

# 用于图像近无损压缩的自适应平滑算法研究

董倩 杨春玲

(华南理工大学电子与信息学院, 广州 510640)

**摘要** 由于图像经低通滤波削弱高频分量之后,其小波变换系数将具有更好的能量聚集性,为此对基于这一原理的结合平滑预处理的近无损压缩方案进行深入研究。为了获得更好的平滑性能,以提高此近无损压缩方案的压缩比,提出了一种新的图像平滑算法。该算法在遍历过程中,根据各像素水平方向和垂直方向的梯度强度,通过自适应地选择合适的滤波方向来对图像进行平滑,取得了很好的平滑性能。该算法的另一个显著优势就是能够根据指定的最大幅度误差参数进行相应的平滑处理,从而实现了精确度可选的近无损压缩。另外,该算法不仅计算复杂度低,且易于实现。多幅标准测试图像的实验结果表明,该算法是有效的,且具有良好的适应性。

**关键词** 小波变换 近无损压缩 自适应平滑算法 精确度可选

**中图法分类号**: TP919.81 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2008)06-1065-06

## An Adaptive Smoothing Algorithm for Near-lossless Compression

DONG Qian, YANG Chun-ling

(School of Electronic and Information Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640)

**Abstract** The wavelet coefficients of an image will obtain higher performance of energy concentration after its high-frequency components are decreased by low-pass filters. This paper makes a study of the near-lossless compression scheme based on this principle. In order to make smoothing process more effective to improve compression rate of the above near-lossless compression scheme, this paper presents a novel smoothing algorithm, which can achieve better smoothing performance by adaptively select appropriate filter direction for every pixel according to its horizontal and vertical gradient intensity in the process of scan. Another remarkable advantage of this algorithm is that it can smooth the image according to given maximum amplitude error, then makes the accuracy of near-lossless compression adjustable. In addition, this algorithm is easy to implement for its low computation complexity. The experimental results with several standard test images demonstrate the effectiveness and adaptability of the presented algorithm in this paper.

**Keywords** wavelet transformation, near-lossless compression, adaptive smoothing algorithm, adjustable accuracy

## 1 引言

由于图像近无损压缩技术具有较高压缩比,且能够适用于保真度要求较高的某些应用领域(如医学图像处理),所以受到越来越多的关注。近无损压缩是有损压缩与无损压缩的一种折衷,它与有损

压缩的区别在于采用不同的误差准则。目前有损压缩技术是采用整体误差准则,最常用的是均方误差(MSE)或峰值信噪比(PSNR)。由于整体误差准则无法控制单个像素点的误差范围,因而导致某些像素点的误差尽管很大,却无法反映在误差指标中。另外,由于这类准则本身是以平稳随机信号模型来设计的,因此以整体误差为准则的压缩算法有可能

**基金项目**:国家自然科学基金项目(60402015);广东省自然科学基金项目(06025642)

**收稿日期**:2007-05-11;**改回日期**:2007-10-08

**第一作者简介**:董倩(1982~),女,华南理工大学信号与信息处理专业硕士研究生。主要研究方向为图像编码技术。E-mail: muxihe@sohu.com

导致丢失伴随在非平稳过程中的重要信息<sup>[1]</sup>。近无损压缩技术采用的是一种能有效控制单个像素误差的误差准则,称为最大幅度误差准则(maximum amplitude error, MAE)。该准则要求,当最大幅度误差参数设置为  $\delta$  时,则每个像素的误差限定在区间  $[-\delta, \delta]$  内。

广泛应用于图像/视频编码领域的小波变换是近年来兴起的现代谱分析工具,它不仅具有良好的时频局部性和与人眼视觉特性相符合的多分辨率分析能力,而且对真实世界广泛存在的非平稳信号,由于小波变换后的系数分布相对平稳,且具有天然的塔式数据结构,因此更加利于编码。由于图像在进行小波变换后并没有实现压缩,只是对整幅图像的能量进行了重新分配,因此,基于小波变换的图像压缩一般包括图像预处理过程、小波变换及后续编码过程。目前的预处理过程主要是为不同类型的图像提供一个统一的接口,以便使用相同的后续编码器。本文在分析了小波系数特性后,还在预处理过程中采用先增加平滑处理,再进行小波变换及后续编码的近无损压缩方案(如图 1 所示)。

