

# 基于块参照像素的无损信息隐藏算法

曾宪庭<sup>1</sup> 李 卓<sup>2</sup> 平玲娣<sup>2</sup>

(中国计量学院信息工程学院 杭州 310018)<sup>1</sup> (浙江大学计算机科学与技术学院 杭州 310027)<sup>2</sup>

**摘 要** 提出一种具有高嵌入容量的图像无损信息隐藏算法。首先将载体图像分成互不重叠的子块,然后在每块中选定一个参照像素,并计算参照像素与块内其它像素的差。在像素差直方图移位产生冗余空间之后,机密信息就可以无损地嵌入到这些冗余空间中。该方法在机密信息提取后可完全恢复载体图像,而且提取机密信息和恢复载体图像不需要除机密信息长度之外的任何信息。实验结果表明了该算法的有效性。

**关键词** 无损/可逆信息隐藏,块参照像素,像素差,像素差直方图

中图法分类号 TP391 文献标识码 A

## Reversible Data Hiding Based on Reference Pixel of Block

ZENG Xian-ting<sup>1</sup> LI Zhuo<sup>2</sup> PING Ling-di<sup>2</sup>

(College of Information Engineering, China Jiliang University, Hangzhou 310018, China)<sup>1</sup>

(College of Computer Science and Technology, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)<sup>2</sup>

**Abstract** This paper presented a reversible data hiding scheme with high embedding capacity. A cover image was divided into a number of non-overlapping blocks. In each block, we selected a pixel as the reference pixel, and calculated pixel differences between the reference pixel and the other pixels. After pixel difference histogram was shifted to spare space, secret message could be embedded into the cover image. The proposed scheme can extract the hidden data and recover the exact original cover image with no extra information except the length of hidden data and the stego-image itself. Experiments were conducted to show the effectiveness of the proposed method.

**Keywords** Lossless/Reversible data hiding, Reference pixel of block, Pixel difference, Pixel difference histogram

## 1 引言

通常意义下的信息隐藏技术,在载体嵌入了机密信息后会导致原始载体产生某种程度永久性的失真。即在机密信息被提取之后,原始载体不能够无失真地得到恢复。在多媒体数据内容需要保护的应用场合,比如:医疗图像系统、军事图像系统、数字艺术品珍藏,任何有可能导致图片永久失真的技术都是不能容忍的,因为如果嵌入信息使得这些图片永久失真的话,会导致图片失去原有价值甚至引起法律纠纷。因此,在原始载体没有明显降质的情况下嵌入机密信息,并且当提取机密信息后,原始载体能够完全复原就显得十分必要。满足这种特性的信息隐藏技术称为无损(可逆)信息隐藏技术。

无损信息隐藏的概念最早出现在一份专利上。Honsinger 等人<sup>[1]</sup>的专利将原图像与要嵌入的水印进行模 256 加运算,生成含水印图像。由于没有上溢(或下溢)的模运算是可逆的,因此该技术可以实现可逆信息隐藏。之后,无损信息隐藏技术得到学者们的高度重视,不同类型的无损信息隐藏算法相继提出。

Fridrich 等人<sup>[2]</sup>通过压缩最不重要位(LSB)平面来获取额外的空间,以达到机密信息的有效嵌入。之后, Celik 等

人<sup>[3]</sup>改进了 Fridrich 等人的方案并提出一种称为 G\_LSB 的方法,使嵌入容量得到较大提升。

De Vleeschouwer 等人<sup>[4]</sup>提出了一种全新的可逆隐藏方案。该方案基于 patchwork 理论和模 256 加运算,并通过双射转换来达到可逆性。

Tian<sup>[5]</sup>通过扩展两个相邻像素差(DE)的方法嵌入机密信息。之后 Alattar<sup>[6]</sup>有效地改善了 Tian 的算法,改进的算法由原来的两个像素对扩展到三个、四个像素组甚至一组像素向量,从而提高了嵌入容量。Thodi 等人<sup>[7,8]</sup>引入了预测算子来对图像内的像素值进行预测,将预测误差扩展后隐藏信息,使嵌入容量大大提高。Kamstra 等人<sup>[9]</sup>将调整直方图的思想引入特征值扩展算法中,同样取得了很好的效果。

