

基于自适应编码次序的多级树集合分裂算法

黄可坤*

(嘉应学院 数学学院, 广东 梅州 514015)

(* 通信作者电子邮箱 kkcocoon@163.com)

摘要:为了在图像轮廓处获得更好的压缩效果,在多级树集合分裂(SPIHT)算法的基础上提出了一种优先编码周围邻域中重要系数较多的系数与集合的小波图像压缩算法。在编码之前对系数或集合按照周围重要系数的个数进行排序,而且在扫描完周围有重要系数的集合后,就精细扫描已经得到的重要系数。这种编码次序是自适应确定的,不需要任何额外的存储空间,而且在到达指定压缩比时能够编码更多的重要系数。实验结果表明,对比原来的SPIHT算法,该方法能提高峰值信噪比并改善主观视觉感受。

关键词:图像压缩;多级树集合分裂算法;自适应扫描次序;小波变换;人类视觉系统

中图分类号: TP391.41; TP301.6 **文献标志码:** A

Improved set partitioning in hierarchical trees algorithm based on adaptive coding order

HUANG Ke-kun*

(Department of Mathematics, Jiaying University, Meizhou Guangdong 514015, China)

Abstract: In order to obtain better compression on image edge, an improved Set Partitioning In Hierarchical Trees (SPIHT) algorithm based on prior scanning the coefficients around which there were more significant coefficients was proposed. The coefficients or sets were sorted according to the number of surrounding significant coefficients before being coded, and the previous significant coefficients were refined as soon as the sets around which there existed any significant coefficients had been scanned. The scanning order was confirmed adaptively and did not need any extra storage. It can code more significant coefficients at a specified compression ratio. The experimental results show that the method can improve PSNR and the subjective visual experience compared with SPIHT.

Key words: image compression; Set Partitioning In Hierarchical Trees (SPIHT) algorithm; adaptive coding order; wavelet transform; Human Visual System (HVS)

0 引言

人们的注意力常集中于图像的边缘,为了能获取图像的边缘信息,要求分析工具有较好的时域、频域表征信号局部特征的能力。小波变换是20世纪80年代中期出现的一种具有时频局部表达能力的分析方法。自1989年Mallat首次将小波变换引入图像处理以来,小波变换以其优异的多分辨率分析特性,在图像编码领域得到了广泛的应用,并取得了良好的效果。其中Shapiro于1993年提出的嵌入式零树小波(Embedded Zerotree Wavelet, EZW)编码算法^[1]是一种基于小波变换的里程碑式的图像压缩算法,它通过不同尺度的小波系数在每个比特平面的空间相似性构造零树,从而用一个零树根成功地预测了大量非重要系数,取得了良好的压缩效果。1996年Said和Pearlman提出了多级树集合分裂(Set Partitioning In Hierarchical Trees, SPIHT)算法^[2],对EZW算法做了重要的改进,其具有更高的压缩效率、更快的执行速度等优点,成为目前基于零树结构的压缩算法中的最优算法框架。

后来,人们又提出了各种各样的改进算法,文献[3]提出了集合分裂嵌入块(Set Partitioning Embedded block, SPECK)编码算法,利用了子带内相连系数块的关系;文献[4]在保持较高信噪比和不增加码元数量的基础上,使解码器具有简单

误码检错能力;文献[5]提出了一种基于SPIHT算法的感兴趣区域编码方法,取得了较好的效果;文献[6]提出了一种低复杂度和低内存熵编码器(Low-complexity and Low-memory Entropy Coder, LLEC)算法,具有很快的执行速度;文献[7]通过引入系数块,减少了重要性判断次数,降低了编码冗余;文献[8]提出了一种无链表感兴趣区域优先编码算法,能实现感兴趣区域的重建质量的精确控制,并降低了存储需求;文献[9]提出了一种以提高图像熵编码效率为目的的图像预处理方法;文献[10]提出了一个基于图形处理单元加速的解码系统,使得卫星图像可以用SPIHT算法压缩后实时传输。

以上的改进方法在不同方面提高了算法的性能,但都忽视了人类视觉系统。人眼对图像边缘的失真比其他区域的失真敏感很多,为此人们也提出了一些方法加以改进。例如:文献[11]对图像的边缘即小波系数的方差较大的地方给予了更多的关注,提高了压缩效果;文献[12]提出了一种基于高频子带自适应扫描的图像编码算法,通过小波系数的绝对值大小及所处背景亮度,自适应确定同一高频子带小波系数的扫描次序,取得了一定的效果;文献[13-15]利用人眼视觉特性对小波系数进行加权。以上方法虽然考虑了人类视觉特性,但计算复杂,而且效果不好。本文提出一种新的基于SPIHT的编码方法,该方法优先编码周围邻域中重要系数较多的系数与集合的小波图像压缩算法,使得在图像轮廓处获

