

南京航空航天大学

硕士学位论文

基于Contourlet变换和分形的图像压缩技术研究

姓名：郭建军

申请学位级别：硕士

专业：通信与信息系统

指导教师：吴一全

20080101

## 摘 要

随着社会信息化进程的加快, 数字电视、网络多媒体通信、会议电视、可视电话、遥感图像传输、图像数据库、自动指纹识别系统存储等得到了广泛的应用。由于图像数据的庞大, 实现图像通信和存储一直面临着带宽和容量限制的难题, 因此, 不断探求图像压缩的新技术、新方法, 一直是人们的不懈追求。作为多分辨率分析的方法, 小波和Contourlet变换具有很好的时频特性, 适合按照人的视觉系统特性设计图像压缩。小波、Contourlet和分形技术的引入, 带来了图像压缩技术的新发展。本文主要研究基于Contourlet变换和分形的图像压缩技术, 包括以下几个方面:

首先对图像压缩的一般方法进行了综述, 阐述了小波和Contourlet变换基本原理和基本思路。在此基础上研究实现了基于Contourlet变换的嵌入式编码方法, 并给出了结合数学形态学的无冗余Contourlet图像编码方法;

然后给出了一种基于无冗余 Contourlet 变换的自适应门限分形零树混合图像编码方法, 并与基于小波变换的分形零树混合图像编码方法进行了比较, 实验结果显示本文方法能更好的保持图像的纹理;

接着针对基于小波的图像矢量量化方法不能有效地保护图像边缘的局限, 提出了一种基于无冗余 Contourlet 变换的人脸图像矢量量化方法。实验结果表明, 相对于基于小波的图像矢量量化方法, 本文所提出的算法获得的解码图像边缘更加清晰;

最后将 Krawtchouk 矩不变量引入到自适应分形编码中, 提出了基于 Krawtchouk 矩的自适应四叉树分形编码方法和基于 Krawtchouk 矩不变量的自适应分类快速分形编码方法, 文中给出了实验结果, 并进行了比较。

**关键词:** 图像编码, 小波变换, Contourlet变换, 分形编码, 形态学, 自适应门限, 四叉树分块, 矢量量化, Krawtchouk矩

## ABSTRACT

With the development of society, the communication course is turning fast. Some techniques, such as digital TV, internet multimedia communication, conference TV, visual telephone, remote sensing image transmission, image data base, data storage for fingerprint identification system and so on, are used widely. Meanwhile, the volume of image data is so huge that it is difficult to implement image transmission and images storage in limited bandwidth and storage capability. Therefore, people are hunting after constantly new techniques and methods for image compression. Wavelet and Contourlet transform have character of multiresolution analysis (MAS) and fit to the properties of visual system. Wavelet, Contourlet and Fractal technique are imported into image compression fields, which promote the new development for image compression. This thesis contributes to research the still image compression methods based on Contourlet transform and fractal, and mainly includes the following aspects.

Firstly, we review the development of image compression techniques. The basic theory and thought of Wavelet and Contourlet transform are introduced. The embedded image compression method based on Contourlet transform and the coding method of morphological representation of non-redundant Contourlet transform data are introduced.

Secondly, a coding method of adaptive threshold fractal and zerotree based on non-redundant Contourlet transform is introduced. The experimental results show that with the same compression ratio, the proposed algorithm can get better quality of image than the Wavelet image compression algorithm based on fractal coding and zerotree.

Thirdly, to overcome the limitation of the vector quantization coding algorithms based on Wavelet in image edge preservation, a novel vector quantization method based on non-redundant Contourlet transform is presented. Experimental results show that the edges of the compressed images obtained by our proposed algorithm are clearer compared to the vector quantization coding algorithms based on Wavelet.

Finally, the Krawtchouk moments is used to fractal coding, The coding method of adaptive threshold fractal based on Krawtchouk moments and the method of adaptive classification fast fractal based on Krawtchouk moments are proposed. Experimental results are given and compared with the results of the other fractal image compression methods.

**Key words:** Image coding, Wavelet transform, Contourlet transform, Fractal coding, Morphological, Adaptive threshold, Quadtree partitioning, Vector quantization, Krawtchouk moments

## 图、表清单

图 2.1	Mallat 塔式分解示意图 .....	13
图 2.2	小波变换示意图 .....	14
图 2.3	Wavelet 与 Contourlet 的对比 .....	15
图 2.4	单尺度 LP 的分解与重构 .....	16
图 2.5	DFB 的单尺度和多尺度分割 .....	16
图 2.6	离散 Contourlet 变换的滤波器组结构图 .....	17
图 2.7	PEPPERS 的 2 级 Contourlet 分解示意图 .....	17
图 3.1	3 级 Contourlet 变换分解图 .....	20
图 3.2	Contourlet 子树示意图 .....	20
图 3.3	PEPPERS 图 Contourlet 变换水平方向子带系数分布图 .....	20
图 3.4	PEPPERS 图 Contourlet 变换垂直方向子带系数分布图 .....	21
图 3.5	Contourlet 变换后系数归一化直方图 .....	21
图 3.6	小波变换后系数归一化直方图 .....	21
图 3.7	“PEPPERS”图像 (图 (b) (c) 压缩比为 68: 1) .....	23
图 3.8	“LENA”图像 (图 (b) (c) 压缩比为 68: 1) .....	24
图 3.9	结合方向滤波器组的小波子带频域分布 .....	26
图 3.10	条件膨胀中使用的结构元 .....	28
图 3.11	BABOON 图像基于小波 Contourlet 系数的全部显著系数 .....	29
图 3.12	BABOON 图本文方法不同压缩比时的解码图像 .....	30
图 3.13	BRIDGE 图本文方法不同压缩比时的解码图像 .....	31
图 3.14	本文方法与其它方法的压缩性能比较 .....	31
图 3.15	本文方法和 EMRWD 算法实验效果对比 .....	32
图 4.1	3 级无冗余 Contourlet 变换分解图 .....	36
图 4.2	Contourlet 子树父树构成示意图 .....	36
图 4.3	LENA 图原图像 .....	37
图 4.4	$1-a=0.93$ 时恢复图像 .....	38
图 4.5	$1-a=0.82$ 时恢复图像 .....	38

图 5.1	图像的基于小波 Contourlet 变换分解和矢量形成 .....	42
图 5.2	face1 实验结果对比图 .....	47
图 5.3	face2 实验结果对比图 .....	47
图 6.1	PEPPERS 在不同置信度下恢复图像 .....	54
图 6.2	LENA 在不同置信度下恢复图像 .....	54
图 6.3	LENA 图 Domain 块分布图 .....	59
图 6.4	LENA 图解码恢复图像 .....	60
图 6.5	本文方法和其它方法解码图像质量随分类类数变化的曲线 .....	62
图 6.6	本文方法和其它方法平均搜索次数随分类类数变化的曲线 .....	63
图 6.7	本文方法和其它方法解码图像质量随平均比较次数变化的曲线 ..	63
表 3.1	算法性能比较 .....	22
表 4.1	本文方法与其它不同编码方法的比较 .....	39
表 5.1	本文方法与其它不同编码方法的比较 .....	48
表 6.1	不同长度特征向量对编码质量和编码时间的影响 .....	52
表 6.2	本文方法与文献[62]方法的实验数据比较( $1-\alpha=0.90$ ) .....	55
表 6.3	离散分类方法及全搜索编码结果 .....	61
表 6.4	本文方法编码结果 .....	61

## 注释表

CR.....	压缩比 (Compression Ratio)
CWT.....	连续小波变换 (Continuous Wavelet Transform)
DCT.....	离散余弦变换 (Discrete Cosine Transform)
DPCM.....	差分脉冲编码调制 (Differential Pulse Code Modulation)
DWT.....	离散小波变换 (Discrete Wavelet Transform)
EBCOT.....	嵌入式分块编码 (Embedded Block Coding with Optimized Truncation)
EZW.....	嵌入式小波零树编码 (Embedded image coding using Zerotrees of Wavelet coefficients)
EMRWD.....	结合数学形态学的图像小波编码改进算法 (Enhanced Morphological Representation of Wavelet Data)
HVS.....	人的视觉特性 (Human Visual System)
JEPG.....	联合图像专家组 (Joint Photographic Experts Group)
MPEG.....	运动图像专家小组 (Motion Picture Experts Group)
MRA.....	多分辨率分析 (Multiresolution Analysis)
MRWD.....	基于形态学方法的小波图像编码算法 (Morphological Representation of Wavelet Data)
PCM.....	脉冲编码调制 (Pulse Code Modulation)
PLVQ.....	基于金字塔格型矢量量化 (Pyramidal Lattice Vector Quantization)
PSNR.....	峰值信噪比 (Peak Signal to Noise Ratio)
SPIHT.....	多级树集合分裂 (Set Partitioning In Hierarchical Trees)
ZTE .....	零树 (Zero Tree)

# 承诺书

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师指导下，独立进行研究工作所取得的成果。尽我所知，除文中已经注明引用的内容外，本学位论文的研究成果不包含任何他人享有著作权的内容。对本论文所涉及的研究工作做出贡献的其他个人和集体，均已在文中以明确方式标明。

本人授权南京航空航天大学可以有权保留送交论文的复印件，允许论文被查阅和借阅，可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存论文。

(保密的学位论文在解密后适用本承诺书)

作者签名：\_\_\_\_\_

日 期：\_\_\_\_\_

## 第一章 绪论

### 1.1 课题的研究背景和意义

图像是传递信息的重要媒介,但图像经过采样量化转换成数字信息后数据量巨大,对传输介质、传输方法和存储介质的要求较高,已经成为数字图像通信领域中的瓶颈问题。数字化信息的数据量庞大,无疑给存储器的存储容量、通信干线的信道传输率以及计算机的速度都增加了极大的压力。为了解决这一问题,单纯用扩大存储器容量和增加通信干线的传输率的办法是不现实的。而图像压缩技术是个行之有效的方法,通过压缩手段把信息数据量降下来,以压缩的形式存储和传输。这样既节约了存储空间,又提高了通信干线的传输效率,所以图像的数据压缩势在必行。

目前的图像压缩编码方法大致可分为两大类:一类是着眼于数据统计(去掉数据冗余)的方法,它根据图像信源的统计特性进行压缩编码,主要采用统计编码、预测编码、变换编码、矢量量化编码、子带编码、小波编码、神经网络编码等方法;另一类是着眼于内容(即基于对象)的方法。

第一类方法是目前广泛使用的压缩编码方法,但尚有许多问题有待研究;而目前第二类方法还不是很成熟,压缩效果还不十分理想,在实际中也没有得到广泛应用。每一种压缩编码方法都各有利弊,只有从所要解决的实际问题出发,进行深入的分析 and 调研,针对不同问题不同方面采用不同的编码方法,把各种编码方法结合起来应用(混合编码),才能达到较高的压缩比,获得较好的实用效果。

小波变换是一种新兴的数学分析方法,已经受到了人们广泛的重视。小波变换是一种全局变换,在时域和频域有良好的定位能力,由于它对图像的高频分量采用逐渐精细的时域和空域步长,且可以使高频分量聚焦到被处理图像的任何细节,因而很快在图像处理领域得到了广泛的应用。基于小波变换的图像编码与经典的图像编码相比,小波变换比经典的离散余弦变换(Discrete Cosine Transform,简称DCT)更符合人的视觉特性(HVS),易于与HVS相结合,小波变换克服了采用分块正交变换编码所带来的“方块”效应,并且可实现图像中平稳成分与非平稳成分的分离,从而可对其进行高效编码。

可分离二维小波变换基函数的支撑区域由区间扩展为正方形,基函数形状的方向性较差。因此,在很多情况下,可分离的小波变换对图像的表示效率不够高。如果基函数具有方向性,将有助于提高边缘以及纹理的表示效率。2002年Do MN和Martin Vetterli提出了一种“真”二维图像表示方法——Contourlet变换<sup>[1]</sup>,能用不同尺度、不同频率的子带更准确地捕捉图像的几何结构。Contourlet变换满足各向异性关系,擅长于表示纹理和轮廓信息,能很好地保留自然场景中的纹理和细节,弥补了小波变换



方向信息有限的缺陷,但原始的 Contourlet 变换具有  $4/3$  的冗余度,不利于图像压缩<sup>[1~3]</sup>。因此,如何去除 Contourlet 变换的冗余度,是 Contourlet 变换在图像压缩领域应用必须解决的问题。

基于部分迭代函数系统的分形图像编码可充分利用图像内部的自相似特性,可去除图像不同尺度之间的冗余性,编码性能虽不如小波变换编码,但解码比较简单、迅速。然而分形图像编码存在运算复杂度太大、解码的收敛过程较难预测和控制、低码率时的方块效应等缺陷。小波和 Contourlet 变换变换分解后,可将图像信号分解为具有不同尺度和空间选择性的一系列子空间信号,这些不同分辨率级和不同方向上的子图像之间存在着明显的相似性,为分形提供了性能优良的预分解工具。为此,众多学者提出了各种小波域的分形图像编码,有效地弥补分形图像编码的上述缺陷,极大地减小分形解码图像的方块效应。

本课题对基于 Contourlet 变换和分形结合的图像压缩方法进行研究。包括:研究 Contourlet 变换在图像压缩中的应用;研究如何降低 Contourlet 变换的冗余性;研究分形在数字图像压缩技术中的应用及其快速算法;研究如何在图像压缩中将分形与小波、Contourlet 变换相结合。

## 1.2 基于小波、Contourlet 变换和分形图像编码的国内外研究概况

总体来说图像压缩编码技术的发展可以分为两个阶段:经典编码方法和现代编码方法。

经典编码方法始于香农的信息论。1948年香农在《通信的数学原理》中提出信息率失真函数概念,1958年又进一步确立了失真率理论,从而奠定了信源压缩编码的理论基础。经典编码方法是建立在香农信息论基础之上的,以经典集合论为工具,用概率统计模型来描述信源,其压缩思想基于数据统计,因此只能去除数据冗余,属于低层压缩编码的范畴。该阶段代表方法有: DPCM、PCM、Huffman 编码、算术编码、游程编码、预测编码、离散余弦变换(DCT)编码、混合编码等。该阶段形成的主要国际压缩标准主要有 JPEG、MPEG-1、MPEG-2、H.261 等。

第二个阶段是以小波变换、分形几何理论、神经网络等技术为基础的新颖高效的现代编码方法阶段;该阶段编码方法突破以香农信息论为基础的框架的束缚,充分考虑了人眼视觉特性及信源特性,通过去除内容冗余来实现数据压缩。该阶段编码方法以小波变换编码研究成果较为突出,已被 JPEG2000、MPEG-4 等国际图像编码标准所采纳,成为当前图像压缩的研究热点。

常用的无失真和有失真的图像压缩编码算法都存在压缩比低的缺点。自90年代以来,由于小波编码和分形编码都突破了基于局域内相关去冗余的传统编码方法的局限性,有着优良的特性,引起了人们的广泛关注。小波变换是一种全局变换,其在时域

和频域同时有良好的定位能力, 由于它对图像的高频分量采用逐渐精细的时域和空域步长, 且可以使高频分量聚焦到被处理图像的任何细节, 因而很快在图像处理领域得到了广泛的应用。

Shapiro J M曾提出了一种高效的小波图像压缩算法——嵌入式小波零树编码(EZW)<sup>[2]</sup>。但图像作为一种特殊的二维信号, 在很多情况下, 可分离的小波变换对图像的表示效率不够高。可分离二维小波变换基函数的支撑区域由区间扩展为正方形, 基函数形状的方向性较差。因此EZW算法所解码的图像对场景中纹理和细节表现不足, 在高压缩比的情况下, 边缘轮廓容易出现模糊现象。如果基函数具有方向性, 将有助于提高边缘以及纹理的表示效率。

由Said和Pearlman提出的SPIHT(Set Partitioning In Hierarchical Trees)算法是对EZW算法的改进<sup>[4]</sup>。EZW算法使用了零树结构来揭示小波分解图像不同子带间不重要系数分布的自相似性, 取得了较好的编码效果。然而, 该方法还存在着一些不足, 比如在进行零树编码时, 对不能被包括进零树的一些不重要系数必须个别编码为孤立零码, 这一部分编码往往会具有较高的代价; 另外由于孤立零码的过多可能导致高频子带上的一些边缘重要系数在低码率要求下未能充分解码。SPIHT算法采用了与EZW算法相同的假设, 但与EZW算法相比, 该算法注意到对“零值”除了采用零树进行描述外, 对未包含进零树的其它零值在很大程度上亦可以采用与零树相类似的其它符号予以描述。由于该算法采用了更精细的编码模式, 所以取得了较EZW算法更好的编码效果, 在解码恢复图像的峰值信噪比(PSNR)上平均要高出EZW算法0.3~0.6dB。

SPIHT算法包括两个主要的核心技术, 即集合分割分类算法和空间方向树及其层次结构上的集合操作, 后者与EZW中的零树结构相类似。而集合分割分类算法是通过减小阈值, 将小波系数按阈值从最重要到最不重要进行层次分类, 进而构建其重要图。对每一个阈值, 编码过程一般包括两个过程, 即分类过程和提炼过程。整个SPIHT算法有4个实现步骤, 即初始化、分类过程、提炼过程和量化尺度的修改。2002年, Ahmed Abu- Hajart 提出了基于部分SPIHT 和位平面编码的方法<sup>[5]</sup>, 进一步改善了性能。

Servetto等人提出了一种基于形态学方法的图像编码算法MRWD(Morphological Representation of Wavelet Data)算法<sup>[6]</sup>, 该方法基于小波图像分解后各子带中重要系数的“聚类”特性, 利用数学形态学中的膨胀算子直接对各子带的重要系数进行检测、提取和编码, 该方法弥补了零树编码的不足, 降低了运算的复杂度, 取得了很好的编码效果。MRWD算法的基本思想是在阈值意义下对小波分解图像各子带按重要性顺序进行如下两方面的操作: 第一, 对每个子带, 由重要系数的聚类特性可知, 重要系数更有可能聚集在一起, 然而, 在每个重要系数的聚类簇中, 一些零值往往会嵌在其中, 这样很难采用类似于“链式”编码的方式对聚类簇的形状进行编码, 为此, 算法

利用形态学中的膨胀操作进行区域增长，同时对聚类簇中的重要系数进行测试和提取；第二，对同一方向各子带，由于重要系数的分布是相似的，即如果高层子带中的父亲系数是重要的，那么其低层子带上的孩子系数也极有可能是重要的，这样对低层次上的重要系数簇便可能利用高层的重要系数簇来预测确定低层次上膨胀操作的“种子”系数，从而提高了编码效率。

MRWD算法以形态学中的膨胀操作作为工具，在没有增加额外开销的情况下即可以确定各子带中任意形状的重要系数簇，并以一种隐含的逻辑顺序对其进行编码，取得了优于EZW算法，而与SPIHT算法相近的编码效果，特别对低码率编码情况。

EBCOT(Embedded Block Coding With Optimized Truncation)算法<sup>[7]</sup>是一种具有对嵌入式码流进行优化截取机制的嵌入式分块编码方法，该方法以其具有灵活的可分级性、可在一定程度上对码流进行随机访问以及较低的复杂度等优异性质，而被JPEG2000标准的VM3(Verification Model Version 3)所采纳，该算法非常适用于对较大压缩图像的远程浏览。与前面的可分级编码方案不同，EBCOT采用了如下两种机制实现对图像的可分级性编码：第一，对于每一个图像小波分解子带，EBCOT将其进一步分解为一个个称为“码块”的样本块（这些码块的大小通常被选为 $32 \times 32$ 或 $64 \times 64$ ），对每一个这样的码块，EBCOT将产生一个具有高可分级性的嵌入式码流，使得对该码流的大部分截取点均位于所对应的率失真曲线的“凸壳”上，为了达到这样的效果，算法采用了分数位平面编码方法<sup>[8,9]</sup>；第二，对于每一个码块的码流，EBCOT按照一种率失真优化原则，将其分为若干个“质量层”，对于给定的数率，EBCOT可以从最低质量层开始，依次提取位于该层上的各码块码流，形成对原图像的率失真优化表示。

MPEG-4中对静态图像纹理给出了一种基于零树小波的空间与数率混合可分级的编码方案<sup>[10]</sup>，整个方案首先对纹理图像进行小波分解，对于低频子带，方案进行了单独处理，即首先采用一种“均匀中点提升”量化器对小波系数进行量化，然后采用DPCM编码模式和自适应算术编码器对量化后的数据进行编码；对其它高频子带，方案则采用了基于零树的多尺度编码方法。

在文献[11]中实现了基于EZW的图像空间和数率可分级编码两种方案，其中方案一是在EZW算法的基础上，对一定范围内任意选取的数率获得相应的嵌入式码流，然后对该码流进行空间层次重排，即将指定数率的整幅图像的码流重新分配到相应的空间子带中，这样对于指定的空间分辨率，利用相应空间子带系数便可以实现可分级解码；方案二是在空间可分级确定情况下，实现连续数率可分级编码，该方案采用了一种基于空间分层的零树小波编码机制，即随着空间分辨率的递增，对前一空间分辨率状态下的嵌入式码流进行调整和扩充，以形成新的空间分辨率下的嵌入式码流。

1999年刘九芬和黄达人利用 $D_4$ 格将金字塔格型矢量量化(PLVQ)和零树结合

起来,提出了一种基于零树和金字塔格型矢量量化的小波图像编码方法<sup>[12]</sup>。该方法首先采用金字塔格型矢量方法来量化小波图像系数,以得到非零格点和零格点;然后采用复合熵编码来处理非零格点;最后为了有效确定非零格点的位置,引进了重要图的概念。在此基础上,从下往上、从上往下二次扫描重要图,再采用改进的零树编码方法来处理零格点。但该方法编解码过程相对较复杂。

2001年Kassler A和Neubeck A等人讨论了在图像和视频编码中的滤波器的分类和评价<sup>[13]</sup>。

同年,Liu J和Moulin P对小波系数不同尺度之间的相关性以及相同尺度内的相关性进行了深入的分析<sup>[14]</sup>;Berchom W和Ramswamy V N等人讨论了对变换系数进行熵编码的问题<sup>[15~17]</sup>;Kim H和Lee C在2001年采用了零树的有效图进行压缩编码<sup>[18]</sup>。

张海翔、陈纯、庄越挺在2002年为了提高基于互联网的图像编码的压缩比和多带宽适应性,提出了一种新的嵌入式零树图像编码方法<sup>[19]</sup>。该方法首先在连续累进量化方法中使用单队列算法,从而不仅无需使用动态队列,而且率失真特性也得到改善;其次设计了一种基于空间树递归扫描的零树编码快速算法,因而完全解决了重复扫描问题;最后基于编码符号的频带内邻域相关性,为自适应算术编码定义一种新的Markov模型。该算法在保持高粒度多码率特性的同时,压缩效率较EZW算法有明显提高<sup>[19]</sup>。由于该方法采用的量化编码模型是由零树量化编码模型和修正量化编码模型构成的复合模型,存在零树量化编码模型定义比较简单的问题,压缩效率有待进一步提高。

2006年张兢、路彦和、刘群英针对多光谱遥感图像具有大数据量和高数据维的特点,在研究嵌入式零树小波编码的基础上,利用小波子带峰值的概念,通过对小波边缘子带进行有效处理,建立了改进的嵌入式零树小波编码快速算法<sup>[20]</sup>。该快速算法仍需对小波系数矩阵多次扫描,而且没有考虑相邻系数之间的相关性。

基于小波变换的嵌入式小波零树图像编码(EZW编码)充分利用了图像经过小波变换后能量高度集中于低频子带的特点,但没有充分利用图像中相邻元素间的相关性。因此,许多学者不断地研究利用经过小波变换后图像的自相似性来进行编码,如1995年,Rinaldo和Calvagno提出了利用低分辨率的子图像块作为值域块(Range Block)来预测高一级分辨率的子图像块——定义域块(Domain Block)的方法,但它并未考虑小波系数各个不同方向子带之间的相关性,因而难以获得高压缩比的图像。

1996-1998年,Walle、Krupnik H等和Davis G先后分别提出了另外一类小波域内的分形图像编码算法<sup>[21~24]</sup>。充分利用图像同一方向的各个子带和不同方向的各个子带之间的相关性,克服了前一种编码算法的缺点,取得了很好的压缩效果。

1998年,Davis G将Shapiro提出的零树结构用于小波变换中,以便对图像进行分形编码<sup>[25,26]</sup>,进而引进了小波子树的概念。这些基于小波变换的分形编码方法,在注

重寻找图像之间相似性的同时,没有考虑图像在经过小波变换后能量高度集中于低频带的特点,而且不具有嵌入式码流的特性。

Davis G在1998年通过计算拉格朗日损耗函数采用自下而上的方法循环迭代实现对小波树的每个节点的构造,每一次迭代都要确定小波树的节点是否保留,即相应地修正小波树的分割结构,以实现小波树的最优分割,但该算法计算量很大,编码十分复杂,难以实际应用。

1998年张颖和余英林提出了一种基于分形和小波变换的自适应混合编码算法<sup>[27]</sup>。此算法引用空域四叉树分割的思想,从最低分辨率级到最高分辨率级,即自上而下地分级分层进行分形预测编码。它根据分形预测误差是否超过预先设定的阈值来作为能否继续进行下一级分形预测编码的依据,属于自适应的混合预测编码方法。该算法取得了比Davis G等的算法略好的编码效果,且计算量较小,编码算法的复杂度较低。

一般的小波滤波器的输出结果是浮点数,因而在对变换后的数据进行压缩时,要先进行量化,以得到相应的整数,这必然会引入误差。1994年,Swelden提出了一种不依赖于傅立叶变换的新的的小波构造方法——提升方法,有人称之为第二代小波或整数小波变换<sup>[28]</sup>。这种小波变换构造方法的特点是:①继承了第一代小波的多分辨率的特性;②不依赖傅立叶变换;③小波变换后的系数是整数;④图像的恢复质量与变换时边界采用何种延拓方式无关。由于它能实现图像的整数到整数的变换,因此给图像的无损压缩提供了理论基础。

2001年Boulgouris和Reiche讨论了用提升进行小波变换的整数小波变换的方法,从而可以进行无失真的小波压缩编码<sup>[29,30]</sup>。

多小波可以看成是单小波的推广,它涉及多个小波。但是,多小波不是多个单小波的简单堆积,多小波所包含的多个单小波之间,必须满足一定的数学关系,因此,把这种小波称为多小波(multi Wavelets),而不是称为向量小波或小波向量(Wavelet vector)<sup>[31,32]</sup>。多小波具有一些单小波所没有的优点,如多小波可以集紧支柱、正交、对称和消失矩于一身<sup>[33]</sup>。多小波的应用(如去噪、数据压缩等)近年来已日见成效<sup>[34]</sup>。