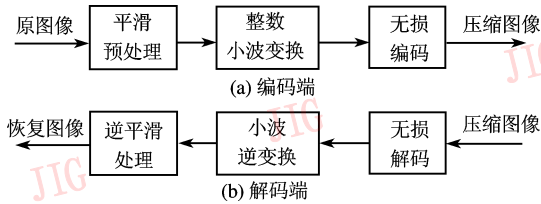


图 1 结合平滑预处理的图像近无损压缩框图

Fig. 1 Block diagram of near-lossless compression algorithm combined with smoothing preprocess

图像平滑是图像处理领域的经典问题,但长期以来研究该问题主要是为了消除图像在获取和传输等过程中受到的各种噪声干扰。鉴于在近无损压缩中用到的平滑算法都是简单的模板处理方法,很少有学者在这方面进行深入的研究,为此本文提出了一种针对图像近无损压缩预处理过程的自适应平滑算法。

## 2 小波系数分析及平滑预处理原理

图像经小波变换后,幅值较大的系数集中在低频子带和低频子带中对应于边缘、轮廓、纹理的地方,而其余取值则大部分接近于 0。本文用(5,3)提升小波对  $512 \times 512$  的标准图像 Lena 进行 3 级小波变换,并对各子带小波系数的幅度均值和能量百分

比进行分析(见表 1)。图 2 为第 1 级高频子带的小波系数分布图,其他各级高频子带的系数分布与第 1 级相似。由表 1 及图 2 可见,图像的大部分能量集中在低频子带;而相同方向上的子带,分辨率越高,幅度均值越小;对于所有高频子带,绝大多数小波系数的幅度都非常小,均集中在零点附近。因此小波变换编码的关键就是充分利用这些特征,有效组织小波系数,以提高压缩效率<sup>[2]</sup>。

表 1 Lena 图像小波系数分析

Tab. 1 Wavelet coefficient analysis for Lena image

子带	幅度均值	能量百分比(%)	层能量百分比(%)
$LH_1$	3.865 4	0.23	
$HL_1$	2.902 7	0.11	0.45
$HH_1$	3.192 5	0.11	
$LH_2$	6.728 0	0.91	
$HL_2$	4.556 4	0.41	2.02
$HH_2$	6.331 5	0.7	
$LH_3$	11.311 3	2.23	
$HL_3$	6.803 7	0.91	5.79
$HH_3$	11.218 5	2.65	
$LL_3$	122.466 8	91.74	91.74

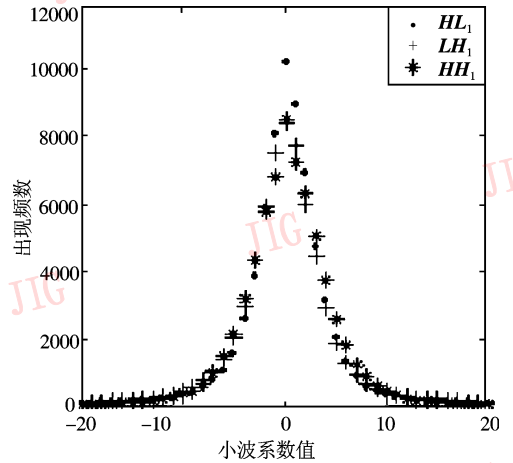


图 2 Lena 图像第 1 级高频子带小波系数分布图

Fig. 2 The distribution of wavelet coefficients in high-pass subbands at first level

