

## 视觉传感器网络中基于散度模型的协作式图像压缩机制

叶松涛<sup>1,2</sup>, 林亚平<sup>1,2</sup>, 易叶青<sup>1,2</sup>

(1. 湖南大学 信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410082; 2. 湖南省可信系统与网络重点实验室, 湖南 长沙 410082)

**摘 要:** 结合视觉传感器网络的协同工作特性, 提出一种基于散度模型的图像压缩机制。理论分析和实验结果表明, 该压缩机制不仅可以减少图像数据量, 而且由于压缩后每字节数据所含信息量由各簇内节点的二值量化像素均分, 不会引起传输错误在图像中大面积扩散。相比于采用传统的图像压缩算法, 随着平均分组丢失率的增高, 接收图像峰值信噪比较高。

**关键词:** 视觉传感器网络; 图像压缩; 散度模型; 二值量化

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2011)03-0069-10

## Cooperation image compression algorithm using divergence model for visual sensor networks

YE Song-tao<sup>1,2</sup>, LIN Ya-ping<sup>1,2</sup>, YI Ye-qing<sup>1,2</sup>

(1. School of Information Science and Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China;

2. Hunan Key Laboratory of Dependable System and Networks, Changsha 410082, China)

**Abstract:** Utilizing the feature of cooperation in visual sensor networks, an image compression algorithm based on divergence model was proposed. Analysis and experimental results demonstrate that the compression scheme proposed can reduce the amount of image data effectively. And, due to the information represented by one byte is shared by several cluster nodes' bi-level pixels after compression, the degradation of received images is controlled. Comparing with the traditional image compression algorithms, the quality of received image measured by PSNR is higher, as the average packet loss rate increases.

**Key words:** visual sensor networks; image compression; divergence model; binary quantization

### 1 引言

视觉传感器网络 (VSN, visual sensor networks) 是由一组具有计算、存储和通信能力的视觉传感器节点组成的分布式感知网络<sup>[1,2]</sup>。将含有特定事件信息的图像发送给网络使用者进行观察是视觉传感器网络的主要任务之一<sup>[3]</sup>。

然而, 视觉传感器网络采集到的图像信息具有很大的冗余性和时空相关性, 大量冗余信息在网络中传输势必会造成网络资源的严重消耗。因此, 如何有效地对采集的图像信息进行网内 (in-network) 压缩, 减少网络流量, 延长网络寿命等, 已成为视觉传感器网络需要突破的关键技术之一。为此, 一些学者提出了针对视觉传感器网络的网内数据压

收稿日期: 2010-06-17; 修回日期: 2010-12-24

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60973031); 国家教育部博士点基金资助项目 (20100161110025); 湖南省自然科学基金资助项目 (09JJ6097)

**Foundation Items:** The National Natural Science Foundation of China(60973031); The PhD. Programs Foundation of Ministry of Education of China (20100161110025); The Natural Science Foundation of Hunan Province (09JJ6097)

缩机制<sup>[4-9]</sup>，这些工作的共同特点是：首先对不同节点采集的图像进行融合（如根据观测模型去除重复图像子块等），然后再利用 JPEG 对图像进行压缩。JPEG 作为新一代的图像编码标准，被广泛地应用于无线多媒体通信等领域，但 JPEG 的高压缩效率同时也造成了其对传输过程中的误码与分组丢失非常敏感，少量编码信息的丢失与误码往往会导致图像大量的信息丢失。视觉传感器网络采用非理想信道通信，传统的可靠传输机制（如 TCP 协议）不适合视觉传感器网<sup>[10]</sup>，因此通信过程中的误码和分组丢失是不可避免的。为了克服因分组丢失和误码而导致采集图像质量不高的问题，一些学者提出将 JPEG 机制与纠错码相结合的办法<sup>[11]</sup>。这类工作能有效地降低传输中的误码率，在一定程度上提高了图像的采集质量，但这类方法需要在数据分组后附加差错控制码，一方面在数据分组后附加差错控制码增大了网络流量与通信开销，另一方面如果在传输的过程中数据分组丢失，附加的纠错码也会丢失，因而仍不能有效容忍分组丢失。在视觉传感器网络中传输带宽的利用效率与传输可靠性是一对矛盾。采用域变换结合熵编码的传统图像压缩算法，虽然可以取得较高的压缩比，但是压缩后数据的错误敏感性也随之增大。因此，需要研究新的图像压缩机制，达到既能提高传输带宽的利用效率，同时又可以降低图像对传输错误的敏感度的目的。

为此本文提出一种基于散度模型的协作式图像压缩机制：该机制首先利用热能势场的散度模型将节点拍摄的单幅图像二值量化，量化后 1 个像素可用 1bit 表示；然后利用节点的协同工作特性，将拍摄到特定事件的节点形成一个临时的簇；簇头对每个簇内节点的二值点阵进行正交扩展压缩，以使传输错误均匀地分配到各个簇内节点采集的图像中，消除单幅图像对传输错误的敏感性。

本文余下的部分组织如下：第 2 节概述相关工作；第 3 节介绍基于散度模型的协作式图像压缩机制；第 4 节对该机制的压缩性能与抗分组丢失破损进行理论上的分析；第 5 节采用由 XBOW 公司生产的 Imote2 节点硬件平台，进行相关实验与分析；第 6 节是结束语。