2002年,Donoho和Vetterli等人提出的Contourlet变换引起了有关研究人员的密切关注。尤其在图像处理领域,它被认为即将成为一项非常有用的新技术。Contourlet变换是在研究小波变换的基础上发展起来的,但却克服了小波变换在应用中的不足,显示出了许多独到之处。Contourlet变换是一种新的结合不可分离的方向滤波的小波变换,它除了具有一般小波变换的多尺度,局部性外,还具有方向性,各向异性。

2004年,Eslami R, Radha H等用传统的小波变换取代Contourlet变换中的拉普拉斯金字塔式变换获得了非冗余Contourlet变换<sup>[35]</sup>,在此基础上结合多级树集合分裂编码(SPIHT)提出了一种基于非冗余Contourlet变换的SPIHT算法,提高了富含方向特征图像的压缩效率。但是,该方法并不能提供可变的的方向滤波器分解级数和优化的率失

真技术, 还需要进一步完善。

2005年喻汉龙和余胜生等提出了基于改进的Contourlet变换的图像压缩算法<sup>[36]</sup>, 减小了Contourlet变换的冗余性。实验表明, 在高压缩率下, 对于方向性明显的纹理图像具有良好的效果。但该方法中改进的Contourlet变换仍存在一定的冗余, 可进一步改善压缩效率。

在小波图像编码迅速发展的同时, 分形编码也在快速地向前发展。

1990年, Jacquin A E 提出了一种基于方块划分的分形图像压缩方案<sup>[37]</sup>, 在其方案中, 首先将原图像划分为固定大小的方块, 然后对每一方块, 通过仿射变换在原图像的紧缩图像中寻找最相似的部分。这些操作都可以由计算机自动完成, 它为分形图像编码的研究带来了一次质的飞跃。但编码速度慢一直是分形编码实用化的最大障碍<sup>[38]</sup>。

Jacquin A E根据子块的复杂程度将其分成4类, 对每个值域子块, 仅在其同类的定义域子块中进行搜索。如果假设4类定义域子块的个数相同, 则编码的时间减少为原来的1/4; Fisher Y、Jacobs E W和Boss R D根据图像块的灰度平均值将子块分成3大类, 同时又根据图像块灰度的方差大小将每一类分成24小类, 因此, 在其方案中, 共将定义域子块和值域子块分成72类, 另外还采用了四象限树分割方法(Quadtree partition), 大大减少编码时间<sup>[39]</sup>;

1994年, 加拿大学者Lazar等人发表了一篇论文<sup>[40]</sup>, 将Jacquin A E的分形编码从二维变换直接推广到三维, 但压缩性能并不佳。

Saupe D采用多维最近邻搜索方法(multi dimensional nearest neighbor search) 代替传统分形编码中序列的匹配过程, 其搜索匹配时间按指数级增长<sup>[41,42]</sup>。

Wohlberg B E等以几何的观点看待编码匹配中的最小化问题, 将复杂的匹配过程变为角度大小的比较过程, 大大减少编码时间<sup>[43]</sup>。他们还提出了一种DCT 域的快速匹配方案, 将DCT 域子块表示成规范形式使其具有尺度、偏移量及对折等操作不变性, 然后借用文[41]中的多维最近邻搜索方法进行匹配, 减少编码时间<sup>[44]</sup>。

Davis G 在其论文中<sup>[45]</sup>对分形和小波的关系进行了细致分析, 发现Jacquin A E提出的方案是一种Haar小波子树量化方案, 并将其方案推广到其它平滑的子波, 从而受到了较好的压缩效果。

1997年, Loe K F等将Jacquin A E方案中使用的分类器替换成模糊分类器, 并使用遗传算法进行优化<sup>[46]</sup>, 该算法比未分类的编码方法快40 %左右。

文献[39]给出的分类方法存在着分类类间连续性较差的问题, 解决此问题的方法之一是使用连续而非离散的特征, 并将与特征值对应的动态范围进行划分, 以达到分类的目的。2000年, Mario以图像块的灰度质心到几何中心的连线与水平方向所成夹角为特征值, 首先将 $[0, 360]$ 等分成 $K_1$ 个小区间, 然后将特征值落在第 $i$ 个小区间的

图像块归为第  $i$  类<sup>[47]</sup>，进一步，Mario 又将原图像块方差化，然后由同样过程得到另一个特征值，并按此特征值将上面的每一类再分为  $K_2$  个副类。这样，就可将所有图像块分为  $K_1 K_2$  个类。在文献[48~50]中则采用了图像块的另一种连续的纹理特征——分形维数来进行分类，其分类过程与文献[39]分类方法相似，不过其动态范围变为了[2.0, 3.0]。

2006年，刘明，叶正麟等在给出衡量分类方法性能指标体系的基础上，首先提出了一种自适应的分类方法<sup>[51]</sup>。相比原来的均匀分类方法，此方法进一步提高了分形编码的速度并改善了解码图像的质量。次年他们又在此基础上提出了基于二维特征向量的自适应分类方法，将图像的1, 2阶矩不变量作为图像的主副特征得到了一种能够较好地保证图像解码质量的快速分形编码方法<sup>[52]</sup>。

图像压缩编码技术研究工作总体上主要朝两个方向发展：

一是更好地实现现有的图像编码国际标准建议：（1）研制出集成度更高、性能更好的图像编码专用芯片（ASIC），使编码系统成本更低，可靠性更高。（2）解决好现有的图像编码系统开发中的技术问题。例如：提高图像质量，提高抗误码性能、降低编解码算法复杂度等。

二是对图像编码理论和图像编码方法的研究：如预测编码与分块 DCT 相结合的经典混合编码方法既不能有效地反映图像的固有统计特性，也不能有效地反映人们的视觉特性。基于小波变换的图像编码、模型编码、利用人工神经网络的压缩编码、利用分形几何的图像编码等新颖高效的现代编码方法的研究还有待人们的进一步深入，许多关键技术还需要有新的突破。

## 1.3 论文的主要研究内容及创新点

### 1.3.1 本论文的主要研究任务

本文作者自进入课题以来，首先经过积极调研，进行了仔细详实的分析，收集、阅读了大量基于小波、Contourlet 变换和分形的图像压缩方法有关文献，并针对当前图像压缩方法的研究现状，研究并实现了一系列性能较好的图像压缩方法。主要研究内容包括以下七章：

第一章对图像压缩的一般方法进行了综述；

第二章阐述了小波和 Contourlet 变换基本原理和思路。作为多分辨率分析的方法，小波和 Contourlet 变换具有很好的时频特性，适合按照人的视觉系统特性设计图像压缩；

第三章研究实现了基于 Contourlet 变换的嵌入式编码方法和结合数学形态学的无冗余 Contourlet 图像编码方法，并给出了相应的实验结果和数据分析结论；

第四章提出了一种基于无冗余 Contourlet 变换的自适应门限分形零树混合图像编

码方法。并与基于小波变换的分形零树混合图像编码方法进行了比较,实验结果显示本文方法能更好的保持图像的纹理;

第五章提出了基于无冗余 Contourlet 变换的人脸图像矢量量化方法。详细阐述了基于粒子群模糊 C 均值聚类的码本训练方法。实验结果表明,相对于基于小波的图像矢量量化方法,本文所提出的算法解码恢复的图像边缘更加清晰;

第六章首先叙述了 Krawtchouk 矩和 Krawtchouk 矩不变量的原理,然后将 Krawtchouk 矩不变量引入到自适应分形编码中,得到了基于 Krawtchouk 矩不变量的自适应四叉树分形编码方法和基于 Krawtchouk 矩不变量的自适应分类快速分形编码方法,最后给出了实验结果,并进行了比较;

第七章:总结与展望。总结了全文的主要工作,并对进一步的工作重点和研究方向作了介绍。

### 1.3.2 本论文的主要创新点

本文对图像压缩技术进行了全面、深入地研究和总结,在已有理论的基础上,提出了一些新的算法,主要创新点如下:

(1) 基于小波变换的嵌入式编码(EZW)方法在高压缩比时对图像纹理表现不足,研究并实现了基于 Contourlet 变换的嵌入式编码方法。该方法在保持图像纹理方面比 EZW 编码方法稍优;

(2) 为了更好地利用 Contourlet 变换对纹理的表现能力,将基于小波变换的无冗余 Contourlet 变换与形态学相结合,得到了结合数学形态学的无冗余 Contourlet 编码方法;

(3) 为弥补小波基函数方向性不足的缺陷,并且考虑到分形编码过程中子树与父树匹配误差门限对编码的影响,提出了一种基于无冗余 Contourlet 变换的自适应门限分形零树混合图像编码方法;

(4) 针对基于小波的图像矢量量化方法不能有效地保护图像边缘的局限,提出了基于非冗余 Contourlet 变换的人脸图像矢量量化方法,同时将基于粒子群模糊 C 均值优化聚类算法应用于码本训练;

(5) 将 Krawtchouk 矩引入到自适应分形编码中,给出了基于 Krawtchouk 矩的自适应四叉树分形编码方法和基于 Krawtchouk 矩不变量的自适应分类快速分形编码方法。



## 第二章 小波和 Contourlet 变换的基本理论

### 2.1 小波变换

小波分析<sup>[53]</sup>是一种信号的时间——尺度（时间——频率）分析方法，它具有多分辨率分析的特点，而且在时、频域都具有表征信号局部特征的能力，是一种窗口大小固定不变但其形状可以改变的时频局部化分析方法。即在低频部分具有较高的频率分辨率和较低的时间分辨率，在高频部分具有较高的时间分辨率和较低的频率分辨率，所以被誉为分析信号的显微镜。小波分析用于非平稳信号和图像的处理优于传统的傅里叶变换已被许多应用领域的事实所证实。

#### 2.1.1 连续小波变换和离散小波变换

小波（Wavelet），即小区域的波，是一种特殊的长度有限的、平均值为0的波形。

小波函数的定义为：设  $\mathbf{y}(t)$  是一平方可积函数，即  $\mathbf{y}(t) \in L^2(R)$ ，若其傅立叶变换  $\Psi(\mathbf{w})$  满足条件：

$$C_{\Psi} = \int_R \frac{|\hat{\Psi}(\mathbf{w})|^2}{|\mathbf{w}|} d\mathbf{w} < \infty \quad (2-1)$$

则称  $\mathbf{y}(t)$  为一个基本小波或小波母函数，我们称式(2-1)为小波函数的可容许条件。将小波函数  $\mathbf{y}(t)$  进行伸缩和平移，就可以得到函数  $\mathbf{y}_{a,t}(t)$ ：

$$\mathbf{y}_{a,t}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \mathbf{y}\left(\frac{t-t}{a}\right) \quad a, t \in R; a > 0 \quad (2-2)$$

式(2-2)中， $a$  为尺度因子， $t$  为平移因子，我们称  $\mathbf{y}_{a,t}(t)$  为依赖参数  $a, t$  的小波基函数。由于尺度因子  $a$  和平移因子  $t$  是连续变化的值，因此我们称  $\mathbf{y}_{a,t}(t)$  为连续小波函数基。它们是由同一母函数  $\mathbf{y}(t)$  经过伸缩和平移后得到的一组函数序列。

将任意  $L^2(R)$  空间中的函数  $f(t)$  的连续小波变换（Continue Wavelet Transform, 简称为 CWT），其表达式为：

$$WT_f(a, t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_R f(t) \mathbf{y}^*\left(\frac{t-t}{a}\right) dt \quad (2-3)$$

若  $\mathbf{y}(t)$  满足式(2-2)的容许条件，则连续小波变换存在逆变换，逆变换公式为：

$$\begin{aligned} f(t) &= \frac{1}{C_y} \int_0^{+\infty} \frac{da}{a^2} \int_{-\infty}^{+\infty} WT_f(a, \mathbf{t}) \mathbf{y}_{a, \mathbf{t}}(t) d\mathbf{t} \\ &= \frac{1}{C_y} \int_0^{+\infty} \frac{da}{a^2} \int_{-\infty}^{+\infty} WT_f(a, \mathbf{t}) \frac{1}{\sqrt{a}} \mathbf{y}\left(\frac{t-\mathbf{t}}{a}\right) d\mathbf{t} \end{aligned} \quad (2-4)$$

参数  $a$  的伸缩和参数  $\mathbf{t}$  的平移为连续取值的小波变换是连续小波变换，它主要用于理论分析。实际应用中需要对其尺度参数  $a$  和位移参数  $\mathbf{t}$  进行离散化。我们把式(2-2)中的参数  $a$ ， $\mathbf{t}$  都取离散值，固定伸缩步长  $a_0 > 1$ ，位移步长  $\mathbf{t}_0 \neq 0$ ，取  $a = a_0^{-m}$ ， $\mathbf{t} = n\mathbf{t}_0 a_0^{-m}$ ，从而得到离散小波，即

$$\mathbf{y}_{m,n}(t) = a_0^{m/2} \mathbf{y}(a_0^m t - n\mathbf{t}_0) \quad m, n \in Z \quad (2-5)$$

相应的离散小波变换定义为：

$$WT_f(a_0^m, n\mathbf{t}_0) = \int f(t) \mathbf{y}_{a_0^m, n\mathbf{t}_0}^*(t) dt \quad m, n \in Z \quad (2-6)$$

对于参数  $a$ ， $\mathbf{t}$  离散的函数族  $\mathbf{y}_{m,n}(t)$ ，如果存在常数  $A, B, 0 < A \leq B < +\infty$ ，使

$$A \|f\|_2^2 \leq \sum_{m, n \in Z} |\langle f, \mathbf{y}_{m,n} \rangle|^2 \leq B \|f\|_2^2, \quad (2-7)$$

成立，则由公式(2-6)表示的离散小波变换就可以完整地表征  $f(t)$ 。但只有当各  $\mathbf{y}_{m,n}(t)$  相互正交时，公式(2-6)表示的离散小波变换才可以无冗余地表征  $f(t)$ 。最常用的离散化参数是二进制的动态采样网格： $a_0 = 2, \mathbf{t}_0 = 1$ 。

### 2.1.2 多分辨率分析和 Mallat 算法

1988年, Mallat S在构造正交小波基时提出了多分辨率分析(Multi-resolution Analysis, 简称MRA)的概念, 从空间的概念上形象的说明了小波的多分辨率分析特性, 并将此之前的所有正交小波基的构造方法统一起来, 给出了正交小波的构造方法以及正交小波变换的快速算法, 即Mallat算法。

多分辨率分析的思想是：首先从  $L^2(R)$  的某个子空间出发，建立起该子空间的基底，然后利用简单变换再把基底扩充到  $L^2(R)$  中去，从而得到空间  $L^2(R)$  的基底。

多分辨率分析将图像在各种不同分辨率下的细节信号提取出来，得到一个拥有不同分辨率  $r_j (j \in Z)$  的图像细节序列。其中  $r_j$  分辨率时图像细节定义为：在分辨率  $r_j$  下

对图像的逼近和在分辨率  $r_j$  下对图像的逼近之差。这种多分辨率的表示提供了一种图像信息简单的分层结构，在不同的分辨率下图像的细节刻画了不同的尺度的物理结构。

$L^2(R)$  中的一个MRA是指满足如下条件的线性封闭子空间序列  $\{V_j, (j \in Z)\}$ ：

(1) 单调性：  $\wedge \subset V_{-1} \subset V_0 \subset V_1 \subset V_2 \subset \wedge$ 。其物理意义在于对任何有限能量的信号，将其在  $V_j$  上投影时会得到一组连续的逼近。

(2) 逼近性：  $\overline{\bigcup_{j \in Z} V_j} = L^2(R)$ ,  $\bigcap_{j \in Z} V_j = \{0\}$ 。其物理意义在于  $\forall f(\bullet) \in L^2(R)$ ，当  $j \rightarrow \infty$  时， $f(\bullet)$  在  $V_j$  上的投影按  $L^2(R)$  意义收敛于  $f(\bullet)$ 。

(3) 伸缩规则性：  $f(x) \in V_j \Leftrightarrow f(2x) \in V_{j+1} (j \in Z)$ 。

(4) 平移不变性：  $f(x) \in V_j \Leftrightarrow f(x + \frac{k}{2^j}) \in V_j (j \in Z, k \in Z)$

(5) Riesz基存在性：存在  $\mathbf{j} \in V_0$ ，使  $\{\mathbf{j}(t-k), k \in Z\}$  构成  $V_0$  的一个Riesz基，其中  $\mathbf{j}$  称为该MRA的生成元或尺度函数。

设信号函数  $f(x)$  为则在尺度  $2^j$  下的逼近信号  $A_{2^j}^d f$  为：

$$A_{2^j}^d f = \langle f(x), \mathbf{j}_{j,k}(x) \rangle = 2^{j/2} \int f(x) \mathbf{j}(2^j x - k) dx \quad (2-8)$$

在尺度  $2^j$  下的细节信号  $D_{2^j}^d f$  为：

$$D_{2^j}^d f = \langle f(x), \mathbf{y}_{j,k}(x) \rangle = 2^{j/2} \int f(x) \mathbf{y}(2^j x - k) dx \quad (2-9)$$

信号  $f(x)$  分解过程是从  $2^{j+1}$  尺度到  $2^j$  尺度的逐步分解过程，即对信号  $f(x)$  是从分辨率高到分辨率低的过程。具体是将  $A_{2^{j+1}}^d f$  分解为  $A_{2^j}^d f$  和  $D_{2^j}^d f$ ，即

$$\begin{cases} A_{2^j}^d f = \sum_{k \in Z} h(k-2n) A_{2^{j+1}}^d f \\ D_{2^j}^d f = \sum_{k \in Z} g(k-2n) A_{2^{j+1}}^d f \end{cases} \quad (2-10)$$

式(2-10)是一个递推公式，如果设原始信号为  $f(x) \in V_0$ ，即  $f(x) = A_{2^0}^d f$ ，则由上式可知迭代次数为  $-J \leq j \leq -1$ ，也就是说将  $A_{2^0}^d f$  分解为

$$\{A_{2^{-j}}^d f, (D_{2^j}^d f)_{-J \leq j \leq -1}\} \quad (2-11)$$

即：

$$f(x) = A_2^d f = A_2^{-J} f + \sum_{j=-1}^J D_2^j f \quad (2-12)$$

式(2-10)和(2-12)所示的迭代算法就是一维情形下的 Mallat 分解及重建算法。

### 2.1.3 图像的小波变换

通过以上分析，我们知道小波变换的实质就是把信号分解为低分辨率的平滑近似和低频细节两部分。通常把低频部分称为低频子带，把高频部分称为高频子带。对每个生成的子带又可以用同样的方式进一步分解。用这种方法，小波分析把输入信号分解为几个频段。对图像的二维小波分析可以通过在水平方向和垂直方向分解来实现，相当于交替在图像的水平与垂直方向上进行滤波和下采样。由于大多数的图像是平滑的，因此存在大量的平坦区域，反映在频率域中就是图像的能量集中于低频部分，而高频成分的系数较小，可以不必进一步分解。因此，Mallat塔式分解算法提出一种快速的小波分解算法：每次只对低频信号进行分解，如图2.1所示。这样既可以减少对高频信号分解的计算量，又可以把精力集中在对图像质量影响较大的低频信号上。

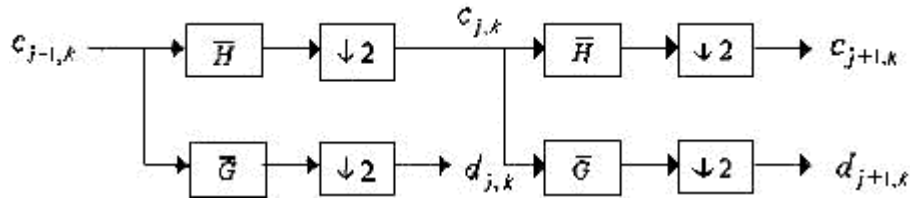


图 2.1 Mallat 塔式分解示意图

若把塔式分解过程反映到图像中，我们可以看到：一幅二维原图像 2.2(a)经过一层小波分解后成为四个子图像： $LL_1$ ， $LH_1$ ， $HL_1$ ， $HH_1$ ，如图 2.2(b)。这些子图像统称为第一层子图像。如果对  $LL_1$  子图像再进行一层小波分解就可得到  $LL_2$ ， $LH_2$ ， $HL_2$  和  $HH_2$  的第二层子图像，如图 2.2(c)。如此下去，当分解层数为  $m$  时，子图像总数为  $3m+1$ 。图 2.2(d)是当  $m=3$  时小波分解示意图。 $HL_i$  频带是通过先将上级低频图像数据在水平方向低通滤波后（行方向），再经竖直方向高通滤波（列方向）得到的，因此， $HL_i$  频带中包括了更多竖直方向的高频信息。相应地，在  $LH_i$  频带中则主要是原图像水平方向的高频成份，而  $HH_i$  频带是图像中对角方向高频信息的体现，尤其以  $45^\circ$  角或者  $135^\circ$  角的高频信息为主。

由于图像的每一层小波分解总是将上一层低频数据划分为更精细的频带。因此，小波系数分布对应了原图像在不同尺寸和不同分辨率下的细节；图像的能量集中于低频部分，分辨率越低，其有用信息的比例也越高，对图像质量的影响也越大。相反，越高频部分的信息则越次要。

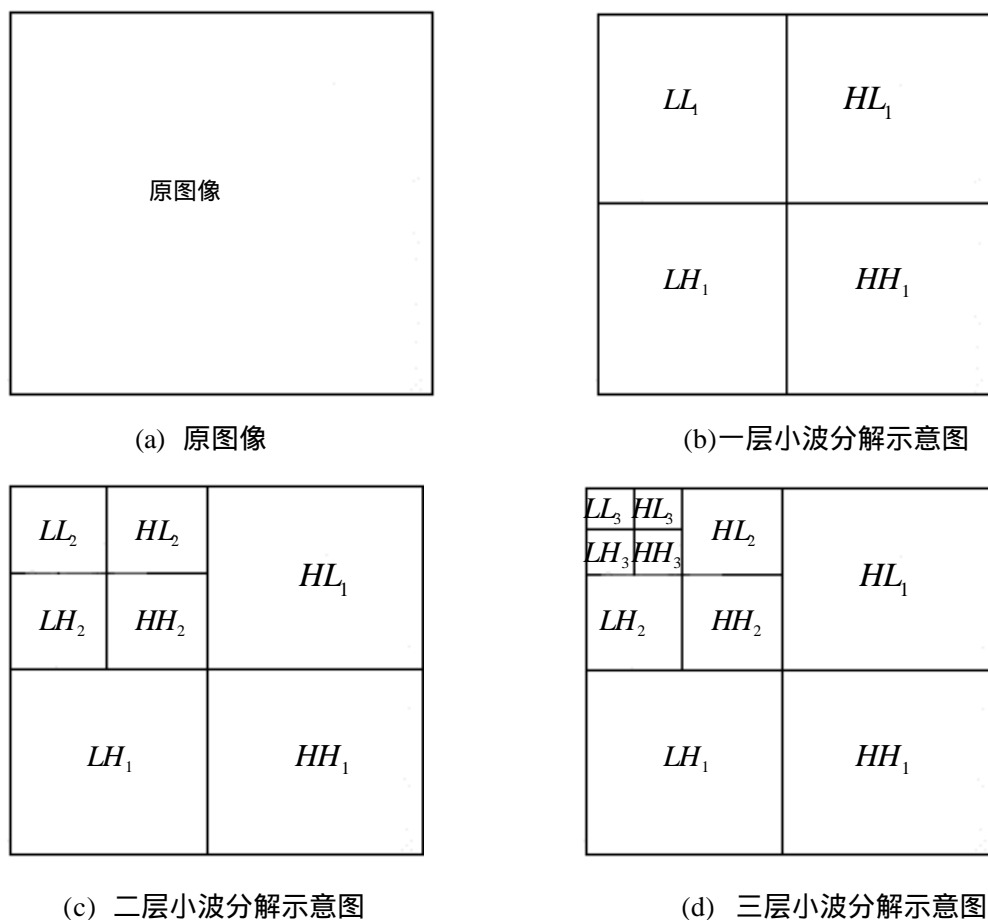


图 2.2 小波变换示意图

## 2.2 Contourlet 变换

### 2.2.1 Contourlet 变换概述

小波理论的兴起，得益于对信号的时、频局部分析能力、对一维有界变差函数类的最优逼近性能，以及多分辨分析概念的引入。小波变换能较好的表示一维信号，而对于二维信号，由于二维小波是一维小波的张量积，它只有十分有限的方向性，即水平、垂直、对角，方向性的缺乏使得它不能有效地捕捉轮廓信息，是一种“非稀疏”图像表示法，因此有必要寻求比小波变换更有效的方法。2002 年 Do M N 和 Martin Vetterli 提出了一种能够较好表示二维信号的数学工具——Contourlet 变换。Contourlet 变换是小波变换的一种新扩展，是一种多分辨率的、局域的、多方向的图像表示方法，其图像基分布于多尺度、多方向上。它的优点在于能够仅使用少量系数就可以有效地表示平滑轮廓，而平滑轮廓正是自然图像中的重要特征。

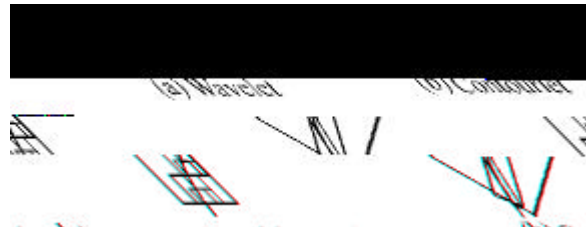


图 2.3 Wavelet 与 Contourlet 的对比

图 2.3 刻画了 Wavelet 与 Contourlet 的不同。图 2.3(a)给出了二维可分小波基逼近曲线奇异的过程。二维可分小波的多分辨率性质通过使用具有不同尺度方形支撑域的基函数来实现，随着分辨率升高，尺度变细，最终表现为使用众多的“点”来逼近曲线。在尺度  $j$  时，小波基的支撑域边长近似为  $O(2^j)$ ，即支撑域尺度变细时，非零小波系数的数目呈指数增长，产生大量不可忽略的系数。因此，二维可分小波非线性逼近轮廓细节较多的图像时，误差衰减极为缓慢，最终表现为不能稀疏逼近原图像。图 2.3(b)对同一曲线奇异给出了一种更为有效稀疏的表示法，该变换的基函数的支撑域为不同规格的长条形且每个长条形的方向与包含于该区域内曲线的走向大体一致。显然分辨率相同时，图 2.3(b)使用的长条形少于图 2.3(a)中的方形，尤其在分辨率高的情况下，数目相差更为悬殊，即图 2.3(b)可使用少得多的基函数稀疏逼近曲线。

