 0$ , 则在 VGRT 模型下, 对环内数据进行  $K$  级分布式时-空变换, 其环内能耗  $E_{IN}$  为

$$E_{IN} = \sum_{n=1}^K \sum_{l=0}^{2^n-1} \left( E_{n,l}^P + 2E_{elec} \left( \sum_{i=0}^{i_1+j_1+1} q_{inl}^L + \sum_{i=0}^{i_2+j_2+1} q_{inl}^H \right) + \varepsilon_{amp} \left( \sum_{i=0}^{i_1+j_1+1} (q_{inl}^L \cdot d_{inl}^L) + \sum_{i=0}^{i_2+j_2+1} (q_{inl}^H \cdot d_{inl}^H) \right) \right) \quad (3.1)$$

延时  $D_{IN}$  为

$$D_{IN} = \sum_{n=1}^K \left( \max_{0 \leq l \leq \frac{N}{2^n}-1} \left( \sum_{i=0}^{i_1+j_1-1} q_{inl}^L \right) + \max_{0 \leq l \leq \frac{N}{2^n}-1} \left( \sum_{i=0}^{i_2+j_2-1} q_{inl}^H \right) \right) \quad (3.2)$$

其中:  $q_{inl}^L = q_{n,(-i_1+N+2^n l+(2^{n-1}-1)(i_1+j_1)+2^{n-1}i) \bmod N}$ ;  $q_{inl}^H = q_{n,(-i_2+N+2^n l+(2^{n-1}-1)(i_2+j_2)+2^{n-1}i) \bmod N}$ ;  $d_{inl}^L = \left( \frac{-i_1+N+2^n l+(2^{n-1}-1)(i_1+j_1)+2^{n-1}-1}{\sum_{j=-i_1+N+2^n l+(2^{n-1}-1)(i_1+j_1)}^{j \bmod N} d_{j \bmod N}} \right)^2$ ;

$d_{inl}^H = \left( \frac{-i_2+N+2^n l+(2^{n-1}-1)(i_2+j_2)+2^{n-1}-1}{\sum_{j=-i_2+N+2^n l+(2^{n-1}-1)(i_2+j_2)}^{j \bmod N} d_{j \bmod N}} \right)^2$ ;  $q_{n,l}^L$  和  $q_{n,l}^H$  分别为计算第  $n$  级小波行变换的第  $l$  个低频和高频小波系数时, 环

上第  $i$  个节点传送的数据量;  $d_{j \bmod N}$  为第  $j \bmod N$  个节点和第  $(j+1) \bmod N$  个节点间的距离,  $E_{n,l}^P$  为计算第  $n$  级小波变换第  $l$  个小波系数的处理耗能.

在定理 1 中,  $E_{n,l}^P$  由两部分耗能组成: 一部分是在节点内进行小波列变换的处理耗能; 另一部分是节点融合上一节点的数据时的处理耗能. 从定理 1 可以看出: 随着小波变换级数的增加, 节点间交换的信息量也有所增加, 因而环内的耗能  $E_{IN}$  随之提高; 但同时, 环内节点存储的高频小波系数增多, 因而可以用更少的位数来编码环内的小波系数. 为了便于比较, 我们称通常情况下簇内通信方式为非分布式方式. 在非分布式方式下, 环成员节点将收集到的数据直接传送到簇头, 不进行环内处理, 节省了环内耗能, 但没有考虑环内数据很可能具有的相关性, 存在着冗余数据的传输. 比较分布式时-空小波压缩算法与非分布式方式下的耗能与延时, 有定理 2.

**定理 2.** 设环上各节点与簇头的平均距离为  $D$  米, 环内数据一致量化后总量为  $Q$  位, 对环内数据作  $K$  级分布式时-空小波变换, 小波系数一致量化后数据总量为  $Q'$  位, 若需将此数据传送到簇头, 则:

1) 当  $Q' \leq Q - \frac{E_{IN}}{E_{elec} + \varepsilon_{amp} \cdot D^2}$  时, 分布式时-空小波变换的方式较非分布式方式更能节省网络能量;

2) 当  $Q' \leq Q - D_{IN}$  时, 分布式时-空小波变换的方式较非分布式的方式有更小的网络延时.