## 2 相关工作

由于图像媒体固有的大数据量、高相关性等特

点，使其压缩方法不同于普通传感器网络中的数据压缩<sup>[5]</sup>。针对如何减少视觉传感器网络中的图像传输数据量不少学者做出了相关的研究。

D.Ganesan<sup>[6]</sup>等人提出如果视觉传感器节点频繁地向 sink 节点发送图像数据会加速消耗节点上有限的能量资源，需要降低节点发送图像的频率，但是这样就会有大量的图像数据需要暂时存储在节点上，因此通过挖掘节点间图像数据的空间和时间相关性找出图像中具有重要信息的像素，并对其保留，而对于背景画面则进行高度压缩，甚至丢弃。Dagher 等人<sup>[7]</sup>发现视觉传感器网络在监控大面积区域时需要挂在树枝或天花板上增大摄像头的监控面积，根据这一特性提出了二维观测模型，利用该观测模型将整体监控区域划分为一个个小的图像块，通过对节点剩余能量优化将图像块分配给不同的节点，并采用 JPEG 2000 压缩传输。文献[8]利用立体视觉中极线约束性质对 2 路传输的视频信息进行融合处理，以在 sink 端重建监测场景的视频信息。文献[9]对目前存在的图像压缩算法进行了对比，这些算法包括：JPEG，JPEG 2000，多级数集合分裂（SPIHT），降采样（SS），离散余弦变换（DCT）。最后该文献指出，SPIHT 有最好的压缩效率而 SS 具有最短的执行时间，视觉传感器节点需要在压缩效率和执行时间之间做出折中。

这些工作的相同点是：首先对图像进行融合，然后再利用域变换结合熵编码的传统方法对图像进行压缩。但传统图像压缩算法的高压缩效率同时也造成了其对传输过程中的误码与分组丢失非常敏感，少量编码信息的丢失与误码往往会导致图像大量的信息丢失<sup>[4]</sup>。

为了克服因分组丢失和误码而导致采集图像质量不高的问题，Wu 等人<sup>[11]</sup>提出将多径传输和 Reed-Solomon 纠错编码结合在一起以提高数据传输的可靠性，节点在每条通往簇头节点的路径上均复制一份小波变换压缩后图像的拷贝，簇头节点将接收到的同一幅图像的不同拷贝进行对比和纠错，并以相同的方式传送给下一跳簇头节点。但是多幅拷贝会增加网络的负担，与图像压缩的目的是矛盾的。

在视觉传感器网络中传输带宽的利用效率与传输可靠性是一对矛盾。因此，需要研究一种新的图像压缩机制，既能提高传输带宽的利用效率，同时又可以降低图像对传输错误的敏感度。

### 3 基于散度模型的协作式图像压缩机制

针对采用传统的图像压缩算法所带来的对误码与分组丢失的敏感性。本节将提出一种基于散度模型的协作式图像压缩机制。

#### 3.1 压缩机制整体架构

由于无线传感器节点的室外通信距离可达 75~100m，假定节点的无线通信范围要大于节点的可视监控范围。本文所述压缩机制大致分为如下 4 个阶段。

1) 一组通过图像边缘检测算法<sup>[12]</sup>确定侦测到同一事件的节点，广播自己的 id 号和到 sink 节点的链路质量组成一个临时的簇，选取距离 sink 链路质量最好的节点作为簇头节点。

2) 节点本地压缩阶段。侦测到特定事件发生的节点，将所拍摄的灰度图像量化为二值点阵，并在量化过程中利用热势场散度模型将量化噪声扩散到邻近像素中。量化后的二值点阵 1 个像素用 1bit 即可表示。

3) 簇头节点正交扩展压缩阶段。由事件触发的一组传感器节点将二值点阵传送给链路质量最好的簇头节点，簇头对每个节点的图像点阵正交扩展，以便将传输错误均匀分散到各个簇内节点拍摄的画面；由于正交扩展可抗加性噪声，将多幅正交扩展后的点阵求和，并将求和结果矩阵发往 sink 节点。

4) sink 节点解压阶段。sink 节点对接收到的矩阵解扩提取出各幅二值图像，采用多次迭代式的联合滤波法将二值图像变为灰度图像。

下面将对上述各阶段中采用的算法进行详细介绍。

#### 3.2 基于散度模型的二值量化压缩

人眼的视觉观测模型<sup>[13]</sup>，只对部分灰度值内的像素变化敏感。如图 1 所示，采用固定阈值进行二值量化忽略了人眼的可视模型，只能显示照片中人物的轮廓，使图像丢失大量的可见信息，无法用于图像压缩。因此本文提出了基于热扩散模型的二值量化压缩，对扩散的量化误差进行迭代量化，保留图像的大量细节信息，使量化后的二值图像仍接近人眼可视效果。

下面将详细介绍基于热扩散模型的二值量化压缩原理。一幅灰度图像  $I$  的每个像素值可以采用一个 8bit 的字节表示，其量化成一个二值点阵后其像素值的集合为  $I_{\text{new}}(x, y) \in \{0, 255\}$ ，为了传输时提高带宽利用效率可以将该像素值集合变为  $\{0, 1\}$ 。



(a) 原始 Lena 图像 (b) 固定阈值量化后的 Lena 图像

图 1 原始 Lena 图像与固定阈值量化后的 Lena 图像

原始灰度图像中任一像素的灰度值用  $I_{\text{org}}(x, y)$  来表示， $0 \leq I_{\text{org}}(x, y) \leq G$ ，其中， $G$  为灰度图像中可表示出的最大像素值，一个 8bit 像素值的灰度图像中  $G$  为 255。

记  $e(x, y)$  为二值量化后产生的噪声，有

$$e(x, y) = I_{\text{new}}(x, y) - I_{\text{org}}(x, y) \quad (1)$$

采用“Z”字形的顺序对原始灰度图像进行二值量化压缩。将每个像素点的量化噪声看作一个点衰减热源提供热量的热传导过程<sup>[14]</sup>，热量场要通过由量化前端周围像素组成的曲线，传导给周围的像素。