虽然基于小波变换的编码算法采取的系数组织方式各不相同(如嵌入式零树编码算法(EZW)和等级树集分割编码算法(SPIHT)采用的是空间方向树的数据结构<sup>[3,4]</sup>;JPEG2000 中的 EBCOT 算法是先将每个子带分成若干相对独立的码块,然后在码块内建立上下文模型,使编码效率得到充分提高<sup>[5]</sup>),但其基本思想都是充分利用小波系数的能量聚集性。如果

小波系数能量越集中,接近于 0 的小系数越多,则越有利于编码。在小波变换前,如果先对图像进行平滑,以淡化其边缘、轮廓,则必然能够降低高频系数的幅度均值,使更多能量集中在低频子带。文献[6]~[8]虽然也采用了压缩之前先进行平滑预处理的编码框架,但对于平滑算法本身还是局限于传统的模板处理方法。文献[7]将平滑算法应用于有损压缩,文献[6]、[8]将平滑算法应用于近无损压缩,本文将结合性能较好的文献[6]算法进行分析。

本文平滑算法是从邻域平均算法演变而来,但与邻域平均算法有以下 3 个区别:一是每个像素平滑之后,用当前值而不是用原值参与下一像素的平滑;二是能在遍历过程中根据像素水平方向和垂直方向的梯度强度情况选择合适的滤波方向;三是算法的执行不再采用模板运算。

### 3 算法描述及分析

#### 3.1 自适应平滑规则

目前用于近无损压缩的平滑算法不考虑图像的局部差异,对整幅图像只采取单一的平滑模板。由于在遍历过程中,如果总能沿着像素的梯度方向进行平滑,即根据像素的梯度方向选择合适的模板形状,那么就可以达到更好的平滑效果,因此本文提出了沿最大梯度方向平滑的自适应平滑算法。

位于图像第  $i$  行第  $j$  列的像素  $x_{i,j}$ ,其梯度向量  $D_{i,j}$ 及梯度方向  $\alpha_{i,j}$ 分别定义为

$$D_{i,j} = \{dx_{i,j}, dy_{i,j}\} \quad (1)$$

$$\alpha_{i,j} = \frac{180^\circ}{\pi} \times \arctan\left(\frac{dy_{i,j}}{dx_{i,j}}\right) \quad (2)$$

如果采用最小窗口的垂直梯度算子  $[-1, 1]$  和水平梯度算子  $[1, 1]^T$  来获得  $dx_{i,j}$  和  $dy_{i,j}$ ,那么

$$D_{i,j} = \{x_{i,j} - x_{i,j-1}, x_{i,j} - x_{i-1,j}\} \quad (3)$$

$$\alpha_{i,j} = \frac{180^\circ}{\pi} \times \arctan\left(\frac{x_{i,j} - x_{i-1,j}}{x_{i,j} - x_{i,j-1}}\right) \quad (4)$$

为简化问题,可将取值连续的梯度方向 ( $0^\circ \leq |\alpha| \leq 180^\circ$ ) 量化为水平、垂直、对角 3 个方向。平滑时,先将满足  $0^\circ \leq |\alpha| < 45^\circ$  (即  $|x_{i,j} - x_{i-1,j}| < |x_{i,j} - x_{i,j-1}|$ ) 的方向量化为水平方向,再用模板  $[1/2, 1/2]$  进行平滑,即选择左邻域像素参与当前像素的平滑;或者先将满足  $45^\circ < |\alpha| \leq 90^\circ$  (即  $|x_{i,j} - x_{i-1,j}| > |x_{i,j} - x_{i,j-1}|$ ) 的方向量化为垂直方向,再用模板  $[1/2, 1/2]^T$  进行平滑,即选择上邻

域像素参与当前像素的平滑;而对于  $|\alpha| = 45^\circ$  (即  $|x_{i,j} - x_{i-1,j}| = |x_{i,j} - x_{i,j-1}|$ ) 的对角方向,则不进行平滑处理。这样,就可以将本文平滑规则归结为:在当前像素的左邻域和上邻域像素中,选取与当前像素灰度值绝对差最大的一个参与平滑,若绝对差相等,则不进行平滑处理。

