

一种基于 Contourlet 的无表零树图像编码算法

金 炜^{①②} 潘英俊^① 魏 彪^① 冯 鹏^①

^①(重庆大学光电技术及系统教育部重点实验室 重庆 400044)

^②(宁波大学信息科学与工程学院 宁波 315211)

摘 要 该文提出一种低存储量、高压缩性能的基于Contourlet变换的无表零树编码算法。通过对Contourlet系数的重新组合,该算法采用类似LZC的零树结构;为了充分利用Contourlet变换对二维分段光滑函数的良好表达能力,设计了不同于LZC算法的扫描顺序和标志图表示,降低了编解码复杂度。实验结果表明,该算法用于图像编码是有效的,在相同压缩比下,其主观视觉质量和PSNR都明显优于基于小波变换的LZC和SPIHT算法,尤其对于含有丰富纹理的图像。

关键词 图像压缩,多尺度几何分析,Contourlet变换,无表零树编码

中图分类号: TN919.8

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)11-2116-05

An Image Coding Algorithm Based on Contourlet Listless Zerotree Coding

Jin Wei^{①②} Pan Ying-jun^① Wei Biao^① Feng Peng^①

^①(The Key Lab of Optoelectronic Technology & System, Ministry of Education,
Chongqing University, Chongqing 400044, China)

^②(Faculty of Information Science & Technology, Ningbo University, Ningbo 315211, China)

Abstract This paper presents a new image coding algorithm based on the Contourlet Listless Zerotree Coding (CLZC) with lower memory requirement and higher compression performance. This new algorithm adopts Zerotree structure analogical to LZC by repositioning the Contourlet coefficients. Furthermore, in order to take advantage of the good performance of Contourlet in approximation for 2D piecewise smooth functions, a reasonable scanning order and new flag maps different from LZC are designed, which reduce the complexity in the encoding and decoding procedure. The experiments demonstrate that the proposed algorithm is efficient in coding images; it outperforms the wavelet-based LZC and SPIHT algorithms both visually and in terms of PSNR under the same compression ratio, especially for the images including a large portion of texture.

Key words Image compression, Multiscale geometric analysis, Contourlet transform, Listless Zerotree Coding(LZC)

1 引言

近年来,基于小波变换的图像编码技术取得了空前的成功,自从Shapiro^[1]提出嵌入式零树小波(EZW, Embedded Zerotree Wavelet)编码后,该算法已被公认为静止图像变换域的重要编码算法之一。Said和Pearlman^[2]根据EZW的基本思想,提出了一种性能更优的实现方法,即多级树集合分裂(SPIHT, Set Partitioning in Hierarchical Trees)编码,它成为小波嵌入性编码算法的通用基准。然而,由一维小波张成的二维可分离小波只具有有限的方向,用它来对图像进行分析,可以说是以“点”为单位来捕捉图像的特征,不能“最优”表示含“线”或“面”奇异的高维函数,而事实上自然图像往往体现为光滑曲线或曲面上的奇异,这就使得传统小波变换在处理二维图像时表现出一定的局限性^[3]。例如,用小波变换来刻画图像边缘,即使在精细的尺度仍具有较大的系数,如果出于压缩的目忽略了这些系

数,将影响边缘部分的重构,出现蚊状噪声,这种现象在处理含有丰富纹理的图像时表现得更加突出。为了更有效地刻画图像的几何特征,人们提出了多尺度几何分析方法,其中最著名的有Ridgelet变换, Curvelet变换和Contourlet变换等等。其中Ridgelet和Curvelet都是基于块剖分的变换,为了避免重构图像出现方块效应,在数字实现时必须对各剖分块进行叠加处理,这不仅增加了计算量而且增加了变换系数的冗余度;另外, Ridgelet和Curvelet都是通过Radon变换实现,其关键步骤是笛卡尔坐标与极坐标的转换,在数字域中进行这种转换非常困难。文献[4,5]研究了基于Curvelet变换的图像增强和图像去噪方法,但高冗余度与高计算复杂度决定了Curvelet变换不适合于图像压缩编码。Contourlet变换具有类似于Curvelet变换的各向异性尺度关系,通过塔型变换(LP, Laplacian Pyramid)结合方向滤波器组(DFB, Directional Filter Bank),直接在数字域实现了一种真正的二维图像表示方法,具有多尺度、时频局部和多方向的特性,并且几乎是临界采样的(冗余度 $<4/3$)^[6],适合于图像压缩编码。本文提出一种基于Contourlet的无表零树编码(CLZC, Contourlet Listless Zerotree Coding)算法。实验结

