

## 基于可逆整数时间域重叠变换的分类矢量量化图像编码

彭 洲<sup>\*①</sup> 赵保军<sup>①</sup> 周 刚<sup>②</sup>

<sup>①</sup>(北京理工大学信息与电子学院 北京 100081)

<sup>②</sup>(中国科学院长春光学精密机械与物理研究所 长春 130033)

**摘 要:** 针对普通矢量量化编码不能保留大量边缘细节信息, 导致图像边缘细节模糊的问题, 该文提出一种基于可逆整数时间域重叠变换(RTDLT)与分类矢量量化的图像压缩编码方法。首先对图像进行分块, 同时对图像进行 RTDLT 变换, 然后根据图像分块的梯度幅值与 RTDLT 变换系数对分块进行分类, 最后对不同类别分块的 RTDLT 系数进行独立的基于模糊  $c$  均值矢量量化编码。实验证明, 该算法比 JPEG2000 等其他算法具有更高的压缩倍数, 重构图像质量更高。

**关键词:** 图像编码; 可逆整数时间域重叠变换; 图像块分类; 模糊  $c$  均值; 矢量量化

中图分类号: TN919.81

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2011)11-2547-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2011.00126

## Classified Vector Quantization Using Reversible Integer Time Domain Lapped Transform for Image Coding

Peng Zhou<sup>①</sup> Zhao Bao-jun<sup>①</sup> Zhou Gang<sup>②</sup>

<sup>①</sup>(School of Information and Electronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

<sup>②</sup>(Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China)

**Abstract:** A serious problem in ordinary vector quantization is edge degradation, it can not accurately preserve the edge information. To tackle this problem, a novel classified vector quantization based on Reversible integer Time Domain Lapped Transform (RTDLT) is proposed. Firstly, the image is divided to several blocks and RTDLT is performed on the original image. Secondly, the image block is classified, according to the gradient magnitude within each image block and RTDLT coefficient. Finally, the RTDLT coefficients of different classified block are coded using fuzzy  $c$ -means vector quantization. Simulation results indicate that the proposed approach can compress images at lower bit rate and reconstruct images with higher peak signal-to-noise ratio than other approaches such as JPEG2000.

**Key words:** Image coding; Reversible integer Time Domain Lapped Transform (RTDLT); Image block classification; Fuzzy  $c$ -means; Vector quantization

### 1 引言

随着成像水平和图像分辨率的不断提高, 图像的大小也越来越大, 存储图像所需存储器的容量也将无比巨大, 在许多实际应用系统中, 硬件指标不允许存储器的海量使用, 图像太大, 也不利于通信传输, 比如图像在卫星通信和互联网中的传输, 都受到严格的带宽限制, 这些瓶颈更加凸显了图像压缩的地位, 图像压缩越来越重要。

矢量量化编码是一种高效的图像压缩方法, 已经在图像信息编码方面得到了大量的实际应用。普通矢量量化编码一般采用失真测度去生成码书, 这

导致解码后图像的边缘细节部分非常模糊, 丢失了大量细节纹理信息, 为了解决这个问题, Ramamurthi 等人<sup>[1]</sup>提出了分类矢量量化(CVQ), 随后 CVQ 在变换域得到了广泛的应用, 图像进行离散余弦变换(DCT)后, 对 DCT 系数进行 CVQ 编码<sup>[2,3]</sup>, 比如文献[3]中的 HCVQ 算法, 根据 DCT 系数对图像块进行分类, 然后采用基于奇异值分解的矢量量化进行编码, 能在一定程度上解决细节纹理信息丢失的问题, 但是随之而来的是在低码率下, 严重的方块效应。可逆整数时间域重叠变换(RTDLT)是由文献[4-6]提出的一种基于时间域重叠变换<sup>[7]</sup>(TDLT)的改进算法, 它的变换核是 DCT 变换, 与 DCT 变换相比它消除了方块效应。本文研究的重点是在 RTDLT 变换的基础上, 提出了在

