

文章编号:1001-9081(2015)11-3288-05

doi:10.11772/j.issn.1001-9081.2015.11.3288

## 基于图像低频子带极大值映射的量化算法

黄胜, 杜呈尘\*, 翦伟

(重庆邮电大学 光通信与网络重点实验室, 重庆 400065)

(\*通信作者电子邮箱 1178311918@qq.com)

**摘要:**针对图像压缩中的死区量化不能有效保留图像边缘信息的问题,提出了低频子带极大值映射量化算法。在图像经过小波变换后所形成的各级子带中,首先利用与低频子带系数呈映射关系的各级高频子带系数的均值确定低频子带中各系数的重要性。在量化过程中,高频子带系数采用JPEG2000中的死区量化步长进行量化,低频子带系数根据自身重要性自动更新量化步长,从而有效保留图像的边缘信息。提出的算法在量化步长更新时对低频系数的选择具有自适应性的优点,与传统的JPEG2000算法相比,所提算法能够加快优化截断的嵌入式分块编码(EBCOT)阶段Tier1的编码速度。实验结果表明,所得图像证明了此算法在保留图像的边缘信息方面具有一些优势,所提算法的峰值信噪比与传统的死区量化相比有约0.2 dB的提升。

**关键词:**图像压缩; 小波变换; 边缘保留; 自适应; 量化步长更新

**中图分类号:** TP391.41    **文献标志码:**A

### Quantization algorithm based on images lowpass subband maxima mapping

HUANG Sheng, DU Chengchen\*, JIAN Wei

(Key Laboratory of Optical Communication and Network, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

**Abstract:** Concerning the problem that deadzone quantization in image compression cannot protect the edges of images effectively, a novel quantization algorithm called Lowpass subband Maxima Mapping Quantization (LMMQ) was proposed. In all kinds of subbands after wavelet transform, the importance of the coefficients in lowpass subbands could be decided by the average value of all coefficients in highpass subbands which have a mapping relationship with the coefficients in lowpass subbands. During quantization, the coefficients of highpass subbands were quantized by deadzone quantization in JPEG2000. The quantization step size of coefficients in lowpass subbands could be adaptively refined because of their own importance, so the edges of images could be protected effectively. The proposed algorithm has an advantage of adaptability in the aspect of coefficient selection when the step size is refined, and has higher encoding speed in Tier1 of EBCOT (Embedded Block Coding with Optimized Truncation) than traditional JPEG2000. The experimental results show that the proposed algorithm has an advantage of protecting the edges of images and has 0.2 dB more than traditional deadzone quantization.

**Key words:** image compression; wavelet transform; edge protecting; adaption; quantization step size refinement

### 0 引言

自1980年法国数学家Morlet提出小波变换后,由于小波变换在时域和频域都具有较好的分析能力,所以它在图像压缩领域得到了广泛的应用,从而大大加快了图像压缩算法改进的进程。边缘信息在图像识别中扮演着重要角色,失真的边缘(例如模糊)会严重影响图像的主观质量<sup>[1]</sup>。图像的纹理和边缘对图像的主观质量影响很大,在图像放大方面,文献[2]利用内插的方法尽量保留图像的边缘;在图像去噪方面,文献[3]主要在去噪的同时尽量保留纹理;而在图像压缩方面,文献[4]通过对不同方向的子带设置不同的阈值对图像的边缘细节进行保留,达到视觉无损的效果。由此可见,边缘细节信息在各种图像处理中对重建图像的主观质量来说显得非常重要。根据人类视觉系统(Human Visual System, HVS)可知,人眼对图像平滑区信息的失真比较敏感,对图像边缘区

信息的失真很敏感。对图像的边缘信息具有重要的制约因素是图像压缩过程中的量化。为了更好地保留图像的边缘细节,就要对图像的不同部分采取不同的量化方法。众所周知,一部分压缩是在对变换系数的量化期间实现的<sup>[5]</sup>,所以在图像压缩的过程中,量化是一个非常关键的阶段。文献[6]利用分段线性变换将图像中较小的系数进行适当的放大,从而在量化过程中尽量减小误差达到保留图像的边缘细节的目的。标量量化(Scalar Quantization, SQ)是一种最简单的量化方法,输入的动态幅值被用户均匀地划分成一定的份数。但是与其他量化算法相比如若达到相同的压缩效果,标量量化往往需要更大的带宽。所以一般情况下,标量量化不会被单独用于图像压缩中。死区量化(Deadzone Quantization, DQ)<sup>[7]</sup>方法虽然对不同分解级数的子带给定不同的量化步长,但其并未考虑图像的细节信息,所以在压缩倍数比较大时不能较好地保留图像的边缘等细节信息,标量量化同样也没