Xuan 等人<sup>[10]</sup>提出了一种基于可逆整数小波变换的无损信息隐藏算法。Chang 等人<sup>[11]</sup>提出基于矢量量化(Vector Quantization, VQ)压缩的可逆信息隐藏算法。目前,基于压缩域的无损信息隐藏技术有许多研究成果。

Ni 等人<sup>[12]</sup>提出了一种基于图像直方图移位的无损信息隐藏技术,该技术能够简单高效地产生冗余空间以实现信息的无损嵌入。在 Ni 等人算法的基础上,许多学者<sup>[13-15]</sup>改进了 Ni 等人的算法并大大地提高了嵌入容量。然而,这些算法都

到稿日期:2011-03-27 返修日期:2011-06-25 本文受浙江省自然科学基金项目(Y1110450)资助。

曾宪庭(1964—),男,博士,副教授,主要研究方向为信息隐藏、信息安全, E-mail: mico@cju.edu.cn; 李 卓(1984—),男,博士,主要研究方向为隐藏分析、图像处理; 平玲娣(1946—),女,教授,博士生导师,主要研究方向为信号处理、信息安全。

需要独立传送大量的额外信息才能提取隐藏信息和恢复原图像。本文提出的方案可以克服这种不足。本文算法充分利用图像邻近像素相关的特性,产生大量冗余空间以嵌入信息,同时利用固定参数的多层嵌入策略进一步提高嵌入容量。实验结果表明,本文算法实现了大容量的信息嵌入,同时保持了较低的图像失真,与传统算法相比更具优势。

## 2 基于块参照像素的无损隐藏算法

设原始载体为8位的灰度图像  $I = \{I(i, j) | 1 \leq i \leq H, 1 \leq j \leq W, I(i, j) \in [0, 255]\}$ 。将图像  $I$  划分为  $N$  个大小为  $m \times n$  的互不重叠的子块  $B = \{B_k | k \in [1, N]\}$ 。

### 2.1 块参照像素、像素差与差直方图

对任意子块  $B_k \in B$ , 块参照像素的位置为  $(i_0, j_0)$ , 定义如下:

$$\begin{cases} i_0 = \lceil \frac{m+1}{2} \rceil \\ j_0 = \lceil \frac{n+1}{2} \rceil \end{cases} \quad (1)$$

式中,  $\lceil \cdot \rceil$  表示向上取整运算,  $\lfloor \cdot \rfloor$  表示向下取整运算。

图像块  $B_k$  的参照像素  $B_k(i_0, j_0)$  与块内位于  $(i, j)$  的像素差记为  $\Delta_k(i, j)$ , 计算公式如下:

$$\Delta_k(i, j) = B_k(i, j) - B_k(i_0, j_0) \quad (2)$$

式中,  $1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n, (i, j) \neq (i_0, j_0), k \in [1, N]$ 。

在计算出图像所有子块的像素差后,可以生成像素差的直方图。比如,图1(b)是将  $512 \times 512$  的灰度图像 Lena 划分成  $3 \times 3$  大小的子块后像素差的直方图。可以看出,与图像 Lena 的直方图(见图1(a))比较,像素差的分布显得更集中。即,两种直方图中,像素差的峰值远大于像素值的峰值。因此,利用像素差直方图移位来嵌入信息,能大大增加嵌入容量。