### 2.2.2 塔形方向滤波器组 PDFB

Contourlet 变换具有随尺度变化而长宽比变化的长条形结构，有很好的方向性和各向异性，在每个尺度所分解的方向灵活可变，该数目可以为  $2^n$ ， $n$  为正整数。

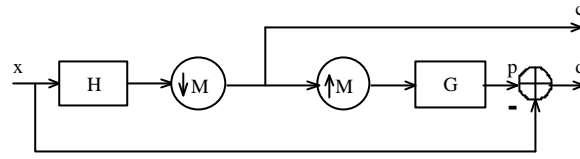
Contourlet 变换的基本思想是首先用一个类似小波的多尺度分解捕捉边缘奇异点，再根据方向信息将位置相近的奇异点汇集成轮廓段。Contourlet 变换选用拉普拉斯金字塔式滤波器结构<sup>[54]</sup>(Laplacian Pyramid, LP)对图像进行多尺度分解捕捉点奇异，接着由方向滤波器<sup>[55]</sup>(Directional Filter Bank, DFB)将分布在同方向上的奇异点合成为一个 Contourlet 系数。Contourlet 变换的最终结果实质上是以线段为基来描述图像。

LP 是一种多尺度分析方法，它在每一次尺度分析中都产生一个原始信号的低通采样信号和一个原始信号与预测信号的差信号，即一个带通信号。这个过程可以迭代进行。LP 每次分解可由下式描述。

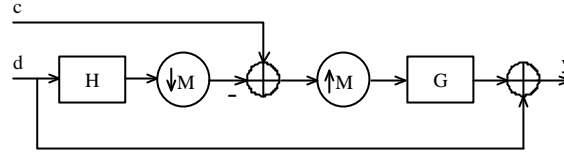
$$L^2(R^2) = V_{j_0} \oplus W_{j_0} \quad (2-13)$$

其中  $L^2(R^2)$  为上次分解得到的低通信号， $V_{j_0}$ 、 $W_{j_0}$  分别为该信号在一次 LP 分解中得到的低通和带通信号。由于 LP 每次尺度分解产生的带通信号只有一个，因而有效避免了小波分析中所固有的频域混叠现象。单尺度 LP 的分解与重构过程如图 2.4 所示。其中 H 和 G 分别表示低通分解和合成滤波器，M 表示采样器，x、c、d 和 y

分别代表输入、分解输出的低通、分解输出的带通和重构信号。



(a) 单尺度 LP 的分解

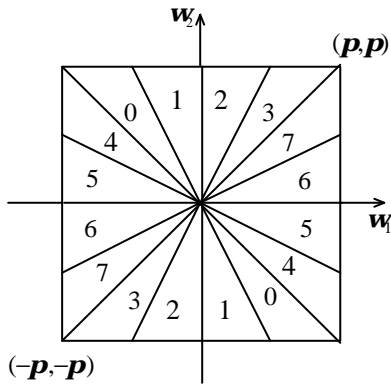


(b) 单尺度 LP 的重构

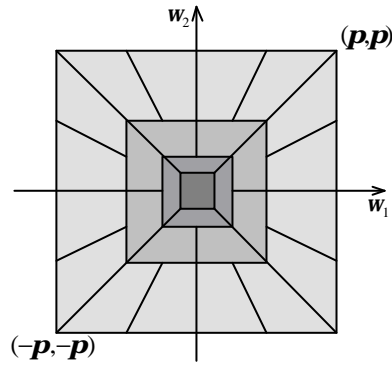
图 2.4 单尺度 LP 的分解与重构

Contourlet 变换最初采用钻石型滤波器对调制后的信号滤波实现 DFB，但此实现方法在多尺度迭代时的分解树规则比较复杂。后来发展到采用扇形滤波器对旋转后的重采样信号滤波实现 DFB，它避免了对输入信号的调制，在多尺度迭代时有简单的分解树规则。

DFB 在单尺度下的频域分割图如图 2.5(a)所示。图 2.5(b)给出了在三个尺度下对图像频域的分割图，其中每个尺度的方向子带数目以 2 倍递增，即在 1, 2, 3 尺度下的方向子带数目分别为 2, 4, 8 个。



(a) DFB 的单尺度分割



(b) DFB 的多尺度分割

图 2.5 DFB 的单尺度和多尺度分割

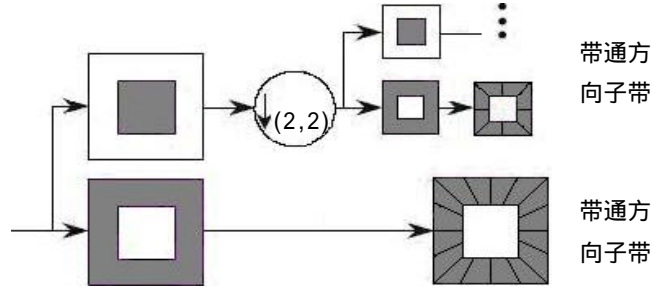


图 2.6 离散 Contourlet 变换的滤波器组结构图

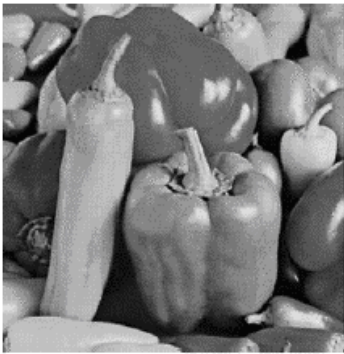
本质上 DFB 仅适用于图像的高频分量，这是因为方向滤波器组可能将图像的低频分量泄漏于几个方向性子带中。方向滤波器本身并不能提供稀疏表示，应用之前需要将图像的低频部分移除，这促使多分辨率分解模块 LP 与方向分解模块 DFB 的结合：图像每次经过 LP 子带分解产生的高通子带输入 DFB 后，逐渐将点奇异连成线形结构，从而捕获图像中的轮廓。LP 和 DFB 结合形成双层滤波器组结构，称为塔形方向滤波器组(PDFB)，由于该变换以轮廓段形式的基函数逼近原图像，因此也称为离散 Contourlet 变换。图 2.6 给出了离散 Contourlet 变换的滤波器组结构图，原图像经 PDFB 结构多层分解可得到多尺度方向的子带图像。

### 2.2.3 图像的 Contourlet 变换

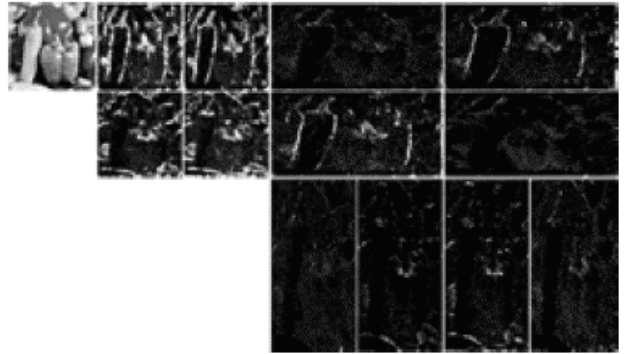
**定理** 假如满足抛物线式比例关系且方向消失矩足够多，Contourlet 变换对含有  $C^2$  曲线的分片  $C^2$  光滑的图像的  $M$  阶非线性逼近误差衰减满足下面的关系<sup>[1]</sup>：

$$e^{Contourlet}(M) = \|f - f_M^{Contourlet}\|^2 \leq C(\log M)^3 M^{-2} \quad (2-14)$$

Contourlet 变换的逼近误差衰减率  $O((\log M)^3 M^{-2})$  远远优于小波变换的逼近误差  $O(M^{-1})$ 。其根本原因在于 Contourlet 变换满足各向异性关系，弥补了小波变换方向信息有限的缺陷。图 2.7 给出了 Contourlet 分解的一个例子，图像 PEPPERS 经 2 级 LP 分解，最细致层上方向数为 8。



(a) “PEPPERS”原图像



(b) “PEPPERS”的 2 级 Contourlet 分解图

图 2.7 PEPPERS 的 2 级 Contourlet 分解示意图



## 2.3 本章小结

本章主要介绍了小波分析和 Contourlet 变换的基本理论。首先介绍了小波变换的基本概念以及连续小波变换和离散小波变换的原理，阐述了小波的多分辨率分析特性，并在此基础上讨论了一维小波变换的快速算法——Mallat 快速算法，并给出了图像经过小波变换后系数分布的特点。然后介绍了 Contourlet 变换的基本概念，并分析了图像经过 Contourlet 变换后系数的统计特性。

## 第三章 基于 Contourlet 变换的图像编码

### 3.1 基于 Contourlet 变换的嵌入式图像编码

小波变换以其时频局域化和多尺度/多分辨思想,在非平稳信号处理的研究中得到了广泛的应用。Shapiro J M曾提出了一种高效的小波图像压缩算法——嵌入式小波零树编码(EZW)<sup>[2]</sup>。但图像作为一种特殊的二维信号,在很多情况下,可分离的小波变换对图像的表示效率不够高。可分离二维小波变换基函数的支撑区域由区间扩展为正方形,基函数形状的方向性较差。因此EZW算法所解码的图像对场景中纹理和细节表现不足,在高压缩比的情况下,边缘轮廓容易出现模糊现象。如果基函数具有方向性,将有助于提高边缘以及纹理的表示效率。2002年Do M N和Martin Vetterli提出了Contourlet变换,能用不同尺度、不同频率的子带更准确地捕捉图像的几何结构。Contourlet变换满足各向异性关系,擅长于表示纹理和轮廓信息,能很好地保留自然场景中的纹理和细节,弥补了小波变换方向信息有限的缺陷<sup>[1]</sup>。本章提出了基于Contourlet变换的嵌入式图像编码方法,给出了所提出方法的实验结果,并与EZW编码方法的结果进行了比较。

#### 3.1.1 Contourlet 变换系数的统计特性及 Contourlet 子树的构成

分析一下图像经过 Contourlet 变换后系数的分布的统计特性,图 3.1 为标准测试图 PEPPERS 经 3 级 Contourlet 变换(每级方向数均设置为 4)的分解图。通过图 3.1 可以直接看出图像经过 Contourlet 变换后,共得到 13 块子带图像,除最低频子带图像外,另外的 12 块子带图像共分布在 3 层、每层 4 块,这与图像经过小波变换后系数分布特点类似。图像经过小波变换后同方向不同子带之间具有很强的相似性,这也是 EZW 编码的基础,图像经过 Contourlet 变换后也具有同样的性质。我们将图像的同方向不同子带 Contourlet 系数三维显示以观察它们之间的相似性,设某点系数值为  $c(x,y)$ ,我们以  $x,y$  做为横纵坐标,以  $c(x,y)$  的绝对值作为第三维  $z$  方向坐标进行显示。图 3.3, 3.4 分别给出了水平方向和垂直方向 Contourlet 子带的系数分布图。图 3.3(a)、3.3 (b)、3.3 (c)分别为水平方向的第 3 层、第 2 层和第 1 层 Contourlet 子带图像系数的三维分布图。可以明显看出,同方向的不同子带之间具有很强的相似性,并且还可发现高频子带的系数幅值相对较小。图 3.5、图 3.6 分别为 PEPPERS 经过 Contourlet 变换和小波变换后归一化的直方图。由图可知,Contourlet 变换域内幅值较大的系数在位置上比小波变换系数的分布更集中,非常适合嵌入式图像编码。

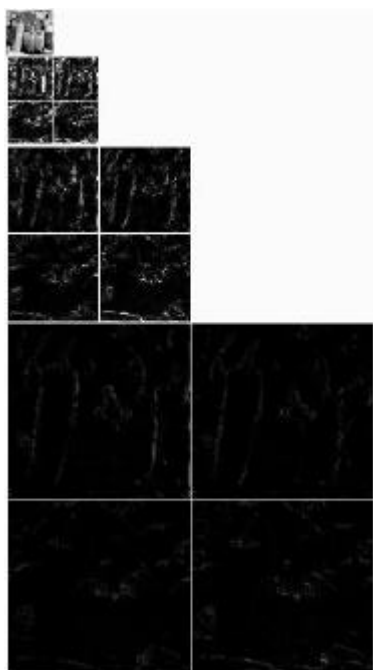


图 3.1 3 级 Contourlet 变换分解图

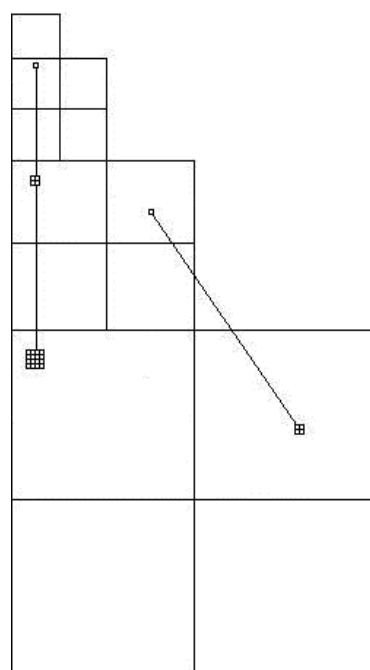
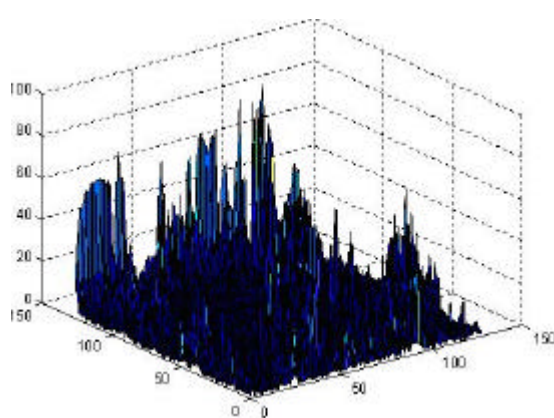
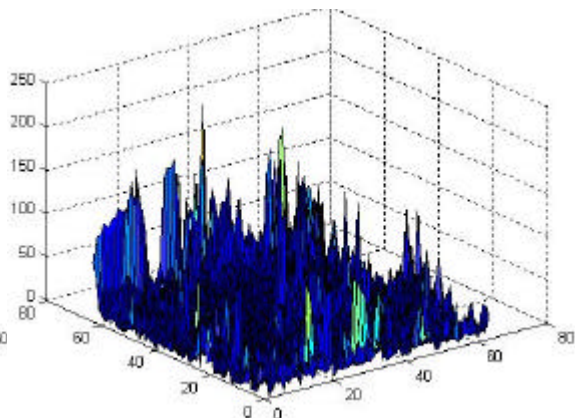


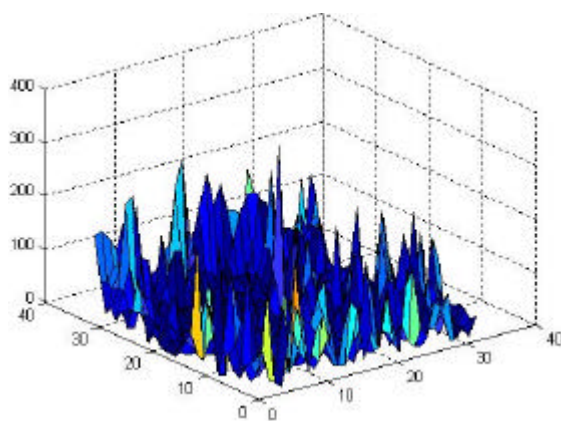
图 3.2 Contourlet 子树示意图



(a) 第 3 层



(b) 第 2 层



(c) 第 1 层

图 3.3 PEPPERS 图 Contourlet 变换水平方向子带系数分布图

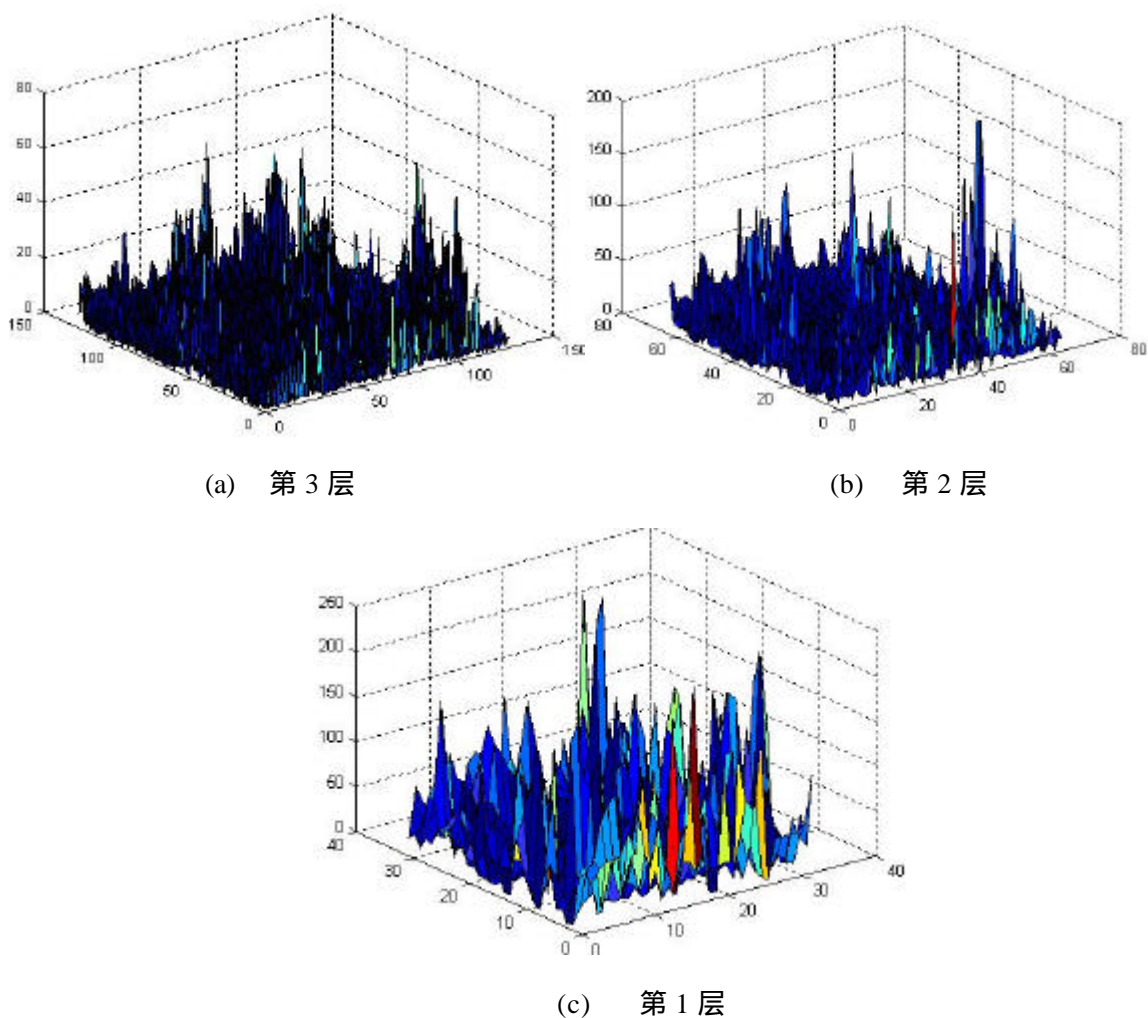


图 3.4 PEPPERS 图 Contourlet 变换垂直方向子带系数分布图

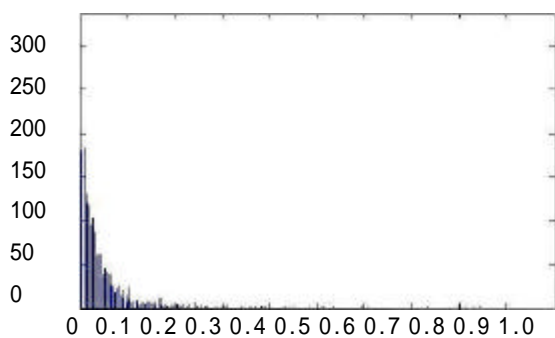


图 3.5 Contourlet 变换后系数归一化直方图

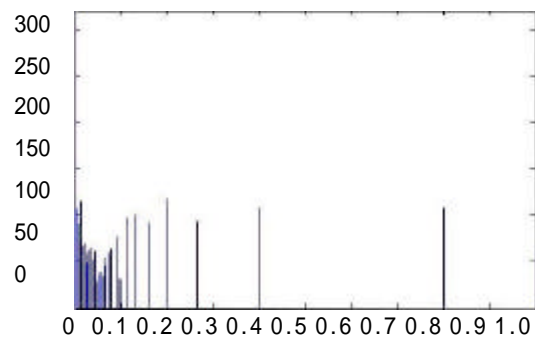


图 3.6 小波变换后系数归一化直方图

Contourlet子树的构成如下：首先任取一方向，设 $a_{x,y}^l$ 位于第 $l$ 层子带上，坐标为 $(x,y)$ 的节点，称为父节点，而 $a_{2x,2y}^{l+1}, a_{2x+1,2y}^{l+1}, a_{2x,2y+1}^{l+1}, a_{2x+1,2y+1}^{l+1}$ 为此节点在第 $l+1$ 层上的4个子节点，然后对此4个子节点再分别求其在下一层的子节点，如此分解下去，即构成了同方向，不同分辨率的Contourlet子树。如图3.2所示。

对于一个给定的门限 $T$ ，如果一棵 Contourlet 子树上所有系数均小于 $T$ ，则该

Contourlet 子树形成了一棵零树，根节点  $a_{x,y}^l$  称为零树根。对 Contourlet 系数进行编码将产生 4 种系数，即正的重要系数，负的重要系数，次要系数，孤立的零。其中由次要系数生成的零树。

### 3.1.2 编码步骤

(1) 为了使得有较多的零树且使得编码时间较短，每层方向数均设置为 4。对图像进行 3 级 LP 分解，分解成 1 个低频图像，12 个高频子带图像，如图 3.1 所示；

(2) 最低频子带编码：减去均值然后采用差分预测编码；

(3) 其它子带编码：为了使编码表示构成一个有效的嵌入式码流，使用逐次逼近量化技术，采用一个门限序列  $T_0, T_1, \dots, T_{N-1}$ ，依次确定有效值和有效值映射，门限值之间满足  $T_i = T_{i-1} / 2$ ，且  $2T_0 > |T_{\max}|$ ，这里  $T_{\max}$  是 Contourlet 系数矩阵中元素的最大绝对值；

(4) 对所输出的符号码流进行熵编码。

### 3.1.3 实验结果及算法性能比较

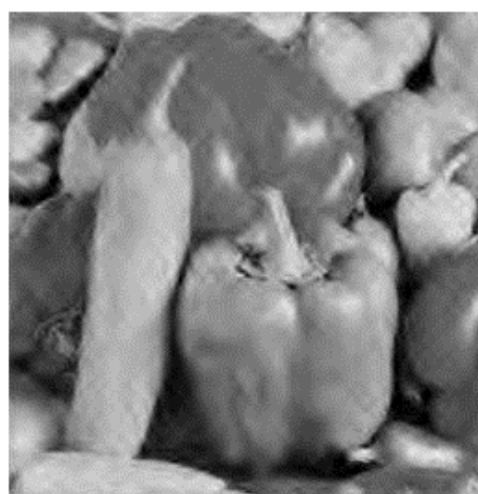
下面给出所提出方法的实验结果，并与基于小波变换的嵌入式编码（EZW）方法进行比较。实验中采用了大小为  $256 \times 256$ ，灰度级为 256 的“PEPPERS”和“LENA”图像，如图 3.7(a) 和图 3.8(a) 所示。图 3.7(b)、3.7(c) 为“PEPPERS”图像在压缩比为 68:1 的情况下分别采用本算法与 EZW 算法的解码图像。图 3.8(b)、3.8(c) 则是“LENA”图像在压缩比为 68:1 的情况下分别采用本算法与 EZW 算法的解码图像。通过比较发现，在高压缩比的情况下，EZW 算法的重建图像的纹理模糊，边缘轮廓失真较严重，而本算法的重建图像具有较高的视觉质量，较清晰地恢复了原图像的纹理信息。表 3.1 给出了本算法和 EZW 算法在不同压缩比下解码恢复图像的峰值信噪比（PSNR）。在压缩比相同的情况下，本文方法比 EZW 编码的 PSNR 性能稍优。综上所述，在压缩比相同的情况下，本文方法比 EZW 编码的 PSNR 性能稍优，在视觉效果上有明显的改善，尤其对包含较多精细纹理和轮廓的图像压缩效果更佳。

表 3.1 算法性能比较

压 缩 比	PEPPERS 图像		LENA 图像	
	本算法 PSNR(dB)	EZW 算法 PSNR(dB)	本算法 PSNR(dB)	EZW 算法 PSNR(dB)
15:1	35.12	34.9	34.2	33.17
27:1	31.18	30.28	31.62	30.43
68:1	26.62	25.06	27.85	26.54



(a) 原图像



(b) 本文方法



(c) EZW编码

图 3.7 “PEPPERS”图像 (图 (b) (c) 压缩比为 68: 1)



(a) 原图像



(b) 本文方法



(c) EZW 编码

图 3.8 “LENA”图像 (图 (b) (c) 压缩比为 68: 1)

### 3.2 结合数学形态学的无冗余 Contourlet 图像编码

Contourlet变换虽然具有多分辨率、局部化和方向性等特征，能比小波更好地刻画图像的轮廓和纹理，由上节分析可知，对图像Contourlet系数编码的关键是对其中显著系数的位置和幅度进行高效编码，因此利用Contourlet显著系数的分布特点可以更加充分利用Contourlet变换对图像细节纹理的刻画能力，从而实现高效编码。上节给出的基于Contourlet系数的嵌入式编码，主要是利用确定非显著系数的分布位置间接地实现对显著系数的定位。Seigo.D.Sevetto等学者提出的MRWD<sup>[6]</sup>算法，通过直接对显著系数编码，弥补了零树编码的不足；2006刘文耀对MRWD算法进行了改进<sup>[56]</sup>，提出了结合数学形态学的图像小波编码改进算法（Enhanced Morphological Representation of Wavelet Data, EMRWD），但小波方向性的不足局限了其对纹理图像的表现力，因此有进一步提高的潜力。

由于原始的Contourlet变换具有4/3的冗余度，因此如果能找到一种无冗余的Contourlet变换，将有助于图像压缩。近年来，一些文献<sup>[35,57,58]</sup>用传统的小波变换取代Contourlet变换中的拉普拉斯金字塔式变换获得了非冗余Contourlet变换。MRWD算法对显著系数定位的灵活性可以充分利用基于小波的Contourlet变换在提取图像方向信息和图像稀疏化表示方面的优势，以达到提高编码效率和保护图像边缘纹理的目的。因此，本文提出了结合数学形态学的无冗余Contourlet图像编码。