2011-02-21 收到, 2011-07-18 改回

国家 863 计划项目(2009AA8012320B)资助课题

\*通信作者: 彭洲 pengzhou85@163.com

RTDLT 变换域,对图像细节纹理信息进行分类,然后进行模糊 c 均值矢量量化编码<sup>[8]</sup>的方法,该方法不仅利用了图像的空间相关性,还利用了变换域各系数间的谱相关性。

## 2 可逆整数时间域重叠变换

可逆整数时间域重叠变换(RTDLT)是由文献[4]提出的一种基于时间域重叠变换(TDLT)的改进算法,TDLT 算法的主要思想是:在 DCT 正变换的前端引入前置滤波器组,在 DCT 逆变换的后端引入后置滤波器组,这两个滤波器组是紧密相关的,它们两者之间完全可逆,它们主要作用于各个分块之间相邻的边界点。前置滤波器组的主要作用是在对图像数据进行 DCT 变换之前,使图像中每个分块尽可能地同质化,充分利用分块之间的相关性,消除冗余,以提高后面编码的效率。前置滤波器组平移了分块边界的高频信息,这样可以有效地减小分块边界的量化误差。后置滤波器组能恢复前置滤波器组平移了的分块边界高频信息,它的主要作用是减少方块效应<sup>[7]</sup>。由于对分块边界高频信息的处理,该变换能提高后面分块分类的精确性。

前置滤波器的变换矩阵为

$$\mathbf{O} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} \mathbf{I} & \mathbf{J} \\ \mathbf{J} & -\mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{I} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{V} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{I} & \mathbf{J} \\ \mathbf{J} & -\mathbf{I} \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中  $\mathbf{I}$  为单位矩阵,  $\mathbf{J}$  为反单位矩阵,又称为互换矩阵,它仅在交叉对角线上具有元素 1,而其它元素全为 0。矩阵  $\mathbf{V}$  的取法,决定着 TDLT 的类型,比如时间域正交重叠变换 TDLOT 和时间域双正交重叠变换 TDLBT 的矩阵  $\mathbf{V}$  分别对应:

$$\mathbf{V}_{\text{LOT}} = \mathbf{J} \mathbf{C}_{M/2}^{\text{II}^T} \mathbf{C}_{M/2}^{\text{IV}} \mathbf{J} \quad (2)$$

$$\mathbf{V}_{\text{LBT}} = \mathbf{J} \mathbf{C}_{M/2}^{\text{II}^T} \mathbf{D}_s \mathbf{C}_{M/2}^{\text{IV}} \mathbf{J} \quad (3)$$

其中  $\mathbf{D}_s = \text{diag}\{s, 1, \dots, 1\}$ ,  $s$  为尺度系数,  $\mathbf{C}_{M/2}^{\text{II}}$  和  $\mathbf{C}_{M/2}^{\text{IV}}$  分别为  $M/2$  点的 II 型与 IV 型 DCT 变换。

$$\text{DCT-II}: \mathbf{C}_N^{\text{II}} = \sqrt{\frac{2}{N}} \sum_{k=0}^{N-1} \varepsilon_j \cos \frac{j(2k+1)\pi}{2N} \quad (4)$$

$$\text{DCT-IV}: \mathbf{C}_N^{\text{IV}} = \sqrt{\frac{2}{N}} \sum_{k=0}^{N-1} \varepsilon_j \cos \frac{(2j+1)(2k+1)\pi}{4N} \quad (5)$$

$$\text{其中 } \varepsilon_j = \begin{cases} 1/\sqrt{2}, & j=0 \\ 1, & j \text{ 为其它} \end{cases}$$

RTDLT 算法利用矩阵分解和多提升结构对 TDLT 算法进行了改进,大大降低了运算复杂度,提高了运算速度,并且使变换能够完全可逆,从而实现无损压缩。一个非奇异矩阵可以分解为多个可逆三角矩阵的乘积<sup>[9]</sup>,如果一个矩阵的行列式值为 1,那么它就可以用提升结构表示,根据这个理论,