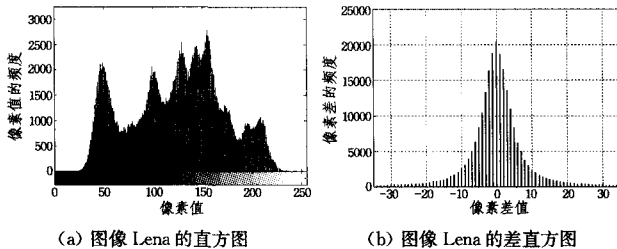


图1 像素灰度值及像素差值的分布情况

### 2.2 像素差直方图移位产生冗余空间

假设用于信息嵌入的像素差绝对值为  $\delta$ , 可以分两种情况考虑像素差直方图移位。

(1) 如果  $\delta = 0$ , 按如下方式使像素差直方图移位:

$$\Delta_k(i, j) = \begin{cases} \Delta_k(i, j) + 1, & \Delta_k(i, j) > 0 \\ \Delta_k(i, j), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

式中,  $1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n, (i, j) \neq (i_0, j_0), k \in [1, N]$ 。

经过这样的移位以后,很明显,所有块均没有差值为1的像素差。即,像素差移位后产生了冗余空间。

(2) 如果  $\delta \neq 0$ , 按如下方式使像素差直方图移位:

$$\Delta_k(i, j) = \begin{cases} \Delta_k(i, j) + 1, & \Delta_k(i, j) > \delta \\ \Delta_k(i, j) - 1, & \Delta_k(i, j) < -\delta \\ \Delta_k(i, j), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

式中,  $1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n, (i, j) \neq (i_0, j_0), k \in [1, N]$ 。

同样,经过这样的移位以后,整个图像中已没有差值为  $(\delta+1)$  或  $-(\delta+1)$  的像素差。即,像素差移位后产生了冗余空间。

显然,有了阈值  $\delta$ , 差直方图逆移位可以通过式(5)或式(6)得到。具体地说,对于  $\delta = 0$  的情形,逆移位为:

$$\Delta_k(i, j) = \begin{cases} \Delta_k(i, j) - 1, & \Delta_k(i, j) > 1 \\ \Delta_k(i, j), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

而对于  $\delta \neq 0$  的情形,逆移位为:

$$\Delta_k(i, j) = \begin{cases} \Delta_k(i, j) - 1, & \Delta_k(i, j) > \delta + 1 \\ \Delta_k(i, j) + 1, & \Delta_k(i, j) < -(\delta + 1) \\ \Delta_k(i, j), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

式中,  $1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n, (i, j) \neq (i_0, j_0), k \in [1, N]$ 。

不难看出,差直方图移位对像素值的改变最多为1,即差直方图移位比 Tian<sup>[5]</sup> 提出的差扩展(DE)方法对像素值产生的变化要小得多。因此,这种方法可以消除像 DE 方法那样必须要定位图(location map)的种种缺陷。

### 2.3 数据嵌入与提取

#### 2.3.1 数据嵌入

如上所述,产生像素差并且将像素差直方图移位之后,产生了大量的冗余空间,机密信息可以嵌入到这些冗余空间中。嵌入的过程如下:

(1) 阈值  $\delta = 0$  的情形

这种情形将利用差值为0的那些像素差来嵌入信息。

按某种次序扫描每一个像素差时,当遇到某个差值为0的像素差时,检测要嵌入的机密信息位;如果该信息位是1,该像素差加1,否则该像素差保持不变。

(2) 阈值  $\delta \neq 0$  的情形

这种情形将利用差值为  $\delta$  (不为0)的那些像素差来嵌入信息。

按某种次序扫描每一个像素差,当遇到某个差值为  $\delta$  或  $-\delta$  的像素差时,检测要嵌入的机密信息位;如果该信息位是1,差值为  $\delta$  的像素差加1或者差值为  $-\delta$  的像素差减1,否则该像素差保持不变。

上述的嵌入过程可以用式(7)集中描述。

$$\Delta_k(i, j) = \begin{cases} \Delta_k(i, j) + 1, & \Delta_k(i, j) = \delta \text{ and } b = 1 \\ \Delta_k(i, j) - 1, & \delta \neq 0 \text{ and } \Delta_k(i, j) = -\delta \text{ and } b = 1 \\ \Delta_k(i, j), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

式中,  $1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n, (i, j) \neq (i_0, j_0), k \in [1, N]$ ,  $b$  表示当前要嵌入的二进制信息位。