#### 3.2.1 基于小波的 Contourlet 变换

Contourlet变换中采用的拉普拉斯金字塔式变换有4/3的冗余度，不利于图像的压缩，因此可以采用二维的小波变换代替原始Contourlet变换中的拉普拉斯金字塔式变换。由于小波分解和方向滤波器组都是无冗余的，因而当信号经小波分解后得到的高频子带再进行方向滤波器组分解时，整个过程不会产生数据的冗余。

基于小波变换的Contourlet变换<sup>[60]</sup>可分为两步进行：首先利用小波变换取代拉普拉斯金字塔式变换进行子带分解，然后对除最低频子带外的其它所有子带采用方向滤波器组进行分解。图3.9给出了整个变换的频域分解示意图，其中灰色部分是小波高频子带的频域。因为小波具有多分辨分析的特点，所以由它和方向滤波器组结合的系统是多分辨多方向的。设图3.9中的灰色部分分别属于二维小波空间 $W_{jHL}$ 、 $W_{jLH}$ 和 $W_{jHH}$ ，其中的下标 $j$ 为尺度，它们的基函数分别为 $\mathbf{y}_{jHL}(n)$ 、 $\mathbf{y}_{jLH}(n)$ 和 $\mathbf{y}_{jHH}(n)$ ，则尺度空间 $V_j$ 与小波空间 $W_j$ 的关系为：

$$V_{j-1} = V_j \oplus W_j \quad (3-1)$$

$$W_j = W_{jHL} \oplus W_{jLH} \oplus W_{jHH} \quad (3-2)$$

式中： $\oplus$ 表示空间直和。相对这3个小波空间都采用 $l_j$ 级的方向滤波器时，得到的第 $k$ 个方向子带空间分别记为 $W_{jHL,k}^{(l_j)}$ 、 $W_{jLH,k}^{(l_j)}$ 和 $W_{jHH,k}^{(l_j)}$  ( $0 \leq k < 2^{l_j}$ )，则它们与小波空间的关系为

$$W_{jHL} = \bigoplus_{k=0}^{2^{l_j}-1} W_{jHL,k}^{(l_j)} ; W_{jLH} = \bigoplus_{k=0}^{2^{l_j}-1} W_{jLH,k}^{(l_j)} ; W_{jHH} = \bigoplus_{k=0}^{2^{l_j}-1} W_{jHH,k}^{(l_j)} \quad (3-3)$$

且方向子带空间 $W_{jHL,k}^{(l_j)}$ 、 $W_{jLH,k}^{(l_j)}$ 和 $W_{jHH,k}^{(l_j)}$ 的基函数分别为：

$$\mathbf{h}_{jHL,k}^{(l_j)}(n) = \sum_{m \in \mathbb{Z}^2} g_k^{(l_j)}(n - S_k^{(l_j)} m) \mathbf{y}_{jHL}(m) ; \quad (3-4)$$

$$\mathbf{h}_{jLH,k}^{(l_j)}(n) = \sum_{m \in \mathbb{Z}^2} g_k^{(l_j)}(n - S_k^{(l_j)} m) \mathbf{y}_{jLH}(m) ; \quad (3-5)$$

$$\mathbf{h}_{jHH,k}^{(l_j)}(n) = \sum_{m \in \mathbb{Z}^2} g_k^{(l_j)}(n - S_k^{(l_j)} m) \mathbf{y}_{jHH}(m) ; \quad (3-6)$$

其中 $S_k^{(l_j)}$ 为下采样矩阵， $\{g_k^{(l_j)}(n - S_k^{(l_j)} m)\} (0 \leq k < 2^{l_j}, m \in \mathbb{Z}^2, n \in \mathbb{Z}^2)$ 是二维空间的方向滤波器函数集合。 $S_k^{(l_j)}$ 定义如(3-6)所示<sup>[1]</sup>：



$$S_k^{(l_j)} = \begin{cases} \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2^{l_j-1} \end{bmatrix}, & 0 \leq k < 2^{l_j-1} \\ \begin{bmatrix} 2^{l_j-1} & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}, & 2^{l_j-1} \leq k < 2^{l_j} \end{cases} \quad (3-7)$$

假设在方向滤波器组的每级分解过程中，每个数据需要  $L_d$  次运算操作（包括乘法和加法运算），并且设每层小波变换中的每个数据需要  $L_w$  次运算操作，那么基于小波的Contourlet变换的计算复杂度为：

$$C = \sum_{j=0}^{J-1} (1/4)^j M (L_w + 3/4 L_d l_j) \quad (3-8)$$

式中： $M$  为原始数据总量； $J$  为小波变换层数； $l_j$  为第  $j$  层小波子带进行方向滤波器的级数。

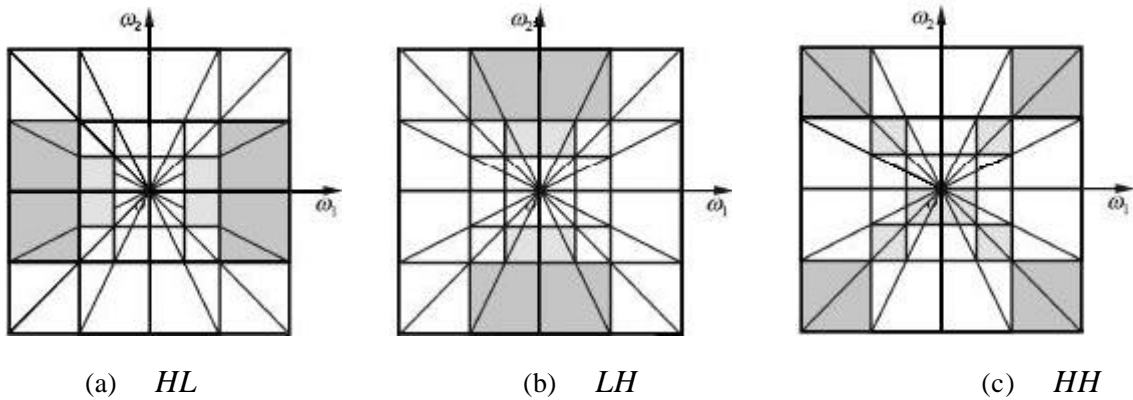


图 3.9 结合方向滤波器组的小波子带频域分布

### 3.2.2 编码预处理与显著簇的生成

编码预处理的任务是将显著的Contourlet系数聚类生成显著簇，并给显著簇编号，为后继的显著簇图编码提供必要条件。

#### 1. 形态学条件膨胀算法

一个二值图像可以被看做一个  $E \times E$  的子集，一个像素被认为是属于这个集合，如果它在二值图像上对应点的值为1，那么形态学膨胀运算的定义如下。

##### 定义3.1 膨胀运算

设集合  $A \subseteq E^2$ ， $B \subseteq E^2$ ，用  $B$  来膨胀  $A$  的运算表示为：

$$A \oplus B = \bigcup_{b \in B} A_b \quad (3-9)$$

式中,  $A_b$  表示集合  $A$  经过平移  $b$  以后的结果, 定义为:

$$A_b = \{a+b \mid a \in A\} \quad (3-10)$$

即取出  $A$  中的每个点  $a$  的坐标值, 并与  $b$  的坐标值相加, 得到一个新的点的坐标值  $a+b$ 。所有这些新点构成的图像就是  $A$  经过  $b$  平移的结果。

集合  $A$  被结构元  $B$  膨胀后, 不仅包含  $A$  中的原始元素, 而且还包含  $A$  的一些邻域元素。

在形态学膨胀运算定义的基础上, 条件膨胀算法的定义如下:

### 定义3.2 条件膨胀算法

对于  $\forall M \subseteq A$ , 则

$$D^1(M, A) = (M \oplus B) \cap A \quad (3-11)$$

表示  $A$  中的子集  $M$  在结构元  $B$  的作用下, 在集合  $A$  中进行膨胀运算的结果。由于膨胀运算  $M \oplus B$  与  $A$  进行“交”运算, 因此条件膨胀的结果  $D^1(M, A)$  不会超出集合  $A$ 。

如果  $D^n(M, A) = D^{n-1}(M, A)$  时, 即在不断重复的条件膨胀运算中, 相邻两次的运算结果不变时, 一个显著簇图就形成了。

因为大量的Contourlet系数是不显著的, 而少数的显著系数又成簇分布, 因此把显著系数组织、表示成不规则的“簇”, 为显著系数的位置信息编码提供了一种有效的方法。通过条件膨胀算法, 可以使显著簇逐渐成形, 从而构成对子带内显著系数区域的一个有效分割。

### 定义3.3 显著系数图

设  $\{C(x, y), x, y \in Z\}$  是图像的无冗余Contourlet变换系数, 对于一个给定的显著阈值  $T$ , 在生成显著簇时, 表示显著系数图的二值化图像  $A(x, y)$  的定义为:

$$A(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{如果 } C(x, y) \text{ 是显著系数} \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (3-12)$$

## 2. 结构元模板的选择

显著簇图的形成结果与所选取的形态结构元有关。若结构元的尺寸过小, 则生成的簇将会比较琐碎; 显著簇的数目过多, 会使种子数目也随子增多, 影响编码效率。如果结构元的尺寸过大, 虽然能够减少簇的数目, 节省种子数, 但过大的结构元在簇的生成过程中, 涉及的显著簇边界上的非显著节点也随之增多, 也会影响编码效率。一般选取  $3 \times 3$  至  $5 \times 5$  的结构元模板比较适宜。图3.10所示为几种常用的结构元。其中图a和图c的效果较好。在本实验中, 我们选用的是菱形结构元图3.10(c)。

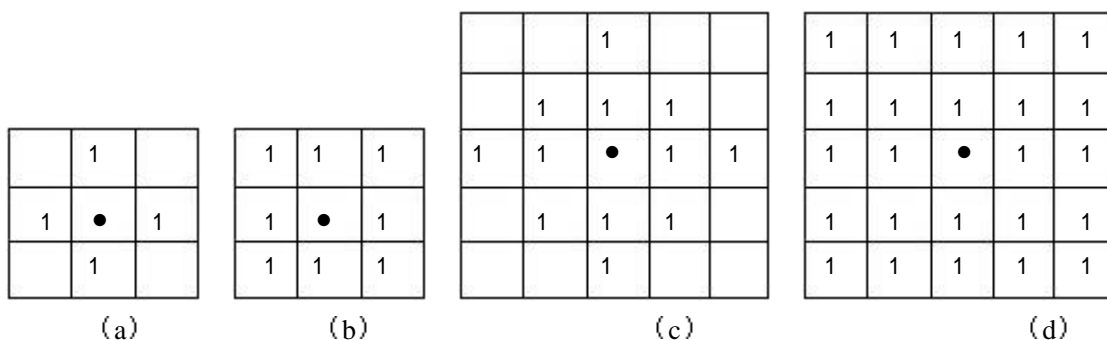


图 3.10 条件膨胀中使用的结构元

### 3. 显著簇形成算法

显著系数聚集成簇的过程称为“聚类”过程。用递归的方法可以实现条件膨胀运算，其伪码描述如下：

#### A. 显著簇成形的聚类算法

BOOL Clustering()

{

(1)循环扫描全部系数节点。依次处理当前系数节点  $c(i, j)$ 。

a.如果  $c(i, j)$  是显著系数

则调用 NodeClustering( $i, j$ )；

b.回到(1)，继续扫描下一个系数节点。

(2)返回TRUE；

}

#### B. 对某一个系数节点 $(i, j)$ 进行聚类的算法

BOOL NodeClustering(int  $i$ , int  $j$ )

{

(1)如果  $(i, j)$  出界

则返回FALSE；

(2)如果  $c(i, j)$  是非显著系数

则将当前节点标记为“T”，返回FALSE；

否则

a.将当前节点标记为“S”；

b.如果节点  $(i, j)$  还未被聚类，

则在结构元模板内搜索它的邻域节点。如果邻域节点有已被聚类的，则取它们中最小的聚类编号。如果没有，则为当前节点  $(i, j)$  分配一个新的聚类编号，并将该节点作为“种子”；

c.对于结构元模板所覆盖的邻域节点  $(m, n)$ ，依照结构元模板的扫

描顺序, 递归调用NodeClustering( $m, n$ ),依次对它们进行聚类;  
 (3) 返回TRUE;  
 }

### 3.2.3 实验结果及分析

本文选用大小为 $256 \times 256$ 像素、细节丰富的灰度图像BABOON和边缘丰富的灰度图像BRIDGE进行仿真实验。首先采用提升9/7小波对图像进行4层小波变换,得到的子带大小从高频到低频依次为 $128 \times 128$ ,  $64 \times 64$ ,  $32 \times 32$ ,  $16 \times 16$ ;然后将每个高频子带通过3级的方向滤波器组。取量化步长 $q=1$ , 显著阈值 $T=15$ , 使用图3.10(c)所示的 $5 \times 5$ 菱形结构元模板。图3.11所示为BABOON图像基于小波的Contourlet系数的全部显著簇, 其中白色表示非显著系数, 黑色表示显著系数。可见, 利用图像基于小波的Contourlet显著系数成簇分布的特点及数学形态学膨胀算法工具可以对显著系数的分布位置进行有效的描述。

在显著簇生成过程中, 只含有一个点的小簇对图像的质量影响很小, 但对编码效率影响确很大, 所以可以删除只含有一个点的小簇, 以节省编码比特<sup>[56]</sup>。

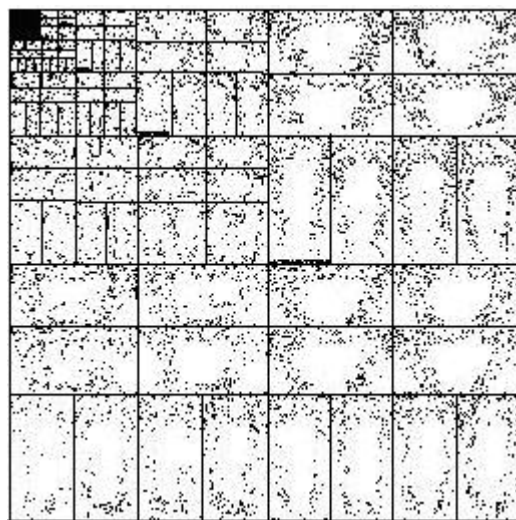
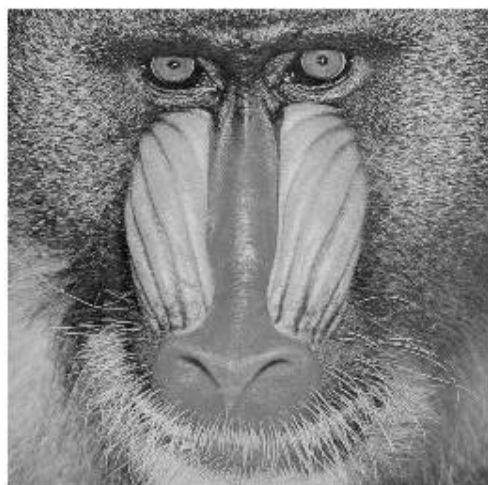
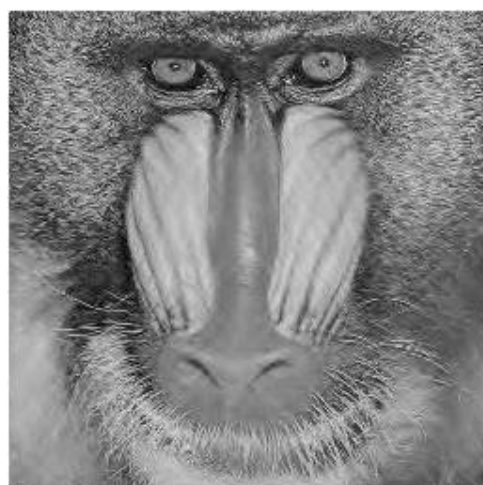


图 3.11 BABOON 图像基于小波 Contourlet 系数的全部显著系数

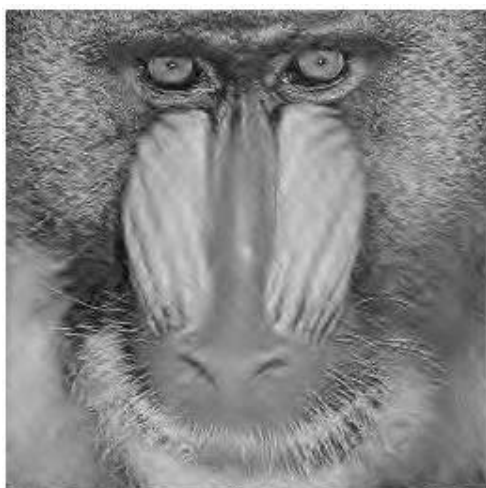
图3.12、图3.13分别为BABOON图和BRIDGE图本文给出的方法在不同压缩比(CR)时的解码图像。图3.14所示为本文方法与EMRWD算法、以及基于Contourlet变换的嵌入式编码方法的压缩性能比较(采用图BRIDGE)。由图3.12、3.13看出, 本文给出的方法恢复的图像纹理较清晰, 在压缩比为65倍左右时, 图中的主体部分纹理仍然清晰可见。



(a) BABOON原图像



(b) CR=22 PSNR=28.03dB



(c) CR=32 PSNR=25.50dB



(d) CR=65 PSNR=24.48dB

图 3.12 BABOON 图本文方法不同压缩比时的解码图像



(a) BRIDGE原图像



(b) CR=20 PSNR=30.03dB



(c) CR=31 PSNR=26.25dB



(d) CR=67 PSNR=25.58dB

图 3.13 BRIDGE 图本文方法不同压缩比时的解码图像

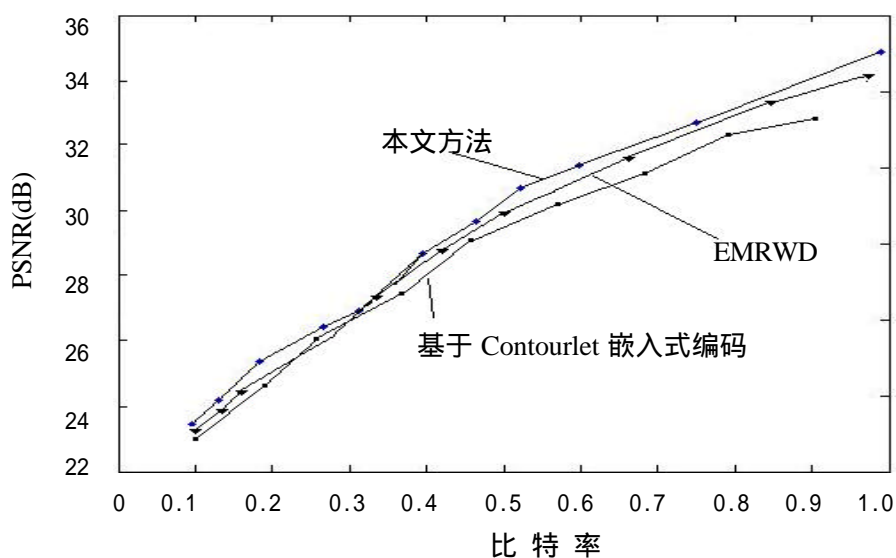


图 3.14 本文方法与其它方法的压缩性能比较

为比较在高压缩比情况下，本文给出的算法与EMRWD算法对纹理的保持能力，用两种方法对BABOON图进行了压缩（CR=64）。图3.15所示为在CR=64时，本文方法和EMRWD算法对BABOON图像进行压缩编码时，鼻孔和胡须部分的解码图像。从图中可以看出，EMRWD对纹理的把握能力也较强，胡须失真不明显，但鼻孔以及鼻梁边缘已经出现严重模糊，而本文所给方法的主观视觉相对较好。

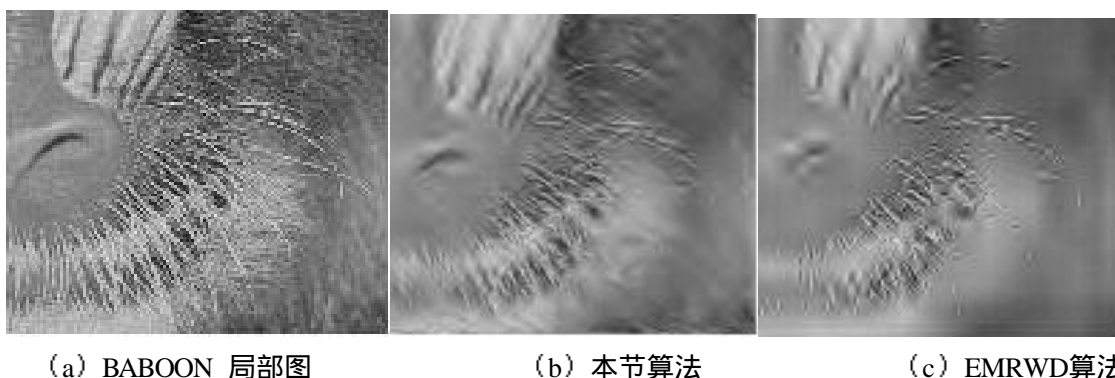


图 3.15 本文方法和 EMRWD 算法实验效果对比

### 3.3 本章小结

本章第一节提出了基于 Contourlet 变换的嵌入式编码。给出了 Contourlet 子树的构造过程和编码步骤，列出了实验结果。实验结果表明，本章给出的基于 Contourlet 变换的嵌入式编码方法较经典的 EZW 算法在压缩比相同的情况下，视觉效果有明显的改善。Contourlet 变换在 LP 分解过程中没有对高频分量下采样，造成了一定的冗余度，不利于图像压缩，所以本章第二节首先阐述了基于小波的无冗余 Contourlet 变换构造过程，然后为了充分利用基于小波的 Contourlet 变换在提取图像方向信息和图像稀疏化表示方面的优势，以达到提高编码效率和保护图像边缘纹理的目的，提出了结合数学形态学的图像无冗余 Contourlet 编码，最后给出了实验结果，结果显示，本文方法对图像纹理的把握能力比 EMRWD 方法强。

## 第四章 基于无冗余 Contourlet 变换的自适应门限 分形零树混合图像编码

分形图像编码的基础是图像的自相似性<sup>[37]</sup>, 图像信号经小波变换或Contourlet变换后可分解为具有不同尺度和空间选择性的一系列子空间信号, 这些不同分辨率级和不同方向上的子图像之间存在着明显的相似性。为此, 许多学者研究了利用经过小波变换后图像的自相似性来进行分形编码。传统的基于小波变换的分形编码方法<sup>[24,25,59]</sup>, 在注重寻找图像之间相似性的同时, 没有考虑图像经过小波变换后能量高度集中于低频带的特点, 并且在高压缩比的情况下容易出现块效应。而文献[60]给出的基于小波系数零树结构的分形预测图像编码方法, 利用了相邻子带图像以及同方向各个子带图像之间的相似性, 但忽略了图像经过小波变换后存在大量零树的特点。2003年张洪英和杨长生提出了一种基于小波变换的分形零树混合图像编码方法<sup>[61]</sup>。该方法与传统的基于小波变换的分形编码方法相比, 利用了子带图像间的相似性、块内存在的自相似性以及小波变换后子图像块内所存在的大量局域性的冗余性, 但对纹理较多的图像处理结果不够理想<sup>[61]</sup>, 而且该方法没有考虑分形编码过程中子树与父树匹配误差门限对编码的影响。

小波变换虽然为分形提供了有效的预分解工具, 但可分离二维小波变换基函数形状的方向性较差, 所以基于小波变换的图像编码方法所解码的图像对场景中纹理和细节表现不足。如果基函数具有多方向性, 将有助于提高边缘和纹理的表示效率。而Contourlet变换满足各向异性关系, 擅长于表示纹理和轮廓信息, 能很好地保留自然场景中的纹理和细节, 弥补了小波变换方向信息有限的缺陷。本文上章给出了基于小波的Contourlet变换, 去除了原始Contourlet变换的冗余度。

本章提出了一种基于无冗余Contourlet变换的自适应门限分形零树混合图像编码方法, 将自适应门限的分形编码与基于小波的Contourlet零树编码相结合, 自适应地对无冗余Contourlet子树进行分形或零树编码, 文中给出了所提出方法的实验结果, 并与基于小波变换的分形零树混合图像编码方法<sup>[61]</sup>以及文献[60]利用小波子树结构相似性的分形编码方法的实验结果进行了比较。实验结果表明, 本章提出的基于无冗余Contourlet变换的自适应门限分形零树混合图像编码方法有效地挖掘了经无冗余Contourlet变换后的子带图像的特点, 提高了编码质量。



#### 4.1 无冗余 Contourlet 域的自适应门限二叉树分形编码算法

无冗余Contourlet变换将图像信号分解为具有不同尺度和空间选择性的一系列子空间信号。一幅图像经过无冗余Contourlet变换后，如果小波分解N级，每级有  $2^j$  个方向，则共产生  $2^j \times 3N + 1$  个子带。不同分辨率级和不同方向上的子图像之间存在着明显的相似性，为分形提供了性能优良的预分解工具。

设Range块的尺寸为  $N_R$ ，其中像素灰度值用  $r_i (i = 0, 1, \dots, N_R - 1)$  表示；Domain块经四邻域收缩后的尺寸也为  $N_R$ ，然后经旋转、平移等仿射变换后，其中的像素灰度值用  $d_i (i = 0, 1, \dots, N_R - 1)$  表示。在无冗余Contourlet域分形图像编码方法中，通过下式(4-1)实现Domain块到Range块的映射：

$$\hat{r}_i = c \cdot d_i + e \quad (4-1)$$

其中  $c$  为灰度变换因子， $e$  为亮度偏移因子。Range块与Domain块的灰度值均方误差(MSE)为：

$$MSE = \frac{1}{N_R} \sum_{i=0}^{N_R-1} [r_i - (c \cdot d_i + e)]^2 \quad (4-2)$$

令  $\frac{\partial MSE}{\partial c} = 0$  和  $\frac{\partial MSE}{\partial e} = 0$ ，得灰度变换因子  $c_o$  和灰度偏移因子  $e_o$  分别为：

$$c_o = \frac{N_R \sum_{i=0}^{N_R-1} r_i \cdot d_i - \sum_{i=0}^{N_R-1} r_i \sum_{i=0}^{N_R-1} d_i}{N_R \sum_{i=0}^{N_R-1} d_i^2 - (\sum_{i=0}^{N_R-1} d_i)^2} \quad (4-3)$$

$$e_o = \frac{1}{N_R} (\sum_{i=0}^{N_R-1} r_i - c_o \sum_{i=0}^{N_R-1} d_i) \quad (4-4)$$

此时，Range块和Domain块之间的均方误差MSE最小，记作：

$$dis(r, d) = \frac{1}{N_R} \sum_{i=0}^{N_R-1} [r_i - (c_o d_i + e_o)]^2 \quad (4-5)$$