如果  $\det \mathbf{A} = \det \mathbf{P} = 1$ ,那么非奇异矩阵  $\mathbf{A}$  可以分解为  $\mathbf{A} = \mathbf{P} \mathbf{L} \mathbf{U} \mathbf{S}$ ,其中  $\mathbf{L}, \mathbf{S}$  为单位下三角矩阵,  $\mathbf{U}$  为单位上三角矩阵,  $\mathbf{P}$  为置换矩阵。如果矩阵的行列式值不为 1,需要先对矩阵进行归一化处理,例如  $M \times M$  的矩阵  $\mathbf{F}$  的行列式值  $\det \mathbf{F} \neq 1$ ,进行归一化处理:

$$\mathbf{F}^* = \frac{\mathbf{F}}{\sqrt[M]{|\det \mathbf{F}|}}, \quad \det \mathbf{F}^* = 1 \quad (6)$$

那么 TDLT 变换中的前置滤波器变换矩阵  $\mathbf{O}$  可以分解为  $\mathbf{A}_O = \mathbf{P}_O \mathbf{L}_O \mathbf{U}_O \mathbf{S}_O$ ,DCT 变换可以分解为  $\mathbf{A}_{\text{DCT}} = \mathbf{P}_{\text{DCT}} \mathbf{L}_{\text{DCT}} \mathbf{U}_{\text{DCT}} \mathbf{S}_{\text{DCT}}$ ,其中的矩阵乘积运算可以用提升结构实现。RTDLT 算法正是利用了以上的矩阵分解和多提升结构对 TDLT 算法进行了优化改进。

## 3 模糊 c 均值矢量量化

模糊 c 均值矢量量化,具有不受初始码书约束,对不同图像具有很强适应性等特点,它克服了一般矢量量化码书对于图像局部最优,强烈依赖于初始码书的缺点,c 均值指的是码书尺寸,模糊 c 均值矢量量化为训练矢量级内的每个训练矢量分配一个在 0 和 1 之间的隶属度<sup>[10]</sup>,因此,训练矢量隶属于各个聚类的程度可用一个模糊划分矩阵来描述。

模糊划分矩阵用  $N \times M$  矩阵集合  $\mathbf{M}_{\text{FCM}}$  表示,式中  $u_{ji} \in [0,1]$ ,

$$\mathbf{M}_{\text{FCM}} = \left\{ \mathbf{U} \in R^{N \times M} \mid \sum_{j=0}^{N-1} u_{ji} = 1, 0 < \sum_{i=0}^{M-1} u_{ji} < M \right\} \quad (7)$$

设训练矢量级为  $\mathbf{X} = \{x_0, x_1, \dots, x_{M-1}\}$ ,待设计码书为  $\mathbf{C} = \{y_0, y_1, \dots, y_{N-1}\}$ ,模糊 c 均值算法的目的就是在集合  $\mathbf{M}_{\text{FCM}}$  中找到全局最优模糊划分矩阵,使得以下目标函数最小:

$$J_m(\mathbf{U}, \mathbf{C}) = \sum_{j=0}^{N-1} \sum_{i=0}^{M-1} u_{ji}^m \|x_i - y_j\|^2 \quad (8)$$

其中  $\mathbf{U} \in R^{N \times M}$  为模糊隶属度函数,  $m$  为模糊参数 ( $m > 1$ ),对于给定的码书  $\mathbf{C}$ ,目标函数  $J_m(\mathbf{U}, \mathbf{C})$  的最优化要求产生新的模糊划分矩阵  $\mathbf{U}$ ,矩阵  $\mathbf{U}$  的元素  $u_{ji}$  满足:

$$u_{ji} = \left( \frac{\sum_{l=0}^{N-1} (\|x_i - y_l\|^2)^{1/(m-1)}}{(\|x_i - y_j\|^2)^{1/(m-1)}} \right)^{-1} \quad (9)$$