嵌入机密信息后,隐秘载体的像素值由式(8)生成:

$$B_k(i, j) = \begin{cases} B_k(i_0, j_0) + \Delta_k(i, j), & (i, j) \neq (i_0, j_0) \\ B_k(i, j), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

式中,  $1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n, k \in [1, N]$ 。可以看到块内的参照像素在整个嵌入过程中一直保持不变的,事实上,在无损提取的过程中,它起参照物作用,用于恢复原像素值。

#### 2.3.2 数据提取与图像复原

数据提取实际上是数据嵌入的逆过程,按如下步骤进行:

(1) 与嵌入过程一样将图像分块并产生隐秘图像每块的

像素差。

(2)如果在嵌入过程中使用的阈值  $\delta=0$ ,则按嵌入过程的次序依次扫描每个像素差,遇到差值为1的像素差就提取信息1,同时将差值恢复为0;遇到差值为0的像素差就提取信息0,差值不变。

(3)如果在嵌入过程中使用的阈值  $\delta \neq 0$ ,则按嵌入过程的次序依次扫描每个像素差,遇到差值为  $\delta+1$  的像素差就提取信息1,同时将差值恢复为  $\delta$ ;遇到差值为  $-(\delta+1)$  的像素差就提取信息1,同时将差值恢复为  $-\delta$ ;遇到差值为  $\delta$  或  $-\delta$  的像素差就提取信息0,差值不变。

(4)视阈值  $\delta$  的取值,按式(5)或式(6)对差直方图逆移位。

最后由式(8)恢复原图像。

### 2.3.3 数据嵌入与提取的一个示例

图2是上述嵌入提取过程的一个例子。对一个  $3 \times 3$  图像块,利用像素差绝对值为2(即  $\delta=2$ )的那些像素差按光栅扫描次序依次嵌入机密信息“10011”。图中有阴影的那个像素为参照像素,实线箭头所标示的过程为嵌入过程,虚线箭头所标示的为提取过程。可以看出,整个过程是可逆的,即机密信息能被正确提取,原始载体图像能得到完全恢复。同时可以观察到,原始图像与隐秘图像的像素值最大变化为1。

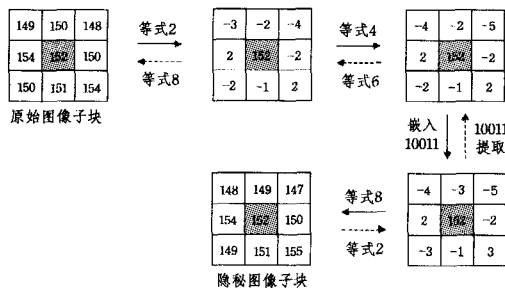


图2 一个  $3 \times 3$  图像子块的嵌入和提取示例

### 2.4 多层嵌入

如上所述,当像素差直方图移位或嵌入信息位1时,像素值就会发生改变且最大的改变为1。因此,嵌入过程进行一次之后,如果隐秘载体的像素值仍保持在  $[1, 254]$  范围内,那么这样的嵌入过程就可以再进行一次,以便嵌入更多的信息。一般地,如果在没有嵌入信息前,原始载体的像素值保持在  $[\alpha, 255-\alpha]$ ,则这样的嵌入过程最多可以进行  $\alpha$  次而不会发生溢出。

对于只需要一次嵌入的应用场合(假设需要嵌入的信息量小于像素差直方图一次移位产生的冗余空间量),阈值  $\delta$  可以选择产生最大冗余所对应的像素差值。这样,就可以在载体图像失真很少的情况下(载体图像的像素值变化最多为1)嵌入信息。比如,  $512 \times 512$  大小的灰度图像 Lena 在块大小  $3 \times 3$  且使用阈值  $\delta=1$  时一次嵌入的信息量超过 37,000 bits。然而,为了嵌入更大容量的信息,可以重复多次进行这样的可逆嵌入。多次进行嵌入的过程称为多层嵌入(Multi-layer embedding)。