2005-03-08 收到, 2005-10-15 改回

光电技术及系统教育部重点实验室访问学者基金(200373-1-2)资助课题

果表明，该算法用于图像编码是有效的，其不仅有良好的视觉效果，在相同压缩比下，图像重构质量明显优于基于小波变换的编码算法，而且内存需求量小，便于硬件实现。

2 Contourlet 变换

Do 提出了一种“真正”的图像二维表示方法：Contourlet 变换^[6]，也称塔形方向滤波器组(PDFB, Pyramidal Directional Filter Bank)。它首先由 LP 变换对图像进行多尺度分解以捕获点奇异，接着由 DFB 将分布在同一方向上的奇异点合成为一个系数，其基的支撑区间具有随尺度而长宽比变化的“长条形”结构，因此不仅具有小波变换的多分辨率，时频局部性，同时具有高度的方向性和各向异性，相比于小波变换，它能更“稀疏”地表示图像。

2.1 多尺度分解(LP 变换)

在 Contourlet 中，图像的多尺度分解由 LP 变换实现。原始图像经半带低通滤波器 $h(n)$ 取得平滑逼近，经二抽取后获得逼近子图，为了得到该级的细节子图，把逼近信号作二插补，再用 $g(n)$ 加以平滑，然后同原始图像相减。类似的过程可对逼近子图重复进行，从而得到图像的多尺度分解。由于 LP 分解只对低频部分进行二抽取，因此处理后数据具有一定的冗余，但同时避免了在小波分析中由于对高频成分的二抽取所造成的频谱混叠现象。Do 用框架理论和过采样滤波器组研究了 LP 分解，结果表明用正交滤波器组来实现的 LP 分解是一个框架界为 1 的紧框架，可使用对称于前向分解算子的对偶框架算子来实现最优线性重构。

2.2 方向滤波器组(DFB)

Bamberger 和 Smith 在 1992 年提出了完全重构的方向滤波器组。在 Contourlet 变换中，采用一种新的 DFB 实现方案，该方法使用扇形结构的双通道共轭镜像滤波器组并在滤波前后结合错切(Shearing)操作得到不同方向的频带剖分。这种方案不仅避免了对输入信号的调制，而且将树状结构变成了并行通道结构。

2.3 多尺度多方向分解：离散 Contourlet 变换

由于 DFB 本身并不适合于处理图像的低频部分，因此 Contourlet 提出一种 LP 和 DFB 结合的图像分析方案。图像的 LP 分解产生逼近子图和细节子图，然后只对细节子图应用 DFB 以“捕获”方向信息。这一过程将在逼近子图上迭代进行，这就是具有双迭代结构的滤波器组，可将不同尺度的图像分解成方向子带。图 1(a)为 Contourlet 变换的流程，本文的图像编码算法就是基于 Contourlet 变换实现的。图 1(b)表示了 Barbara 图像的 2 层 Contourlet 分解。