对于给定的模糊划分矩阵  $\mathbf{U}$ ,目标函数  $J_m(\mathbf{U}, \mathbf{C})$  的最优化要求产生新的码书  $\mathbf{C}$ ,其元素  $y_j$  满足:

$$y_j = \frac{1}{\sum_{i=0}^{M-1} (u_{ji})^m} \sum_{i=0}^{M-1} (u_{ji})^m x_i \quad (10)$$

模糊 c 均值算法就是在每次迭代运算中更新  $u_{ji}$  与  $y_j$ ，使目标函数最小，最终产生最合适的码书。

### 4 压缩算法

#### 4.1 变换系数分类

将图像分为若干个块，块的大小对于分类至关重要，块太大，将降低块分类的精确性，块太小，又会增加计算量。Keskes 等人<sup>[11]</sup>对块尺寸与块分类精确性之间的关系进行过论证，在用离散梯度值作为判定块分类的标准时， $4 \times 4$  大小的块能同时兼顾计算量与分类精确度。块的分类有 5 种类型：基本背景、水平方向、垂直方向、 $45^\circ$  方向以及  $135^\circ$  方向。

对分块进行分类时，普通的分块变换丢失了分块边界的像素特征，往往导致分块不精确，而本文采用的 RTDLT 变换能很好地解决此类问题，RTDLT 变换能使变换后系数中的分块边界信息很好地保留下来，提高分块的精确度。

用集合  $P$  表示分块后  $4 \times 4$  的图像块，则  $P = \{p_{i,j}; 1 \leq i, j \leq 4\}$ ， $p_{i,j}$  为图像块中第  $i$  行，第  $j$  列的图像像素值，图像块水平方向的梯度值  $G_X$  以及垂直方向的梯度值  $G_Y$  分别为<sup>[12]</sup>

$$G_X = \frac{1}{8} \left[ \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^4 p_{i,j} - \sum_{i=3}^4 \sum_{j=1}^4 p_{i,j} \right] \quad (11)$$

$$G_Y = \frac{1}{8} \left[ \sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^2 p_{i,j} - \sum_{i=1}^4 \sum_{j=3}^4 p_{i,j} \right] \quad (12)$$

那么图像块的梯度幅值  $G$  为

$$|G| = \sqrt{G_X^2 + G_Y^2} \quad (13)$$

如果  $|G|$  小于某个给定的阈值  $T$ ，则表示该图像块的梯度幅值不明显，它属于基本背景，大于阈值时，则需要继续划分属于哪个方向的图像块，流程图如图 1，具体划分方法如下：

根据 RTDLT 变换后得到的系数值  $RC(0,1)$ ，

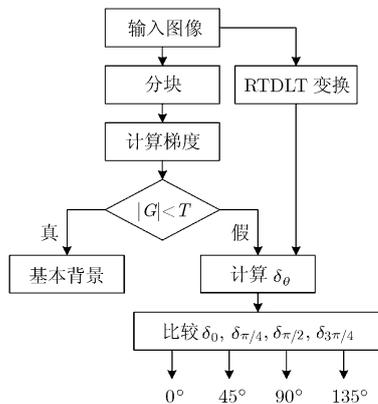


图 1 分块分类流程图

$RC(1,0), RC(1,1)$  计算 4 个方向的判断函数  $\delta_\theta(\theta = 0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4)$ ，4 个判断函数值中，哪个函数值最大，则表示系数块属于哪个方向，判断函数如下：

$$\left. \begin{aligned}
 \delta_0 &= 2|V| \\
 \delta_{\pi/4} &= (4/3) \max\{|H+V+D|, |H+V-D|\} \\
 \delta_{\pi/2} &= 2|H| \\
 \delta_{3\pi/4} &= (4/3) \max\{|H-V+D|, |H-V-D|\}
 \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