记当前像素  $x_{i,j}$  为  $x$ , 记  $x_1 = \min\{\tilde{x}_{i,j-1}, \tilde{x}_{i-1,j}\}$ ,  $x_2 = \max\{\tilde{x}_{i,j-1}, \tilde{x}_{i-1,j}\}$ ,  $s = \lfloor (\tilde{x}_{i,j-1} + \tilde{x}_{i-1,j})/2 \rfloor$ , 其中  $\tilde{x}_{i,j}$  表示  $x_{i,j}$  平滑后的值,  $\lfloor \cdot \rfloor$  表示向下取整。上述平滑规则也可以表述为:如果  $x$  小于  $s$ , 则选择  $x_2$  参与平滑;如果  $x$  大于  $s$ , 则选择  $x_1$  参与平滑;如果  $x$  等于  $s$ , 则保持原值,不进行平滑处理。

上述规则用于邻域平均算法后的映射关系如下:

- (1) 当  $x \in [0, x_1)$  时, 则选择  $x_2$  参与平滑,  $\tilde{x} = \lfloor (x + x_2)/2 \rfloor \in [\lfloor x_2/2 \rfloor, s)$ , 如图 3(a) 所示;
- (2) 当  $x \in [x_1, s)$  时, 则选择  $x_2$  参与平滑,  $\tilde{x} = \lfloor (x + x_2)/2 \rfloor \in [s, \lfloor (s + x_2)/2 \rfloor)$ , 如图 3(b) 所示;
- (3) 当  $x = s$  时, 则保持原值;
- (4) 当  $x \in (s, x_2]$  时, 则选择  $x_1$  参与平滑,  $\tilde{x} = \lfloor (x + x_1)/2 \rfloor \in (\lfloor (s + x_1)/2 \rfloor, s]$ , 如图 3(c) 所示;
- (5) 当  $x \in (x_2, 255]$  时, 则选择  $x_1$  参与平滑,  $\tilde{x} = \lfloor (x + x_1)/2 \rfloor \in (s, \lfloor (x_1 + 255)/2 \rfloor)$ , 如图 3(d) 所示。

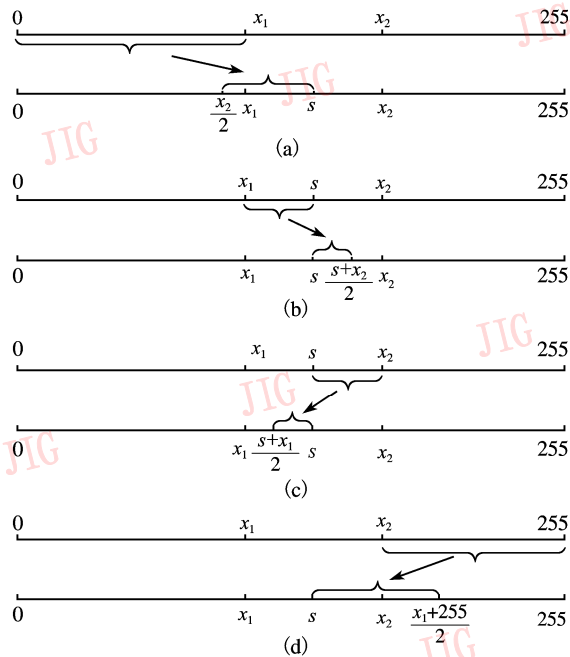


图 3 各区间映射关系

Fig. 3 Mapping relationship of each interval

### 3.2 自适应平滑算法的具体实现

由以上分析可见,本文平滑规则直接应用于邻域平均算法尚存在区间交叠问题。由于交叠区间内的值不可恢复,因此对采用该规则的平滑算法进行如下修改。

按照 MAE 准则,当最大幅度误差参数为  $\delta$  时,则将每个样本的误差限定在区间  $[-\delta, \delta]$  内。这样,可考虑下面一种分组映射方式。将取值相邻的  $2 \times \delta + 1$  个值分为一组,记组内第  $\delta + 1$  个值为  $x_{\delta+1}$ 。如果将这一组  $2 \times \delta + 1$  个值都映射为一个值,且逆运算时都恢复为  $x_{\delta+1}$ ,那么产生的误差有  $-\delta, \dots, -1, 0, 1, \dots, \delta$  即产生的误差均在区间  $[-\delta, \delta]$  内,满足 MAE 准则。