3 Contourlet 无表零树编码(CLZC)

近年来，子带编码方面的研究取得了很大进展。EZW 算法提出了嵌入式零树小波编码的基本框架；SPIHT 算法

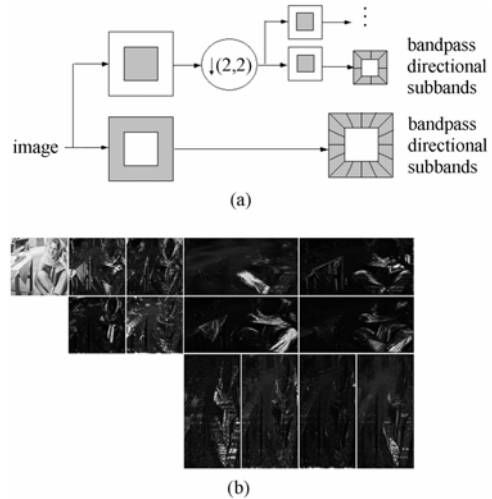


图 1 (a) Contourlet 变换示意图：由塔型方向滤波器组实现
(b) Barbara 图的 Contourlet 系数
Fig.1 (a) Sketch map of the contourlet transform: it's implemented by pyramidal directional filter bank
(b) The Contourlet coefficients of the Barbara

通过改变 EZW 算法的搜索策略并加入集合分裂方法，使重构图像的质量有了明显的提高，但 SPIHT 算法中用来存储重要系数坐标和重要集合坐标的 3 个链表需要较大的存储空间，难于硬件实现；无表零树编码(LZC, Listless Zerotree Coding)算法利用标志图代替了原来的链表，大大降低了内存需求，克服了 SPIHT 编码算法的缺点^[7,8]。然而，以上编码算法都是基于小波变换的，在高维情况下，小波变换并不能充分利用数据本身的几何特征，为了进一步提高图像压缩性能，本文结合 Contourlet 变换和 LZC 算法两者的优势，并将 LZC 算法作了适合于 Contourlet 的改进，得到 Contourlet 无表零树编码(CLZC)算法。

3.1 LZC 算法简介

LZC 算法采用 Shaprio 的零树结构组织小波变换系数，其主要包括两个编码过程：编码单个小波系数和编码根节点的子孙中含有重要系数的树。在这两个过程中，函数 $S_n(\cdot)$ 用来判定重要系数和重要系数集 T 。 $S_n(\cdot)$ 的定义如下：

$$S_n(T(i, j)) = \begin{cases} 1, & \max_{(i, j) \in T} |C(i, j)| \geq 2^n \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

在 LZC 中，用 F_c 和 F_d 两张位图替代 SPIHT 算法中的 3 个链表，分别表示系数 $C(i, j)$ 和其后代集合 $D(i, j)$ 的重要性，从而指出重要系数的位置及重要后代集合的位置；该算法采用的扫描顺序为从一棵树的根节点开始，一直扫描到这棵树的叶子节点，直到将所有节点全部扫描完为止。与 SPIHT 算法相同，LZC 也是一种渐进式编码算法，当满足目标比特率时，算法可在任意一点终止。本文提出的 CLZC 算法正是在 LZC 算法的基础上作了适合于 Contourlet 的改进。

3.2 CLZC 算法

与小波系数的“父-子”关系类似，我们得到 Contourlet 系数的“父-子”关系。在小波分解时，任何一个父系数的

4 个子系数所在的子带都位于同一个方向，而在作 Contourlet 分解时，如果子系数的方向数为父系数方向数的两倍(本文所采用的 Contourlet 分解方法)，则 4 个子系数将分别位于两个相邻的方向子带，这两个方向子带由父系数所在的方向子带所决定，针对 Contourlet 变换，我们定义如图 2(a)所示的“父子”关系：

鉴于 Contourlet 变换和小波变换系数间父子关系的不同，我们将变换系数重新组合，以便采用类似于 LZC 的算法，组合的方法为将位于相邻方向子带的对应 Contourlet 系数进行交错组合，将每一层的方向子带都重新组合成只具有 4 个方向，这样一来，第 ℓ 层位于 (i, j) 处的系数是第 $\ell-1$ 层 $(2i, 2j)$ ， $(2i+1, 2j)$ ， $(2i, 2j+1)$ 和 $(2i+1, 2j+1)$ 处 4 个系数的父系数。图 2(b)表示了包含 8 个方向子带的两个相邻子带(其上一级较粗尺度具有 4 个方向子带)进行合并的方法。