收稿日期:2015-06-04;修回日期:2015-07-22。 基金项目:国家自然科学基金资助项目(61371096, 61171158, 61275077);重庆市自然科学基金资助项目(cstc2013jcyjA40052, cstc2012jjA40060);重庆市教委科学技术研究项目(KJ130515)。

**作者简介:**黄胜(1974-),男,湖北英山人,教授,博士,主要研究方向:图像信息处理;杜呈尘(1989-),男,湖北随州人,硕士研究生,主要研究方向:图像压缩;翦伟(1989-),男,湖南常德人,硕士研究生,主要研究方向:图像压缩。

有考虑图像的细节信息对图像的主观视觉效果的影响。文献[8]提出的小波极大值映射量化(Wavelet Maxima Mapping Quantization, WMMQ)算法是先通过最高分解级数的高频率子带系数对低频子带的边缘区域进行判定,再赋予其与平滑区不同的量化步长,与标量量化相比,在保留图像的边缘细节信息方面有较大的提升,但是它并未考虑其他高频率子带对边缘区域判定的影响。文献[8]的结论提到,这种量化算法还未被用于图像压缩的过程中。针对以上几种量化算法的不足,本文提出了低频子带极大值映射量化(Lowpass subband Maxima Mapping Quantization, LMMQ)算法,该算法综合考虑所有高频率子带系数对边缘区域的影响,更加精确地划分边缘区域,然后对低频子带的边缘区和平滑区设定不同的量化步长,边缘等细节能够更好地被保留下来。实验结果表明,与JPEG2000<sup>[9]</sup>中的死区量化算法相比,本文算法取得了比较好的主观视觉效果,客观的数据也表明提出的算法具有更佳的图像细节信息的保留能力。

## 1 低频子带极大值映射量化算法

文献[10]对小波变换后的高频率子带进行分块处理,按照块中的能量大小将高频率子带分成边缘块、纹理块和平滑块,然后对各类不同的块用不同的量化步长进行量化,与传统的JPEG2000 算法相比获得了较好的主观视觉效果,而本文主要针对低频子带进行自适应量化处理。文献[8]的量化算法在对低频子带的量化变换中只考虑了最高分解等级的三个高频率子带对低频子带系数的映射,对低频近似图像的平滑区和边缘区的划分不够精确,从而使得低频子带系数不能准确地选择量化步长。本文在划分边缘区和平滑区方面进行有效的改进,利用所有高频率子带中的系数对低频子带的系数进行重新归类,减小判定误差,使边缘区域和平滑区域的划分更加准确。图1是低频子带极大值映射量化算法流程,图中的 $\Delta_b$ 是JPEG2000 中所在子带  $b$  中的系数使用的相应死区量化步长,  $\alpha$  是量化步长更新因子,下文会有详细的介绍。