如何既保持低失真又达到高容量是无损信息隐藏技术最根本的问题。在本方案中,除了载体图像本身之外,有3个参数即块大小、阈值  $\delta$  以及嵌入过程执行的次数影响着嵌入容

量和图像降质。

假设使用同一个直方图(且每个阈值  $\delta$  只使用一次)进行的多层嵌入称为同一轮嵌入。很明显,要达到 1.0 bpp 以上的高嵌入容量,多层嵌入过程不能只是在同一轮进行。原因如下:一方面,即使所有的像素差都依次用来嵌入也不能达到 1.0 bpp 以上的高嵌入容量;另一方面,如图1(b)所示,阈值  $\delta$  取越大的值其频度下降得越快,不利于嵌入容量的增大。换句话说,应选择多轮嵌入。

经过大量的实验验证,对大多数自然图像而言,合适的轮次是3轮,且总的嵌入次数不超过13次。基于此,本方案采用3轮共13次多层嵌入的策略。

自然图像的像素差直方图大都与图1(b)相似。从图1(b)可以看出,在块大小  $3 \times 3$  的情况下,阈值  $\delta$  的选择应尽量接近0才能充分利用差直方图中最高的频度来嵌入信息。比如阈值  $\delta$  的选择可以从4到0,即这一轮设置块大小为  $3 \times 3$ 、阈值  $\delta$  为  $4 \sim 0$ ,共嵌入5次。

如图3(a)所示,第一轮5次嵌入后,差直方图的特性会发生严重改变。但如果块大小改变(比如改变为  $4 \times 4$ )时,差直方图仍会保持原来的特性,如图3(b)所示。从图3可以看出,新一轮嵌入过程不应该再次选择  $3 \times 3$  的块大小,而应该选择  $4 \times 4$ 。

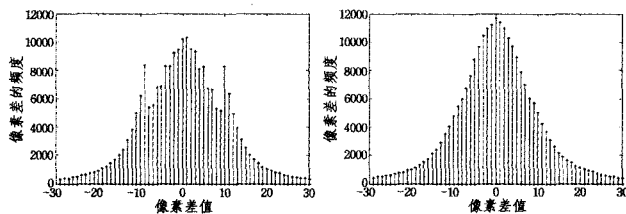


图3 Lena 图像嵌入信息后的两种直方图

图3 Lena 图像嵌入信息后的两种直方图

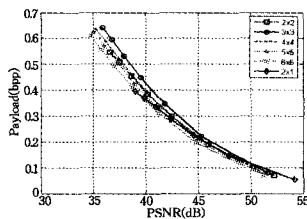


图4 块大小对嵌入性能的影响

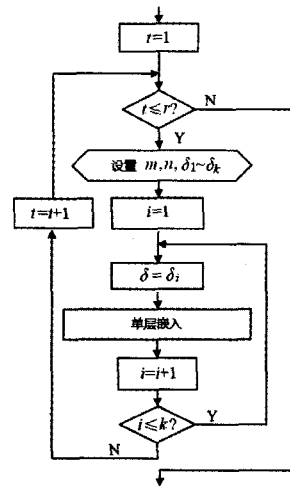


图5 r 轮每轮 k 次的嵌入过程

块大小的选择对嵌入容量和图像质量有很大的影响。基于自然图像局部区域像素值相关的特性,块大小不应选择过大。图4显示了几种块大小对嵌入性能的影响。可以看出,块大小 $3\times 3$ 、 $4\times 4$ 、 $2\times 2$ 是合适的块大小。基于此,本方案实施多层嵌入的参数选择策略为:第一轮: $3\times 3$ 的块大小,阈值 $\delta$ 的选择从4到0,共嵌入5次;第二轮: $4\times 4$ 的块大小,阈值 $\delta$ 的选择从5到1,共嵌入5次;第三轮: $2\times 2$ 的块大小,阈值 $\delta$ 的选择从3到1,共嵌入3次,一共3轮共13次的嵌入过程。多层嵌入的流程如图5所示。