由于 Contourlet 变换具有各向异性尺度关系，能充分利用原函数的几何正则性，相比于小波变换，它用较少的系数来逼近奇异曲线，因此能更稀疏地表示数字图像。为了充分利用 Contourlet 变换的优点，我们对 LZC 算法进行了一定的改进，以提高该算法的工作效率，降低算法复杂度，具体做法如下。

3.2.1 把最低频子图分开处理 图像经 Contourlet 分解后，对于作为直流分量的最低频子图，由于其包含了原始图像的绝大部分能量，对恢复图像的质量影响很大，而传统

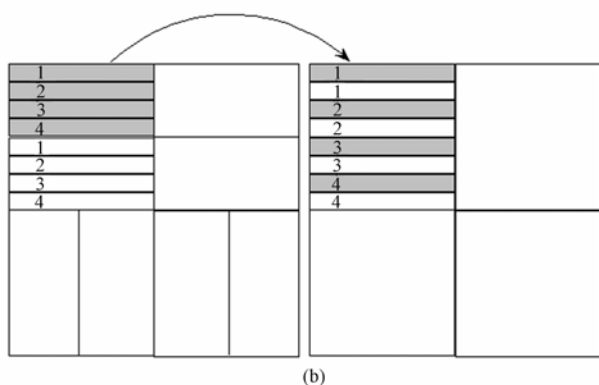
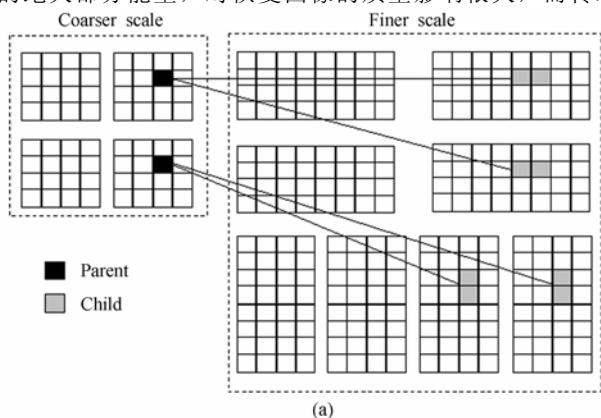


图 2 (a) Contourlet 系数间关系 (b) 方向子带重新组合示意图
Fig.2 (a) Contourlet coefficients relationships
(b) Sketch map of reposition a radial subband

LZC 算法把分解后的所有子图统一处理，对所有的频带进行同等重要度的编码，如果要提高恢复图像的质量，必须增加逐次逼近量化 (SAQ, Successive Approximation Quantization) 的次数，否则对低频子图的较小损失可能会极大地影响恢复图像的质量。本文提出把最低频子图与其它子带图像分开处理，进行单独编码，并且编码算法尽量无损或少损。在本文的研究中最低频子图采用 DPCM 无损编码，树根由高层方向子带的 Contourlet 系数定义，这有效地保证了最后的失真不会很大。

3.2.2 宽度搜索策略编码算法 在 CLZC 算法中，采用如下的零树集合定义：对于 Contourlet 系数 $C_\ell(i, j)$ ， $O_\ell(i, j)$ 表示节点 (i, j) 的直接后继节点(即 4 个子节点，在 $\ell-1$ 层)的坐标集合； $D_\ell(i, j)$ 表示节点 (i, j) 的所有后继节点的坐标集合； $L_\ell(i, j)$ 表示节点 (i, j) 的除直接后继以外所有后继节点的坐标集合，即 $L_\ell(i, j)=D_\ell(i, j)-O_\ell(i, j)$ 。类似于 LZC，本文提出，对于 L 层 Contourlet 变换，使用 L 张位图 $F_{c,\ell}(\ell=1,2,\dots,L)$ 和 $L-1$ 张位图 $F_{d,\ell}(\ell=2,3,\dots,L)$ 来分别表示重要系数的位置及重要后代集合的位置(由于最底层 Contourlet 系数没有后代，无需标注其后代集合的位置， $F_{d,\ell}$ 只需 $L-1$ 张)。考虑到 Contourlet 系数的能量高度集中，较大的系数一般分布在高层子带中，而传统 LZC 算法树编码过程的搜索策略是深度优先策略，显然其子带扫描顺序不能充分发挥 Contourlet 系数分布的优点，因为当图像变换的能量大部分集中在高层子带时，在基于零树的编码算法中，宽度搜索策略优于深度搜索策略。鉴于此，本文提出的 CLZC 算法除了 $F_{c,\ell}$ 和 $F_{d,\ell}$ 外增加 $L-1$ 张位图 $F_{s,\ell}(\ell=2,3,\dots,L)$ ，用来标记当前节点是否有子孙及子孙中是否有重要像素，从而控制在当前门限下子集是否进行编码；如果 $F_{s,\ell}(i, j)$ 为“1”，则进行深度搜索，处理子孙节点，并在处理完儿子节点后对 $L_\ell(i, j)$ 的重要性进行判断；如果 $F_{s,\ell}(i, j)$ 为“0”，则表示 $D_\ell(i, j)$ 和 $L_\ell(i, j)$ 不必进行重要性判断或已经在前一个门限判断过了。关于位图 $F_{c,\ell}$ ， $F_{d,\ell}$ 和 $F_{s,\ell}$ 所需要的存储空间，有以下定理。