由定理 2 可知, 分布式时-空小波变换下的耗能  $E_D$  与非分布式下的耗能  $E_C$  的比  $E_D/E_C$  为

$$\frac{E_D}{E_C} = \frac{E_{IN} + E_{elec} Q' + \varepsilon_{amp} Q' D^2}{E_{elec} Q + \varepsilon_{amp} Q D^2} = \frac{E_{IN}}{E_{elec} Q + \varepsilon_{amp} Q D^2} + \frac{Q'}{Q}.$$

随着距离  $D$  的增大,  $E_D/E_C$  逐渐变小. 因此可以推断: 随着环上各节点与簇头的距离增大, 则与非分布式方式相比, 分布式时-空小波压缩算法更利于节省网络能量.

### 4 模拟实验与分析

在本节中, 我们首先构建一个传感器网络中数据压缩算法的评价模型, 然后用 Haar 小波进行模拟实验, 评价分布式时-空小波压缩算法的性能, 并与其他算法进行比较.



#### 4.1 评价模型

降低传感器节点的能量消耗以延长网络生命周期,是传感器网络设计的重要目标.然而,能量节省常常会带来额外的网络延迟.而一些实际应用,例如 QoS,对网络延时有着特殊的要求.因此,在传感器网络的协议与算法研究中,仅仅考虑最小化能量消耗是不适当的.显然,不考虑网络耗能、单独最小化网络延时也存在诸多问题,这就需要在能量消耗和网络延时之间加以折衷.

在数据压缩领域,人们常常用峰值信噪比(PSNR)和压缩比来衡量数据恢复的质量以及算法压缩数据的效率.而压缩比和峰值信噪比存在一定的联系,较高的压缩比往往导致较低的峰值信噪比,反之亦然.在传感器网络中,数据压缩又呈现出自己的特点,算法在追求高的峰值信噪比的同时,又要简单、有效,以适应传感器节点低存储能力、低计算能力和低通信能力的要求,从而节省能量消耗和网络延时.

基于上述分析,我们构造如下模型来评价算法性能(用 AP 表示):

$$AP = f(EC, Delay, PSNR) = \frac{EC \times Delay}{PSNR}$$

其中:EC 表示能量消耗,其单位设为  $nJ$ ; Delay 表示网络延时.设定传送 1bit 数据需 1 个单位时间,AP 是 EC, Delay 和 PSNR 的函数.

显然,最小化  $\frac{EC \times Delay}{PSNR}$  在满足传感器网络对延时限制的同时节省了网络耗能,而且又获得了较高的峰值信噪比,因而这是传感器网络中数据压缩算法的一个合理的评价模型.

#### 4.2 模拟实验与分析

基于第 4.1 节建立的评价模型,本节,使用 Haar 小波进行模拟实验,评价分布式时-空小波压缩算法的性能,并与非分布式方式(直接压缩传送)和文献[8,9]提出的分布式小波压缩算法进行比较.

实验数据取自热带大气海洋项目(TAO, <http://www.pmel.noaa.gov/tao/>),实验所用数据集是 TAO 在多个地点(mooring)的不同深度共 100 个点的传感器,从 2004 年 1 月 20 日~2004 年 5 月 26 日每天的 12:00 采集到的海水温度数据.在实验中,我们使用了一致量化,没有做熵编码.我们从 4 个方面进行模拟实验.当簇头位于不同的位置、数据有不同的压缩比、环上节点的总数不同和环上节点间平均距离不同的情况下,各种算法的  $\frac{EC \times Delay}{PSNR}$  变化分别如图 5~图 8 所示.这里,我们用每个传感器节点平均存储数据的位数(bitrate)来度量压缩比.

图 5(环上节点总数为 100 个,节点间平均距离为 10 米)表明:随着簇头距离的增大,分布式算法比非分布式方式具有更好的性能;而我们提出的分布式时-空小波压缩算法又优于分布式小波压缩算法.这是由于随着簇头离环内节点的平均距离的增大,环内能量消耗占总耗能的比比例变得越来越大,分布式算法因为有效地降低了网络内部的数据量,因而更加有利于节省网络能量.基于环模型的分布式时-空小波压缩算法,能同时利用数据的时间和空间相关性来减少冗余,因而其性能优于分布式小波压缩算法.可以看出:在分布式算法中,二级小波变换的性能略优于一级小波变换.这是因为虽然进行第 2 级小波变换会增加额外的耗能与时延,却取得了更好的去相关性.我们也观察到:当簇头的距离小于 20 米时,非分布式方式的性能优于分布式算法,其中的原因可以由第 3 节的定理 2 给出.