其中  $H = (1/2)RC(0,1)$ ， $V = (1/2)RC(1,0)$ ， $D = (1/2)RC(1,1)$ 。

#### 4.2 算法实现流程

算法实现流程图如图 2，具体步骤如下：

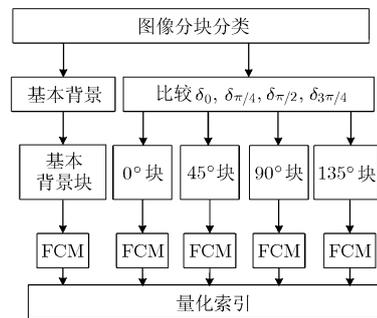


图 2 编码算法实现流程图

(1) 将待压缩图像进行  $4 \times 4$  分块，各块不重叠，并对原始图像进行 RTDLT 变换，在变换内部的分块也同样采用  $4 \times 4$  分块；

(2) 分别计算每个分块的梯度幅值  $G$ ；

(3) 根据阈值  $T$  与梯度幅值  $G$  判断分块是否为基本背景，根据实验值， $T$  取  $T = 15 +$  图像平均像素值；

(4) 若分块不为基本背景，则根据 RTDLT 变换后的系数计算  $\delta_\theta$ ；

(5) 比较  $\delta_0, \delta_{\pi/4}, \delta_{\pi/2}, \delta_{3\pi/4}$  值的大小，哪个最大，分块即为  $\theta$  方向分块；

(6) 单独对基本背景、水平方向、垂直方向、 $45^\circ$  方向以及  $135^\circ$  方向分块的 RTDLT 系数进行模糊 c 均值(FCM)矢量量化编码。

### 5 实验仿真与算法分析

为了验证算法的压缩性能，在 Matlab 中对本文算法进行仿真，并对 HCVQ(Hybrid Classified Vector Quantization)算法，k 均值 VQ 算法以及 JPEG2000 进行仿真，然后比较它们之间的压缩性能。HCVQ 算法，k 均值 VQ 算法在 Matlab 中实现，JPEG2000 采用标准 Jasper 函数进行实现，取 6 幅具有代表性的 8 bit 灰度图像作为测试图像，分辨率

为  $512 \times 512$ ，在矢量量化过程中以 Fish 和 Barbara 作为训练图像生成初始码本。采用峰值信噪比 (PSNR) 作为图像质量的衡量指标，PSNR 值越大证明重构图像的质量越高，算法的压缩性能越好。

$$\text{PSNR} = 10 \lg \frac{255^2}{\text{MSE}} \quad (15)$$

其中 MSE 为分辨率为  $M \times N$  原始图像  $x_{ij}$  与重构图像  $y_{ij}$  之间的均方误差。

$$\text{MSE} = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (x_{ij} - y_{ij})^2 \quad (16)$$

各算法能达到的压缩比特率 (bpp) 以及相应的 PSNR (dB) 值见表 1。

本文算法实验结果图如图 3 (注: 原始分辨率为  $512 \times 512$ ，缩小后放入正文中，由于图像缩小，导致视觉差异不明显，原始尺寸图见 <http://blog.csdn.net/allenzhoupe>, 2011)。与 HCVQ 和普通 VQ 相比，本文算法能达到的压缩倍数要高于这两种算法，且 PSNR 值比这两种算法都高。

JPEG2000 是可伸缩的压缩算法，用同样的比特率压缩，其重构图像的 PSNR 值略低于本文算法。本文算法与 JPEG2000 实验对比图见图 4。图像越复杂，图像的细节纹理信息越多，本文算法表现的越好，如 Cat 和 Fish 图像，具有大量的细节纹理信息，本文算法 PSNR 值高于 JPEG2000 约 0.8~1.2 dB。如 Fish 图像中，左上方的鱼鳍和鱼鳞是典型的细节纹理信息，本文算法压缩后的图像在整体压缩性能上要比 JPEG2000 略好。本文算法在图像具有大量的细节纹理信息时，整体压缩性能优于 JPEG2000 的原因是: RTDLT 变换大大减弱了块变换中的方块效应，使基于块变换的图像分块分类算法更加精确，每个图像分块分类的矢量量化采用各自的码本，减少了整幅图像的平均失真，而 JPEG2000 在没有使用感兴趣区域编码时，处理纹理信息的方式与处理基本背景的方式相同，在使用了感兴趣区域编码时，在码率固定的情况下，往往