定理 1 位图 $F_{c,\ell}$ ， $F_{d,\ell}$ 和 $F_{s,\ell}$ 的总大小不超过原图像大小的 2 倍。

证明 设原图像有 N 个像素，由于 DFB 分解具有临界采样特性，不产生冗余，Contourlet 变换的冗余由 LP 分解产生，每层分解的冗余率为 $1/4$ ，因此经过 L 层 Contourlet 分解，其第 ℓ 层带通子图的大小为 $N \times (1/4)^{\ell-1}$ ；另一方面， $F_{c,\ell}$ ， $F_{d,\ell}$ 和 $F_{s,\ell}$ 的大小均与第 ℓ 层带通子图的大小相等，因此， L 张位图 $F_{c,\ell}$ 的大小为 $M_1 = N \times \sum_{\ell=1}^L (1/4)^{\ell-1} = N \times \left[1 + \sum_{\ell=1}^{L-1} (1/4)^\ell \right] < \frac{4}{3}N$ ； $L-1$ 张位图 $F_{d,\ell}$ 的大小与 $L-1$ 张位图 $F_{s,\ell}$ 的大小均为 $M_2 = M_3 = N \times \sum_{\ell=2}^L (1/4)^{\ell-1} = N \times \sum_{\ell=1}^{L-1} (1/4)^\ell < \frac{1}{3}N$ 。所以，位图 $F_{c,\ell}$ ， $F_{d,\ell}$

和 $F_{s,\ell}$ 的总大小 $M = M_1 + M_2 + M_3 < \left(\frac{4}{3} + \frac{1}{3} + \frac{1}{3}\right) \times N = 2N$ 。

证毕

由定理 1 可知，对于一个 512×512 的灰度图像，CLZC 用来存储零树结构的内存不超过 64kbyte，然而在 SPIHT 算法中占用内存为 1.125Mbyte，因此 CLZC 算法大大减少了内存占有量，便于硬件实现。具体编码算法描述如下：

(1) 初始化 令 $n = \lceil \log_2 \max_{i,j,\ell} [C_\ell(i,j)] \rceil$ ，并传送 n ；清空 $F_{c,\ell}$, $F_{d,\ell}$ 和 $F_{s,\ell}$ ；并置 $F_{s,L}(0,0) = 1$ ；

(2) 非重要系数编码 (a) 若 $F_{c,L}(0,0) = 0$ ，输出 $S_n(C_L(0,0))$ ；若 $S_n(C_L(0,0)) = 1$ ，将 $F_{c,L}(0,0)$ 置 1，输出 $C_L(0,0)$ 的符号；(b) 逐层扫描 $F_{d,\ell}$ ，若 $F_{d,\ell}(0,0) = 1$ ，则对 $C_{\ell-1}$ 层每个 $(p,q) \in O_\ell(i,j)$ ，如果 $F_{c,\ell-1}(p,q) = 0$ ，输出 $S_n(C_{\ell-1}(p,q))$ ；如果 $S_n(C_{\ell-1}(p,q)) = 1$ ，将 $F_{c,\ell-1}(p,q)$ 置 1，输出 $C_{\ell-1}(p,q)$ 的符号。