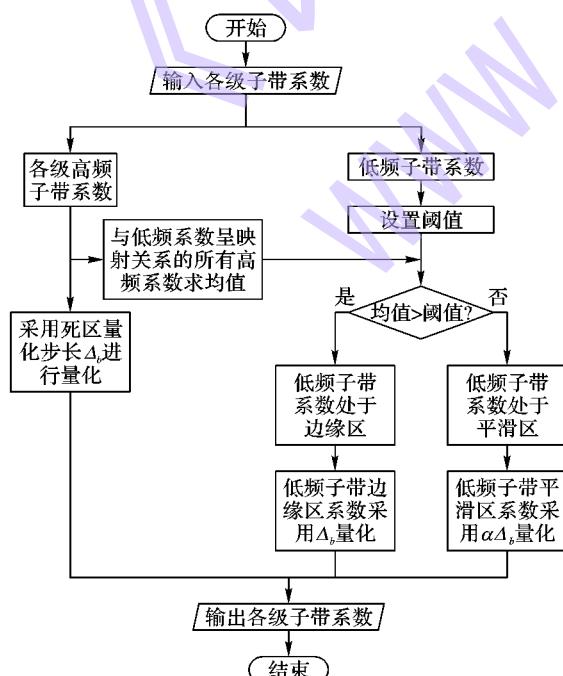


图1 低频子带极大值映射量化算法流程

### 1.1 低频子带极大值映射量化编码器

在JPEG2000 标准的图像压缩的过程中,原图像经过小波变换后形成了低频近似子带和各级高频细节子带。低频近似子带保留了原图像的大部分能量,高频率子带包含了原图像的大部分细节信息。低频子带在还原图像时应当尽量保留更多信息,所以对低频子带的系数应进行更加精确的量化。在对系数确定量化步长之前,首先需要考虑各个子带间存在的相关性,各个高频率子带中的系数与低频子带系数之间存在着一种映射关系。图2是原图像经过三级小波分解后形成的各级子带系数映射关系示意图,图中箭头表示各级高频率子带中的系数与对应的低频子带系数存在的映射关系。

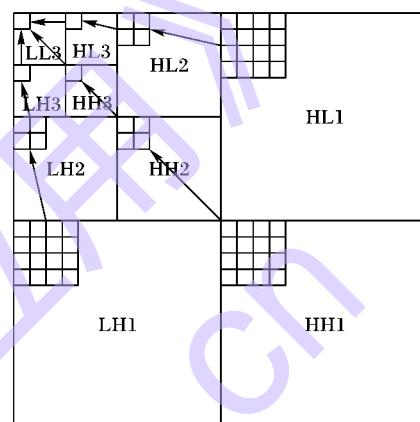


图2 各级子带系数映射关系示意图

由图2可以得出各级高频率子带系数与低频子带系数之间形成的多对一的映射关系,根据这种映射关系利用高频率子带的系数判定低频近似子带中的系数属于边缘区或者平滑区。在划分各个区域之前,先作出如下规定。

假设离散小波变换(Discrete Wavelet Transform, DWT)的分解级数为  $l$ , 离散小波变换后形成的各个子带作如下表示:低频子带设为  $a$ , 水平子带假设为  $h_1, h_2, \dots, h_n, \dots, h_l$  ( $1 \leq n \leq l$ ), 相应地, 垂直子带可以设为  $v_1, v_2, \dots, v_n, \dots, v_l$  ( $1 \leq n \leq l$ ), 对角子带设为  $d_1, d_2, \dots, d_n, \dots, d_l$  ( $1 \leq n \leq l$ )。假设低频子带中的某一系数表示为  $a(k_1, k_2)$ , 其中  $(k_1, k_2)$  是对应系数在低频子带中的空间坐标,此系数简记为  $a(k)$ , 在图2所示的映射关系中,与  $a(k)$  呈映射关系的第  $n$  层水平、垂直、对角子带中对应的高频率子带系数的绝对值之和分别记为  $h_{nsk}, v_{nsk}, d_{nsk}$ , 与低频子带系数  $a(k)$  呈映射关系的所有高频率子带中的系数总个数为  $4^l - 1$ 。本文算法中的编码器算法由以下几节具体实现。

#### 1.1.1 低频子带中重要性系数的判定

首先求取与低频子带系数  $a(k)$  呈映射关系的高频率子带系数的均值,设相应的均值为  $q(k)$ ,如式(1)所示:

$$q(k) = \left\lfloor \left( \sum_{n=1}^l h_{nsk} + \sum_{n=1}^l v_{nsk} + \sum_{n=1}^l d_{nsk} \right) / (4^l - 1) \right\rfloor \quad (1)$$

规定阈值  $T$ ,此阈值用来将低频子带的系数划分为边缘区和平滑区。设定大小与低频子带  $a$  相同的数组  $p$ ,用来记录低频子带  $a$  中的系数的重要性: $p(k)$  为 1, 记对应的系数  $a(k)$  处于边缘区,为重要性系数; $p(k)$  为 0, 记对应的系数  $a(k)$  处于平滑区,为非重要性系数。判定表达式如式(2)所示:

$$\mathbf{p}(k) = \begin{cases} 1, & \mathbf{q}(k) \geq T \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