通过模拟平滑规则应用于邻域平均算法的数值映射规律,并考虑避免区间交叠,再结合最大幅度误差参数  $\delta$ ,即可推导出本文算法的如下映射规则:

记  $k = \text{round}\left(\frac{x-s}{2 \times \delta + 1}\right)$  为  $x$  的组索引,  $k_1 = -\lfloor \frac{s-x_1}{2 \times \delta + 1} \rfloor, k_2 = \lfloor \frac{x_2-s}{2 \times \delta + 1} \rfloor$ 。round() 表示取最接近的整数。

- (1) 若  $k < k_1$ , 则  $x$  映射为  $s - k_1 - k_2 + k$ ;
- (2) 若  $k_1 \leq k < 0$ , 则  $x$  映射为  $s - k_1 + k + 1$ ;
- (3) 若  $k = 0$ , 则  $x$  映射为  $s$ ;
- (4) 若  $0 < k \leq k_2$ , 则  $x$  映射为  $s - k_2 + k - 1$ ;
- (5) 若  $k > k_2$ , 则  $x$  映射为  $s - k_1 - k_2 + k$ 。

由于第 1 行像素均无上邻域,第 1 列像素均无左邻域,故保留左上角第 1 个像素不变,只对第 1 行其他各像素采用与左邻域像素进行求和平均,而对第 1 列其他各像素则采用与上邻域进行像素求和平均,即

$$\begin{aligned} \tilde{x}_{1,1} &= x_{1,1} \\ \tilde{x}_{1,j} &= \lfloor (\tilde{x}_{1,j} + \tilde{x}_{1,j-1}) / 2 \rfloor \quad (j=2,3,4,\dots) \\ \tilde{x}_{i,1} &= \lfloor (\tilde{x}_{i,1} + \tilde{x}_{i-1,1}) / 2 \rfloor \quad (i=2,3,4,\dots) \end{aligned}$$

### 3.3 逆平滑算法

记  $\hat{x}_{i,j}$  表示  $\tilde{x}_{i,j}$  经过逆平滑后的值。

对位于第 1 行和第 1 列的像素,

$$\begin{aligned} \hat{x}_{1,1} &= \tilde{x}_{1,1} \\ \hat{x}_{1,j} &= 2 \times \tilde{x}_{1,j} - \tilde{x}_{1,j-1} \quad (j=2,3,4,\dots) \\ \hat{x}_{i,1} &= 2 \times \tilde{x}_{i,1} - \tilde{x}_{i-1,1} \quad (i=2,3,4,\dots) \end{aligned}$$

记  $\tilde{x}_{i,j} = \tilde{x}, n = 2 \times \delta + 1$ , 对第 1 行和第 1 列以外的其他各像素,

- (1) 若  $\tilde{x} < s - k_2$ , 则  $\hat{x} = s - (s - k_1 - k_2 - \tilde{x}) \times n$ ;

- (2) 若  $s - k_2 \leq \tilde{x} < s$ , 则  $\hat{x} = s + (\tilde{x} - s + k_2 + 1) \times n$ ;

- (3) 若  $\tilde{x} = s$ , 则  $\hat{x} = s$ ;

- (4) 若  $s < \tilde{x} \leq s - k_1$ , 则  $\hat{x} = s - (s - k_1 - \tilde{x} + 1) \times n$ ;

- (5) 若  $\tilde{x} > s - k_1$ , 则  $\hat{x} = s + (\tilde{x} - s + k_1 + k_2) \times n$ 。