图 6(环上节点总数为 100 个,节点间平均距离为 10 米,簇头距离 100 米)表明:随着每个节点平均存储数据位数的增大(压缩比减小),分布式小波压缩算法的性能接近非分布式方式;而分布式时-空小波压缩算法的性能相对稳定.图 7(节点间平均距离为 10 米,簇头距离 100 米)表明:随着节点总数的增加,各算法总的耗能与延时增大;而分布式时-空小波压缩算法增长幅度最小.节点总数的增加,导致需要传送到簇头的的数据量增大,因而增加了网络耗能与延时.但同时,数据的冗余量相应增多,分布式时-空小波压缩算法因为有效地减少了数据冗余,因此获得了较好的性能.

在非分布式方式下,数据经本地节点压缩后直接传送到簇头,与环上节点间的平均距离没有关系.分布式算法通过相邻节点交换数据去除数据间的相关性,增加了额外的通信耗能和延时.随着相邻节点间平均距离的增

大,这部分耗能与延时也相应地增加,降低了网络性能.图8(环上节点总数为100个,簇头距离100米)表明了这一点.在图8中,节点间平均距离加大对分布式时-空小波压缩算法的性能影响很小.究其原因,是因为我们提出的算法先在单个节点内去除数据的时间相关性,再通过节点间数据的交换去除空间相关性.时间相关性的去除使得参与节点间数据交换的数据量减少,节省了网络耗能与延时,改善了算法的性能.