Range块的方差定义为：

$$s_r^2 = \frac{1}{N_R} \sum_{i=0}^{N_R-1} (r_i - \bar{r})^2 \quad (4-6)$$

$\bar{r}$  为Range块的均值:  $\bar{r} = \frac{1}{N_R} \sum_{i=0}^{N_R-1} r_i$ 。

函数  $dis(r, d)$  与钟型函数  $g(x) = a \cdot \exp(-k^2 x^2)$ ,  $a > 0, k > 0$  有相当密切关系<sup>[62]</sup>。当  $a = \mathbf{s}_r^2$ ,  $ak^2 = 1$  时,  $dis(r, d)$  为钟型函数  $g(x)$  的麦克劳林展开式的主项<sup>[62]</sup>。这里  $x$  为Range块与Domain块的相对协方差。

$g(x)$  在  $(-\infty, +\infty)$  上的积分为:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} g(x) dx = \frac{a}{K} \sqrt{p} \quad (4-7)$$

可得  $g(x)$  的  $(1-a)$  置信度为:

$$\int_{-x_{a/2}}^{x_{a/2}} g(x) dx = (1-a) \int_{-\infty}^{+\infty} g(x) dx \quad (4-8)$$

$x_{a/2}$  表示置信度为  $(1-a)$  时积分上限, 可通过查表得出。

$dis(r, d)$  的自适应门限值  $bias$  为:

$$bias = \mathbf{s}_r^2 \cdot \exp(-x_{a/2}^2 / 2) \quad (4-9)$$

式(4-9)表明, 当Range块的方差较大时, 则门限高, 允许的匹配误差较大; 当Range块的方差较小时, 则门限低, 允许的匹配误差较小。

## 4.2 基于无冗余 Contourlet 变换的自适应门限分形零树混合编码

如3.1节分析, Contourlet变换对图像的纹理轮廓有很强的捕捉能力, 同时Contourlet域内幅值较大的系数在位置上分布集中, 适合零树编码。当零树密集, 采用零树编码效率很高, 但零树编码没有充分利用树间冗余, 也没有利用同一子带中相邻元素间的相关性, 同时Contourlet本身存在的冗余性也降低了编码效率。自适应门限分形编码算法虽然考虑了门限选择对编码的影响, 但因图像边缘灰度值变化较大, 即图像边缘块的方差较大, 所以自适应门限高, 失真较大。如果仅采用自适应分形编码, 则对图像的纹理表现不足。所以本文在基于小波变换的Contourlet域将自适应门限的分形编码与零树编码相结合, 提出了基于无冗余Contourlet变换的自适应门限分形零树混合编码。

图 4.1 为标准测试图 LENA 经 3 级无冗余 Contourlet 变换 (每级方向数均设置为 8) 的分解图。图 4.2 为子树和父树构成示意图。



图 4.1 3 级无冗余 Contourlet 变换分解图

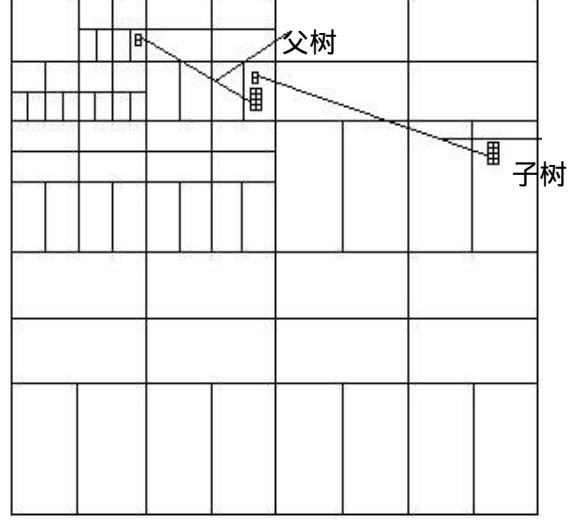


图 4.2 Contourlet 子树父树构成示意图

其主要算法步骤如下：

(1)对图像进行 $N$ 级小波变换，然后将高频子带通过 $j$ 级的方向滤波器组，则共有 $2^j \times 3N + 1$ 个子带。对最低频子带减去均值后采用差分预测编码。

(2)取子树 $R_{(x,y)}^{l,m \times n}$ ， $l$ 表示从第 $l(l=1,2,\dots,N)$ 级开始， $(x,y)$ 表示根块的右上角首元素坐标， $m \times n$ 表示根块大小。从第 $l$ 级开始，以类似于零树的结构，将不同分辨率级的变换系数划分成四棵子树(Range Subtree)如图4.2所示，分别为 $R_{(0,0)}^{l,\frac{m}{2} \times \frac{n}{2}}$ ， $R_{(0,\frac{n}{2})}^{l,\frac{m}{2} \times \frac{n}{2}}$ ， $R_{(\frac{m}{2},0)}^{l,\frac{m}{2} \times \frac{n}{2}}$ ，

$$R_{(\frac{m}{2},\frac{n}{2})}^{l,\frac{m}{2} \times \frac{n}{2}}。$$

(3)对于某一子树 $R_{(x,y)}^{l,K \times L}$ ，分别计算其每一级子孙块的自适应门限。在其同方向上一级寻找其相似父树 $P_{(a,b)}^{l-1,K \times L}$  (Parent Domain Subtree)， $(a,b)$ 表示根块的首元素坐标。若找到匹配的父树，则进行分形编码；如果不能找到适合的父树，当 $K > 1, L > 1$ ，且子树未达到规定的尺寸，则对子树进行分裂操作，将该子树分裂成新的四棵子树，分别为 $R_{(x,y)}^{l,\frac{K}{2} \times \frac{L}{2}}$ ， $R_{(x+\frac{m}{2},y)}^{l,\frac{K}{2} \times \frac{L}{2}}$ ， $R_{(x,y+\frac{n}{2})}^{l,\frac{K}{2} \times \frac{L}{2}}$ ， $R_{(x+\frac{m}{2},y+\frac{n}{2})}^{l,\frac{K}{2} \times \frac{L}{2}}$ 。重新计算其门限并寻找其相似父树。

(4)若 $K=1$ 或者 $L=1$ 且子树未达到规定的尺寸，则将子树根的分辨率提高一步，原子树 $R_{(x,y)}^{l,K \times L}$ 变成四棵子树 $R_{(2x-1,2y-1)}^{l+1,K \times L}$ ， $R_{(2x-1,2y)}^{l+1,K \times L}$ ， $R_{(2x,2y-1)}^{l+1,K \times L}$ ， $R_{(2x,2y)}^{l+1,K \times L}$ ，并且留下 $K \times L$ 个系数，将留下的系数和新子树根块做标记。对于新的子树按步骤(3)类似的方式，寻找其

相似父树。若子树达到规定的尺寸，则寻找其匹配误差最小的父树。

(5)对每个被标记的系数所构成的子树进行零树编码，计算在分形编码和零树编码两种不同编码方法下的误差率  $\sum e_i$  ( $e_i$  为子树第  $i$  级的误差率) 和两种编码所用的字节数  $\sum bits$ ，则每字节所能表示的准确度为  $(1 - \sum e_i) / \sum bits$ ，比较两者大小，采用每字节所表示准确度高的编码方法来对此节点编码。

### 4.3 实验结果及算法性能比较

实验采用的图像为如图4.3所示大小为  $512 \times 512$ ，灰度级为256的“LENA”图像。小波变换级数为6，方向滤波器级数为3。图4.4和图4.5为采用本文方法置信度分别为0.93和0.82时的恢复图像。由压缩后恢复的图像可以看出，图像的边缘轮廓清晰，很好地保留了图像的纹理特征。表4.1列出了本文方法、文献[61]的基于小波变换的分形零树混合图像编码方法和文献[60]中利用小波子树结构相似性的分形编码方法等三种不同编码方法的编码结果比较。由表4.1可见，本文方法与文献[61]中编码方法相比，在峰值信噪比 (PSNR) 基本相同的情况下，图像压缩比 (CR) 提高了1倍，而在压缩比相近的情况下，图像峰值信噪比提高了近1dB。与文献[60]中编码方法相比，在峰值信噪比 (PSNR) 基本相同的情况下，本文方法的图像压缩比 (CR) 提高了7倍，而在压缩比相近的情况下，图像峰值信噪比提高了近2.5dB。



图 4.3 LENA 图原图像



图 4.4  $1-a=0.93$  时恢复图像



图 4.5  $1-a=0.82$  时恢复图像

表 4.1 本文方法与其它不同编码方法的比较

本文方法		文献[60]编码方法		文献[61]编码方法	
CR	PSNR(dB)	CR	PSNR(dB)	CR	PSNR(dB)
43.34	32.76	41.50	30.19	42.04	31.93
49.19	31.21	41.65	30.13	50.04	30.23
62.34	28.92	42.29	29.93	60.11	30.01

#### 4.4 本章小结

本章提出了一种基于无冗余Contourlet变换的自适应门限分形零树混合图像编码方法, 首先详细列出了自适应门限的求解方法, 然后给出了基于无冗余Contourlet变换的自适应门限分形零树混合图像编码的编码步骤, 最后给出了实验结果并进行了分析。结果表明, 在压缩比相同的情况下, 本文给出的方法的PSNR性能优于基于小波变换的分形编码方法, 能很好地保留图像的纹理和轮廓。该方法有效地挖掘了经无冗余Contourlet变换后的子带图像的特点, 提高了编码质量。

## 第五章 基于无冗余 Contourlet 变换的人脸图像矢量量化

人脸是人类视觉中最常打交道的对象之一,也是可视电话和会议电视中主要传输对象。由于人脸图像数据量大,因此研究其高倍压缩是低带宽条件下的可视电话、会议电视进行信息传输的客观要求。同时,研究对人脸这一特定类图像的压缩算法,可以启发人们对其它类图像的压缩。

如今,基于小波变换的图像压缩研究已经取得了极大的进展。但小波变换不能有效地表示图像的方向性信息,而基于小波变换的Contourlet 变换满足各向异性关系,擅长于表示纹理和轮廓信息,能很好地保留自然场景中的纹理和细节,弥补了小波变换方向信息有限的缺陷<sup>[1]</sup>。

对于同一类信源(如人脸),要取得更好的压缩效果,必须利用图像本身的统计特性,因此,对图像变换后的系数进行矢量量化,是很自然的想法。Antonini等人开创了基于小波变换与多分辨分解的图像矢量量化的研究,克服了矢量量化编码存在的问题<sup>[63]</sup>;2000年李弼程等提出了基于小波变换和人眼视觉特性的加权均方误差准则的图像矢量量化方法<sup>[64]</sup>;2006年,Rafi Mohammad等将矢量量化与SPIHT算法相结合,改善了SPIHT算法在高压压缩比时的性能<sup>[65]</sup>。小波变换本身存在的方向性不足的局限性导致了这些基于小波变换的矢量量化方法在高压压缩比时重构图像边缘纹理模糊,容易出现块效应;而且在码本训练过程采用的LBG码本训练算法由于对初始码本选择依赖较大,码书的设计效率不高,从而影响了解码恢复图像的质量。因此本章提出了基于无冗余Contourlet变换的矢量量化方法。先对图像进行无冗余Contourlet变换,再根据同方向不同频带系数的同构特征来构造矢量,采用门限矢量量化与最优非线性内插矢量量化相结合的方式对矢量进行量化,同时引入了粒子群的全局搜索策略,提出了基于粒子群优化算法的码本训练方法。

### 5.1 基于第二代小波的 Contourlet 变换

Contourlet 变换方向滤波器选用了 Donoho 提出的方向滤波器组(DFB)构造方法,该方法在继承最大抽样条件下完全重建的 DFB 多方向分解理论的基础上,使用扇形结构的共轭镜像滤波器组以避免对输入信号的调制,同时将  $l$  层二叉树状结构的方向滤波器变成了  $2^l$  个并行通道的结构<sup>[1,3]</sup>。

DFB 仅适用于图像的高频分量,因为方向滤波器可能将图像的低频分量泄露于几个方向性子带中。方向滤波器本身并不能提供稀疏表示,应用之前需要将图像的低频部分移除,原始的 Contourlet 变换采用拉普拉斯金字塔式变换(LP)与 DFB 相结合,但 LP 分解具有  $4/3$  的冗余度<sup>[3]</sup>,如果将小波变换 WT 与方向分解 DFB 结合,图

像经小波分解产生的高通子带输入 DFB 后，逐渐将点奇异连成线形结构，从而捕捉图像中的轮廓，不仅解决了上述矛盾，而且在提取图像方向信息和图像稀疏化表示方面比小波变换更有优势。

考虑到分解后低频系数保留了图像绝大部分能量和特征，需要对低频系数采用无失真编码，基于提升方法的第二代小波变换<sup>[28,66]</sup>，能实现从整数到整数的变换，从而可以进行无损编码，所以本文选用第二代小波变换取代拉普拉斯金字塔式变换。

## 5.2 基于无冗余 Contourlet 变换的矢量量化

### 5.2.1 矢量的形成及门限矢量量化

图像经过无冗余 Contourlet 变换后，可分解为一系列尺度、方向、空间局部化的子带图像。对于不同的子带图像，存在带内相关性；而同方向不同尺度的子带图像之间存在更强的相似性；同时不同方向不同尺度下的无冗余 Contourlet 系数能量大小不同，各方向的侧重不同，一般来说，随着层数的增加，各子图的量化误差对重构图像的质量影响越来越大。而且，无冗余 Contourlet 变换域内幅值较大的系数在位置上分布集中<sup>[1,2]</sup>，且越到高分辨带，接近于零的系数越多。以  $256 \times 256$  灰度级为 256 的“PEPPERS”为例，图像经过 4 级，每级方向数为 8 的无冗余 Contourlet 变换后，第 1、2 层子带分别有 93.79%、76.07% 系数的绝对值小于门限 15。

高性能的矢量量化必须依照图像的系数的特性来构造矢量，使用同方向不同子带的系数来构成矢量，可以利用同方向不同尺度无冗余 Contourlet 系数的相似性。图像经过 4 级，每级方向数为 8 的无冗余 Contourlet 变换后，得到 24 方向共 49 个子带，根据以上分析，本文采用跨频带矢量构造方法。各方向以树形关系从个子带中取大小为  $4^{4-m}$  ( $m = 1, 2, 3, 4$ ) 的系数块，如图 5.1 所示构成 85 维矢量  $X = (x_1, x_2, \dots, x_5, x_6 \dots x_{21}, x_{22} \dots x_{85})$ ，这样构造出来的跨频带矢量能够充分利用 Contourlet 系数的带间和带内相关性，但同时也带来了计算量过大的问题，根据同一方向高频子带之间的相似性，以  $X$  的前 21 分量  $x_1, x_2, \dots, x_5, x_6 \dots x_{21}$  和后 64 维分量的均值

$\overline{x_{64}} = \frac{1}{64} \sum_{i=22}^{85} x_i$  构成 22 维特征矢量，记为  $X_f = (x_1, x_2, \dots, x_5, x_6 \dots x_{21}, \overline{x_{64}})$ 。这样构成的矢

量，既考虑了子带内部之间的相关性，又考虑了各个子带的量化误差对重构图像影响的不一致性，更重要的是，可以利用高频子带中大多数无冗余 Contourlet 系数接近于



零的特性, 并且可以利用同一方向高频子带之间的相似性进行最优非线性插补矢量量化<sup>[67]</sup>, 提高编码效率。

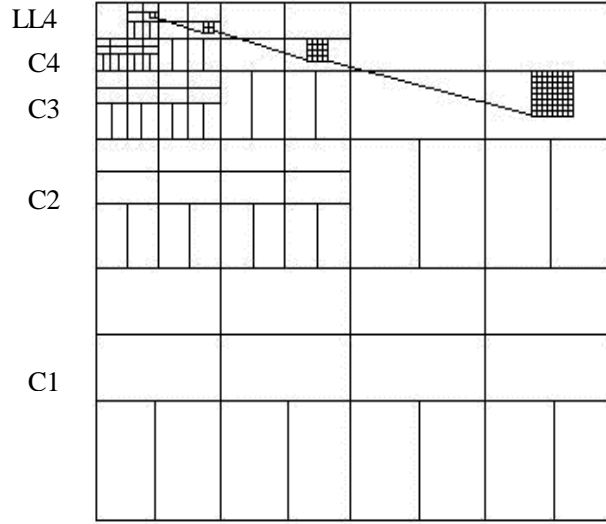


图 5.1 图像的基于小波 Contourlet 变换分解和矢量形成

高频子带中大多数系数接近于零, 这些幅值较小的系数, 对应于图像的平滑区域, 因此可以进行比较粗糙的量化, 给定门限  $T$ , 对于某一方向 (其它方向类似) 的一个 85 维矢量  $X$ , 如果其特征矢量  $X_f$  中每一个分量的幅值都不超过  $T$ , 根据零树的思想, 可以认为  $X$  中 85 个分量的幅度都不超过  $T$ , 将  $X$  视作非重要类, 不再进行量化编码, 将其中每个分量置为零, 并用一个比特作标记, 记为 0; 其它矢量均看作重要类, 标记为 1, 进行最优非线性插补矢量量化。

### 5.2.2 重要类矢量量化的误差准则

图像经过无冗余 Contourlet 变换后, 各层子带图像量化误差对重构图像的质量影响具有不一致性, 所以适合采用基于人眼特性的 WMSE 准则进行最佳矢量的匹配, 以提高量化增益。本文采用基于人眼视觉特性的灰度图像加权量化方案<sup>[68]</sup>。如下式所示,  $n$  为矢量维数,  $w$  为加权系数。

$$d_w(X, Y) = \sum_{i=1}^n w^2 (x_i - y_i)^2 \quad (5-1)$$

### 5.2.3 非线性插补矢量量化

为充分利用信号各分量之间的统计相关性, 矢量量化的矢量维数应尽可能大。但矢量量化的计算复杂度随矢量维数的增加呈指数增长, 高维矢量量化计算复杂。1987

年 H. Hang 等提出了插补矢量量化(IVQ)<sup>[69]</sup>, 其中高维矢量映射成低维特征矢量, 编码时对特征矢量进行操作, 以降低计算复杂度。解码时根据特征矢量恢复原始矢量, 该恢复过程可看作是一个广义的插补过程。本文采用最优非线性插补矢量量化(NLIVQ)方案<sup>[68]</sup>, 该方案无需增加额外开销就能够取得良好的性能。

### 5.3 基于粒子群优化算法的码书训练

在码书训练过程中, LBG算法是矢量量化中码书的主要生成算法之一<sup>[68]</sup>。LBG码书设计算法理论严谨, 实施简便, 有较好的设计效果, 因而获得了广泛的应用, 但其初始码书的选取, 影响码书训练速度和最终码书的性能。粒子群算法(PSO)是通过模拟自然界生物行为来实现人工智能的一种方法, 是群体智能的典型模式之一<sup>[70]</sup>。基本的PSO算法存在着在求较高精度的值上效率不高的问题<sup>[71]</sup>, 所以将基于模糊C均值的粒子群算法应用到矢量量化中。

#### 5.3.1 模糊 C-均值聚类算法

设待分类样本空间  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ,  $x_k \in R^P$ , 将  $X$  分为  $c$  类可以用一个模糊矩阵  $U = (u_{ik})$  表示 ( $c$  为大于 1 的正整数),  $u_{ik}$  表示第  $k$  个样本属于第  $i$  类的隶属度。

FCM 泛函的定义如下:

$$J_m(X; U, B) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (u_{ik})^m (d_{ik})_A^2 \quad (5-2)$$

$$(0 \leq u_{ik} \leq 1, 0 < \sum_{k=1}^n u_{ik} \leq n, \sum_{i=1}^c u_{ik} = 1 \quad \forall i, k) \quad (5-3)$$

其中,  $U \in M_{fc}$  是数据集  $X$  的约束模糊  $c$ -划分, 它是一个  $c \times n$  的矩阵, 约束条件为式(5-3);  $B = (b_1, b_2, \dots, b_c) \in R^P$  为类中心矢量;  $m$  是权重指数 ( $m \geq 1$ );  $d_{ik} = \|x_k - b_i\|_A$  为数据点  $x_k$  与第  $i$  类中心  $b_i$  之间的距离,  $A$  是任意  $P \times P$  的正定矩阵。函数  $J_m(X; U, B)$  表示样本  $x_k$  与各个聚类中心  $b_i$  的带权距离平方和。 $X$  的最佳模糊  $c$ -划分是  $J_m$  的最小方差稳定点  $(U, B)$ , 分别对  $u_{ik}$  和  $b_i$  求偏导, 可得到  $J$  最小时满足的必要条件:

$$b_i = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m x_k}{\sum_{i=1}^c u_{ik}^m} \quad (5-4)$$

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left( \frac{\|x_k - b_i\|}{\|x_k - b_j\|} \right)^{2/(m-1)}} \quad (5-5)$$

可以通过下述的迭代优化算法来使目标函数  $J_m$  最小化。

- 1) 确定聚类数目  $C$ 、模糊加权指数  $m$  以及迭代停止阈值  $\epsilon$ ;
- 2) 初始化隶属度矩阵  $U^{(0)}$ ;
- 3) 令初始迭代次数  $t = 0$ ;
- 4) 利用公式(5-4)计算各类聚类中心;
- 5) 利用公式(5-5), 由  $B(t)$  更新  $U(t+1)$  计算新的  $u_{ik}$ , 其中  $d_{ik} = \|x_k - b_i\|_A$ , 当  $d_{ik} = 0$  时, 则  $u_{ik} = 1$ ,  $u_{jk} = 0$ ,  $j \neq i, k = 1, 2, \dots, n$ ;
- 6) 如果  $\|U(t+1) - U(t)\| < \epsilon$ , 则停止迭代。否则令  $t = t + 1$ , 返回 4)。

使  $J_m$  达到最小的  $U$  和  $V$  值便是最优模糊聚类的结果, 通过对  $U$  和  $V$  的处理, 可以把矢量划分到不同的类别中去。

### 5.3.2 粒子群算法

粒子群算法采用速度-位置搜索模型。如果粒子的群体规模为  $n$ , 则第  $i$  个粒子在  $d$  维空间的位置表示为  $Z_i = (z_{i1}, z_{i2}, \dots, z_{id})$ , 速度  $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$  决定粒子在搜索空间单位迭代次数的位移,  $d$  为实际解决问题中的自变量个数。每个粒子的位置  $Z_i(t)$  代表问题在搜索空间的候选解, 解的优劣程度由适应度函数  $f$  决定。

每一次迭代, 粒子通过动态跟踪两个极值来更新其速度  $V_i(t)$  和位置  $Z_i(t)$ 。一个是粒子从初始到当前迭代次数搜索产生的最优解: 个体极值  $P_i(t)$ , 另一个是粒子群目前的最优解: 全局极值  $G_i(t)$ 。其中:

$$P_i(t+1) = \begin{cases} P_i(t), f(Z_i(t+1)) < f(P_i(t)) \\ Z_i(t+1), f(Z_i(t+1)) > f(P_i(t)) \end{cases} \quad (5-6)$$

$$G_i(t+1) = \max\{P_i(t+1)\}, i = 1, 2, \dots, n \quad (5-7)$$

每个粒子根据以下公式更新其速度和位置：

$$V_i(t+1) = wV_i(t) + c_1r_1(t)(P_i(t) - Z_i(t)) + c_2r_2(t)(G_i(t) - Z_i(t)) \quad (5-8)$$

$$Z_i(t+1) = Z_i(t) + V_i(t+1) \quad (5-9)$$

其中  $w \geq 0$  称为惯性因子，较大的  $w$  有利于跳出局部极大点，而较小的  $w$  有利于算法收敛； $c_1$  和  $c_2$  是非负常数，称为学习因子，一般取  $c_1 = c_2 = 2$ ； $r_1(t)$  和  $r_2(t)$  是均匀分布在  $(0, 1)$  区间的随机数。为防止粒子飞行速度过大导致算法过早收敛到局部最优解算法一般根据问题人为设定常数  $V_{\max} > 0$ ，通过阈值截取强制  $v_i(t)$  的每个分量绝对值不超过  $V_{\max}$ 。设置较大的  $V_{\max}$  可以保证粒子群的全局搜索能力，较小的  $V_{\max}$  则使粒子群的局部搜索能力加强。粒子群算法通过粒子在解空间内不断跟踪个体极值与全局极值进行搜索，直至达到规定的迭代次数或满足规定的误差标准为止。

### 5.3.3 基于粒子群优化算法的码本训练算法

设待分类样本空间  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ，在基于粒子群优化算法的码本训练中，这样每个粒子  $Z_i = (z_{i1}, z_{i2}, \dots, z_{ic})$  相当于一个码书，其中  $z_{ij}$  代表第  $i$  个粒子的第  $j$  类中心点坐标向量。粒子群由许多候选分类方案构成。对分类方案优劣进行评价是应用优化算法进行聚类的关键。本文采用如下的适应度函数：

$$f(Z_i) = 1/J(X; U, Z_i); \quad (5-10)$$

基于粒子群优化算法的聚类分析步骤如下：

- (1) 确定聚类数目  $C$ ，模糊加权指数  $m$  以及迭代停止阈值  $\epsilon$ ；
- (2) 随机初始化每个粒子的位置和速度向量其中位置和速度向量均由  $C$  个  $R^p$  中的向量构成的向量；
- (3) 根据  $Z_i(t)$  计算相应的隶属度  $U_i(t)$ ，计算粒子的个体最优与群最优；
- (4) 通过粒子群优化算法的速度  $V_i(t)$  和位置  $Z_i(t)$  更新式(5-8)和式(5-9)对粒子状态进行更新。

(5)若当前最优粒子不满足收敛条件,则转步骤(3);否则迭代过程结束,返回最优解。

## 5.4 实验结果及算法性能比较

实验所用的训练码矢来自随机抽取 Yale 人脸图像库中的 14 幅人脸图像,实验采用的分解层数为 4,每层方向数为 8,阈值为 15。图像经过无冗余 Contourlet 变换分解后, $LL_4$  保留了原图的绝大部分能量和主要特征,对重构图像的质量影响很大,所以  $LL_4$  子带进行无损编码。对于 LBG 码本训练算法和本文给出的基于粒子群优化算法的码本训练方法,本文做了比较,并且给出了文献[64]所给方法的部分实验结果。实验结果对比见表 5.1。图 5.2 和 5.3 为部分图像的原图像以及采用不同编码方法的实验仿真效果图,其中 face1 在训练集外,face2 在训练集内。将表 1 中数据进行对比,在压缩比 (CR) 相近时,本文方法的码本训练方法采用基于粒子群优化算法时的恢复图像信噪比,比采用 LBG 算法的恢复图像的信噪比 (PSNR) 提高了 0.3-0.5dB;与文献[64]编码方法的实验结果相比,对于在训练集外图像 face1,当压缩比基本相同时,信噪比提高了近 1.3dB;对于在训练集内图像 face2,在压缩比基本相同的情况下,信噪比也提高了 1.2dB。图 5.2(b)、图 5.3(b)分别为 face1、face2 采用文献[64]所给方法的重构图像,图 5.2(c)、5.3(c)分别为 face1、face2 为码本训练算法为 LBG 算法最终所重构图像,图 5.2(d)、图 5.3(d) 分别为 face1、face2 采用本文方法所重构图像。图 5.2(b)重构图像轮廓的块效应明显,特别是图像的边缘轮廓与眼部,比较图 5.2 (b)、图 5.2 (c) 和图 5.2 (d),图 5.2(c)的纹理特征较图 2(b)稍有改善,其中图 5.2(d)清晰,较好地保留了 face1 的轮廓特征。将图 5.3(b)、图 5.3 (c)和图 5.3 (d)进行比较,更好地说明了本文算法压缩效果较文献[64]所给方法有较大改善。