### 3.4 平滑图像小波系数分析

按照与第 2 节相同的小波系数分析方法,先用 (5,3) 提升小波分别对采用本文算法和文献 [6] 算法平滑后的 Lena 图像进行 3 级小波变换,然后对各子带小波系数的幅度均值和能量百分比进行比较分析,结果见表 2、表 3 及图 4、图 5。由于文献 [6] 算法只能提供  $\delta = 2$  的精度,因此这里采用  $\delta = 2$  时对应的本文平滑算法进行平滑。结合表 1 和图 2 可以看出,采用本文算法和文献 [6] 算法平滑后,图像的小波系数都比原图像小波系数的能量聚集性更好;本文算法的平滑效果稍优于文献 [6] 算法的平滑效果,不仅高频子带分布在零点附近的小系数更多,且幅度更小。

表 2 采用本文算法平滑后的 Lena 图像的小波系数分析  
Tab.2 Wavelet coefficient analysis for Lena image smoothed by this algorithm

子带	幅度均值	能量百分比 (%)	层能量百分比 (%)
LH <sub>1</sub>	1.081 3	0.03	
HL <sub>1</sub>	0.797 2	0.01	0.05
HH <sub>1</sub>	0.600 4	0.01	
LH <sub>2</sub>	2.860 9	0.17	
HL <sub>2</sub>	1.836 4	0.07	0.29
HH <sub>2</sub>	1.734 6	0.05	
LH <sub>3</sub>	6.837 2	0.86	
HL <sub>3</sub>	3.989 5	0.34	1.72
HH <sub>3</sub>	4.858 2	0.52	
LL <sub>3</sub>	121.492 7	97.94	97.94

表 3 采用文献 [6] 算法平滑后的 Lena 图像的小波系数分析  
Tab.3 Wavelet coefficient analysis for Lena image smoothed by reference [6] algorithm

子带	幅度均值	能量百分比 (%)	层能量百分比 (%)
LH <sub>1</sub>	1.273 5	0.03	
HL <sub>1</sub>	0.768 3	0.01	0.05
HH <sub>1</sub>	0.959 2	0.01	
LH <sub>2</sub>	3.255 9	0.22	
HL <sub>2</sub>	1.656 6	0.05	0.34
HH <sub>2</sub>	1.897 8	0.07	
LH <sub>3</sub>	7.744 1	1.13	
HL <sub>3</sub>	3.571 5	0.27	1.98
HH <sub>3</sub>	5.048 1	0.58	
LL <sub>3</sub>	122.230 2	97.63	97.63