**定义 1 (传导域):** 记量化前端像素在图像中的坐标为  $(x, y)$ ，周围的像素坐标记为  $(x', y')$ ，那么量化误差的传导域为  $\max(|x - x'|, |y - y'|)$ 。

为了便于描述，在此以传导域为 1 来进行说明，即像素  $I_{\text{org}}(x, y)$  量化后的误差只传导给像素  $I_{\text{org}}(x+1, y)$ 、 $I_{\text{org}}(x+1, y+1)$ 、 $I_{\text{org}}(x, y+1)$ 、 $I_{\text{org}}(x-1, y+1)$  如图 2 所示。

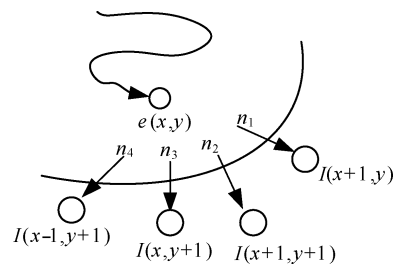


图 2 误差扩散示意图

上述推导过程修改为如下。

量化错误的扩散过程，可看做一个热场通过由像素  $I_{\text{org}}(x+1, y)$ 、 $I_{\text{org}}(x+1, y+1)$ 、 $I_{\text{org}}(x, y+1)$ 、 $I_{\text{org}}(x-1, y+1)$  组成的曲面的过程。

设  $u(x, y, t)$  为热源衰减函数，该函数的初始条件为  $u(x, y, 0) = e(x, y)$ ，即衰减函数初始状态值为像素的量化误差。对  $u(x, y, t)$  求关于  $t$  的偏导可得热扩散速度函数  $\phi(x, y, t)$ 。因此得到如下热扩散方程组：

$$\begin{cases} \frac{\partial u(x, y, t)}{\partial t} - \phi(x, y, t) = 0 \\ u(x, y, 0) = e(x, y) \end{cases} \quad (2)$$

记邻近像素围成的曲面大小为  $\tau$ ，其由与像素  $I(x, y)$  相接触的邻近像素构成的小曲面  $S_1, S_2, S_3, S_4$  构成，如图 2 所示。限定热源函数通过一段时间的扩散要变为 0。那么就有  $u(x, y, \Delta t) = 0$ 。从而

$$u(x, y, \Delta t) - u(x, y, 0) = - \int_0^{\Delta t} \int_{\tau} \phi(x, y, t) dS dt \quad (3)$$

在计算热扩散通过面元  $dS$  的扩散量时，面元除了有一定的大小，其在空间还有一定的取向，面元矢量定义为  $dS = n ds$ 。由于热扩散速度可看作一个与热能势差成正比的函数，因此式(3)的右边可以写为

$$\begin{aligned} \int_0^{\Delta t} \int_{\tau} \phi(x, y, t) dS dt &= \int_0^{\Delta t} \int_{S_1} k [I_{org}(x, y) - I_{org}(x+1, y)] n_1 ds dt + \\ &\int_0^{\Delta t} \int_{S_2} k [I_{org}(x, y) - I_{org}(x+1, y+1)] n_2 ds dt + \\ &\int_0^{\Delta t} \int_{S_3} k [I_{org}(x, y) - I_{org}(x, y+1)] n_3 ds dt + \\ &\int_0^{\Delta t} \int_{S_4} k [I_{org}(x, y) - I_{org}(x-1, y+1)] n_4 ds dt \end{aligned} \quad (4)$$

其中， $k$  为一个大于 0 的常数。

由于上述扩散过程需要在一个单位时间扩散完成，那么取  $\Delta t = 1$ ，各个邻近像素组成的曲面元大小相等，可看作一个单位大小。那么将式(4)代入式(3)，得

$$\begin{aligned} e(x, y) &= k [I_{org}(x, y) - I_{org}(x+1, y)] n_1 \Delta s \Delta t + \\ &k [I_{org}(x, y) - I_{org}(x+1, y+1)] n_2 \Delta s \Delta t + \\ &k [I_{org}(x, y) - I_{org}(x, y+1)] n_3 \Delta s \Delta t + \\ &k [I_{org}(x, y) - I_{org}(x-1, y+1)] n_4 \Delta s \Delta t \end{aligned} \quad (5)$$

为了维持式(5)左右两边的相等关系，取  $k = \frac{e(x, y)}{\|\nabla I_{org}(x, y)\|_1}$ 。因此，量化误差在单位时间内向各个邻近像素扩散的大小如式(6):

$$\begin{cases} \frac{e(x, y)}{\|\nabla I_{org}(x, y)\|_1} [I_{org}(x, y) - I_{org}(x+1, y)] \\ \frac{e(x, y)}{\|\nabla I_{org}(x, y)\|_1} [I_{org}(x, y) - I_{org}(x+1, y+1)] \\ \frac{e(x, y)}{\|\nabla I_{org}(x, y)\|_1} [I_{org}(x, y) - I_{org}(x, y+1)] \\ \frac{e(x, y)}{\|\nabla I_{org}(x, y)\|_1} [I_{org}(x, y) - I_{org}(x-1, y+1)] \end{cases} \quad (6)$$

根据上述二值量化误差扩散过程，可得到如下的基于热扩散模型的二值量化算法。

**算法 1** 基于热扩散模型的二值量化算法

- 1)  $[Row, Column] = size(I_{org})$ ; /\*计算图像的大小\*/
- 2) For  $x = 1: Row$
- 3)     For  $y = 1: Column$
- 4)         If  $(I_{org}(x, y) > G/2)$
- 5)              $I_{new}(x, y) = G$ ;
- 6)         Else
- 7)              $I_{new}(x, y) = 0$ ;
- 8)         End if
- 9)      $e(x, y) = I_{new}(x, y) - I_{org}(x, y)$
- 10)      $I_{org}(x+1, y) = I_{org}(x+1, y) + k [I_{org}(x, y) - I_{org}(x+1, y)]$
- 11)      $I_{org}(x+1, y+1) = I_{org}(x+1, y+1) + k [I_{org}(x, y) - I_{org}(x+1, y+1)]$
- 12)      $I_{org}(x, y+1) = I_{org}(x, y+1) + k [I_{org}(x, y) - I_{org}(x, y+1)]$
- 13)      $I_{org}(x-1, y+1) = I_{org}(x-1, y+1) + k [I_{org}(x, y) - I_{org}(x-1, y+1)]$
- 14)     End
- 15) End