式(2)是低频子带中系数的重要性判定标准,可以根据此判定标准得出低频子带的二值图像,图3是大小为 $512 \times 512$ 的8比特深度的Barbara图像经过3层小波分解后所得的低频子带重要性系数分布图(此处设定阈值 $T=13$ ),此图是对实验所得的图像进行了适当的放大,以便于观察。

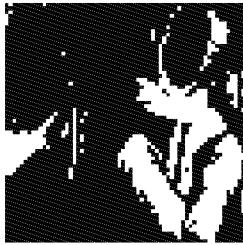


图3 低频子带重要性系数分布图

图中白色节点表示所在空间坐标对应的低频子带的系数为重要性系数,黑色节点表示所在空间坐标对应的低频子带的系数为非重要性系数。由图3可以看出,白色节点形成了边缘区,黑色节点形成了平滑区。

### 1.1.2 低频子带系数的量化

图3标注了低频子带的重要性系数的空间分布,根据所得的标记,对低频子带中不同区域的系数进行量化时采用不同的量化步长,系数 $\mathbf{a}(k)$ 经过量化之后所得的系数记为 $\mathbf{a}^1(k)$ ,具体表达式如式(3)所示:

$$\mathbf{a}^1(k) = \begin{cases} sign(\mathbf{a}(k)) \lfloor \frac{|\mathbf{a}(k)|}{\Delta_b} \rfloor, & \mathbf{p}(k) = 1 \\ sign(\mathbf{a}(k)) \lfloor \frac{|\mathbf{a}(k)|}{\alpha \Delta_b} \rfloor, & \mathbf{p}(k) = 0 \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $sign$  是符号函数:  $m > 0$  时,  $sign(m) = 1$ ;  $m < 0$  时,  $sign(m) = -1$ ,  $\Delta_b$  是JPEG2000中相应子带 $b$ 的量化步长,  $\alpha$  是量化步长更新因子。

### 1.1.3 高频子带系数的量化

原图像经过小波变换后形成的高频子带系数的量化过程采用JPEG2000中的死区量化方法,  $\Delta_b$  为1.1.2节中介绍的量化步长, 小波分解后的第 $n$ 级各水平、竖直、对角子带系数 $\mathbf{h}_n(k)$ 、 $\mathbf{v}_n(k)$ 、 $\mathbf{d}_n(k)$ , 经过量化后分别变为 $\mathbf{h}_n^1(k)$ 、 $\mathbf{v}_n^1(k)$ 、 $\mathbf{d}_n^1(k)$ , 具体表达式如式(4)所示:

$$\begin{cases} \mathbf{h}_n^1(k) = sign(\mathbf{h}_n(k)) \lfloor |\mathbf{h}_n(k)| / \Delta_b \rfloor \\ \mathbf{v}_n^1(k) = sign(\mathbf{v}_n(k)) \lfloor |\mathbf{v}_n(k)| / \Delta_b \rfloor \\ \mathbf{d}_n^1(k) = sign(\mathbf{d}_n(k)) \lfloor |\mathbf{d}_n(k)| / \Delta_b \rfloor \end{cases} \quad (4)$$

经过小波变换后形成的各子带系数通过以上量化规则形成了量化后的系数,本文采用优化截断的嵌入式分块编码(Embedded Block Coding with Optimal Truncation, EBCOT)<sup>[11]</sup>算法对量化后的系数进行编码,形成码流。低频子带极大值映射量化解码是编码器工作的逆过程,下面详细地介绍其工作原理。

## 1.2 低频子带极大值映射量化解码器

小波变换的子带的逆量化过程是将量化后的系数进行逆变换。解码器的工作原理可以由以下几步实现。

### 1.2.1 小波图像高频子带系数的逆量化

高频子带系数 $\mathbf{h}_n^2(k)$ 、 $\mathbf{v}_n^2(k)$ 、 $\mathbf{d}_n^2(k)$ 是通过对编码器中的

结果系数进行逆量化操作后得出的,编码器中量化所得高频系数分别记为 $\mathbf{h}_n^1(k)$ 、 $\mathbf{v}_n^1(k)$ 、 $\mathbf{d}_n^1(k)$ ,那么高频子带系数分别通过式(5)获得:

$$\begin{cases} \mathbf{h}_n^2(k) = sign(\mathbf{h}_n^1(k)) (|\mathbf{h}_n^1(k)| \cdot \Delta_b) \\ \mathbf{v}_n^2(k) = sign(\mathbf{v}_n^1(k)) (|\mathbf{v}_n^1(k)| \cdot \Delta_b) \\ \mathbf{d}_n^2(k) = sign(\mathbf{d}_n^1(k)) (|\mathbf{d}_n^1(k)| \cdot \Delta_b) \end{cases} \quad (5)$$