是以牺牲感兴趣区域之外的图像质量为代价来提高感兴趣区域的图像质量，这就导致了含有大量纹理信息的图像压缩质量不均衡，整幅图像的平均失真大。在消除方块效应方面，本算法比 JPEG2000 稍差，因为 JPEG2000 是对整幅图像进行小波变换，变换之前没有分块，这杜绝了方块效应的产生，本算法属于块变换，方块效应是块变换固有的缺点，尽可能地减弱块变换中的方块效应，是下一步需要研究的内容。

在计算速度方面，JPEG2000 中的小波变换可以采用提升结构实现，本文算法同样也可以采用提升结构实现，但是 JPEG2000 是对整幅图像进行小波变换，在图像分辨率很大的时候，运算量将十分巨大，而且处理速度会很慢，对于本文算法，由于采用的是分块操作，每个分块的运算可以并行进行，将大大提高处理速度。

## 6 结束语

本文提出了一种基于可逆整数时间域重叠变换与分类矢量量化的图像压缩编码方法，首先对图像进行分块，计算每个分块的梯度幅值，同时对图像进行 RTDLT 变换，其次根据图像分块的梯度幅值判断分块是否属于基本背景，如果不属于基本背景，再利用 RTDLT 变换得到的系数计算  $\delta_0$  函数，判断图像分块属于哪一方向的细节纹理信息，从而完成了对图像分块分类，最后对不同分类的图像块 RTDLT 系数进行独立的矢量量化编码，码书的形成采用模糊 c 均值算法。实验证明，本文算法与 HCVQ、普通 VQ 相比，能达到更高的压缩倍数，PSNR 值也更高，与 JPEG2000 相比，在同等的压缩倍数下，PSNR 值也高于 JPEG2000，且图像越复杂、细节纹理信息越多，本文算法比 JPEG2000 的性能越好。但是在方块效应的去除方面还不如 JPEG2000，提高本算法去除方块效应的能力，是下一步需要研究的内容。

表 1 本文算法与 HCVQ、普通 VQ 以及 JPEG2000 性能比较

图像	本文		HCVQ		普通 VQ		JPEG2000	
	比特率	PSNR	比特率	PSNR	比特率	PSNR	比特率	PSNR
Barbara	0.5186	32.3084	0.5326	31.2817	0.5571	27.2851	0.5186	31.1635
Goldhill	0.6643	34.1365	0.7107	33.8624	0.7028	26.7326	0.6643	33.9873
Cat	0.6237	34.8257	0.6817	33.8728	0.6823	27.6714	0.6237	34.0550
Fish	0.6351	30.3129	0.6619	30.2032	0.6563	23.8103	0.6351	29.1259
F_16	0.5973	37.6218	0.6137	35.0384	0.6350	30.8236	0.5973	37.2823
Lena	0.4872	36.2391	0.5162	36.1935	0.5216	28.7423	0.4872	36.1863