利用基于热扩散模型的二值量化算法，对一幅大小为  $512 \times 512$  的 Lena 图像进行传导域为 1 的二值量化，量化后的图像如图 3 所示。对比简单的采用固定阈值进行二值量化的方法，Lena 照片的背景深浅以及部分细节信息得到了保留。



图 3 二值量化后图像

通过适当扩大误差的传导域,可以获得更加逼近人眼视觉效果的二值量化图像。如图 4 所示,将误差的传导域扩大为 2,从远端看二值量化后的图像与原始灰度图像视觉效果逼近一致。



图 4 传导域为 2 的二值量化

量化后图像的像素值只存在{0,255}集合中,将 255 用 1 表示,这样 1bit 可表示一个像素值,二值量化后的图像只用原始灰度图像 1/8 的空间即可表示出来。

### 3.3 协作式正交扩展压缩

侦测到同一特定事件发生的节点将自己到 sink 节点的链路质量和 id 号进行广播,广播的节点组成一个临时的簇,选取能量充足且距离 sink 链路质量最好的节点作为簇头节点。目前关于网络如何成簇已经有学者做出了大量的研究工作<sup>[15,16]</sup>,在此不再进行详细叙述。

如图 5 所示,在野外环境监测中,如果有从不同角度观测到巨嘴鸟的  $l$  个视觉传感器节点,将拍摄到的图像进行二值量化压缩后发送给簇头节点。簇头节点根据簇内节点的数量  $l$ ,以及每个节点的 id,将每个节点分配一个长度为  $m$  的二进制正交码字。记节点  $i$  分配到的码字为  $C_i=[C_{i,1},C_{i,2},\dots,C_{i,m}]$ 。

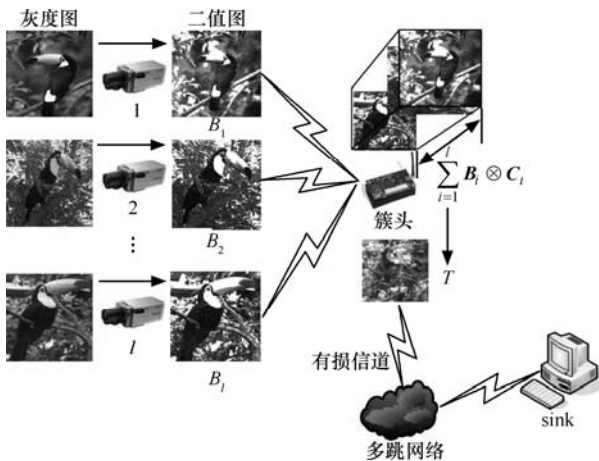


图 5 协作式正交扩展压缩原理

定义 2 (正交码)对临时簇内任意 2 个节点  $i, j$

在簇头内映射到 2 个码字  $C_i$  和  $C_j$ ,若满足  $\sum_{n=1}^m C_{i,n} C_{j,n} = 0$ ,则称码字  $C_i$  和  $C_j$  互为正交码。

记簇内某节点  $i$  发送给簇头的二值量化压缩图像为  $B_i$ ,图像中任一像素值  $B_i(x,y) \in \{0,1\}$ 。将簇内节点  $i$  的二值灰度阵  $B_i$  与映射的正交码  $C_i$  进行克罗内克积运算  $B_i \otimes C_i$ 。如果临时簇内节点发送的量化灰度矩阵大小统一为  $p \times q$ ,那么  $B_i \otimes C_i$  后矩阵的大小为  $p \times qm$ ,矩阵的每个元素均为 0 或者 1。

簇头将所有簇内节点图像灰度矩阵  $B_i$  与映射的正交码  $C_i$ ,克罗内克积运算后的矩阵进行相加,得到发送给 sink 节点的矩阵  $T$ 。

$$T = \sum_{i=1}^l B_i \otimes C_i \quad (7)$$

待发送矩阵  $T$  的大小为  $p \times qm$ ,矩阵  $T$  中任意元素的值  $T(x,y) \in \{0,1\}$ ,可将矩阵  $T$  的每个元素用 1bit 进行表示。关于正交扩展压缩后的矩阵  $T$  相比于原始采样灰度图像的压缩比,将在算法分析部分进行详细阐述。

### 3.4 图像解压与还原

本节将详细介绍 sink 节点在接收到由含有同一特定事件的多幅图像,正交扩展压缩而成的矩阵  $T$  后,如何分离出各节点的二值量化图像,以及如何由二值量化图像恢复为灰度图像。

#### 3.4.1 二值量化图像分离

簇头节点在发送矩阵  $T$  给 sink 节点之前需要先把簇内节点的数量  $l$  以及簇内各节点 id 组成一个数据分组发送给 sink 节点,以便于 sink 节点生成节点  $i$  相应的正交码  $C_i=[C_{i,1},C_{i,2},\dots,C_{i,m}]$ 。