其中,  $\Delta_b$  为编码器中规定各级子带的死区量化步长。

### 1.2.2 低频子带重要性系数的判定

按照编码器中所述的一样,规定 $h_{nsk}^2$ 、 $v_{nsk}^2$ 、 $d_{nsk}^2$ 分别为小波分解后的第 $n$ 层分解的水平、竖直、对角子带中与图1中的低频子带系数 $\mathbf{a}(k)$ 呈映射关系的逆量化后的系数的绝对值之和,先对与低频子带系数 $\mathbf{a}(k)$ 呈映射关系的所有高频系数求平均值,记平均值为 $\mathbf{q}^1(k)$ ,可以用式(6)表示:

$$\mathbf{q}^1(k) = \lfloor \left( \sum_{n=1}^l h_{nsk}^2 + \sum_{n=1}^l v_{nsk}^2 + \sum_{n=1}^l d_{nsk}^2 \right) / (4^l - 1) \rfloor \quad (6)$$

对于待逆量化的低频子带系数作重要性标记:取大小与低频子带 $a$ 相同的数组 $\mathbf{p}^1$ ,用来记录对应系数的重要性。 $\mathbf{p}^1(k)$ 为1,记对应的待逆量化的低频子带系数处于边缘区,为重要性系数; $\mathbf{p}^1(k)$ 为0,记对应的待逆量化的低频子带系数处于平滑区,为非重要性系数。 $\mathbf{p}^1(k)$ 的表达式如式(7)所示:

$$\mathbf{p}^1(k) = \begin{cases} 1, & \mathbf{q}^1(k) \geq T \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

其中 $T$ 为编码器中设定的阈值。

### 1.2.3 低频子带系数的逆量化

根据解码器中式(7)划分的边缘区和平滑区,对其中的系数 $\mathbf{a}^1(k)$ 进行有针对性的逆量化,逆量化后所得的对应的結果记为 $\mathbf{a}^2(k)$ ,表达式可以写成如等式(8)的形式。

$$\mathbf{a}^2(k) = \begin{cases} sign(\mathbf{a}^1(k)) (|\mathbf{a}^1(k)| \cdot \Delta_b), & \mathbf{p}^1(k) = 1 \\ sign(\mathbf{a}^1(k)) (|\mathbf{a}^1(k)| \cdot (\alpha \Delta_b)), & \mathbf{p}^1(k) = 0 \end{cases} \quad (8)$$

其中: $\Delta_b$ 为编码器中规定JPEG2000中使用的死区量化步长, $\alpha$ 为量化步长更新因子。

经过以上计算过程所得的式(5)和式(8)即是所得的各个子带的系数。

## 2 算法复杂度分析

### 2.1 计算量变化分析

假设原始图像的大小为 $M \times M$ ,经过 $l$ 次小波分解之后形成的低频子带的大小为 $(M/2^l) \times (M/2^l)$ ,在量化过程中,低频子带的每个系数需要经过 $4^l - 1$ 次加法,与死区量化算法相比,所提算法的低频子带系数共需要额外的加法次数为 $(M/2^l) \times (M/2^l) \times (4^l - 1)$ ,额外的除法次数为 $(M/2^l) \times (M/2^l)$ ,所以共需要经过额外的 $M \times M$ 次运算。由文献[12]可知,量化阶段所用时间占据整个编码过程的5%~6%,所提算法的额外的运算次数所消耗的时间对于整个编码阶段来说可以忽略不计。

### 2.2 数据量减少率分析

量化后形成的新系数有一部分的系数绝对值有所降低,

部分码块的最高比特位平面有所下降,有利于减轻 EBCOT 编码阶段的编码负担,量化之后的系数的数据量减少率可以用式(9)表示:

$$Ratio = \frac{\sum_{k \in LL} |\mathbf{a}^0(k) - \mathbf{a}^1(k)|}{\sum_{k \in LL} |\mathbf{a}^0(k)|} \quad (9)$$