(3) 集合编码 扫描 $F_{s,\ell}$ ，若 $F_{s,\ell}(i,j) = 1$ ：(a) 若 $F_{d,\ell}(i,j) = 0$ ，输出 $S_n(D_\ell(i,j))$ ；若 $S_n(D_\ell(i,j)) = 1$ ，将 $F_{d,\ell}(i,j)$ 置 1，接着处理儿子节点：对 $\ell-1$ 层每个 $(p,q) \in O_\ell(i,j)$ ，输出 $S_n(C_{\ell-1}(p,q))$ ，若 $S_n(C_{\ell-1}(p,q)) = 1$ ，将 $F_{c,\ell-1}(p,q)$ 置 1，输出 $C_{\ell-1}(p,q)$ 的符号；若 $L_\ell(i,j)$ 为空，将 $F_{s,\ell}(i,j)$ 置 0，否则转到(b)；(b) 若 $F_{d,\ell}(i,j) = 1$ ，输出 $S_n(L_\ell(i,j))$ ；若 $S_n(L_\ell(i,j)) = 1$ ，将 $F_{s,\ell}(i,j)$ 置 0，并对 $\ell-1$ 层每个 $(p,q) \in O_\ell(i,j)$ 将 $F_{s,\ell-1}(p,q)$ 置 1。

(4) 重要系数编码 对每个 $F_{c,\ell}(i,j) = 1$ (不包括最近更新的 $F_{c,\ell}$ ，即具有相同 n 值的 $F_{c,\ell}$)，输出 $C_\ell(i,j)$ 的第 n 层比特位。

(5) 循环 量化门限更新，将 n 减 1，转到(2)。

从以上编码过程可看出，CLZC 算法在集合编码时，通过判断当前节点是否有子孙以及子孙中是否有重要系数，打破了 LZC 算法的严格深度搜索策略，当儿子的子孙不含重要系数时，则在这点上无须进一步检查其后继节点，而对于 LZC 算法来说，其后继节点仍需进一步检查。本文提出的搜索策略不仅可以减少用于表示不重要系数的二进制位数，而且可使粗尺度上更多重要系数被优先编码，这种方案节省了编码时间，缩短了码流，而且更适合能较好表示二维图像的 Contourlet 变换，在相同编码比特率时提高了恢复图像的质量。

4 实验结果

为了验证本文图像编码算法的有效性，以 $512 \times 512 \times 8$ bit 图像 Lena 和 Barbara 为例进行编解码实验，并与两种典型的基于小波零树结构的图像编码算法 LZC 和 SPIHT 进行了比较。实验从客观保真度(PSNR, 峰值信噪比)和主观视觉质量两方面进行比较。表 1 列出了不同压缩率下 3 种算法的 PSNR，压缩率单位是每像素占用的比特数(bpp)。实验

中 LZC 算法小波变换与 CLZC 算法 Contourlet 变换的塔形分解阶段都选用 9/7 双正交滤波器，Contourlet 变换的方向滤波采用 Do 提出的方法，使用扇形结构的共轭镜像滤波器组实现，分解层次均为 5 级，而 SPIHT 算法的数据来自文献[2]，空格表示原文献中未列出该数据。

表 1 标准图像不同压缩率下 PSNR(dB) 的比较
Tab.1 PSNR(dB) comparison for the standard images under different bpp

压缩率 (bpp)	Lena			Barbara		
	LZC	SPIHT	本文 算法	LZC	SPIHT	本文 算法
0.25	33.18	34.12	34.62	26.82	27.79	28.32
0.5	36.31	37.22	37.59	30.78	31.72	32.13
1.0	39.65	40.41	40.73	33.27		34.43