定理 1 用 sink 生成的节点  $i$  对应的正交码  $C_i$  ( $1 \leq i \leq l$ ),与矩阵  $T$  进行如下运算可得到节点  $i$  的二值量化图像  $B_i$ ,单位阵  $E$  的大小为  $p \times q$ :

$$T(E \otimes C_i^T) = B_i \quad (8)$$

证明 对式(6)的左边进行变形,因为  $T = \sum_{r=1}^l B_r \otimes C_r$ ,根据克罗内克积的结合律可变形为

$$T(E \otimes C_i^T) = \sum_{r=1}^l (B_r \otimes C_r)(E \otimes C_i^T)$$

利用克罗内克积的混合乘积性,得到

$$T(E \otimes C_i^T) = \sum_{r=1}^l (B_r E) \otimes (C_r C_i^T)$$

结合定义 2 中簇头分配的正交码所含有的如下特性

$$C_r C_i^T = \begin{cases} 0, & r \neq i \\ 1, & r = i \end{cases}$$

上式变为

$$T(E \otimes C_i^T) = B_i$$

式(8)左右两边相等, 定理 1 得证。

利用定理 1, 可得到簇内节点二值量化图像分离算法。

**算法 2** 二值量化图像分离算法

1) Sink 节点接收到临时簇头发送来的正交扩展压缩矩阵  $T$ ;

2) sink 节点根据簇内节点的数量  $l$  以及簇内各节点 id, 生成节点  $i$  相应的长度为  $m$  的二进制正交码  $C_i$ ;

3)  $[row, column] = size(T)$ ;

4) 生成大小为  $row \times (column/m)$  的单位矩阵

$E$ ;

5) For  $i = 1:l$

6)  $B_i = T(E \otimes C_i^T)$ ;

7) End

**3.4.2** 二值量化图像恢复

下面将对分离出的二值图像进行恢复, 首先将二值量化图像中的灰度值为 1 的像素变为 255。

采用基于热扩散模型的二值图像量化压缩法, 会向量化后的图像内注入大量的高频噪声, 大量的高频噪声数据给二值量化后图像的恢复造成了困难。一幅连续变化的灰度图像在二值量化后, 所有的像素值都在  $\{0,255\}$  集合内, 相邻像素间灰度级别的突发改变是造成大量高频噪声的主要原因。

因此, 首先需要加入一个低通滤波器将高频噪声的能量衰减, 采用高斯低通滤波器对图像进行低通滤波。

由于不同的图像采用散度模型量化后, 所产生的噪声的参数难以估计, 因此还需采用基于统计方法的逆扩散量化噪声进一步平滑。选用大小为  $3 \times 3$  的模板  $R$  作为逆扩散域, 在分离滤波后节点  $i$  的二值图像  $B_i$  上进行逆量化误差扩散。

若模板中各像素的位置坐标为  $(x, y)$ , 则在模板

域内像素的均值为

$$m = \frac{\sum_{(x,y) \in R} B_i(x,y)}{9} \tag{9}$$

模板域内像素的方差为

$$\sigma = \frac{\|B_i(x,y) - m\|_2}{9}, (x,y) \in R \tag{10}$$

然后将模板域内各像素进行如下变换,

$$B_i(x,y) = \begin{cases} m + \gamma\sigma, & B_i(x,y) > m + \gamma\sigma; \\ m - \gamma\sigma, & B_i(x,y) < m - \gamma\sigma; \\ B_i(x,y), & \text{其他} \end{cases} \tag{11}$$

式(11)中的  $\gamma$  表示逆扩散平滑系数,  $\gamma \in (0,1)$  区间。然而只通过一次高斯低通滤波和统计滤波器的联合滤波并不能恢复出具有良好峰值信噪比(PSNR)的图像。为此, 本文提出采用一种  $N$  次迭代式的联合滤波方法, 将一次滤波后的图像结果送往输入端进行下一次联合滤波, 通过多次迭代提高恢复图像的峰值信噪比。详细的系统框图如图 6 所示。

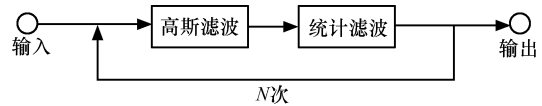


图 6  $N$  次迭代式联合滤波

设定  $\gamma=0.75, N=3$ , 对二值量化的 Lena 照片进行恢复。恢复的图像效果如图 7 所示, 恢复图像峰值信噪比(PSNR)为 34.06。



图 7 恢复图像

**4 算法分析**

从图像压缩率, 临时簇内协作压缩产生的能耗以及传输错误敏感度来分析算法的性能。

**4.1 图像压缩率分析**

假设视觉传感器节点采集的灰度图像尺寸均统一为  $p \times q$ , 一个像素由一个字节来表示, 即 8bit。如果一个特定事件触发了  $l$  个节点向 sink 节点发送

图像数据,那么在不进行压缩的情况下,节点向网络内注入的图像数据量大小为  $8lpq$  bit。

采用本文提出的压缩算法,若簇头产生的二进制正交码长度为  $m$  bit。通过 3.3 节的分析可知,  $l$  个节点采集的图像在经过簇头正交扩展压缩后,灰度矩阵的大小为  $pqm$  bit。正交码的可达最短长度  $m \geq l$ 。

通过本文提出的压缩算法,压缩比为  $8l/m$ 。

#### 4.2 协作压缩能耗

为了能定性分析本文所提压缩算法节约的网络通信能耗,引入一阶无线模型<sup>[14]</sup>,具体如下,发送器每发送 1bit 的能耗为

$$E_{TX} = \varepsilon_b + \varepsilon_a d^2 \quad (12)$$

接收器每接收 1bit 的能耗为

$$E_{RX} = \varepsilon_b \quad (13)$$

式(12)和式(13)中的参数  $\varepsilon_b$  表示接收 1bit 数据的能耗  $\varepsilon_b \approx 50$  nJ,式(12)中的参数  $\varepsilon_a$  表示每 1bit 数据发送距离 1m 所消耗的能量  $\varepsilon_a \approx 100$  pJ/(bit  $\times$  m<sup>2</sup>),  $d$  表示发送机与接收机之间的距离。