式中: $k$  表示像素在低频子带的坐标位置; $\mathbf{a}^0(k)$  和  $\mathbf{a}^1(k)$  分别表示经过死区量化和所提量化算法过程之后的低频子带系数。表 1 为  $512 \times 512$  大小的灰度图 Lena、Barbara 和 Mandrill 分别在量化步长更新因子为 2.5、2.6、2.5, 阈值为 5、10、10 时所提算法与死区量化算法相比低频子带系数的数据量的减少率。

表 1 低频子带系数的数据量减少率

图像	Ratio/%	图像	Ratio/%
Lena	45.30	Mandrill	44.28
Barbara	48.38		

由表 1 可以看出,与死区量化算法相比,所提算法的低频子带系数的减少率在 40% 至 50% 之间,便于 EBCOT 编码阶段的编码,提高了 Tier1 阶段的编码速度。以量化阶段算法复杂度的增加换取编码阶段编码速度的提升也是值得的。

### 3 仿真结果分析

本文采用峰值信噪比 (Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)<sup>[13]</sup> 作为一种指标对重建图像质量作出评价,PSNR 及均方误差 (Mean Squared Error, MSE) 的表达式分别为:

$$PSNR = 10 \lg \frac{255^2}{MSE} \quad (10)$$

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [\hat{f}(x, y) - f(x, y)]^2 \quad (11)$$

式中  $\hat{f}(x, y)$  与  $f(x, y)$  分别表示重建图像和原图像的像素灰度值,  $M \times N$  是图像的大小。

实验过程中选取大小为  $512 \times 512$  的 8 比特深度的灰度图 Lena、Barbara 和 Mandrill 作为测试图像,利用 Matlab 7.10.0 作为仿真实验平台,采用 9/7 小波对实验图像进行 3 层小波分解,即分解层数  $l = 3$ , 上述公式中的  $\Delta_b$  均为 JPEG2000 中采用的死区量化步长,3 幅图片中的量化步长更新因子分别设定为 2.5、2.6 和 2.5, 对 3 幅图像进行实验时阈值设置分别为 5、25 和 10。与本文算法作对比的是 JPEG2000 中采用的死区量化算法。在本文的实验中,各个算法均使用 EBCOT 算法对量化后的数据进行编码。图 4~6 是两种算法在压缩比为 64:1 的情况下分别对 Lena、Barbara 和 Mandrill 进行压缩后所得的重建图像效果图。



图 4 压缩比为 64:1 时的 Lena 重建图像

为了更好地说明重建图像的边缘对主观视觉效果的影响,图 7 显示了两种量化算法在压缩比为 16:1 时的 Lena 重

建图像局部图。3 幅子图分别显示的是原图像、DQ 算法和 LMMQ 算法得出的人物肩膀的边缘细节效果。从图 7(b)可以看出,在边缘细节方面,死区量化算法得出的重建图像的肩膀边缘存在振铃效应。与死区量化算法相比,本文算法得出的局部图显示出人物肩膀边缘并未出现严重的振铃效应。可以看出,本文算法与死区量化算法相比在边缘细节的保留方面具有较大的优势。