大量的实验支持了这些参数的选择。即,这些参数是固定的,信息嵌入方和信息提取方完全可以在这样事先约定的前提下进行。因此,本方案除了信息长度之外无须任何额外的信息就可以提取机密信息和零失真地恢复原图像。

### 3 上溢/下溢的处理

如上所述,在信息嵌入过程中,载体图像的像素值会发生改变。当经过 $\alpha$ 次嵌入后,原像素值可能的最大变化为 $\pm\alpha$ 。很显然,对于8位灰度载体图像,如果存在灰度值 $<\alpha$ 或者 $>(255-\alpha)$ 的像素,将可能在 $\alpha$ 次嵌入过程中发生上溢或下溢。因此,对于这类载体图像,如果不做一定的处理,机密信息提取和原始图像恢复都会受到影响。

本算法的处理过程是:在原始图像还没有嵌入数据之前,对其进行预处理,彻底消除上/下溢的影响。假设最多进行 $\alpha$ 层嵌入,这种预处理的步骤如下:

(1)将灰度值 $<\alpha$ 或者 $>(255-\alpha)$ 的像素的位置及灰度值都保存下来,压缩以后将作为机密信息的一部分嵌入到载体中。

(2)将 $<\alpha$ 的像素值都修改为 $\alpha$ ,将 $>(255-\alpha)$ 的像素值都修改为 $(255-\alpha)$ 。

在提取所有机密信息后,分离出这部分信息并解压,然后完成对载体图像的最后复原。

### 4 实验与讨论

为了验证本文算法的性能,实验中选取了8幅 $512\times 512$ 的标准灰度图像作为载体进行实验,如图6所示。这些图像代表了不同的类型。实验环境是MATLAB R2009b,嵌入的信息采用伪随机发生器产生的随机位流。实验前,所有图像均经过预处理(取 $\alpha=13$ ),保证在嵌入信息时不发生上溢或下溢。实验用PSNR(峰值信噪比)来衡量隐秘图像的可视质量,PSNR越大表示隐秘图像的失真越小。

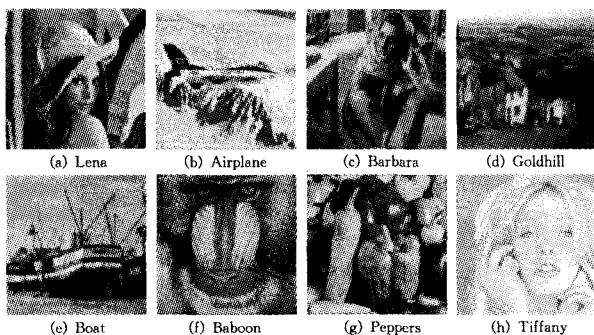


图6 8幅测试用载体图像

#### 4.1 单层嵌入

为了考察本方案单层嵌入的嵌入容量与图像质量,首先进行单层嵌入的实验。参数的选择为:块大小 $3\times 3$ ,阈值 $\delta=1$ 。实验结果如表1所列。可以看出,所提算法能达到极低的图像失真和高嵌入容量。

表1 块大小为 $3\times 3$ 及阈值 $\delta=1$ 时单层嵌入的结果

图像	PSNR(dB)	嵌入容量	
		bits	bpp
Lena	49.45	37,487	0.143
Airplane	49.89	50,965	0.194
Barbara	49.27	30,413	0.116
Goldhill	49.20	27,639	0.105
Boat	49.49	39,668	0.151
Baboon	48.44	13,007	0.05
Peppers	44.90	42,709	0.163
Tiffany	49.77	47,587	0.182