如果被特定事件触发的  $l$  个视觉传感器节点处于同一网络深度  $H$ ,节点  $i$  的多跳路径为  $h_1^i, h_2^i, h_3^i, \dots, h_H^i$ 。那么  $l$  个节点各自拍摄的大小为  $p \times q$  的图像,在不压缩的情况下传送到 sink 节点所消耗的能量为

$$8lpq \left[ \sum_{i=1}^{H-1} (\varepsilon_b + \varepsilon_a d^2) + (H-1)\varepsilon_b \right] \quad (14)$$

采用本文所提出的压缩算法,将拍摄的图像传送到 sink 节点所消耗的能量为

$$mpq \left[ \sum_{i=1}^{H-2} (\varepsilon_b + \varepsilon_a d^2) + (H-2)\varepsilon_b \right] + (l-1)pq(\varepsilon_b + \varepsilon_a d^2) \quad (15)$$

对上述分析结果进行 MATLAB 模拟验证,假定由 3 个视觉传感器节点各拍摄了一幅  $512 \times 512$  大小的灰度图像,网络内各节点间距离  $d$  近似看作相等,  $d=15$  m。由图 8 的仿真结果可以看出,随着事件所触发传感器节点网络深度的加大,将未经压缩的图像传送到 sink 节点的通信能耗也将增大,而通过采用本文所提出的压缩方法可以有效的节省图像传输带来的通信能耗。

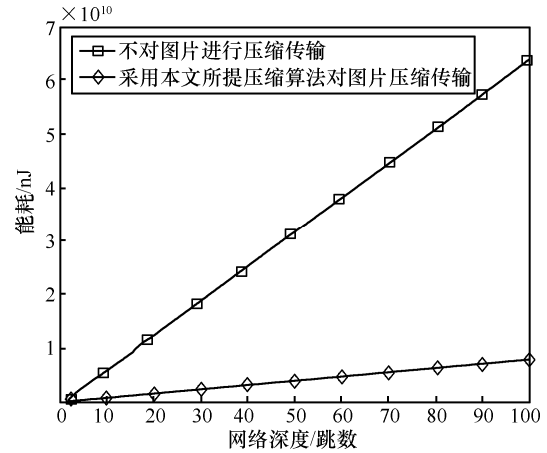


图 8 能耗对比

#### 4.3 传输错误敏感度分析

在视觉传感器网络数据传输过程中,传输距离、多径衰落和信号干扰等因素都会降低分组的成功接收率。本小节将分析本文所提压缩算法对传输错误的敏感度。由于 tinyOS 操作系统<sup>[17]</sup>自带的 LEPS 路由<sup>[18]</sup>,以及 XBOW 公司研发的 XMESH 路由均有根据节点距离 sink 节点的链路质量进行选路的功能,因此网络内节点可以推测出其发送数据分组到 sink 节点的分组丢失概率。

记观测到同一特定事件的  $l$  个传感器节点到 sink 节点的平均分组丢失率分别为  $(P_1, P_2, \dots, P_l)$ ,每个节点将自己拍摄的大小为  $p \times q$  byte 的灰度图像传送到 sink 节点。

通过采用本文提出的压缩机制,压缩后的图像为  $p \times qm$  bit,通过分组丢失率为  $\min(P_1, P_2, \dots, P_l)$  的多跳链路发送给 sink 节点。如果一个数据分组可以负载的数据量大小为  $\lambda$  byte,那么采用本文提出的压缩算法最后在 sink 端丢失的总数据量为  $\frac{pqm}{8\lambda} \times \min(P_1, P_2, \dots, P_l)$  byte,平均每幅图像丢失的数据量为  $\frac{pqm}{8l\lambda} \times \min(P_1, P_2, \dots, P_l)$ 。

若  $l$  个节点各采用熵编码的方法对图像正交变换后的量化系数进行压缩,压缩比平均为  $\beta$ ,即压缩后一个字节代表压缩前  $\beta$  个字节的数据。最后在 sink 端丢失的总数据量为  $\sum_{i=1}^l \frac{pq}{\beta\lambda} P_i$ ,平均每幅图像丢失的系数数据量为  $\frac{1}{l} \sum_{i=1}^l \frac{pq}{\beta\lambda} P_i$ 。

上面的分析可以看出,如果熵编码压缩效率与本文所提压缩机制的效率接近,那么平均每幅图像

丢失的数据量应该是接近的。

但是,采用正交变换的图像压缩方法,图像子块的能量集中在变换后子块的左上角系数。高能量系数的丢失,意味着整个子块传输的失败。以 JPEG 压缩算法为例:其在对 8×8 子块进行 DCT 变换后,左上角的直流系数丢失将致使子块内交流系数的传输失去意义。同时,由于各像素子块间直流系数的差别并不大,根据这一特点 JPEG 算法使用了差分脉冲调制编码(DPCM)技术,对相邻图像块之间量化直流系数的差值进行编码。那么一个子块直流系数的丢失同时也将造成后续子块数据的混乱。采用传统的静态图像压缩算法,一个数据分组的丢失有可能造成整幅画面的失真。

### 5 实验结果分析

为了验证算法的压缩效率,以及在非理想通信环境下图像传输的错误敏感度,采用 XBOX 公司生产的 Imote2 节点进行了相应的硬件平台实验。Imote2 节点采用 ARM 处理器,最高处理频率可以达到 416MHz。节点采用 Linux 操作系统,具备 32MB 的 FLASH 存储空间,也可以外挂 U 盘等外部存储设备。通信模块仍采用 CC2420 芯片。

#### 5.1 实验场景描述

在一个室外停车场,一个空车位促使 3 个视觉传感器节点从不同的角度拍摄了 3 张图像,分别为图 9(a)、图 9(b)和图 9(c)。每张灰度图像的大小为 640×480。拍摄后的灰度图像以 PGM 格式存储在 Imote2 节点上。将拍摄的图像通过 U 盘从 Imote2 节点中拷贝出来得到如图 9 所示的 3 张原始灰度图像。