(a) 原图像



(b) 文献[64]方法实验结果  
(CR=76.90, PSNR=29.59dB)



(c) 码本训练采用 LBG 算法的实验结果  
(CR=76.29 ,PSNR=31.36dB)

(d) 本文方法实验结果  
(CR=77.08 ,PSNR=31.86dB)

图 5.2 face1 实验结果对比图



(a) 原图像

(b) 文献[64]方法重构图像  
(CR=97.80 , PSNR=29.89dB)



(c) 码本训练采用 LBG 算法的实验结果  
(CR=96.71, PSNR=30.52dB)

(d) 本文方法实验结果  
(CR=96.89, PSNR=31.02dB)

图 5.3 face2 实验结果对比图

表 5.1 本文方法与其它不同编码方法的比较

图像	码本训练采用LBG算法的实验结果（基于无冗余Contourlet）		本文方法		文献[64]编码方法	
	CR	PSNR(dB)	CR	PSNR(dB)	CR	PSNR(dB)
face1	91.53	28.63	91.47	29.03	90.24	27.67
	83.09	29.70	83.12	29.87	82.89	28.23
	76.29	31.36	77.08	31.86	76.90	29.59
face2	96.71	30.52	96.89	31.02	97.80	29.89
	88.61	32.70	88.53	32.95	90.14	31.53
	79.81	34.59	80.31	35.01	81.28	34.13

## 5.5 本章小结

本章提出了基于非冗余Contourlet变换的人脸图像矢量量化方法。首先分析了Contourlet变换的冗余性，其次给出了基于第二代小波的无冗余Contourlet变换的构造方法，并详细描述了基于粒子群优化算法的码本训练方法，最后列出了实验结果并且给出了实验分析。实验表明该算法适合于对特定类（如人脸等）图像的压缩，在保持图像纹理特征方面比基于小波的矢量量化方法有一定的优势。

## 第六章 基于 Krawtchouk 矩不变量的分形编码

自从Barnsley等人提出分形图像压缩编码的概念<sup>[73]</sup>,分形图像编码作为一种新的具有较高压缩比潜力的图像编码方法,越来越受到广泛得关注。分形图像压缩系统将输入图像分成可重叠的定义域块 (Domain块) 和互不重叠的值域块 (Range块), 图像压缩的过程就是按最小均方误差准则为各个Range块寻找与之相匹配的Domain块过程, 在编码过程中, 寻找最佳Domain块需耗费大量的运算和时间。

在分形编码搜索匹配过程中, 对每一 Domain 块, 需进行 8 次仿射变换, 每次仿射变换均需计算其和 Range 块的均方误差, 且均方误差的计算复杂性与 Domain 块的大小成正比。如果能找到满足如下条件的图像特征向量: ①不随图像的平移、旋转、尺度变化而变化; ②与图像块唯一对应; ③当向量维数远小于图像大小时即可体现图像块的主要特征, 那么用这样的特征向量取代 Range 块和 Domain 块的灰度值矩阵进行匹配计算, 可以降低参与图像匹配的数据维数, 并且在搜索过程中勿需再对仿射变换后的 Domain 块进行匹配计算, 从而大幅度减少匹配时的搜索量和运算量, 缩短编码时间。图像的不变矩是一种高度浓缩的图像特征, 具有平移、旋转、尺度、灰度等多畸变不变性, Krawtchouk 矩做为一种性能优良的正交矩, 其不变量满足上述三个条件, 而且比几何矩不变量更具有广泛性<sup>[74]</sup>, 基于这一思想, 本文将 Krawtchouk 矩不变量引入到分形编码中。

### 6.1 Krawtchouk 矩和 Krawtchouk 矩不变量

Krawtchouk 矩是基于经典的离散 Krawtchouk 多项式提出的一组新的正交矩。利用图像的 Krawtchouk 矩可以很好地恢复出原图像<sup>[74]</sup>。在不论有无噪声干扰的情况下 Krawtchouk 矩的性能都要优于 Zernike 矩、Legendre 矩、Tchebichef 矩等其它正交矩。

Krawtchouk 矩的核函数是由一系列的 Krawtchouk 多项式组成的。 $n$  阶 Krawtchouk 多项式定义如下:

$$K_n(x;p,N) = \sum_{k=0}^n a_{k,n,p} x^k = {}_2F_1(-n, -x; -N; \frac{1}{p}) \quad (6-1)$$

$${}_2F_1(a,b;c;z) = \sum_{k=0}^n \frac{(a)_k (b)_k}{(c)_k} \frac{z^k}{k!} \quad (6-2)$$

其中,  $x=0,1,L,N$ ,  $N>0$   $p \in (0,1)$ ,  $(a)_k = a(a+1) \dots (a+k-1)$ ,  ${}_2F_1(a,b;c;z)$  是超几何函数。



这一系列的 Krawtchouk 多项式  $\{K_n(n; p, N)\}$  是有限的，且符合正交性条件，即

$$\sum_{x=0}^N w(x; p, N) K_n(x; p, N) K_m(x; p, N) = \rho(n; p, N) \delta_{nm} \quad (6-3)$$

其中，

$$w(x; p, N) = \binom{N}{x} p^x (1-p)^{N-x}$$

$$\rho(n; p, N) = \frac{(-1)^n n!}{(-N)_n} \left(\frac{1-p}{p}\right)^n$$

对于大小为  $M \times N$  的图像  $f(x, y)$ ，其  $(m+n)$  阶 Krawtchouk 矩定义如下：

$$Q_{nm} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \bar{K}_m(x) \bar{K}_n(y) \quad (6-4)$$

其中

$$\begin{aligned} \bar{K}_m(x) &= \bar{K}_m(x; p_1, M-1) \\ &= K_m(x; p_1, M-1) \sqrt{\frac{w(x; p_1, M-1)}{\rho(x; p_1, M-1)}} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \bar{K}_n(y) &= \bar{K}_n(y; p_2, N-1) \\ &= K_n(y; p_2, N-1) \sqrt{\frac{w(y; p_2, N-1)}{\rho(y; p_2, N-1)}} \end{aligned}$$

这里，

$$\sum_{x=0}^{N'-1} \bar{K}_m(x; p, N'-1) \bar{K}_n(x; p, N'-1) = \delta_{nm}$$

$$N' = \min(M, N)$$

Krawtchouk 矩不变量是一种不随图像的平移、旋转、尺度变换而变化的矩特征量，其定义如下：

$$\tilde{Q}_{nm} = [\rho(n)\rho(m)]^{-\frac{1}{2}} \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m a_{i,n,p_1} a_{j,m,p_2} \tilde{v}_{ij} \quad (6-5)$$

$$\tilde{v}_{nm} = \sum_{p=0}^n \sum_{q=0}^m \binom{n}{p} \binom{m}{q} \left(\frac{N'^2}{2}\right)^{(p+q)/2+1} \left(\frac{N'}{2}\right)^{n+m-p-q} v_{pq} \quad (6-6)$$

其中， $v_{pq}$  是标准几何矩不变量<sup>[74]</sup>， $\{a_{k,n,p}\}$  是由式 (6-1) 决定的加权系数。通过式 (6-5)，

可以计算任意阶 Krawtchouk 矩不变量，比几何矩不变量更具有广泛性。

在实际应用中一般选用  $m+n$  阶以下的不变量，即：

$\tilde{Q}_{01}, \tilde{Q}_{10}, \tilde{Q}_{11}, \tilde{Q}_{02}, \tilde{Q}_{20}, \dots, \tilde{Q}_{0m+n}, \tilde{Q}_{m+n0}$ ，由于  $\tilde{Q}_{01}, \tilde{Q}_{10}$  只与  $(N, p_1, p_2)$  有关，与图像内容无关，

所以一般选取剩下的不变量来构造特征向量。

## 6.2 基于 Krawtchouk 矩不变量的自适应门限四叉树分形编码

### 6.2.1 基于 Krawtchouk 矩不变量的自适应门限四叉树分形编码过程

在图像分形编码过程中，为各个Range块寻找最佳Domain块需耗费大量的运算和时间，同时Domain块与Range块的匹配误差门限不仅决定分块的结果，而且一定程度上影响着编码的效率。固定门限四叉树分块分形编码方法，因门限的设置没有考虑输入图像的特点，使编码过程无法适应输入图像，限制了方法的适用范围。文献[62]提出的基于四叉树的自适应门限分形编码方法，与人类视觉系统的特性基本相符，很解决了匹配门限选择对编码的影响这一问题，但其在匹配过程中所寻找到的符合门限的Domain块是搜索到的第一个符合门限的Domain块，而往往不是最优Domain块，影响了图像解码恢复质量，编码过程时间偏长的问题仍然没有得到解决。在四叉树分解匹配过程中，每一次分解，均需要重新计算Range块和Domain块之间的方差，需要耗费大量的时间，如果将Krawtchouk矩不变量引入到自适应门限分形编码中，用Krawtchouk矩不变量构成的向量取代Range块和Domain块的灰度矩阵进行匹配计算，不仅会大大减少计算量，而且也考虑了匹配门限对编码的影响，因此本文提出了基于Krawtchouk矩不变量的自适应门限四叉树分形编码。

不变量个数的选取会对编码效率产生影响，不同长度的特征向量所含信息量不同，计算量也不同，所以不同长度的特征向量匹配准确率和所耗时间不同。下面以用七个不变量来构造的不变向量： $\vec{Q}_i = (\tilde{Q}_{11}^i, \tilde{Q}_{02}^i, \tilde{Q}_{20}^i, \tilde{Q}_{12}^i, \tilde{Q}_{21}^i, \tilde{Q}_{03}^i, \tilde{Q}_{30}^i)$  作为例子来说明编码过程。

(1) 首先将图像分为 4 块等大小的子块，按从左往右从上往下的顺序，选取第  $i$  ( $i=1,2,3,4$ ) 个子块，设其大小为  $N_j^R$ ， $j$  代表第  $j$  次四叉树分解。提取该图像块的 Krawtchouk 矩不变量作为该图像块的特征向量  $\vec{Q}_i^r = (\tilde{Q}_{11}^{ir}, \tilde{Q}_{02}^{ir}, \tilde{Q}_{20}^{ir}, \tilde{Q}_{12}^{ir}, \tilde{Q}_{21}^{ir}, \tilde{Q}_{03}^{ir}, \tilde{Q}_{30}^{ir})$ ；

(2) 建立对应的 Domain 块库。对每一个 Range 块，在其搜索范围内，以尺寸大小为  $4N_j^R$ ，水平和垂直方向每次均移动 4 像素，依次选取 Domain 块，将 Domain 块进行四邻域收缩，建立每一个 Range 块所对应的 Domain 块库，并提取特征向量。设第  $k$  块 Domain 块的特征向量为： $\vec{Q}_{i,k}^d = (\tilde{Q}_{11}^{idk}, \tilde{Q}_{02}^{idk}, \tilde{Q}_{20}^{idk}, \tilde{Q}_{12}^{idk}, \tilde{Q}_{21}^{idk}, \tilde{Q}_{03}^{idk}, \tilde{Q}_{30}^{idk})$ ；

(3) 计算第  $i$  块 Range 块和其对应的第  $k$  块 Domain 块之间的特征向量距离，即  $\vec{Q}_{i,k}^d$  和  $\vec{Q}_i^r$  的距离  $d_{i,k} = \|\vec{Q}_i^r - \vec{Q}_{i,k}^d\|$ ；

(4) 选取与第  $i$  块 Range 块特征向量距离最短的 Domain 块, 对其进行仿射变换并计算对应自适应门限, 如果 8 种仿射变换中与 Range 块最小的均方误差值小于其自适应门限, 则记录最优匹配块的位置、灰度变换和旋转 - 仿射的代码, 即完成了该 Range 块的编码; 否则, 若 Range 块尺寸仍大于规定分解的最小尺寸, 则对该 Range 块分解, 返回第(1)步; 若 Range 块尺寸小于或等于规定分解的最小尺寸, 则将搜寻到的均方误差值最小的 Domain 块作为其最优匹配块, 完成该 Range 块的编码。

## 6.2.2 实验结果

针对多幅灰度图像进行了实验。为了便于说明, 现给出了针对图像 PEPPERS ( $256 \times 256 \times 8$ ) 和 LENA ( $256 \times 256 \times 8$ ), 规定分解的最小尺寸为  $2 \times 2$ , 置信度设置为 0.90、0.82, 搜索窗分别为 32、64、128 和全搜索的实验结果。

首先, 对不同长度的特征向量对编码质量和编码时间的影响做了对比, 部分实验结果如表 6.1 所示 (PEPPERS 图, 置信度为 0.9)。由表 6.1 可见, 随着特征向量长度的增加, 恢复图象的质量有所提高, 但所花時間も相应增加。

表 6.1 不同长度特征向量对编码质量和编码时间的影响 (LENA 图,  $1-\alpha=0.90$ )

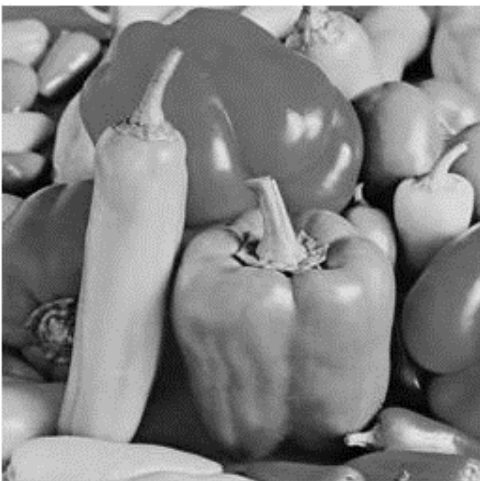
搜索窗	128		
特征向量	$\tilde{Q}_{11}^i, \tilde{Q}_{02}^i, \tilde{Q}_{20}^i$	$\tilde{Q}_{11}^i, \tilde{Q}_{02}^i, \tilde{Q}_{20}^i, \tilde{Q}_{12}^i, \tilde{Q}_{21}^i, \tilde{Q}_{03}^i, \tilde{Q}_{30}^i$	$\tilde{Q}_{11}^i, \tilde{Q}_{02}^i, \tilde{Q}_{20}^i, \tilde{Q}_{12}^i, \tilde{Q}_{21}^i, \tilde{Q}_{03}^i, \tilde{Q}_{30}^i, \tilde{Q}_{22}^i, \tilde{Q}_{13}^i, \tilde{Q}_{31}^i, \tilde{Q}_{04}^i, \tilde{Q}_{40}^i$
t/s	23.3	38.1	61.4
PSNR/dB	27.02	28.72	28.89
搜索窗	全搜索		
特征向量	$\tilde{Q}_{11}^i, \tilde{Q}_{02}^i, \tilde{Q}_{20}^i$	$\tilde{Q}_{11}^i, \tilde{Q}_{02}^i, \tilde{Q}_{20}^i, \tilde{Q}_{12}^i, \tilde{Q}_{21}^i, \tilde{Q}_{03}^i, \tilde{Q}_{30}^i$	$\tilde{Q}_{11}^i, \tilde{Q}_{02}^i, \tilde{Q}_{20}^i, \tilde{Q}_{12}^i, \tilde{Q}_{21}^i, \tilde{Q}_{03}^i, \tilde{Q}_{30}^i, \tilde{Q}_{22}^i, \tilde{Q}_{13}^i, \tilde{Q}_{31}^i, \tilde{Q}_{04}^i, \tilde{Q}_{40}^i$
t/s	47.3	58.9	87.5
PSNR/dB	29.23	30.88	31.27

其次, 选用七个矩不变量构造图像块的特征向量  $\bar{Q}_i = (\tilde{Q}_{11}^i, \tilde{Q}_{02}^i, \tilde{Q}_{20}^i, \tilde{Q}_{12}^i, \tilde{Q}_{21}^i, \tilde{Q}_{03}^i, \tilde{Q}_{30}^i)$ , 将本文方法与文献[62]方法的实验结果进行比较。表 6.2 第二行栏和第一行栏列出了本文方法和文献[62]方法的编码时间和峰值信噪比 (PSNR)。由表 6.2 可以看出: 对于 LENA 图, 当搜索窗为 32 时, 本文方法所花费的编码时间较文献[62]方法缩短了近 17s, 解码恢复图像的 PSNR 值有所下降; 当搜索窗为 64、128 和全搜索时, 本文方法编码所用时间分别仅用了文献[62]方法编码所用时间 1/7 和 1/8, 而峰值信噪比 (PSNR) 却分别提高了 0.08dB、0.20dB 和 0.09dB。对于 PEPPERS 图, 当搜索窗分别为 32、64、128 和全搜索时, 本文方法编码所用的时间分别为文献[62]所给方法编码时间的 2/5、1/6、1/9 和 1/10, 除了当搜索窗为 64

和 128 时,恢复图像的 PSNR 值略有下降外,其它情况下恢复图像的 PSNR 值都略有提高。

最后,选用 12 个矩不变量构造图像块的特征向量  $\bar{Q}_i = (\tilde{Q}_{11}^i, \tilde{Q}_{02}^i, \tilde{Q}_{20}^i, \tilde{Q}_{12}^i, \tilde{Q}_{21}^i, \tilde{Q}_{03}^i, \tilde{Q}_{30}^i, \tilde{Q}_{22}^i, \tilde{Q}_{13}^i, \tilde{Q}_{31}^i, \tilde{Q}_{04}^i, \tilde{Q}_{40}^i)$ , 将本文方法与文献[62]方法的实验结果进行比较。图 6.1 和图 6.2 分别给出了搜索窗为全搜索时 PEPPERS 和 LENA 的解码效果图。表 6.2 列出了本文方法和文献[62]方法的编码时间和峰值信噪比 (PSNR)。由表 6.2 可以看出:对于 LENA 图,当搜索窗为 32 时,本文方法的编码时间比文献[62]方法少近 10s,同时解码恢复图像的峰值信噪比 (PSNR) 提高了 0.18dB;当搜索窗为 64、128 和全搜索时,本文方法的编码时间分别不到文献[62]方法的 1/3、1/4 和 1/5,而恢复图像的峰值信噪比 PSNR 值却分别提高了近 0.09dB、0.37dB 和 0.48dB;而对于 PEPPERS 图,当搜索窗分别为 32、64、128 和全搜索时,本文方法的编码时间分别为文献[62]方法的 1/2、1/3、1/4 和 1/7,恢复图像的峰值信噪比 PSNR 值分别提高了 0.05 dB、0.25 dB、0.03 dB 和 0.16dB。

上述实验结果表明,本文提出的基于 Krawtchouk 矩的自适应门限四叉树分形编码方法,在解码图像质量略有提高的情况下,编码时间远小于文献[62]方法的编码时间。这是由于利用 Krawtchouk 矩不变量的性质,将 Krawtchouk 矩不变量代替原 Range 块和 Domain 块灰度值矩阵进行匹配计算,在匹配过程中不仅不需要再对仿射变换后的 Domain 块进行匹配搜索,减少了搜索量,而且降低了计算的维数,故能很大程度上减少搜索时间。同时,本文方法由于寻找到的 Domain 块与 Range 块的特征向量距离最短,当搜索窗相同,采用较多个矩不变量构成的特征向量来进行匹配搜索时,本文方法解码恢复图像的 PSNR 值较高,一定程度上解决了文献[62]方法在匹配过程中寻找到的 Domain 块可能不是最优的问题,提高了编码效率。



(a) 原图像



(b)  $1-\alpha=0.90$  时恢复图像



(c)  $1-\alpha=0.82$ 时恢复图像

图 6.1 PEPPERS 在不同置信度下恢复图像(搜索窗为全搜索, 12 个矩不变量)



(a) 原图像



(b)  $1-\alpha=0.90$  时恢复图像



(c)  $1-\alpha=0.82$ 时恢复图像

图 6.2 LENA 在不同置信度下恢复图像(搜索窗为全搜索, 12 个矩不变量)

表 6.2 本文方法与文献[62]方法的实验数据比较( $1-\alpha=0.90$ )

搜索窗		LENA				PEPPER			
		32	64	128	全搜索	32	64	128	全搜索
文献[62]方法	编码时间/s	30.3	124.4	260.8	498.6	41.5	131.1	281.3	574.7
	PSNR/dB	24.93	26.44	28.52	30.79	22.89	26.37	27.94	31.02
本文方法(7个矩不变量)	编码时间/s	13.4	20.1	37.1	58.9	15.2	23.8	31.2	57.2
	PSNR/dB	24.22	26.52	28.72	30.88	22.84	25.94	27.85	31.14
本文方法(12个矩不变量)	编码时间/s	20.7	38.1	61.4	87.5	22.5	43.8	64.7	79.4
	PSNR/dB	25.11	26.51	28.89	31.27	22.94	26.62	27.97	31.18

### 6.3 基于 Krawtchouk 矩不变量的自适应分类快速分形编码

为解决分形编码时间太长的问題，将Domain块进行分类是一类行之有效的方方法。代表方法有Fisher分类<sup>[39]</sup>、Hurtgen分类<sup>[75]</sup>、Mario分类<sup>[47]</sup>、维数分类<sup>[50]</sup>和Kohonen自组织特征映射分类<sup>[76]</sup>等，其中Fisher分类和Hurtgen分类可看作“离散分类”，存在以下缺点：一是只能分为固定的类数，这使得其加速能力有限；二是类间纹理连续性差，这使得一旦某一值域块在其所属类中找不到满足匹配精度的Domain块，无法将搜索扩大到其相邻的类中去继续搜索，因而其解码图像质量较差。后三种方法可视为“连续分类”，它们通过采用连续的纹理特征弥补了上述缺点，其中Mario分类与维数分类采用了低维特征，计算简单，但随分类数目的增大图像降质较大；Kohonen自组织特征映射分类使用高维特征向量来分类，相对于前两者能取得更好的解码质量，但因它们都需经过一个耗时的训练过程，因而加速效果较前者稍差<sup>[51,52]</sup>。文献[52]给出的基于二维特征向量的快速分形编码方法一定程度上解决了上述问题，由于该方法的特征向量长度固定，且分类方法较简单，因此搜索精度不能调节，只有通过增加搜索量来提高搜索精度。

比几何矩不变量更具有广泛性<sup>[74]</sup>的Krawtchouk矩不变量能够很好体现图像块主要特征。所以本文提出了基于Krawtchouk矩不变量的自适应分类快速分形编码方法，先根据Domain块的方差将其粗分类，再根据Domain块的Krawtchouk矩不变量构成的特征向量对Domain块进行细分类，同时为了使得分类结果更加准确，引入了处理非线性聚类突出的核模糊聚类算法（KFCM）。

#### 6.3.1 核模糊聚类

运用核函数方法，可以把低维空间线性不可分模式通过非线性映射到高维特征空间来实现线性可分<sup>[77,78]</sup>。

设原空间样本集为  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ ， $x_j \in R^d$ ， $j = 1, 2, \dots, N$ ，核非线性映射为

$\Phi: x \rightarrow \Phi(x) \in H$ ，将  $R^d$  空间数据  $x$  映射到高维特征空间  $H$  中，原空间的点积在高维特征空间表示为： $\mathbf{k}(x, y) = \langle \Phi(x), \Phi(y) \rangle = \Phi(x)^T \Phi(y)$ 。

在码本训练过程中，在缺少先验知识的情况下，高斯核函数基本满足要求<sup>[77,78]</sup>。

所以本文选取高斯核函数： $\mathbf{k}(x, y) = \exp(-\frac{\|x - y\|^2}{s^2})$ 。 $s$  为高斯核函数的宽度。特征空间  $H$  里的欧几里德距离公式可表示为：

$$\begin{aligned} \|\Phi(x) - \Phi(y)\|^2 &= (\Phi(x) - \Phi(y))^T (\Phi(x) - \Phi(y)) \\ &= \Phi(x)^T \Phi(x) - \Phi(y)^T \Phi(x) - \Phi(x)^T \Phi(y) + \Phi(y)^T \Phi(y) \\ &= \mathbf{k}(x, x) + \mathbf{k}(y, y) - 2\mathbf{k}(x, y) \end{aligned}$$

当采用高斯核函数时， $\mathbf{k}(x, x) = \mathbf{k}(y, y) = 1$ ；所以：

$$\|\Phi(x) - \Phi(y)\|^2 = 2 - 2\mathbf{k}(x, y)$$

核模糊C均值聚类 (KFCM) 的目标函数为<sup>[77,78]</sup>：

$$J_m(X; U, V) = \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^N u_{ij}^m \|\Phi(x_j) - \Phi(v_i)\|^2 \quad (6-7)$$

式中  $u_{ij}$  表示第  $j$  类样本属于第  $i$  类的隶属度。 $v_i$  为第  $i$  类的类中心， $\Phi(v_i)$  为该中心在相应核空间中的像，且有：

$$\Phi(v_i) = \frac{\sum_{k=1}^N u_{ik}^m \Phi(x_k)}{\sum_{k=1}^N u_{ik}^m} \quad (6-8)$$

为使(6-7) 最小化式，需计算  $\mathbf{k}(x_j, v_i)$ ：

$$\mathbf{k}(x_j, v_i) = \langle \Phi(x_j), \Phi(v_i) \rangle = \frac{\sum_{k=1}^N u_{ik}^m \mathbf{k}(x_k, x_j)}{\sum_{k=1}^N u_{ik}^m} \quad (6-9)$$

因此，若设有效性准则为  $V(C)$ ，则KFCM算法可描述如下：

(1) 设置目标函数精度  $\epsilon$ ，模糊指数  $m$ ，最大迭代次数  $Tm$ ，最大聚类数  $C_{\max}$ ，并令  $C = 2$ ；