#### 4.2 多层嵌入

实施13层嵌入,实验参数选择为:第一轮: $3\times 3$ 的块大小,阈值 $\delta$ 的选择从4到0;第二轮: $4\times 4$ 的块大小,阈值 $\delta$ 的选择从5到1;第三轮: $2\times 2$ 的块大小,阈值 $\delta$ 的选择从3到1,实验结果如表2所列。可以看出,其中有一半图像的纯嵌入容量超过了1.0bpp,图像Airplane和Tiffany的纯嵌入容量甚至都超过了1.25bpp。复杂图像Baboon由于局部像素不太相关,嵌入容量相对较低。实验同时证实,当隐秘图像的PSNR超过30dB时原始载体图像与隐秘图像的差别不大显著(即没有明显降质)。从表2可以得出,在隐秘图像没有明显降质的情况下8幅测试图像的平均纯载荷达到了0.96bpp。考虑到该方案能零失真恢复原图像,这样的嵌入量是真正的高容量。因此,本文算法具有极高的嵌入容量,而且得到的隐秘图像其质量也高。

表2 实施13层嵌入的实验结果

图像	PSNR(dB)	嵌入容量 <sup>a</sup>		纯嵌入容量 <sup>b</sup>	
		bits	bpp	bits	bpp
Lena	30.82	280356	1.069	279,692	1.067
Airplane	31.54	328578	1.253	328,578	1.253
Barbara	30.50	229031	0.874	229,031	0.874
Goldhill	30.43	219936	0.839	219,936	0.839
Boat	30.95	275746	1.052	274,970	1.049
Baboon	29.86	121395	0.463	116,699	0.445
Peppers	31.19	313536	1.196	241,368	0.921
Tiffany	31.25	330160	1.259	330,160	1.259

注:<sup>a</sup>平均载荷=1.00bpp;<sup>b</sup>平均纯载荷=0.96bpp

#### 4.3 与常用几种算法的性能比较

为了进一步验证本算法的性能,表3列举了本算法与其它几种常用算法在两幅经典图像下的性能比较。从中可以看出,本算法有极高的嵌入容量。

表3 本方案与其它几种算法的性能比较

方案	Lena(512×512)		Baboon(512×512)	
	嵌入容量(bits)	PSNR(dB)	嵌入容量(bits)	PSNR(dB)
Celik et al. [3]	74,600	38	15,176	38
Xuan et al. [10]	85,507	36.6	14,916	32.8
Tian [5]	125,865	31.68	95,958	30.25
Alattar [6]	173,655	36.6	86,264	36.6
Kamstra [9]	135,547	35.20	103,653	30.12
Ni et al. [12]	5,460	48.2	5,421	48.2
Thodi et al. [7]	213,783	30.48	104,569	30.41
本算法	279,692	30.82	116,699	29.86

**结束语** 充分利用图像邻近像素相关的特性,提出了一种基于图像块参照像素的无损信息隐藏算法,即在像素差直方图移位后能产生大量的冗余空间以嵌入信息。同时利用固定的参数(如轮次、块大小和阈值 $\delta$ )以及多层嵌入的策略在保持较低图像失真的同时实现了大容量的信息嵌入。另外,与其它类似算法不同的是,本方法提取机密信息和恢复载体图像不需要除机密信息长度之外的任何信息。实验表明,与传统算法相比,所提算法更具优势。

## 参 考 文 献

[1] Honsinger C W, Jones P, Rabbani M, et al. Lossless Recovery of an Original Image Containing Embedded Data [P]. U. S. Patent 6278791. Aug. 2001

[2] Fridrich J, Goljan M, Du R. Lossless data embedding—New paradigm in digital watermarking [J]. EURASIP Journal on Applied Signal Processing, 2002(2):185-196

[3] Celik M U, Sharma G, Tekalp A M, et al. Lossless Generalized-LSB Data Embedding [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(2):253-266

[4] Vleschouwer C D, Delaigle J F, Macq B. Circular Interpretation of Bijective Transformations in Lossless Watermarking for Media Asset Management [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2003, 5(3):97-105

[5] Tian J. Reversible Data Embedding Using a Difference Expansion [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2003, 13(8):890-896

[6] Alattar A M. Reversible Watermark Using the Difference Expansion of a Generalized Integer Transform [J]. IEEE Transac-

tions on Image Processing, 2004, 13(8):1147-1156

[7] Thodi Diljith M, Rodriguez Jeffrey J. Prediction—error based reversible watermarking [C]//Proceedings of 2004 IEEE International Conference on Image Processing. ICIP 2004:1549-1552