图 9 Imote2 节点拍摄的原始灰度图像

#### 5.2 压缩效率

3 幅原始灰度图像不经过压缩采用 PGM 格式存储,其大小均为 301kB。采用本文所述压缩算法,在临时簇的簇头内进行正交扩展压缩后的图像为 113kB。采用本文所提出的压缩机制获得的压缩比

为 7.99。

计算压缩后图像的峰值信噪比(PSNR),3 幅图像的平均峰值信噪比为 36.41。根据文献[19]对 JPEG 进行的压缩比与 PSNR 统计,在 PSNR 为 35~45 之间时, JPEG 的平均压缩率为 5~10 之间。因此,在保证相同图像质量的前提下,本文所述压缩算法的压缩率接近 JPEG。

#### 5.3 压缩图像传输实验

首先,在 Imote2 节点上将拍摄的 3 张灰度图像压缩成 JPEG 格式,然后进行传输。由于搭载 DXC600 转接板的 Imote2 视频传感器节点不支持多跳组网,因此在传输时只能使用单跳的 CSMA 传输协议。但是为了再现多跳网络中可能出现的严重分组丢失现象,恶化图像传输的无线信道,在 Imote2 节点发送数据时采用同样含有 CC2420 射频芯片的 MICAZ 节点进行广播干扰。由于图像在传输中分组丢失率在 11%左右,每个数据分组的载荷为 27byte,最终采用 JPEG 压缩格式的 3 张图像变成如图 10 所示。

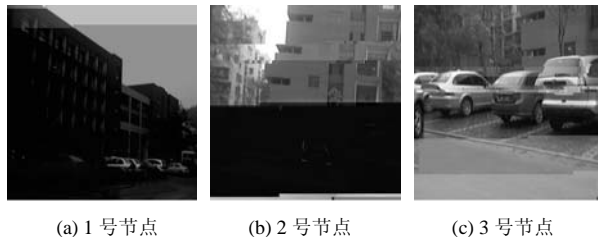


图 10 JPEG 压缩图像传输效果图

虽然对传输错误引起的压缩图像破损进行错误消隐<sup>[20]</sup>,已经有解决方案但是这些需要建立在附加纠错码和同步码的基础上。对于图 10 已经产生失真的压缩图像修复起来难度和计算量较大<sup>[21]</sup>,原因在于图像压缩后出错的位置难以确定,而且含有直流系数的数据分组丢失乱序后,很难恢复其原有的位置。图 10(a)和 10(b)中由于直流系数的丢失,致使大部分画面出现了灰度值减小的现象,图 10(c)则由于系数的丢失产生了画面乱序,原本画面右下角附近的车轮移到了画面左下角。

采用本文提出的压缩机制,在簇头节点上形成正交扩展压缩文件。通过非理想的链路传送给网关节点。为了与图 10 的实验能做出对比,将网关节点最终接收数据的分组丢失率也控制在 11%左右。最后网关节点接收到的压缩图像如图 11 所示。



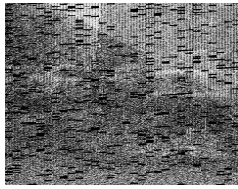


图 11 有分组丢失的压缩图像

将网关节点接收到的图 11 按照 3.4 节所述方案进行二值图像分离和还原,得到了如图 12(a)、图 12(b)和图 12(c)所示的 3 个节点拍摄的破损灰度图像。由于压缩后每字节数据所含信息量由各簇内节点图像的二值量化像素均分,图 12 中 3 幅图像丢失像素的位置与图 11 基本相同。相比于图 10,少量像素的丢失并未给画面造成大面积的失真和乱序。传输错误均匀分散在 3 张不同画面中。

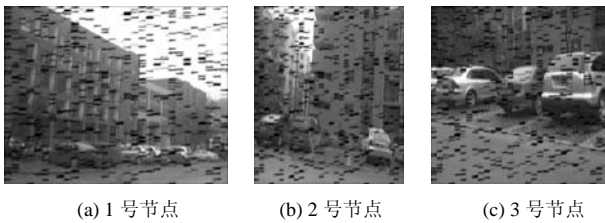


图 12 各节点的二值量化图像

下面的实验将给出网络内分组丢失率与压缩图像质量间的变化,采用峰值信噪比(PSNR)作为衡量解压后灰度图像受损程度的参数。同时实验还将对比文献[11]中采用小波变换进行图像压缩传输的受损度。

从图 13 中可以看出,随着网络传输质量的下降,接收图像的峰值信噪比也会随之下降。但是采用变换域压缩的图像错误敏感度过高,分组丢失率增大到 25%时图像的峰值信噪比下降幅度约达到 15dB,而采用本文提出的图像压缩算法,分组丢失率增大到 25%时图像质量下降不到 5dB。

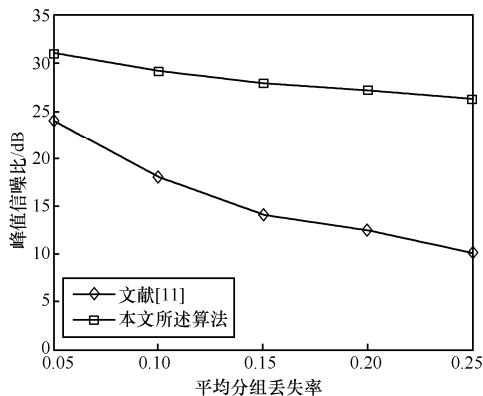


图 13 接收图像质量随分组丢失率变化对比曲线

### 6 结束语

为了节省视觉传感器网络有限的带宽和能量资源需要对采集的图像进行压缩,然而传输带宽的利用效率与传输可靠性是一对矛盾。传统的采用域变换结合熵编码的图像压缩算法,将提升压缩后数据的错误敏感性,一个数据分组的丢失可能造成图像的大面积失真。为此本文提出了基于散度模型的协作式图像压缩机制:该机制首先利用热能势场的散度模型将拍摄的单幅图像二值量化,量化后一个像素可用 1bit 表示;然后利用节点的协同工作特性,将拍摄到特定事件的节点形成一个临时的簇;簇头对每个簇内节点的二值点阵进行正交扩展压缩,以使传输错误均匀地分配到各个簇内节点采集的图像中,不提高单幅图像的错误敏感度。该压缩机制不仅可以减少图像媒体的数据量,而且随着网络传输质量下降,图像峰值信噪比采用小波变换压缩的图像要高。