从表 1 可以看出，本文所提出的算法在 PSNR 性能指标上优于 LZC 和 SPIHT 算法，特别在低码率条件以及针对含有较多纹理特征的图像(Barbara)其性能改善尤其明显。图 3(a)和图 3(b)分别为 Barbara 图在 0.25bpp 下采用 LZC 算法与本文算法的恢复图像(为便于比较，只取了图像的一部分)，可以看出，LZC 算法的恢复图像质量不是很好，特别对边缘区域以及头巾上的纹理不能很好表达，而本文算法却能较理想地表达这些细节，充分显示了多尺度几何分析的优越性。

5 结束语

利用多几何尺度分析能更好地表示二维图像这一特点，本文将 Contourlet 变换引入图像压缩，并提出了基于 Contourlet 的无表零树编码算法，实验结果表明了本文算法所具的潜力。图像多尺度几何分析是一个非常前沿的研究



图 3 (a) Barbara 图像在压缩率为 0.25bpp 时的重建结果(LZC 算法 PSNR=26.82dB) (b) Barbara 图像在压缩率为 0.25bpp 时的重建结果(CLZC 算法 PSNR=28.32dB)

Fig.3 (a) Barbara image reconstruction at 0.25bpp (LZC, PSNR= 26.82dB) (b) Barbara image reconstruction at 0.25bpp (CLZC, PSNR= 28.32dB)

领域，理论和算法都处于发展初期，本文采用的 Contourlet 变换是一种非自适应的多尺度几何分析方法，除此之外尚存在一些自适应的多尺度几何分析方法，利用计算调和理论，选择更适合图像压缩的分析方法值得进一步研

究;就 Contourlet 本身,其冗余性制约了图像压缩性能的进一步提高,提出数学理论完善、便于数字实现以及非冗余的多尺度几何分析方法极具意义;另外本文提出的 CLZC 算法是小波域 LZC 算法的直接推广,通过分析 Contourlet 变换系数的统计分布规律,得到更适合的编码算法也许能进一步提高性能。然而,本文展示了蕴涵于多尺度几何分析中的先进思想,为图像编码压缩提供了一种全新的思路。

参考文献

- [1] Shapiro J M. Embedded image coding using zerotrees of wavelets coefficients. *IEEE Trans. on Signal Proc.*, 1993, 41(12): 3445–3462.
 - [2] Said A, Pearlman W A. A new, fast, and efficient image codes based on set partitioning in hierarchical trees. *IEEE Trans. on Circuit and System for Video Technology*, 1996, 6(3): 243–250.
 - [3] 焦李成,谭山. 图像的多尺度几何分析: 回顾和展望. *电子学报*, 2003, 31(12): 1975–1980.
 - [4] Stack J L, Candes E J, Donoho D L. The curvelet transform for image denoising. *IEEE Trans. on Image Proc.*, 2002,11(6): 670–684.
 - [5] Stack J L, Murtagh F, Candes E J, *et al.*. Gray and color image contrast enhancement by the curvelet transform. *IEEE Trans. on Image Proc.*, 2003, 12(6): 706–716.
 - [6] Do M N. Contourlets and sparse image representations. *SPIE Conference on Wavelet Applications in Signal and Image Processing, San Diego, USA, August 4-8, 2003*, vol.5207: 560–570.
 - [7] 陈军,吴成柯. 基于整数提升小波变换的彩色图像零树编码算法. *电路与系统学报*, 2002, 7(2): 6–9.
 - [8] Wen K L, Neil B. Listless zerotree coding for color images. *32nd Asilomar Conference on Signal Systems & Computers, Pacific Grove, CA, Nov 1-4, 1998*, vol.1: 231–235.
- 金 炜: 男, 1969 年生, 讲师, 博士生, 研究方向为光电检测、数字图像处理、多尺度几何分析。
潘英俊: 男, 1948 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为信息光学、数字图像处理、传感技术。
魏 彪: 男, 1963 年生, 教授, 研究方向为光电检测、核技术及应用。
冯 鹏: 男, 1980 年生, 博士生, 研究方向为数字图像处理、遥感技术。