(2) 对样本集  $X$  作归一化处理，并选择核函数及合适的参数，计算核矩阵  $K = (\mathbf{k}(x_i, x_j))$ ；

(3) 随机初始化模糊划分矩阵  $U = [u_{ij}]_{c \times n}$ ；

(4) for  $t = 1: Tm$

a. 通过下式更新  $U(t)$  阵：

$$u_{ij} = \frac{[1/\|\Phi(x_j) - \Phi(v_i)\|^2]^{1/(m-1)}}{\sum_{k=1}^c [1/\|\Phi(x_j) - \Phi(v_k)\|^2]^{1/(m-1)}} = \frac{1/[2 - 2\mathbf{k}(x_j, v_i)]^{1/(m-1)}}{\sum_{k=1}^c 1/[2 - 2\mathbf{k}(x_j, v_k)]^{1/(m-1)}} \quad (6-10)$$

b. 若  $\max |U(t) - U(t-1)| < \epsilon$  或者  $t \geq Tm$ , 则转步骤(5); 否则,  $t+1 \rightarrow t$ , 转步骤a;

(5) 计算有效性指标值  $V(C)$ ；

(6) 若  $C < C_{\max}$ , 则  $C+1 \rightarrow C$ , 转步骤(3); 否则算法结束, 并根据  $V(C)$  取值确定最佳聚类数、对应的划分和聚类中心。

### 6.3.2 基于 Krawtchouk 矩不变量的快速分形编码过程

KFCM算法在处理非线性聚类问题上有突出成就<sup>[77,78]</sup>, 但随着待分类样本数量的增加, 收敛时间会呈指数级增加, 为了使得收敛速度加快, 首先对数据进行粗分类, 减少KFCM处理的数据, 从而达到加快收敛的目的。若两个图像块自身的方差相差太远<sup>[79]</sup>, 则这两个图像块不可能相似, 所以可以根据图像块的方差先将图像块粗分类, 再进行细分。当Domain块分类结束后, 需要为每个Range块寻找与该Range块特征向量距离最短的Domain块, 在编码匹配过程中, 为了获得更好的加速性能, 特征向量距离采用:  $d(Q_i^r, Q_j^d) = \sum |Q_i^r - Q_j^d|$ 。

由不等式  $|a-b| \geq ||a|-|b||$  和  $|a|+|b| \geq |a+b|$ , 得到:

$$\sum |Q_i^r - Q_j^d| \geq \sum ||Q_i^r| - |Q_j^d|| \geq \left| \sum (|Q_i^r| - |Q_j^d|) \right| = \left| \sum |Q_i^r| - \sum |Q_j^d| \right| \quad (6-11)$$

式中,  $\sum |Q_i^r| = R$  为当前Range块特征向量各元素值的绝对和;  $\sum |Q_j^d| = D(j)$  为第j块Domain块  $D_j$  的特征向量各元素的绝对和; 不等式右边是  $d(Q_i^r, Q_j^d)$  的表达式。于是有:

$$|R - D(j)| \leq d(Q_i^r, Q_j^d) \quad (6-12)$$

假设在当前最优Domain块  $D_k$  下获得的绝对值距离和为  $d(Q_i^r, Q_k^d)$ , 则只需考虑满足条件  $d(Q_i^r, Q_j^d) \leq d(Q_i^r, Q_k^d)$  的候选特征向量。由式(6-12)进一步得到



$$|R - D(j)| \leq d(Q_i^r, Q_k^d) \quad (6-13)$$

由此得出

$$R - d(Q_i^r, Q_k^d) \leq D(j) \leq R + d(Q_i^r, Q_k^d) \quad (6-14)$$

即只有特征向量和满足式(6-14)的候选Domain块在本次搜索匹配中需要考虑, 不满足这一条件的Domain块不再需要考虑, 因此可以省去很多重复的计算。

本文方法具体步骤如下(以7个矩不变量为例):

(1) 将图像 I 划分为一系列值域块与定义域块, 建立 Domain 块库;

(2) Domain 块粗分类, 计算每个 Domain 块的方差, 用模糊聚类 FCM 方法对其进行粗聚类, 先将 Domain 块分  $C_1$  为大类;

(3) Domain 块细分类。对第  $i$  大类( $i = 1, 2, \dots, C_1$ ), 将该类中每个 Domain 尺度缩小四倍后, 提取特征向量  $\bar{Q}_{i,k}^d = (\bar{Q}_{11}^{d,k}, \bar{Q}_{02}^{d,k}, \bar{Q}_{20}^{d,k}, \bar{Q}_{12}^{d,k}, \bar{Q}_{21}^{d,k}, \bar{Q}_{03}^{d,k}, \bar{Q}_{30}^{d,k})$ , 然后用上节给出的方法对特征向量进行细分类;

(4) 编码。对每一 Range 块, 提取特征向量  $\bar{Q}_i^r = (\bar{Q}_{11}^{r,i}, \bar{Q}_{02}^{r,i}, \bar{Q}_{20}^{r,i}, \bar{Q}_{12}^{r,i}, \bar{Q}_{21}^{r,i}, \bar{Q}_{03}^{r,i}, \bar{Q}_{30}^{r,i})$ , 计算与 Domain 块各类中心的距离, 找出距离最近的 Domain 块类, 则认为该 Range 块最优匹配 Domain 块在该类中, 按本节给出的加速搜索法寻找最佳 Domain 块, 若在该类中找不到满足门限的 Domain 块, 则跳出该 Domain 块类, 进入距离次相近 Domain 块类进行寻找, 依次循环, 直至找到符合门限的最优匹配 Domain 块, 记录最优 Domain 块的位置、灰度变换和反射-旋转的代码, 即完成了该值域块的编码。

### 6.3.3 实验结果与分析

在码本训练过程中, 取  $s^2 = 0.4$ , 有效性指标本文选用判断能力及稳健性比较好的指标<sup>[80]</sup>:

$$V_{KXB} = \frac{\sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^N u_{ij}^m \|\Phi(x_j) - \Phi(v_i)\|^2}{n(\min_{j \neq k} \|\Phi(x_j) - \Phi(v_i)\|^2)}$$

采用标准的灰度图像 LENA (512×512×8) 和 ELAINE (512×512×8)。对图像采用 4×4 均匀划分, Domain 块尺寸取为 8×8, 相邻定义域的水平 and 垂直间隔为 4 像素。在编码参数的比特量化中, 最佳 Domain 块的位置信息用 16bit 量化, 仿射变换、对比度因子和灰度补偿因子分别用 3、3、7bit 量化, 没有对编码结果作进一步熵编码, 压缩比为 4.42。

为了避免硬件对结果的影响, 本文将编码时间性能换成与硬件无关的总比较次

数，所以当分类数不同时，我们对下列指标进行了统计：Domain 块类别分布情况、总比较次数以及解码恢复图象的峰值信噪比 PSNR 值(dB)。

图 6.3(a)、(b)为 LENA 图 Domain 块分别被分为 83 类和 324 类时的分布情况。图 6.4(a)、(b)为 LENA 图 Domain 块分别被分为 83 类和 324 类时的解码恢复图像。

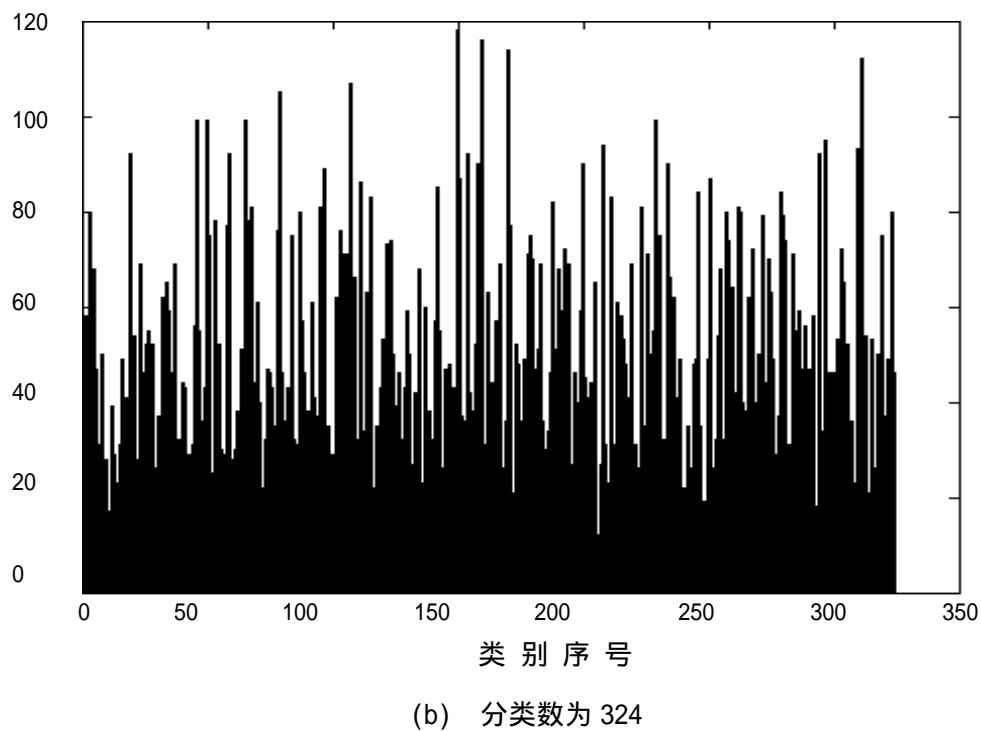
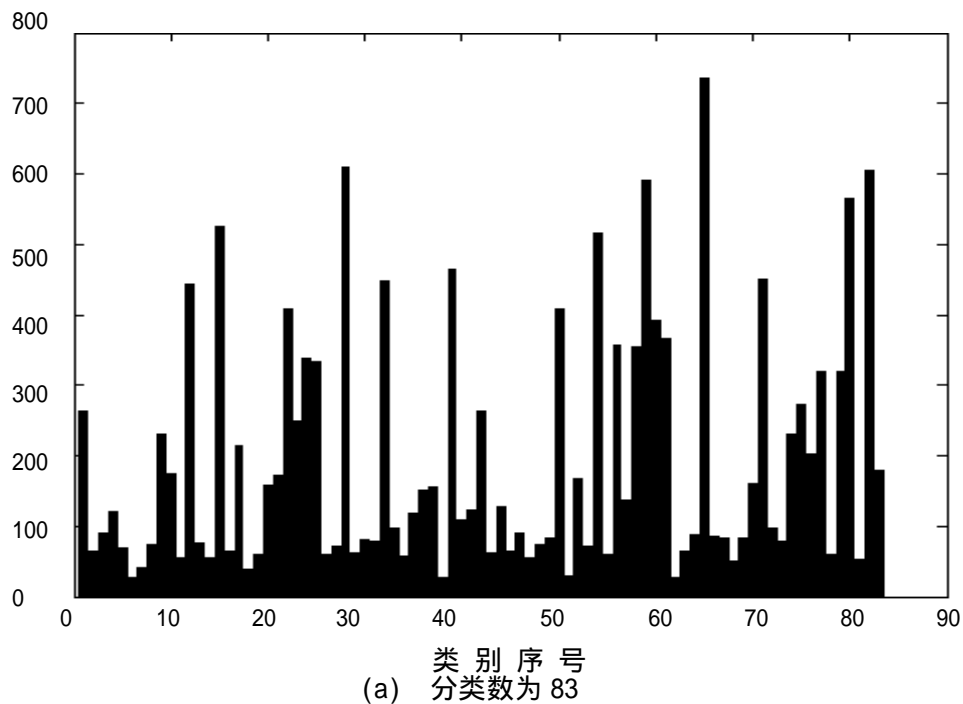


图 6.3 LENA 图 Domain 块分布图



(a) 分类数为 83



(b) 分类数为 324

图 6.4 LENA 图解码恢复图像

表 6.3 给出了 Hurtgen、Fisher 分类方法以及全搜索的结果。表 6.4 为本文方法采用 7 个 Krawtchouk 矩不变量构成特征向量进行分类的实验结果。

表 6.3 离散分类方法及全搜索编码结果

	LENA 图	
编码方法	总比较次数	PSNR(dB)
全搜索	2114060288	37.6716
Hurtgen 分类	1257784	31.3461
Fisher 分类	2284168	33.3385

表 6.4 本文方法编码结果

分类数目	LENA 图		分类数目	ELAINE 图	
	比较次数	PSNR(dB)		比较次数	PSNR(dB)
5	18022192	35.3647	6	15119267	35.7433
12	10107120	35.2414	13	1149873	35.5346
17	7334640	35.1540	17	8542042	35.4251
22	5994112	34.9203	25	5813841	35.2552
31	3637248	34.7155	32	3891373	35.0435
42	2130427	34.6745	45	3023879	35.6528
48	1582531	34.6207	51	2318156	35.5783
53	1429786	34.5776	57	1699812	35.4421
60	1344690	34.5577	61	1390126	35.3852
69	1189834	34.5296	68	1059784	35.1342
83	966656	34.4578	85	932357	34.9432
94	903674	34.2476	97	898315	34.7825
123	836986	34.1945	114	772542	34.7863
189	750515	34.0315	175	717909	34.7485
226	687001	33.5795	204	671694	34.4485
256	607106	33.1256	248	626841	34.2959
287	564161	32.5235	273	559831	34.1268
321	494227	32.4163	312	500587	34.0446
382	406732	32.4065	361	422021	34.1066

由表 6.3 和表 6.4 可以看出，当本文方法分类数为 42 时，总比较数比 Fisher 分类方法总比较数少，但解码质量却提高了近 1.34dB；当分类数为 69 时，总比较数与 Hurtgen 分类方法总比较数基本相等，解码质量提高了约 1.17dB。

因为本文算法最终分类类数由算法根据门限算出，所以为了更加直观的与其它分类算法比较，本文给出了上述指标随分类类别数目变化的曲线。（以 LENA 图为例）

图 6.5 为本文方法与其它方法解码质量随分类类数变化的曲线，由曲线可以看出，与 Mario 分类方法相比，在分类数相同时，本文方法在图像恢复质量方面远远优于

Mario 分类方法。与文献[52]方法相比较,当分类数较少时,本文方法解码图像的 PSNR 值略低,但随着分类数的增加,当分类多于 40 类时,本文方法解码图像的 PSNR 值较文献[52]方法高,并且随着分类数的增加本文方法解码图像的 PSNR 值变化较缓慢,而文献[52]方法解码恢复图像的 PSNR 值下降较快,说明本文方法随着分类类数的增加,分类结果仍然较准确。图 6.6 给出了本文方法、文献[52]方法和 Mario 分类方法每块 Range 块在搜索最优匹配 Domain 块时平均搜索次数随分类数变化的曲线,对比三条曲线,在分类数较少时,文献[52]搜索次数最多, Mario 分类方法最少,随着分类数的增加,本文方法平均搜索次数下降最快,加速性能最好,当分类数达到 100 类以上时,与 Mario 分类方法平均搜索次数基本接近。为了比较当搜索次数相同时,三种方法在恢复图像质量方面的性能,本文给出了三种方法解码图像质量随平均比较次数变化的曲线,如图 6.7。比较可得,在平均比较次数相同时,本文方法所恢复的图像质量优于其它两种分类方法所恢复的图像质量。

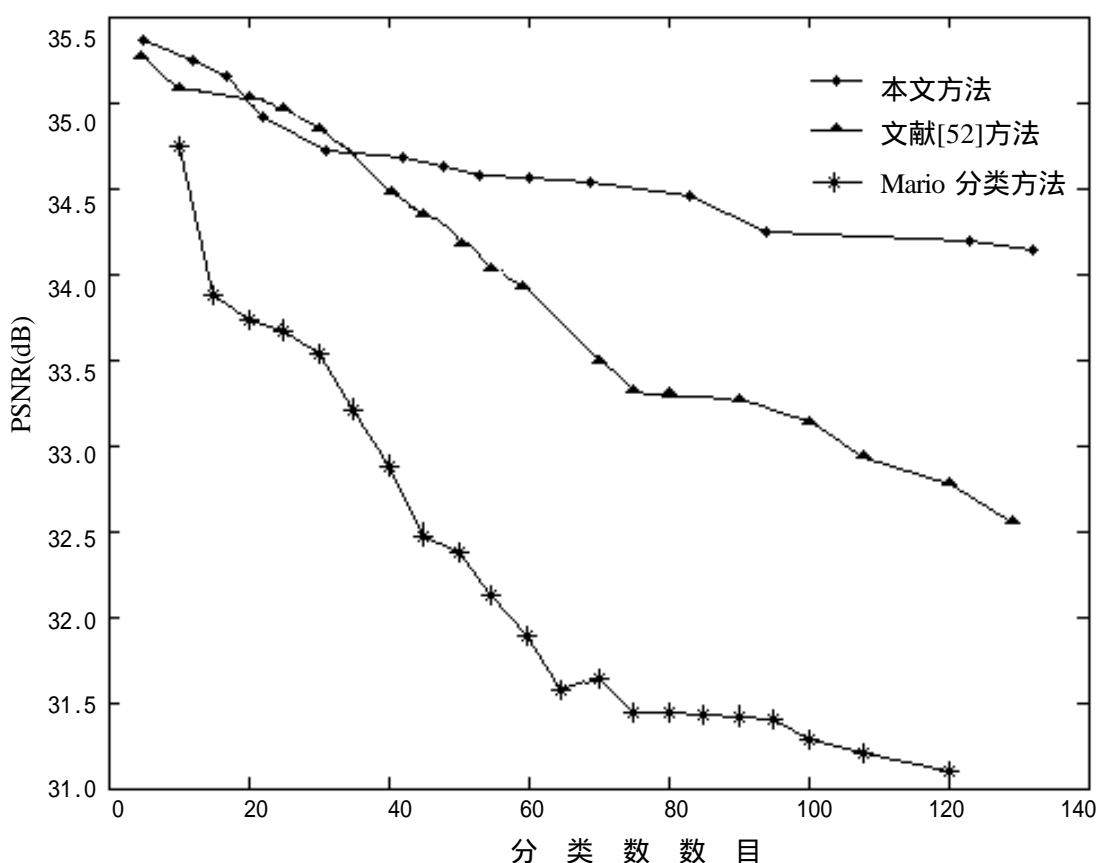


图 6.5 本文方法和其它方法解码图像质量随分类类数变化的曲线

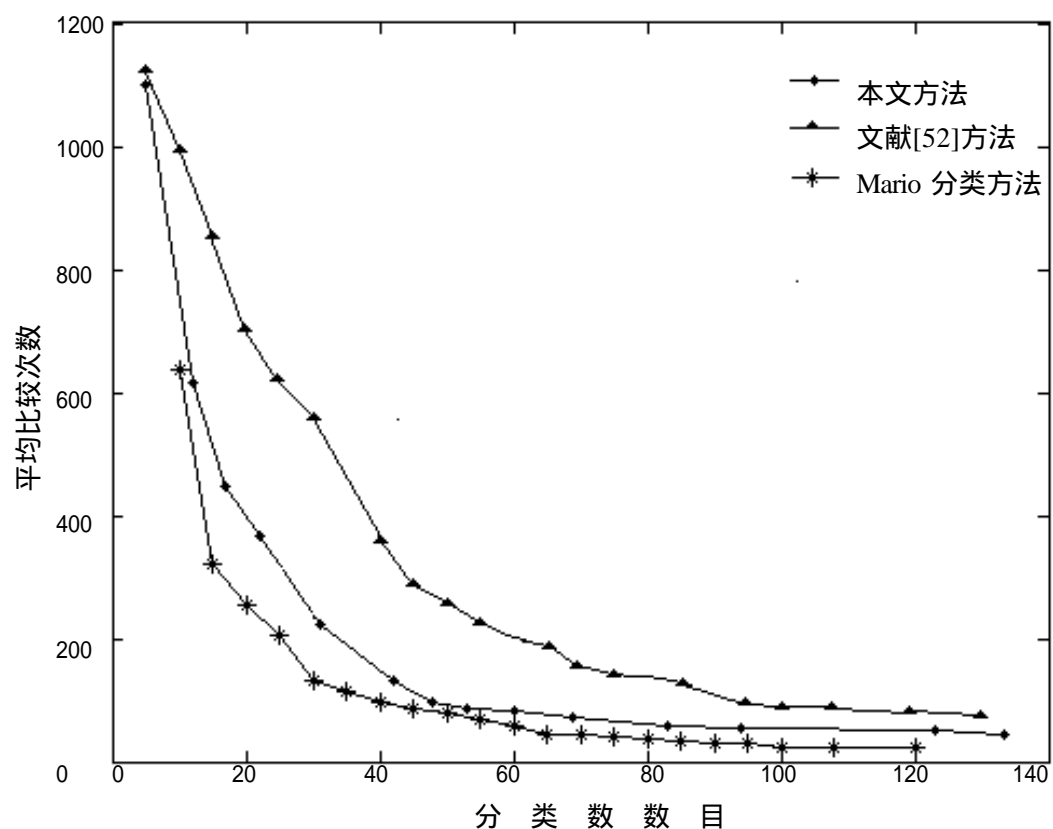


图 6.6 本文方法和其它方法平均搜索次数随分类类数变化的曲线

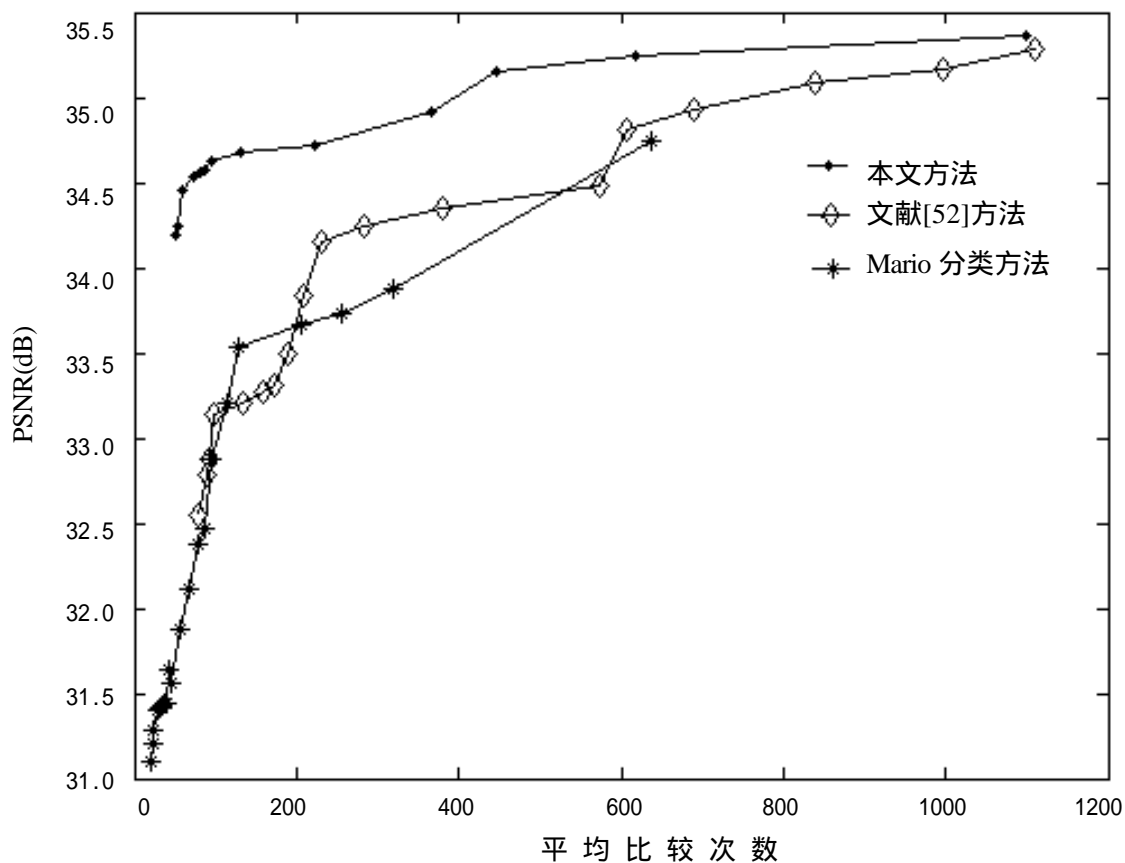


图 6.7 本文方法和其它方法解码图像质量随平均比较次数变化的曲线

## 6.4 本章小结

本章给出了 Krawtchouk 矩不变量的性质, 利用 Krawtchouk 矩不变量的性质, 将 Krawtchouk 矩不变量代替原 Range 块和 Domain 块灰度值矩阵进行匹配计算, 提出了基于 Krawtchouk 矩的自适应二叉树分形编码方法和基于 Krawtchouk 矩不变量的自适应分类快速分形编码方法。分别给出了实验结果, 并与相类似方法作了相应比较, 实验结果表明本章给出的两种方法切实可行。

## 第七章 总结与展望

### 7.1 本文的主要工作

本文的主要工作可以总结为以下几方面:

1. 研究了小波变换、Contourlet 变换以及分形变换的性质。深入学习了小波、Contourlet 和分形变换在图像压缩领域的应用,研究了图像经过小波、Contourlet 变换后系数的分布特点以及区别。

2. 研究实现了基于 Contourlet 变换的嵌入式编码的方法,给出了所提出方法的实验结果,并与基于小波变换的嵌入式编码(EZW)方法进行了比较。实验结果表明,在压缩比相同的情况下,该方法比 EZW 编码的 PSNR 性能稍优,在视觉效果上有明显的改善,尤其对包含较多精细纹理和轮廓的图像压缩效果更佳。

3. 详细阐述了基于小波变换的 Contourlet 变换,将基于小波变换的无冗余 Contourlet 变换与形态学结合,得到了结合形态学的无冗余 Contourlet 编码方法,并和 EMRWD 方法进行了比较,结果显示,该方法在压缩比相同时图像恢复质量略优。

4. 给出了一种基于无冗余 Contourlet 变换的自适应门限分形零树混合图像编码方法,并与基于小波变换的分形零树混合图像编码方法进行了比较。实验结果表明,在压缩比相同的情况下,该方法的 PSNR 性能优于基于小波变换的分形零树混合图像编码方法,能很好地保留图像的纹理和轮廓。

5. 针对基于小波的图像矢量量化方法不能有效地保护图像边缘的局限,提出了一种基于无冗余 Contourlet 变换的人脸图像矢量量化方法。在 Contourlet 变换中采用第二代小波变换取代拉普拉斯塔式变换,并通过方向滤波器组把小波变换的高频子带进一步分解为多个方向子带,从而更稀疏地表示了图像的边缘和纹理;然后利用子带系数的带间和带内的相关性,将矢量按方向进行分类,降低类中矢量内部离散度,并采用基于人眼视觉特性的加权均方误差准则进行矢量量化。实验结果表明,相对于基于小波的图像矢量量化方法,本文所提出的算法获得的压缩图像边缘更加清晰,在压缩比相近时,峰值信噪比提高了 1-1.8dB。

6. 提出了基于 Krawtchouk 矩不变量的自适应门限四叉树分形编码方法。编码时间过长是分形图像压缩存在的主要问题,同时固定匹配门限影响着编码效率。将 Krawtchouk 矩引入到自适应分形编码中,提出了基于 Krawtchouk 矩的自适应四叉树分形编码方法,给出了实验结果,并与基于四叉树的自适应门限分形图像 IFS 压缩方法实验结果进行比较,结果表明,在解码质量稍有提高的同时,本文方法大幅度提高了编码速度。

7. 在分形编码过程中,为了加快编码速度,提出将 Krawtchouk 矩不变量取代图



像块的灰度矩阵来实现分类,同时引入了对非线性聚类有突出性能的核模糊聚类,结果显示,本文方法切实可行。

## 7.2 进一步的研究工作

图像的编解码是理论与实际结合得非常密切的技术,尚有很多需要提高与改进的地方。

(1) 原始的 Contourlet 具有  $4/3$  的冗余度,不利于图像编码,所提出的基于 Contourlet 变换的嵌入式编码的方法没有对 Contourlet 去冗余,如何更好的利用 Contourlet 变换的优点而消除和降低其冗余性是我们进一步研究的方向。

(2) 在矢量量化过程中,码本训练至关重要,本文给出的方法在速度方面仍有所欠缺,如何找到一种快速并且稳定的分类方法需要进一步研究。

(3) 基于 Krawtchouk 矩的自适应二叉树分形编码方法,在图像恢复质量相近的情况下,大幅度地缩短了编码时间,但离实时要求还很远,需要进一步的学习和研究。核模糊聚类在聚类速度方面仍有改进的空间。

## 参考文献

- [1] Do M N, M Vetterli. Contourlets: a directional multiresolution image representation[A].In: Proc of IEEE International Conference on Image Processing [C].Rochester,NY,2002,357~360.
- [2] Shappiro J M. Embedded image coding using zerotrees of Wavelet coefficients[J].IEEE Transactions on Signal Processing,1993,41(12):3445~3462.
- [3] 易文娟,郁梅,蒋刚毅.Contourlet:一种有效的方向多尺度变换分析方法[J].计算机应用研究,2006,23(9):18~22.
- [4] Amir Said. A new fast and efficient image coder based on set par-titioning in hierarchical trees[J]. IEEE Transation on Circuits and Systems for Video Technology,1996,6(6):243~250.
- [5] Abu-Hajar, Sankar R. Wavelet based lossless image compression using partial SPIHT and bit plane based arithmetic coder[C]. International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing,2002,4:3497~3500 .
- [6] Servetto S D, Ramchandran K, Orchard M T.Image coding based on a morphological representation of Wavelet data[J].IEEE Transactions on Image Processing,1999,8(9):1161~1174.
- [7] Taubman D. High performance scalable image compression with EBCOT[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000,9(7):1158~1170.
- [8] Ordentlich E, Weinberger M, Seroussi G. A low complexity modeling approach for embedded coding of Wavelet coefficients [A].In:Proceedings of IEEE Data Compression Conference[C], Snowbird,UT,1998,408~417.
- [9] Li J, Lei S. Rate distortion optimized embedding [A].In:Proceedings of Picture Coding Symposium[C],Berlin, Germany,1997,201~206.
- [10] ISO IEC JTC1 SC29 WG11.Overview of the MPEG-4 Standard, N3536 [S],2000.
- [11] Wang X H. Researches on hybrid spatial and rate scalable image coding based on zerotree Wavelet[J].Computer Science,2002,29(6):123~125.
- [12] 刘九芬,黄达人.基于零树、金字塔格型矢量量化的小波图像编码[J],中国图像图形学报,2001,6A(4):329~332.
- [13] Kassler A, Neubeck A, Schulthess P. Classification and evaluation of filters for Wavelet coded videostreams[J]. Signal Processing Image Communication,2001,16(8): 795~807.
- [14] Liu J, Moulin P. Information-theoretic analysis of interscale and intrascale dependencies between image Wavelet coefficients[J].IEEE Transactions on Image Processing,2001,10(11):1647~1658.