如何应对高分组丢失率传输中对彩色压缩图像的损坏将是我們下一步的工作。

### 参考文献:

- [1] AKYILDIZ F, MELODIA T, CHOWDHURY K. A survey on wireless multimedia sensor networks[J]. Computer Networks, 2007, 51(4): 921-960.
- [2] MISRA S, REISSLEIN M, XUE G. A survey of multimedia streaming in wireless sensor networks[J]. IEEE Communications Surveys and Tutorials, 2008, 10(4): 18-39.
- [3] 马华东, 陶丹. 多媒体传感器网络及其研究进展[J]. 软件学报, 2006, 17(9): 2013-2028.
- [4] MA H D, TAO D. Multimedia sensor networks and its research progress[J]. Journal of software, 2006, 17(9):2013-2028.
- [5] BARUFFA G, MICANTI P, FRESCURA F. Error protection and interleaving for wireless transmission of JPEG 2000 images and video[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(2): 346-356.
- [6] 周四望, 林亚平. 传感器网络中基于环模型的小波数据压缩算法[J]. 软件学报, 2007, 18(3): 669-680.
- [7] ZHOU S W, LIN Y P. A wavelet data compression algorithm using ring topology for wireless sensor networks[J]. Journal of Software, 2007, 18(3): 669-680.
- [8] GANESAN D, GREENSTEIN B, PERELYUBSKIY D, et al. Multi-resolution storage and search in sensor networks[J]. ACM Transactions on Storage, 2005, 1(3): 277-315.
- [9] DAGHER J, MARCELLIN M, NEIFELD M. A method for coordinating the distributed transmission of imagery[J]. IEEE Transactions

- on Image Processing, 2006, 15(7): 1705–1717.
- [8] MA H D, LIU Y H. Correlation based video processing in video sensor networks[A]. 2005 International Conference on Wireless Networks, Communications and Mobile Computing[C]. Maui, USA, 2005. 987-992.
- [9] FERRIGNO L, MARANO S, PACIELLO V. Balancing computational and transmission power consumption in wireless image sensor networks[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Virtual Environments, Human-Computer Interfaces, and Measurement Systems[C]. Giardini Naxos, Italy, 2005. 61–66.
- [10] WAN C Y, CAMPBELL A T, KRISHNAMURTHY L. Pump-slowly,fetch-quickly (PSFQ): a reliable transport protocol for sensor networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2005, 23(4): 862 – 872.
- [11] WU H, ABOUZEID A. Error resilient image transport in wireless sensor networks[J]. Computer Networks, 2005, 50(15): 2873–2887.
- [12] KO T and BERRY N. On scaling distributed low-power wireless image sensors[A]. Proceedings of the 39th Annual Hawaii International Conference on System Sciences[C]. Hawaii, USA, 2006.1-9
- [13] YI X, CHENG L M, CHENG L L. A robust image watermarking scheme based on a novel HVS model in curvelet domain[A]. The 4th International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing[C]. Harbin, China, 2008. 343-347
- [14] IRENA G, JOACHIM W, MARTIN W, *et al.* Image compression with anisotropic diffusion[J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2008, 31(4): 255-269.
- [15] STANISLAVA S, HEINZELMAN W. Cluster head election techniques for coverage preservation in wireless sensor networks[J]. Ad Hoc Networks, 2009, 7(5): 955-972.
- [16] 李方敏, 韩屏, 罗婷. 无传感器网络中结合分组丢失率和 RSSI 的自适应区域定位算法[J]. 通信学报, 2009, 30(9):15-23.  
LI F M, HAN P, LUO T. Adaption area location algorithm combining with packet loss rate and RSSI in wireless sensor networks[J]. Journal on Communications, 2009, 30(9): 15-23.
- [17] TinyOS[EB/OL]. [http:// www.xbow.com](http://www.xbow.com), 2010.
- [18] WOO A, TONG T, CULLER D. Taming the underlying challenges of reliable multihop routing in sensor networks[A]. Proceedings of the 1st International Conference on Embedded Networked Sensor Systems[C]. New York, USA, 2003. 14-27.
- [19] EBRAHIMI F, CHAMIK M. JPEG vs. JPEG2000: an objective comparison of image encoding quality[A]. Proceedings of SPIE[C]. Denver, USA, 2004. 300-308.
- [20] AGUEH M, ATAMAN S, SOUDE H. A low time-consuming smart FEC rate allocation scheme for robust wireless JPEG 2000 images and video transmission[A]. 4th International Conference on Communications and Networking[C]. Xian, China, 2009. 1-5.
- [21] SEILER J, MEISINGER K, KAUP A. Orthogonality deficiency compensation for improved frequency selective image extrapolation[A]. Proceedings of Picture Coding Symposium[C]. Lisbon, Portugal, 2007. 781-784.

#### 作者简介:



叶松涛 (1983-), 男, 福建闽侯人, 湖南大学博士生, 主要研究方向为传感器网络。



林亚平 (1955-), 男, 湖南邵阳人, 湖南大学教授、博士生导师, 主要研究方向为通信网络与机器学习。



易叶青 (1976-), 男, 湖南邵阳人, 湖南大学博士生, 主要研究方向为传感器网络安全机制。