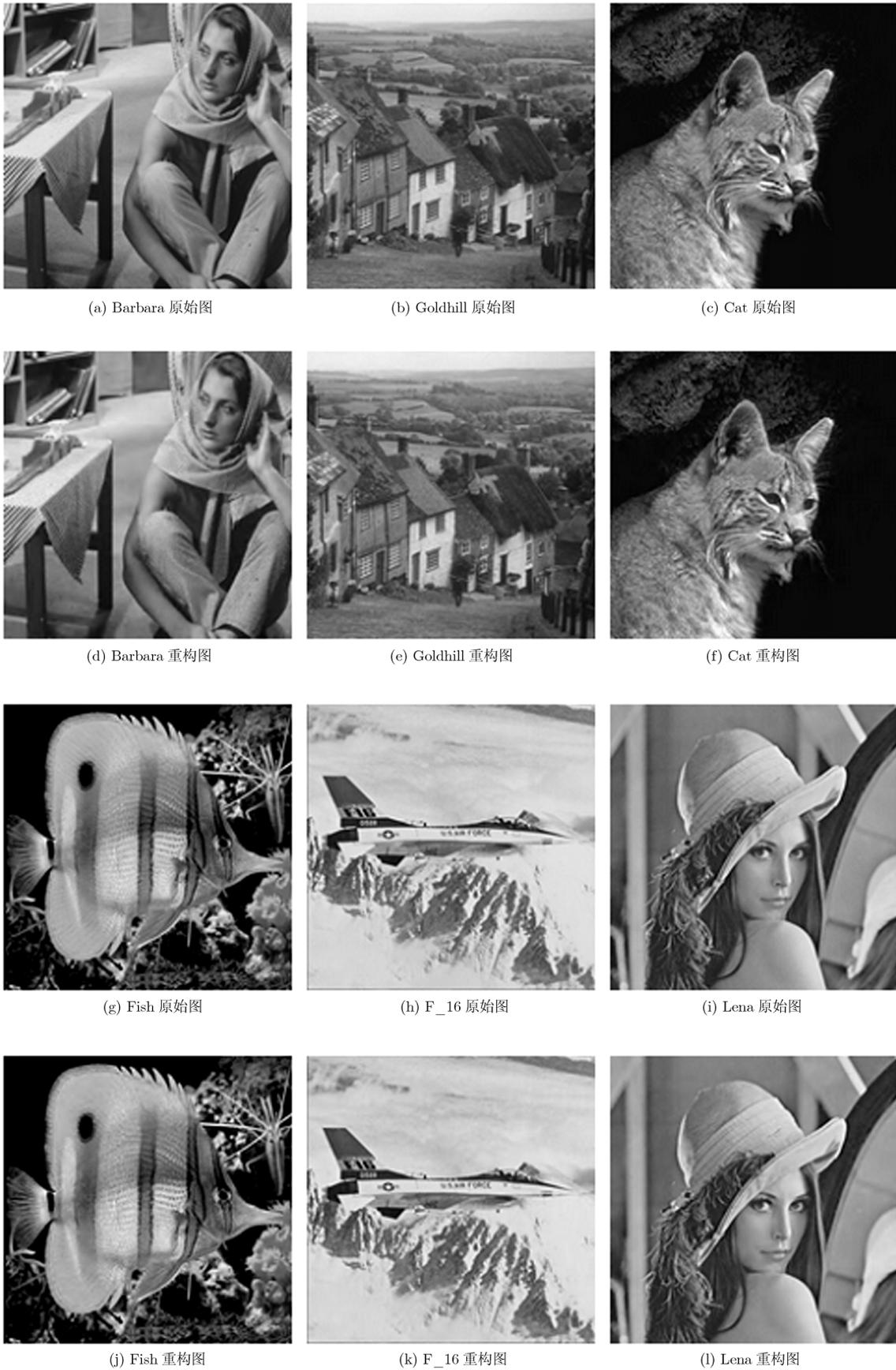


图 3 本文算法实验结果对比图

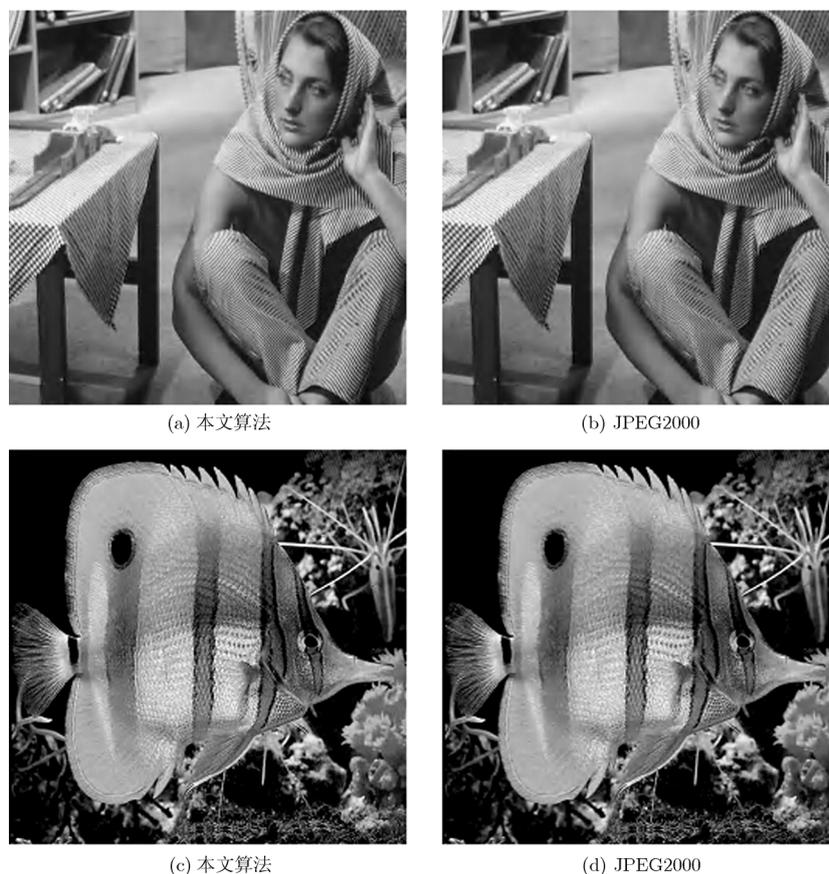


图 4 本文算法与 JPEG2000 实验结果对比图

## 参考文献

- [1] Ramamurthi B and Gersho A. Classified vector quantization of images[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 1986, 34(11): 1105-1115.
  - [2] Kim D S and Lee S U. Image vector quantizer based on classification in the DCT domain[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 1991, 39(4): 549-556.
  - [3] Al-Fayadh A, Hussain A J, Lisboa P, et al. Novel hybrid classified vector quantization using discrete cosine transform for image compression[J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2009, 18(2): 10.1117/1.3116564.
  - [4] Wang Lei, Jiao Li-cheng, Wu Jia-li, et al. Lossy-to-lossless image compression based on multiplier-less reversible integer time domain lapped transform[J]. *Signal Processing Image Communication*, 2010, 25(8): 622-632.
  - [5] Wang Lei, Wu Jia-ji, Jiao Li-cheng, et al. Lossy-to-Lossless hyperspectral image compression based on multiplierless reversible integer TDLT/KLT[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2009, 6(3): 587-591.
  - [6] Wang L, Jiao J, Bao J, et al. Hyperspectral image compression based on 3D reversible integer lapped transform[J]. *Electronics Letters*, 2010, 46(24): 1601-1602.