- [15] Berchom W, Boskamp T, Lang M, et al. Fast variable run-length coding for embedded progressive Wavelet-based image compression [J].IEEE Transactions on Image Processing,2001, 10(12):1781~1790.
- [16] Berchom W, Boskamp T, Lang M, et al. Context conditioning and run-length coding for hybrid, embedded progressive image coding[J].IEEE Transactions on Image Processing,2001,10(12): 1791~1800.
- [17] Ramswamy V N, Namudri K R, Ranganathan N. Context-based lossless image coding using EZW framework [J]. IEEE Transactions Circuits Syst Video Technol,2001,11(4):554~559.
- [18] Kim H, Lee C. Efficient significance map coding using block-based zerotree and quadtree[J]. Electronics Letters,2000,36(13):1110~1111.
- [19] 张海翔,陈纯,庄越挺.基于单队列递归扫描的嵌入式零树图象编码方法[J].中国图象图形学报, 2002,7A(7):709~715.
- [20] 张兢,路彦和,刘群英.改进的嵌入小波算法在遥感图像压缩中的应用[J]. 嵌入式系统应用, 2006,22(32):79~81.
- [21] Axel van de Walle. Merging fractal image compression and Wavelet transform methods[A].In: Fractal image coding analysis a NATO series book[M],Yuval Fisher ,Ed. Springer Verlag,New York,1996.
- [22] Krupnik H,Malah D,Karnin E.Fractal representation of images via the discrete Wavelet transform [C].IEEE 18th Conv of EE,Israel,1995,3.
- [23] Davis G. Adaptive self-quantization of Wavelet subtrees:a Wavelet based theory of fractal image compression[C].SPIE Conf on Mathematical Imaging:Wavelet Applications in Signal and Image Processing,San Diego,June,1995.
- [24] Davis G M. A Wavelet based analysis of fractal image compression [J], IEEE Transactions on Image Processing,1998,7(2):141~154.
- [25] Davis G M. Self quantization of Wavelet subtrees:A Wavelet based theory of fractal image compression[C].In: Processing of Data Compression Conference,Snowbird, UT,USA,1995: 232~241.
- [26] Davis G M. A Wavelet based analysis of fractal image compression [J], IEEE Transactions on Image Processing,1998,7(2):141~154.
- [27] 张颖,余英林.基于分形和小波变换的自适应混合图象编码[J].电子学报,1998,26(10):69~74.
- [28] IDaubechies, W Sweldens. Factoring Wavelet transforms into lifting steps [J].Journal of Fourier Analysis Application,1998,4(3):245~269.
- [29] Boulgouris N V, Tzovaras D, Srintzis M G. Lossless image compression based on optimal prediction, adaptive lifting and conditional arithmetic coding [J]. IEEE Transactions on Image

- Processing,2001,10(1):1~13.
- [30] Reichel J, Menegaz G, Nadenau, et al. Integer Wavelet transform for embedded lossy to lossless image compression [J].IEEE Transactions on Image Processing,2001,10 (3):383~392.
- [31] Geronimo J S, Hardin D P, Massopust P R. Fractal functions and Wavelet expansions based on several functions [J]. Journal of Approximation Theory,1994,78(3):373~401.
- [32] Strang G,Strela V. Short Wavelets and matrix dilation equations[J]. IEEE Transactions on Signal Processing,1995,43(5):108~115.
- [33] Strang G,Nguyen T. Wavelets and filter banks[M]. Wellesley, MA: Wellesley-Cambridge Press, 1995.
- [34] Strela V,Heller P N,Strang G,et al.The application of multiwavelet filter banks to signal and image processing [J].IEEE Transaction on Image Processing,1999,8(4): 548~563.
- [35] Eslami R,Radha H.Waveletbased contourlet coding using an SPIHTlike algorithm[A].In: Proceeding of Conference on Information Science and Systems, Piscataway,USA IEEE, 2004, 784~788.
- [36] 喻汉龙,余胜生,周敬利,郑武.一种基于改进的 Contourlet 变换的图像压缩算法[J].计算机工程与应用,2005,(14):40~43.
- [37] Jacquin A E. Fractal image coding:A review [J].IEEE Transactions on Image Processing, 1993, 81(10):1451~1465.
- [38] 赵耀,王红星,袁保宗.分形图像编码研究的进展[J].电子学报,2000, 28(4):95~101.
- [39] Fisher Y,Jacobs E W,Boss R D.Image compression: a study of the iterated transform method[J]. Signal Processing,1992,29(3):251~263.
- [40] Lazar,L T Bruton.Fractal block coding of digital video[J].IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology,1994,4(3):297~308.
- [41] Saupe D.Breaking the time complexity of fractal image compression[R]. Institute f r Informatik, University of Freiburg ,Freiburg ,Germany ,1994.
- [42] Saupe D.Accelerating fractal image compression by multi-dimensional nearest neighbor search[J]. Processing IEEE,1995,28(30):222~231.
- [43] B E Wohlberg,G de Jager. On the reduction of fractal image compression encoding time[A]. In:1994 IEEE South African Symposium on Communications and Signal Processing[M], University of Stellenbosch,OCT.1994,158~161.
- [44] B E Wohlberg,G de Jager.Fast image domain fractal compression by DCT domain block matching[J].Electronics Letters,1995,31(11):869~870.
- [45] Davis G.Image compression via adaptive self-quantization of wavelet subtrees[A].In: Proceedings International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Atlanta,GA,

- USA,1996: 2359~2362.
- [46] Loe K F, Gu W G, Phua K H. Speed-up fractal image compression with a fuzzy classifier[J]. Signal Processing:Image Communication,1997,4(10):303~311.
- [47] Mario Polvere, Michele Nappi. Speed up in fractal image coding:Comparison of methods[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2000,9(6):1002~1009.
- [48] Conci Aura, Aquico Felipe R. Fractal image coding by multi-scale selection based on block complexity[J].Journal for Geometry and Graphics,1999,3(1):57~65.
- [49] 赵耀,王红星,袁保宗.一种吸引子图像编码的快速算法[J].铁道学报,2000,22(2):35~38.
- [50] 李杰,付萍,刘金国.基于复合分类的快速分形图像压缩编码[J].计算机辅助设计与图形学学报,2002,14(4):348~350.
- [51] 刘明,叶正麟,陈作平.基于自适应分类的快速分形编码方法[J].中国图象图形学报,2006,11(1):128~133.
- [52] 刘明,叶正麟,陈作平.基于二维特征向量的快速分形编码方法[J].计算机工程与应用,2007,43(8):82~84.
- [53] 李弼程,罗建书.小波分析及其应用[M].北京:电子工业出版社,2003.
- [54] Burt P, Adelson E.The laplacian pyramid as a compact image code[J].IEEE Transactions on Communications,1983,31(4):532~540.
- [55] Bamberger R H,Smith M J T. A filter bank for the directional decomposition of images: theory and design[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1992,40(4):882~893.
- [56] 刘文耀,小波图像编码与专用 VLSI 设计[M].北京:电子工业出版社,2006.
- [57] 宋蓓蓓,许录平,孙文方,一种基于小波的 Contourlet 变换的图像压缩算法[J].西安交通大学学报,2007,4(41):479~483.
- [58] Eslami R, Radha H. Wavelet based Contourlet transform and its application to image coding[A], In:Proceeding of IEEE International Conference on Image Processing, Piscataway, USA,2004: 3189~3192.
- [59] Rinaldo R, Calvagno G. Image coding by block prediction of multi resolution sub images [J]. IEEE Transactions on Image Processing,1995,4(7):909~920.
- [60] 谢鑫,马争鸣.基于小波系数零树结构的分形预测图像编码[J].中国图象图形学报,2000,5A(11):920~924.
- [61] 张洪英,杨长生.一种基于小波变换的分形零树混合图像编码方法[J].中国图象图形学报,2003,8A(1):96~99.
- [62] 董云朝,陈贺新.基于四叉树的自适应门限分形图像 IFS 压缩方法[J].中国图象图形学报,2000,5(11):938~941.
- [63] Antonini Metal .Image coding using vector quantization of Wavelet coefficients[A].In:

- Proceeding of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing[C], 1990:2273~2300.
- [64] 李弼程,胡宗云.基于小波变换的图像矢量量化[J].信号处理,2000,16(1):32~36.
- [65] Rafi Mohammad, Christopher F.Barnes, Vector quantization in SPIHT image codec[J], Advances in Image and Video Technology,2006,12(4319):742~750.
- [66] Sweldens W.The lifting scheme A construction of second generation Wavelet[R]. USA University of South Carolina,1995.
- [67] Gersho A. Optimal nonlinear interpolative vector quantization [J].IEEE Transactions on Communication,1990,38(9):1285~1287.
- [68] Desarte P, Macq B, Slock D. Signal-adapted multiresolution transform for image coding[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1992,38(2):897~904.
- [69] Hang H, Haskell B, Interpolative vector quantization of images[J]. IEEE Transactions on Communication,1987,35(4):465~470.
- [70] Kennedy J,Eberhart R.Particle swarm optimization[C].In:IEEE International Conference on Neural Networks,Perth,Australia,1995:1942~1948.
- [71] 陈琳,何嘉.基于模糊聚类的粒子群优化算法[J].西南民族大学学报(自然科学版),2007,4(33):739~742.
- [72] Rezaee M R, Lelieveldt B P F, Reiber J H C. A new cluster validity index for the fuzzy c-means [J].Pattern Recognition Letters,1998,19(3):237~246.
- [73] Barnsley MF, Sloan AD.A better way to compress image[A].Proceeding of the National Academic of Science[C],1988,13(1):215~223.
- [74] Yap P T, Paramesran R, Ong S H.Image analysis by Krawtchouk moments[J].IEEE Transactions on Image Processing,2003,12(11):1367~1377.
- [75] Hurtgen,Stiler C.Fast hierarchical codebook search for fractal coding of still images[A]. Proceedings of EOS/SPIE Visual Communications Picture Archiving and Communications System (PACS) Medical Applications'93[C],Berlin,Germany,1993.
- [76] Lototskiy R V.Images fractal compression optimization by means of artificial Kohonen neural networks[J].Journal of Automation and Information sciences, 2003,35(1):50~60.
- [77] Kim D-W, Lee K Y, Lee D, et al. Evaluation of the performance of clustering algorithms in kernel-induced feature space[J]. Pattern Recognition, 2005, 38(4):607~611.
- [78] 伍忠东,高新波,谢维信.基于核方法的模糊聚类算法[J].西安电子科技大学学报(自然科学版), 2004,31(4):533~537.
- [79] Lee C K, Lee W K.Fast fractal image block coding based on local variance [J].IEEE Transactions on Image Processing,1998,7(6):888~891.

- [80] 普运伟,金炜东等.核模糊C均值算法的聚类有效性研究[J].计算机科学,2007,2(34):207~210。

## 致 谢

本论文的研究工作是在吴一全老师的悉心指导下完成的，在我攻读硕士学位期间，吴老师不仅在学业上给予了精心的指导，而且在工作方法、工作作风和做人处事等方面也给予了很多教导。吴老师丰富的学识、谦虚的胸怀和严谨的治学态度令我印象深刻，使我受益良多。在此，我要对吴老师表示最衷心的感谢！

还要感谢系里和实验室其它老师和同学，谢静、丁坚、李小燕、吴文怡、胡育彬等，我们在一起互相学习、互相帮助，融洽的学习和研究氛围为论文的顺利进行创造了一个良好的环境。

感谢系里进行研究生教学和管理的老师们，他们的辛勤工作让我在南京航空航天大学度过了愉快的研究生生活。

同时我还要特别感谢我的父母、家人多年来在学业和生活上给予我的支持和鼓励！



## 在学期间的研究成果及发表的学术论文

### 一、在学期间的发表的学术论文

- [1] 郭建军, 吴一全, 结合分形的小波零树嵌入式图像编码, 第 21 届南京地区研究生通信年会论文集, 2006
- [2] 郭建军, 吴一全, 基于 Contourlet 变换的嵌入式编码[J], 电子测量与仪器学报, 2008.2
- [3] 郭建军, 吴一全, 基于非冗余 Contourlet 变换的人脸图像矢量量化, 第 22 届南京地区研究生通信年会论文集, 2007
- [4] 吴一全, 郭建军, 基于 Contourlet 变换的自适应门限分形零树混合图像编码[J], 光电子·激光, (正式录用, 待发表)
- [5] 吴一全, 郭建军, 基于 Krawtchouk 矩的自适应门限四叉树分形编码, 信号处理 (审稿中)

### 二、在学期间的研究成果

2005.7-2005.12 江苏省建设厅科技攻关项目/江苏省自然科学基金项目:钢筋混凝土构件腐蚀监测无线传感器

# 基于Contourlet变换和分形的图像压缩技术研究

作者: [郭建军](#)  
学位授予单位: [南京航空航天大学](#)

## 相似文献(10条)

### 1. 学位论文 [罗俊松 基于JPEG2000标准的数字图像压缩的算法研究](#) 2003

数字图像压缩技术被应用到多媒体通讯、医学等各个领域,在未来的科技领域,它仍然显示出其强大的生命力和发展潜力。在目前,多媒体计算机所涉及的数据包括很广泛,其中图像数据量尤其巨大,怎样处理、组织图像数据,在应用领域里起着至关重要的作用,图像压缩技术一直是多媒体信息处理技术研究中活跃的领域,如何利用新的技术对图像进行压缩,并且使之符合规范标准以得到各个领域的支持,一直是研究的热点。于是,本文针对新的图像压缩标准——JPEG2000进行研究和分析。JPEG2000作为新的图像压缩标准,它以小波变换为主的多解析编码方式代替了JPEG所采用的以离散余弦变换为主的区块编码方式,目标是进一步改进目前压缩算法的性能,以适应低带宽、高噪声的环境。本文首先根据图像压缩的基本原理,对图像压缩技术的主要方法和技术进行了研究分析。其次,在小波理论的基础上,对JPEG2000标准的基本理论基础和框架进行了较为系统的研究,较为详细的论述了EBCOT编码理论原理。

### 2. 会议论文 [沈国荣,朱信忠 基于小波变换的新一代图像压缩标准——JPEG2000系统解析与实现](#) 2003

本文对基于小波变换的新一代静态图像压缩标准JPEG2000进行了介绍并与传统的JPEG作了比较,着重讲解了JPEG2000压缩标准的新特征,然后给出了JPEG2000标准的基本框架并阐述了它的实现,最后描述了它的核心算法。

### 3. 学位论文 [饶烜 空地图像数据链的图像质量与压缩算法研究](#) 2005

本文在讨论各种压缩算法的基础上着重讨论了用于动态图像压缩的运动估计算法,并提出了一种改进算法。首先,介绍了图像压缩编码的分类,阐述图像压缩的定义和意义,介绍了一些常用压缩算法的原理并分析了它们的特性。阐述了H.263标准,并对H.263建议的技术要求进行了研究。在此基础上并结合前人的研究成果,用软件实现了一个H.263编解码器。讨论了运动估计算法中应用比较多的块匹配算法,并就其中的几种常用的运动估计算法的特点和性能进行了讨论,在此基础上根据空地图像的特点提出了一种改进算法,并对该算法进行了分析和实验,试验结果表明该算法是有效的。

### 4. 期刊论文 [邓家斌,胡娟莉.DENG Jia-bin.HU Juan-li 快速傅立叶变换的图像数据压缩算法](#) -电脑知识与技术2009,5(21)

当今图像数据信息的海量化,使得图像压缩编码应用显得尤为重要,图像压缩的分类方法很多,限失真编码以其压缩比高而得到广泛应用。常见的限失真编码主要采用余弦变换,K-L变换,小波变换等。该文另辟蹊径采用快速傅里叶变换,及霍夫曼编码方式对标准lena图像数据进行限失真压缩编码压缩,得到了较好的压缩效果。

### 5. 学位论文 [陈明刚 数字图像处理的算法研究](#) 2008

图像文件不仅占据内存空间,而且也占据大量的传输带宽,这使得许多信息行业必须通过使用图像压缩技术,才能解决因为图像数据量大而带来的存储和传输问题。过去的三十年里,JPEG标准一直是图像压缩领域的主要标准。但随着技术的发展和应用的需要,JPEG已经不能适应现代网络以及信息处理技术上的要求,因此,JPEG专家组在2000年制定了新一代图像压缩标准系列——JPEG2000。与JPEG相比,JPEG2000具有压缩率高、抗干扰性强、可选择有损和无损压缩、多分辨率表示、感兴趣区域访问等特点。但是,目前JPEG2000尚不成熟。首先,其标准还不完善,还在不断补充之中;其次,由于JPEG2000的核心编解码器采用小波变换、算术编码及嵌入式分层组织,较以往的静止图像压缩标准复杂度增加很多,目前的实现技术很难做到与JPEG同等的处理速度。本文在充分分析JPEG2000标准中的核心算法(EBCOT)的基础上,发现EBCOT算法中的块编码不仅决定了整个系统的压缩性能,而且还占用了整个压缩过程一半以上的时间。又通过深入研究块编码,发现分块编码每个位平面上3个通道编码输出是不均衡的。基于此特征,又结合小波系数的特点提出高频子带(HL1、LH1、HH1)较高位平面进行一次性子扫描编码以及较低位平面省略清除通道的编码优化算法。据此本文设计了一种新的优化编码算法。

### 6. 学位论文 [樊宇 基于分形理论快速图像压缩算法研究](#) 2008

数字图像经过科学处理之后,可广泛应用于国民经济发展的各个领域,产生巨大的经济效益和社会效益。随着图像数据量的增加及对编码实时性要求的提高,传统的编码方法已经很难满足编码要求。新的图像压缩技术作为解决这一问题的有效途径,已经成为一个十分重要的研究领域。因而,怎样对图像数据进行快速而有效的压缩是一个极具挑战性的课题。

传统的压缩编码方法有很多,具有代表性的有:预测编码、变换编码、矢量量化编码、混合编码等。但是在已有的经典压缩编码方法中,大部分方法是将图像看作是离散的数据,并利用其固有统计特性来进行编码。这类编码方法理论上都要遵循失真模型,其压缩的下限也要受到信息熵的限制。因此研究一种新的编码思路和方法是有必要的。分形编码是一种较新的编码方法,它不同于传统的编码方法,摆脱了统计理论的限制。分形编码的主要缺点是搜索编码需要较长的时间。在研究了分形编码相关理论、基本分形编码算法原理及实现的基础上,本文提出了一种限制D块搜索范围的改进方案,并采用8幅不同复杂性的标准测试灰度图进行了实验。结果表明,改进的分形编码算法与基本分形编码算法相比,8幅图像平均PSNR下降了0.78dB,但编码速度提高了约11.6倍。虽然改进算法比基本算法编码速度有了较大提高,但对于实时性要求较高的情况仍难于满足要求。分形基编码方法是一种基于分形理论的简单有效且速度较快的编码方法。针对分形基编码方法的不足,在5.5节中提出了一种自适应的改进思路并做了实验。在研究了基于分形理论的编码方法基础上,本文试图从利用图像数据曲线几何特性的角度探索一种新的编码方法。在5.6节中提出了基于极值点插值的编码方法,并采用6幅图像进行了实验。结果表明该方法是合理且有效的。该方法在编码时间上与原分形基编码方法相差不大,但压缩效果优于原分形基编码方法。在同压缩比时,PSNR可提高1~3dB,压缩比越高时,提高越明显。并且在同PSNR时,解码图像主观视觉效果明显优于原分形基方法的解码图像。

### 7. 会议论文 [冯桂,林宗坚 基于数字栅格地图\(DRG\)图像数据特异的压缩方案](#) 1998

该文叙述了数字栅格地图图象的特性,基于该特性提出了一种实用的DRG图像数据压缩算法。实验证明该算法简便有效,具有实用价值

### 8. 学位论文 [桑会勇 基于小波理论的SAR图像压缩方法研究](#) 2003

该文在对SAR图像数据的信息特征进行了详细阐述的基础上,利用小波理论分析近年来比较流行嵌入式压缩编码方法,来研究适用于SAR图像的压缩方法,取得以下研究成果:(1)考虑到SAR图像的动态范围比较大,而且SAR图像斑点噪声模型大部分是乘性噪声,先对其进行对数变换,既可以缩小数据的动态范围,也可以把乘性噪声转变成加性噪声模型。对数变换之后再行小波变换。(2)压缩过程开始之前在小波域内进行去斑点处理,去斑点的滤波方法采用的是基于纹理信息的自适应阈值处理。与未经去斑点处理的图像相比噪声明显减少。(3)在该文我们采用了能量检测准则来进行小波分解,对于任何纹理信息丰富的子频带再进一步分解,得到异于塔形结构的树形结构小波分解图,可以对分解层数较少的均匀区域用较少比特进行编码,而用较多比特来编码细尺度的细节纹理信息,这样可以在同样的码率下提高压缩效果。(4)采用嵌入式编码和渐进性传输的方法,用户可以根据需要在任何时候停止比特流传输,并能在任何位置以精确的码率和失真度来解压缩和重建图像。(5)根据SAR图像应用目的不同,可以有各种不同的评价标准。

### 9. 学位论文 [祝海凤 JPEG编解码的FPGA仿真研究](#) 2009

随着图像声纳技术的发展,对于大数据量图像数据的压缩成为必须要解决的一个课题。本文结合水声图像特点,应用VerilogHDL语言在Quartus II软件环境下设计实现了JPEG基本模式编解码器。JPEG是国际标准化组织(ISO)和CCITT联合制定的静态图像的压缩标准,是目前最常用的图像存储格式。论文首先介绍了JPEG编码的基本原理,然后根据编码的流程从总体结构上对JPEG编码器进行了模块划分。对于2D-DCT变换采用了行列分离的快速算法;针对水声图像特点采用了DC系数直接编码。以一幅真实的水声图像作为JPEG编码器的测试输入,对编码器输出的码流经过软件编程后正确显示出了JPEG图片,并分析了压缩图像效果和质量。JPEG解码器采用了和JPEG编码器对称的模块划分,2D-IDCT变换同样采用了行列分离的快速算法;根据JPEG标准中哈夫曼编码的特点,哈夫曼解码采用了浓缩哈夫曼表法,降低了存储资源,提高了解码速度。对经本文设计的JPEG解码器解码后的图片和原图片进行了比较分析,结果表明本设计满足要求。

### 10. 期刊论文 [田金文,柳斌,柳健, TIAN Jin-wen, LIU Bin, LIU Jian 用整数Haar小波变换和分块DPCM实现静止图像数据的信息熵保持型压缩编码](#) -通信学报2000,21(11)

本文首先讨论了整数Haar小波的构造方法,然后利用分块DPCM与整数Haar小波变换进行信息保持图像数据压缩,该方法可进行实时处理,硬件实现简单,可并行处理,实验结果表明,该方法是一种有效的图像数据压缩方法。

本文链接: [http://d.g.wanfangdata.com.cn/Thesis\\_D053534.aspx](http://d.g.wanfangdata.com.cn/Thesis_D053534.aspx)

下载时间: 2010年3月22日