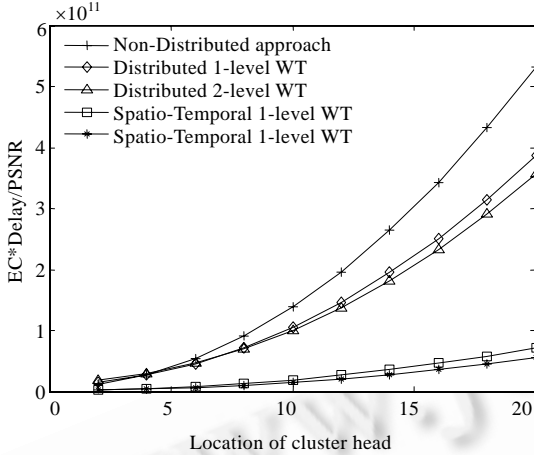


Fig.5 Performance as function of position of cluster head  
图5 簇头位于不同位置时算法的性能

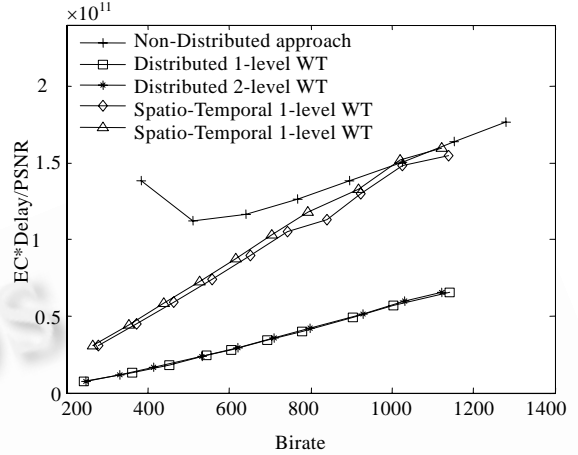


Fig.6 Performance as function of size of data  
图6 节点平均存储数据的位数不同时算法的性能

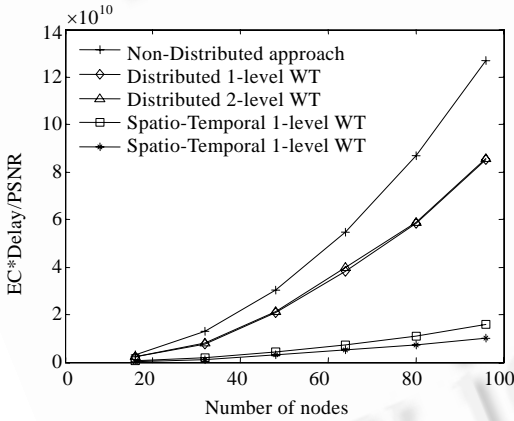


Fig.7 Performance as function of number of nodes  
图7 节点总数不同时算法的性能

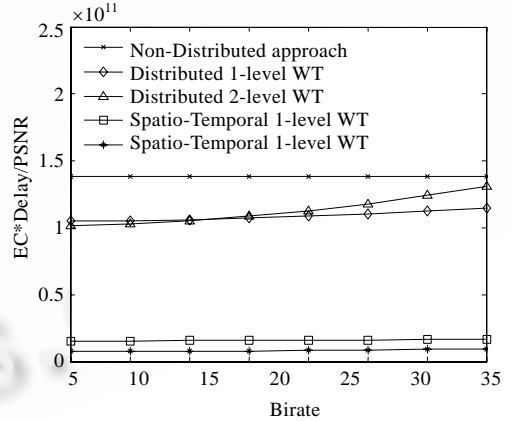


Fig.8 Performance as function of average distance among nodes  
图8 节点间的平均距离不同时算法的性能

### 5 结论

节点数量众多且分布稠密的传感器网络内部产生了巨大的数据量.如何有效地对其进行压缩以适应传感器网络资源受限的现状,如有限的能量和网络带宽等,是传感器网络研究中一项具有挑战性的课题.基于环模型,本文给出了一种适合任意支撑长度小波函数的分布式时-空压缩算法.理论分析和模拟实验表明:该算法能够有效地同时去除传感器网络中节点内数据的时间相关性和节点间数据的空间相关性,节省并均衡网络内部能量消耗,减少网络延时.随着传感节点到簇头距离、压缩比和节点总数的增加,分布式时-空小波压缩算法具有更优的性能.

多小波是小波理论的新进展,拥有诸多传统单小波所不具有的优美性质<sup>[13]</sup>.研究无线传感器网络中能量有

效的多小波数据压缩算法,是我们下一步将要进行的工作.

### References:

- [1] Lindsey S, Raghavendra C, Sivalingam KM. Data gathering algorithms in sensor networks using energy metrics. *IEEE Trans. on Parallel and Distributed Systems*, 2002,13(9):924–935.
- [2] Li JZ, Li JB, Shi SF. Concepts, issues and advance of sensor networks and data management of sensor networks. *Journal of Software*, 2003,14(10):1717–1722 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/14/1717.htm>
- [3] Xu N, Rangwala S, Chintalapudi KK, Ganesan D, Broad A, Govindan R, Estrin D. A wireless sensor network for structural monitoring. In: *Proc. of the 2nd Int'l Conf. on Embedded Networked Sensor Systems*. New York: ACM Press, 2004. 13–24.
- [4] Chen HM, Li J, Mohapatra P. RACE: Time series compression with rate adaptivity and error bound for sensor networks. In: *Proc. of the 2004 IEEE Int'l Conf. on Mobile Ad-Hoc and Sensor Systems*. Piscataway: IEEE, 2004. 124–133.
- [5] Ganesan D, Estrin D, Heidemann J. Dimensions: Why do we need a new data handling architecture for sensor networks? *SIGCOMM Computer Communication Review*, 2003,33(1):143–148.
- [6] Ganesan D, Greenstein D, Perelyubskiy D, Estrin D, Heidemann J. An evaluation of multi-resolution storage for sensor networks. In: *Proc. of the 1st Int'l Conf. on Embedded Networked Sensor Systems*. New York: ACM Press, 2003. 89–102.
- [7] Ciancio A, Ortega A. A distributed wavelet compression algorithm for wireless sensor networks using lifting. In: *Proc. of the Int'l Conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*. Piscataway: IEEE, 2004. 633–636.
- [8] Acimovic J, Cristescu R, Lozano B. Efficient distributed multiresolution processing for data gathering in sensor networks. In: *Proc. of the Int'l Conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*. Piscataway: IEEE, 2005. 837–840.
- [9] Cristescu R, Lozano B, Vetterli M, Ganesan D, Acimovic J. On the interaction of data representation and routing in sensor networks. In: *Proc. of the Int'l Conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*. Piscataway: IEEE, 2005. 1109–1112.
- [10] Lawton, W. Applications of complex valued wavelet transforms to subband decomposition. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1993,41(12):3566–3568.
- [11] Heinzelman W, Chandrakasan A, Balakrishnan H. Energy-Efficient communication protocol for wireless microsensor networks. In: Hyun-Kook K, ed. *Proc. of the Hawaii Int'l Conf. on System Sciences*. LNCS 2662, Berlin: Springer-Verlag, 2003. 181–191.
- [12] Xu Y, Heidemann J, Estrin D. Geography-Informed energy conservation for ad hoc routing. In: *Proc. of the Annual Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking*. New York: ACM Press, 2001. 70–84.
- [13] Gao XP, Zhou SW. A study of orthogonal, balanced and symmetric multi-wavelets on the interval. *Science in China (Series E): Information Science*, 2005,35(4):385–404 (in Chinese with English abstract).