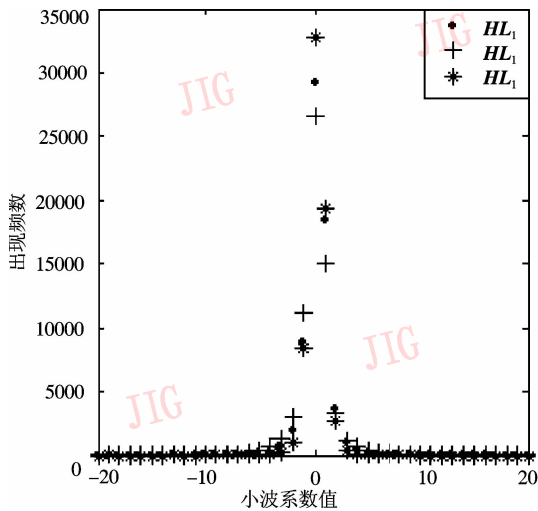


图 4 采用本文算法平滑后的 Lena 图像的小波系数分布图

Fig. 4 Wavelet coefficient distribution of Lena image smoothed by this algorithm

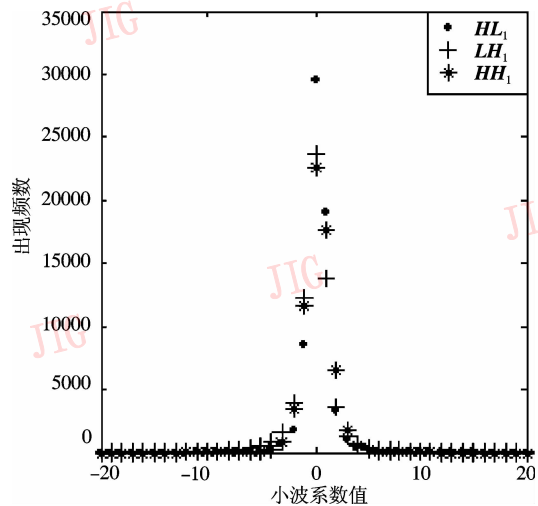


图 5 采用文献[6]算法平滑后的 Lena 图像的小波系数分布图

Fig. 5 Wavelet coefficient distribution of Lena image smoothed by reference [6] algorithm

## 4 实验结果

为验证本文算法的效果,对图 6 所示的测试图像进行如下实验:先分别用本文算法和文献[6]算法进行平滑,得到两组平滑图像,然后用 JPEG2000 对平滑后的图像进行无损压缩,得到最终的压缩图像。

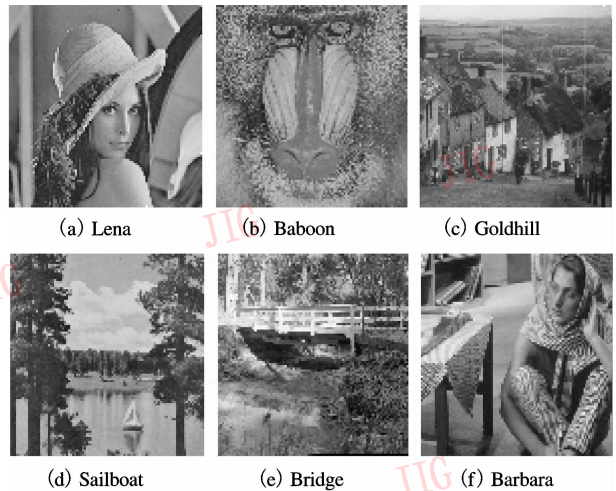


图 6 实验中用到的测试图像

Fig. 6 Six test images with 512 × 512 size

表 4 列出了本文算法的解码误差幅度的分布情况。统计数据表明,当最大幅度误差为  $\delta$  时,本文算法可保证图像单个像素的解码误差不超过  $\delta$  范围。表 5 从压缩率(CR)和解码图像的峰值信噪比(PSNR)两方面列出了当  $\delta$  取 1、2、3 时,本文算法的实验结果,以及只能实现  $\delta = 2$  一种精度的文献[6]算法的实验结果。当  $\delta$  取 2 时,本文算法较之文献[6]算法可取得较高的压缩比,约节省 0.195 5 ~ 0.244 0bpp,但 PSNR 值也降低约 1.253 9 ~ 1.281 1dB。

同时,实验数据也表明,本文算法实现了不同精确度的近无损压缩。对于内容较复杂、纹理较丰富的图像也具有良好的适应性。

表 4 解码图像的误差幅度分布

Tab. 4 The amplitude error distributions of decompressed images

$\delta$	$ e $	Lena	Baboon	Goldhill	Sailboat	Bridge	Barbara
1	0	88 011	88 172	87 553	88 001	87 522	87 605
1	1	174 133	173 972	174 591	174 143	174 622	174 539
2	0	52 816	53 136	53 028	53 005	52 833	53 008
2	1	104 661	104 354	105 222	104 687	103 823	104 528
2	2	104 667	104 654	103 894	104 452	105 488	104 608
3	0	38 432	38 420	38 553	37 841	38 104	38 161
3	1	73 975	74 795	76 000	74 392	75 268	74 533
3	2	74 373	74 353	73 943	74 638	73 646	74 583
3	3	75 364	74 576	73 648	75 273	75 126	74 867

表 5 压缩率 (CR) 与解码图像的 PSNR  
 Tab.5 Compression rate (CR) and PSNR of decompressed images