[8] Thodi Diljith M, Rodriguez Jeffrey J. Expansion embedding techniques for reversible watermarking [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(3):721-730

[9] Kamstra L, HHeijmans J A M. Reversible data embedding into images using wavelet techniques and sorting [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12):2082-2090

[10] Xuan G, Zhu J, Chen J, et al. Distortionless data hiding based on integer wavelet transform [J]. IEE Electron Letters, 2002, 38:1646-1648

[11] Chang Chin-chen, Chou Yung-chen, Lin Chih-yang. Reversible data hiding in the VQ-compressed domain [J]. IEICE Transactions on Information and Systems, 2007, E90-D(9):1422-1429

[12] Ni Z, Shi Y Q, Ansari N, et al. Reversible Data Hiding [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2006, 16(3):354-362

[13] Tseng H W, Hsieh C P. Reversible data hiding based on image histogram modification [J]. Imaging Science Journal, 2008, 56(5):271-278

[14] Lin Chia-chen, Tai Wei-liang, Chang Chim-chen. Multilevel reversible data hiding based on histogram modification of difference images [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(12):3582-3591

[15] Tai Wei-liang, Yeh Chia-ming, Chang Chin-chen. Reversible Data Hiding Based on Histogram Modification of Pixel Differences [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2009, 19(6):904-908

(上接第41页)

[2] Almenarez F, Marin A, Diaz D, et al. Developing a model for trust management in pervasive devices[C]//Proceedings of the 4th annual IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communication Workshop. Washington: IEEE Computer Society Press, 2006:267-272

[3] Theodorakopoulos G, Baras J S. Trust evaluation in ad-hoc networks[C]//Proceedings of the 3rd ACM Workshop on Wireless Security. Philadelphia, Pennsylvania, USA, 2004:1-10

[4] Liang Zheng-qiang, Shi Wei-song. PET: A Personalized trust model with reputation and risk evaluation for P2P resource sharing[C]//Proceedings of the 38th Hawaii International Conference on System Sciences. Washington: IEEE Computer Society, 2005:287-295

[5] Liu Xiong, Liu Ling. PeerTrust: Supporting reputation-based trust for Peer-to-Peer electronic communities[J]. IEEE Transactions on Knowledge Data Engineering, 2004, 16(7):843-857

[6] 李小勇, 桂小林. 动态信任预测的认知模型[J]. 软件学报, 2010, 21(1):163-176

[7] 王勇, 代桂平, 姜正涛, 等. 基于主观逻辑的群体信任模型[J]. 通信学报, 2009, 30(11):8-14

[8] 包昌火, 谢新洲, 申宁. 人际网络分析[J]. 情报学报, 2003, 22

(3):366-374

[9] 刘耀庭. 社交网络结构研究[D]. 杭州: 浙江大学计算机学院, 2008

[10] 乔歌新, 朱吉虹, 沈勇. 手机移动社交网络的用户研究[J]. 电信科学, 2010, 26(10):109-113

[11] Bhuiyan T, Xu Y, Jøssang A. Integrating trust with public reputation in location-based social networks for recommendation making[C]//Proceedings of IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology. Sydney, NSW, 2008:107-110

[12] Katz Y, Golbeck J. Social network-based trust in prioritized default logic[C]//Proceedings of the 21st National Conference on Artificial Intelligence. 2006:1345-1350

[13] 雷环, 彭舰. SNS中结合声誉与主观逻辑的信任网络分析[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(6):2321-2323

[14] 李勇军, 代亚非. 对等网络信任机制研究[J]. 计算机学报, 2010, 33(3):390-405

[15] 李小勇, 桂小林. 大规模分布式环境下动态信任模型研究[J]. 软件学报, 2007, 18(6):1510-1521

[16] Toivonen R, Onnela J P, Saramaki J, et al. A model for social networks[J]. Statistical & Theoretical Physics, 2006, 371(2):851-860