### 附中文参考文献:

- [2] 李建中,李金宝,石胜飞.传感器网络及其数据管理的概念、问题与进展. *软件学报*,2003,14(10):1717–1727. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/14/1717.htm>
- [13] 高协平,周四望.正交平衡对称的区间多小波研究. *中国科学(E 辑):信息科学*,2005,35(4):385–404.

### 附录

定理 1 的证明:第  $n$  级小波行变换时产生第  $l$  个低频小波系数的传输耗能  $E_{n,l}^L$  为

$$E_{n,l}^L = E_{Tx} + E_{Rx} = 2E_{elec} \sum_{i=0}^{i_1+j_1} q_{inl}^L + \varepsilon_{amp} \sum_{i=0}^{i_1+j_1} (q_{inl}^L \cdot d_{inl}^L) \quad (1)$$

第  $n$  级小波行变换时产生第  $l$  个高频小波系数的传输耗能  $E_{n,l}^H$  为

$$E_{n,l}^H = 2E_{elec} \sum_{i=0}^{i_2+j_2} q_{inl}^H + \varepsilon_{amp} \sum_{i=0}^{i_2+j_2} (q_{inl}^H \cdot d_{inl}^H) \quad (2)$$

第  $n$  级小波变换时的处理能耗  $E_p$  为

$$E_p = \sum_{l=0}^{\frac{N}{2^n}-1} E_{n,l}^P \tag{3}$$

若共进行  $K$  级小波变换,则其环内耗能  $E_{IN}$  为

$$E_{IN} = \sum_{n=1}^K \left( E_p + \sum_{l=0}^{\frac{N}{2^n}-1} (E_{n,l}^L + E_{n,l}^H) \right) \tag{4}$$

将式(1)~式(3)代入式(4),可得式(3.1).

在进行分布式时-空小波变换时,小波系数可以并行求出.这样,第  $n$  级小波变换的网络延时  $D_{n,IN}$  为

$$D_{n,IN} = \max_{0 \leq l \leq \frac{N}{2^n}-1} \left( \sum_{i=0}^{i_1+j_1} q_{int}^L \right) + \max_{0 \leq l \leq \frac{N}{2^n}-1} \left( \sum_{i=0}^{i_2+j_2} q_{int}^H \right)$$

因此易得式(3.2).

定理 2 的证明:设  $E_T$  为将环内数据传送到簇头的耗能,则在分布式时-空小波变换方式下的总耗能  $E_D$  为

$$E_D = E_{IN} + E_T = E_{IN} + E_{elec} \cdot Q' + \epsilon_{amp} \cdot Q' \cdot D^2 = E_{IN} + Q'(E_{elec} + \epsilon_{amp} \cdot D^2).$$

非分布式下的总耗能  $E_C$  为

$$E_C = E_T = Q(E_{elec} + \epsilon_{amp} \cdot D^2).$$

由  $E_D \leq E_C$  可得

$$Q' \leq Q - \frac{E_{IN}}{E_{elec} + \epsilon_{amp} \cdot D^2}.$$

设  $D_T$  为环内数据传送到簇头的网络延时,分布式时-空小波变换的方式下总延时  $D_D = D_T + D_{IN} = Q' + D_{IN}$ ,非分布式方式下的延时  $D_C = D_T = Q$ ,由  $D_D \leq D_C$  易得:  $Q' \leq Q - D_{IN}$ ,因此得证.



周四望(1971 - ),男,湖南岳阳人,博士生,主要研究领域为传感器网络中的信号处理,小波分析.



欧阳竞成(1967 - ),男,博士生,主要研究领域为基于 P2P 的信息检索.



林亚平(1955 - ),男,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为计算机网络,机器学习.



卢新国(1979 - ),男,博士生,主要研究领域为聚类算法,基因分类.



张建明(1976 - ),博士生,主要研究领域为传感器网络中的数据管理,ICA.