		Lena	Baboon	Goldhill	Sailboat	Bridge	Barbara
本文算法 ( $\delta = 1$ )	PSNR (dB)	49.907 4	49.911 4	49.896 0	49.907 1	49.8952	49.897 3
	CR (bpp)	3.040 16	4.415 13	3.490 39	3.583 01	4.345 4	3.547 09
本文算法 ( $\delta = 2$ )	PSNR (dB)	45.128 5	45.131 4	45.149 5	45.135 4	45.108 2	45.131 5
	CR (bpp)	2.501 25	3.734 65	2.854 55	2.990 48	3.664 52	2.964 2
本文算法 ( $\delta = 3$ )	PSNR (dB)	42.105 4	42.131 7	42.168 5	42.102 7	42.120 9	42.118 1
	CR (bpp)	2.204 04	3.317 32	2.503 14	2.658 57	3.264 71	2.638 89
文献[6]算法 ( $\delta = 2$ )	PSNR (dB)	46.398 7	46.394 2	46.403 4	46.408 7	46.389 3	46.389 7
	CR (bpp)	2.699 43	3.978 64	3.056 52	3.224 3	3.905 12	3.159 73

## 5 结 论

本文提出了一种应用于图像近无损压缩预处理自适应平滑算法,并给出了无重叠现象的实现方法。该算法在遍历过程中,根据像素水平方向和垂直方向的梯度强度情况,通过选取合适的滤波方向,获得了很好的平滑效果,平滑后的图像更有利于编码效率的提高。和文献[6]算法仅能实现一种精确度相比,由于本文算法能够根据指定最大幅度误差进行相应的平滑处理,实现了精确度可选的近无损压缩,因而更加灵活;在最大幅度误差  $\delta$  取 2 时,本文算法虽可达到较高的压缩比,但 PSNR 值较低,这是以后研究工作中有待改进的地方。多幅图像的实验结果表明,本文算法对于内容较复杂、纹理较丰富的图像也具有良好的适应性。同时,本文算法计算复杂度低,易于实现。

### 参考文献 (References)

1 Yang Sheng-tian, Tong Qin-ye. Near-lossless compression of biomedical signals[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2003, **22**(3): 235 ~ 240. [杨胜天,童勤业. 生物医学信号的近无损压缩[J]. 中国生物医学工程学报, 2003, **22**(3): 235 ~ 240.]

2 Shen Lan-sun, Zhuo Li. Wavelet Coding and Network Video Transmission[M]. Beijing: Science Press, 2005: 70 ~ 83. [沈兰荪,卓力. 小波编码与网络视频传输[M]. 北京: 科学出版社, 2005: 70 ~ 83.]

3 Shapiro J M. Embedded image coding using zero trees of wavelet coefficients [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, **41**(12): 3445 ~ 3462.

4 Said A, Pearlman W A. A new, fast and efficient image codec based on set partitioning in hierarchical trees [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 1996, **6**(3): 243 ~ 250.

5 Taubman D. High performance scalable image compression with EBCOT [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, **9**(7): 1158 ~ 1170.

6 Xie X, Li G L, Wang Z H. A near-lossless image compression algorithm suitable for hardware design in wireless endoscopy system [EB/OL]. <http://www.hindawi.com/GetArticle.aspx?doi=10.1155/2007/82160>, 2007.

7 Wang Yao, Zhu Guang-xi, Liu Wei. Image coding scheme combined with wavelet pretreatment [J]. Chinese Journal of Computers, 2003, **26**(2): 240 ~ 243. [王曜,朱光喜,刘玮. 结合小波预处理的图像编码方案[J], 计算机学报, 2003, **26**(2): 240 ~ 243.]

8 Guo Xiao-dong, Li Lin-sheng, Zhang Xiong. Near-lossless coding scheme based on image smoothing algorithms [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2005, **26**(8): 578 ~ 580. [郭晓东,李临生,张雄. 一种基于图像平滑的近无损编码方案[J]. 仪器仪表学报, 2005, **26**(8): 578 ~ 580.]