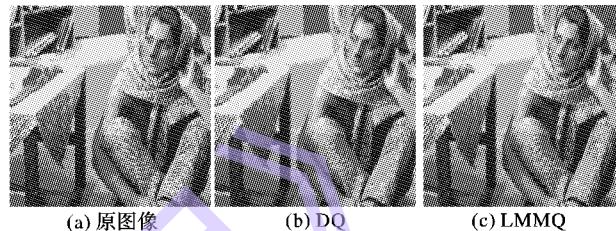


图 5 压缩比为 64:1 时的 Barbara 重建图像

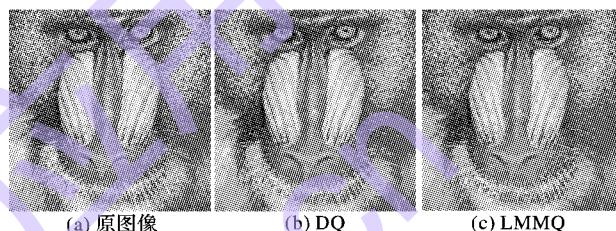


图 6 压缩比为 64:1 时的 Mandrill 重建图像

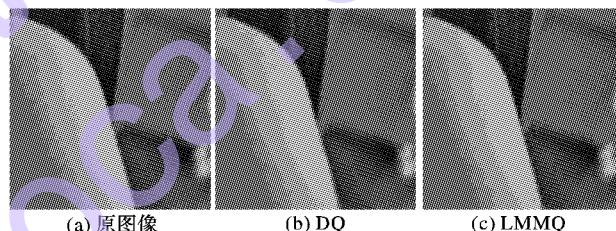


图 7 压缩比为 16:1 时的 Lena 重建图像局部图

下面利用客观评价指标对各个算法所得的重建图像整体质量进行评价,上述部分内容已经给出了具体的评价公式。表 2 是 Lena、Barbara 和 Mandrill 这 3 幅不同的测试图像使用两种不同的量化算法在不同压缩比下所得的重建图像的峰值信噪比,各个图像的参数设置在实验环境中已经有所介绍。

表 2 不同量化算法所得重建图像峰值信噪比 dB

压缩比	Lena		Barbara		Mandrill	
	DQ	LMMQ	DQ	LMMQ	DQ	LMMQ
8:1	43.4674	43.6106	33.7489	33.9035	34.8199	34.8648
16:1	38.1594	38.3732	29.7704	29.8850	28.9639	29.0813
32:1	35.0806	35.2268	26.0911	26.3841	25.6104	25.9237
64:1	31.3803	31.5884	24.6635	24.7245	23.3647	23.4508

从表 2 可以看出,针对不同的图像,本文算法与 JPEG2000 中使用的死区量化算法相比在重建图像的峰值信噪比方面均有一些提升。对表 2 实验数据进行分析,在较低和较高压缩比的情况下,所提算法的提升效果不太明显,原因是量化步长更新因子并未随着压缩倍数的变化而变化。边缘细节比较丰富的 Barbara 和 Mandrill 图像在压缩比为 32:1 时能够实现 0.3 dB 左右的提升。说明在适当压缩比的情况下,本文所提算法用于边缘信息丰富的图像会保留一些细节信息,并且能够适当提升图像的峰值信噪比。结合前面实验所得图像的主观视觉效果,本文算法用于边缘细节丰富的图

像压缩会有一定的优势。

#### 4 结语

本文从图像的边缘细节信息保留的角度出发,提出了低频子带极大值映射量化算法,算法根据图像自身的边缘特征对低频子带中不同区域的系数自动更新量化步长,改善重建图像的主观视觉质量。与死区量化算法相比,在适当压缩倍数的情况下,本文提出的量化算法对图像的边缘细节信息作较好保留的同时,在量化阶段增加运算次数时可以在很大程度上降低低频子带的数据量,同时也可以提高编码阶段的编码速度,能够适当提升重建图像的峰值信噪比。也可以通过设置具体的阈值和量化步长更新因子对图像的某些细节信息进行适当取舍,本文算法用于边缘细节较为复杂的图像的压缩过程中会取得较好的主观视觉效果。提出的算法并未对高频系数进行分类,对高频子带系数进行区域划分研究也是今后关注的方向。探讨研究出随着压缩比而变化的量化步长更新因子也将会进一步提升重建图像的峰值信噪比。