  - [7] Tran T D, Liang Jie, and Tu Cheng-jie. Lapped transform via time-domain pre- and post-filtering[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2003, 51(6): 1557-1571.
  - [8] Liu Shao-han and Lin Jzau-sheng. Vector quantization in DCT domain using fuzzy possibilistic c-means based on penalized and compensated constraints[J]. *Pattern Recognition*, 2002, 35(10): 2201-2211.
  - [9] Hao P and Shi Q. Matrix factorizations for reversible integer mapping[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2001, 49(10): 2314-2324.
  - [10] 孙圣和, 陆哲明. 矢量量化技术及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2002: 253-258.  
Sun Sheng-he and Lu Zhe-ming. The Technique and Application of Vector Quantization[M]. Beijing: Science Press, 2002: 253-258.
  - [11] Keskes N, Kretz F, and Maitre H. Statistical study of edges in TV pictures[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 1979, 27(8): 1239-1247.
  - [12] Chang H S and Kang K. A compressed domain scheme for classifying block edge patterns[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, 14(2): 145-151.
- 彭 洲: 男, 1985 年生, 博士生, 研究方向为图像增强、图像压缩及其 VLSI 结构实现。  
赵保军: 男, 1960 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为图像压缩、目标识别与跟踪。  
周 刚: 男, 1978 年生, 博士, 研究方向为遥感图像压缩。