#### 参考文献:

- [1] XIA Q, LI X, ZHUO L, et al. Visual sensitivity-based low-bit-rate image compression algorithm [J]. *Image Processing IET*, 2012, 6(7): 910–918.
- [2] RONGFU Z, FEI C, JINBO Z. Directional-adaptive-filter-based image interpolation using compressed domain information [C]// Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Computer Science and Automation Engineering. Piscataway: IEEE, 2011: 483–487.
- [3] ZUO W, ZHANG L, SONG C, et al. Texture enhanced image denoising via gradient histogram preservation [C]// Proceedings of the 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2013: 1203–1210.
- [4] OH H, BILGIN A, MARCELLIN M W. Visually lossless encoding for JPEG2000[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 22(1): 189–201.
- [5] RAFAEL C, RICHARD E. *Digital image processing* [M]. 3rd Ed. Upper Saddle River: Prentice Hall, 2010: 589.
- [6] WANG W, LEI L. Image compression algorithm based on the texture preservation [C]// Proceedings of the 2009 International Conference on Applied Superconductivity and Electromagnetic Devices. Piscataway: IEEE, 2009: 218–220.
- [7] RABBANI M. An overview of the JPEG 2000 still image compression standard [J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2002, 17(1): 3–48.
- [8] TEOW M Y W. Wavelet maxima mapping quantisation of image low-pass subband and its statistical measurements [C]// Proceedings of the 2012 IEEE International Conference on Control System, Computing and Engineering. Piscataway: IEEE, 2012: 360–365.
- [9] DING X, ZHU R, LI J. JPEG2000 standard and its novel technologies [J]. *Journal of Computer Applications*, 2003, 23(2): 1–4. (丁绪星, 朱日宏, 李建欣. JPEG2000 及其新技术 [J]. 计算机应用, 2003, 23(2): 1–4.)
- [10] ZHANG Y, ZHANG R. Adaptive quantization in JPEG2000 framework [J]. *Computer Simulation*, 2007, 24(4): 202–205. (张园园, 张荣. JPEG2000 中的自适应量化研究 [J]. 计算机仿真, 2007, 24(4): 202–205.)
- [11] TAUBMAN D. High performance scalable image compression with EBCOT [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2000, 9(7): 1158–1170.
- [12] TSAI T H, LIN K L. A high speed and low complexity integrated framework for JPEG2000 [C]// Proceedings of the 8th International Conference on Communication Systems. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2002: 493–496.
- [13] CHU J, CHEN Q, YANG X. Review on full reference image quality assessment algorithms [J]. *Application Research of Computers*, 2014, 31(1): 13–22. (褚江, 陈强, 杨曦晨. 全参考图像质量评价综述 [J]. 计算机应用研究, 2014, 31(1): 13–22.)

(上接第 3260 页)

- [4] SONG Y, KOE CZ A, GILES C L. Better Naive Bayes classification for high-precision spam detection [J]. *Software: Practice and Experience*, 2009, 39(11): 1003–1024.
- [5] CHOUDHARI S. Behavior analysis of SVM based spam filtering using various kernel functions and data representations [C]// Proceedings of the 2013 International Journal of Engineering Research and Technology. Gandhinagar: ESRSA Publications, 2013: 3029–3036.
- [6] HSU W C, YU T Y. Support vector machines parameter selection based on combined Taguchi method and Staelin method for E-mail spam filtering [J]. *International Journal of Engineering and Technology Innovation*, 2012, 2(2): 113–125.
- [7] CARUANA G, LI M. A survey of emerging approaches to spam filtering [J]. *ACM Computing Surveys*, 2012, 44(2): Article 9.
- [8] ALMEIDA T A, YAMAKAMI A, ALMEIDA J. Evaluation of approaches for dimensionality reduction applied with naive Bayes anti-spam filters [C]// Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Machine Learning and Applications. Piscataway: IEEE, 2009: 517–522.
- [9] BENGIO Y. Learning deep architectures for AI [J]. *Foundations and Trends in Machine Learning*, 2009, 2(1): 1–127.
- [10] VINCENT P, LAROCHELLE H, BENGIO Y, et al. Extracting and composing robust features with denoising autoencoders [C]// Proceedings of the 25th International Conference on Machine Learning. New York: ACM, 2008: 1096–1103.
- [11] VINCENT P, LAROCHELLE H, LAJOIE I, et al. Stacked denoising autoencoders: learning useful representations in a deep network with a local denoising criterion [J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2010, 11(6): 3371–3408.
- [12] HINTON G, OSINDERO S, TEH Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets [J]. *Neural Computation*, 2006, 18(7): 1527–1554.
- [13] BENGIO Y, LAMBLIN P, POPOVICI D, et al. Greedy layer-wise training of deep networks [C]// Proceedings of the 2006 Conference Advances in Neural Information Processing Systems 19. Cambridge: MIT Press, 2007: 153–160.
- [14] KLIMT B, YANG Y. The Enron corpus: a new dataset for email classification research [C]// Proceedings of the 15th European Conference on Machine Learning. Berlin: Springer, 2004: 217–226.
- [15] BALDI P, BRUNAK S, CHAUVIN Y, et al. Assessing the accuracy of prediction algorithms for classification: an overview [J]. *Bioinformatics*, 2000, 16(5): 412–424.