得更好的压缩效果,并且在到达指定压缩比时能够编码更多的重要系数。虽然本文和文献[11-15]一样关注人类视觉,但是方法却不同。文献[11-15]都需要在码流中记录扫描次序或加权的位置,额外增加一些存储空间,降低了编码效率;而本文的编码次序是根据以前的重要系数自适应确定的,不需要任何额外的存储空间。

1 SPIHT 算法简介

SPIHT 算法定义了3个表:重要系数表(List of Significant Pixels, LSP)、不重要系数表(List of Insignificant Pixels, LIP)和不重要集合表(List of Insignificant Set, LIS)。LSP 初始化为空表, LIP 用最低频子带系数坐标(如三级分解中的 LL3、LH3、HL3、HH3 中的系数坐标)的集合初始化, LIS 用每一个空间方向树的根节点的坐标(如三级分解中的 LH3、HL3、HH3 中的系数坐标)的集合来初始化,代表方向树上某些系数的集合。和 EZW 算法不同的是, SPIHT 中的 LIS 分为两种集合: $D(i, j)$ 表示系数 (i, j) 的所有后代系数的集合; $L(i, j)$ 表示系数 (i, j) 的不包括直接孩子的所有后代系数的集合。在不同的比特层面上,依次对 LIP、LIS 和 LSP 中的记录进行编码,就可以渐进地对图像进行逼近。其中编码 LIS 时的规则如下。

先依次遍历 LIS 的每一记录,然后进行判断:

1) 如果 LIS 当前的记录是 $D(i, j)$ 并且包含重要系数,则 $D(i, j)$ 进一步分解成为 $L(i, j)$ 和4个直接孩子,并把 $L(i, j)$ 加入 LIS 的尾部,同时根据这4个孩子的重要性加入 LSP 或 LIP 中。

2) 如果 LIS 当前的记录是 $L(i, j)$ 并且包含重要系数,则继续分解为 $D(2i, 2j)$ 、 $D(2i+1, 2j)$ 、 $D(2i, 2j+1)$ 和 $D(2i+1, 2j+1)$, 并它们都加入 LIS 的尾部。

3) 如果 $D(i, j)$ 或 $L(i, j)$ 是不重要的,那么只需要存储一个比特就可以描述整个集合的系数。如果这种情况出现得越多,集合里的系数越多,就能得到越高的压缩比。

实验结果表明,对大多数自然图像, SPIHT 能获得很好的压缩效果。然而, SPIHT 算法对 LIP 和 LIS 中的记录进行编码时,采用了固定的扫描次序,这种次序并不能及时地找到重要系数进行编码,从而影响编码的效率。而且, SPIHT 算法是在全部扫描完 LIS 后才精细扫描 LSP,这种比特分配并不是最优的。为了克服这两个缺点,本文提出了一种新的编码次序,提高算法的效率。

2 基于自适应编码次序的 SPIHT 算法

2.1 算法原理

人眼对图像轮廓信息的失真比较敏感,而高频子带的连续的重要系数所在位置一般就是图像轮廓,如果能够统计得到重要系数出现概率较大的空间位置,优先编码这些位置,无疑可以提高算法的效率。文献[11-12]的方法正是基于这样的思想去考虑的,但是由于重要系数的空间分布一般比较散乱,所以文献[11-12]的方法的效果不是很好,而且计算复杂,并且需要额外的空间存储扫描次序。

由于自然图像在物体轮廓附近的灰度通常有个渐变的过程,所以在附近的高频子带小波系数的绝对值都会比较大。图1是对 Lena 图像进行小波分解得到的其中一个高频子带的示意图,其中白色表示绝对值大于32的系数,灰色表示绝对值大于16但小于32的系数,黑色代表绝对值小于16的系

数。可以看到,白色的周围出现灰色的概率很大。

用 SPIHT 算法对 Lena 图像进行编码,在阈值 $T = 16$ 时,在 LIP 中对每一 2×2 小块^[2]为单位的系数进行统计,可以发现当 2×2 小块已经有较多重要系数(绝对值大于32)时,剩余的系数(即在 LIP 中的系数)在当前阈值下重要的概率(绝对值大于16)比较大,如表1所示。为了方便描述,如果系数的绝对值大于上一层的阈值,本文把该系数称为以前重要的;如果系数的绝对值小于上一层的阈值但大于当前阈值,把该系数称为当前重要的。



图1 Lena 图像小波分解得到的一个子带图像

表1 LIP 中的系数的重要性分布

2×2 小块中以前重要的系数个数	2×2 小块剩余的系数当前重要的概率/%
3	51
	41
	31
0	33

同样的,可以在 LIS 中进行类似统计,得到表2。可以看到,当周围已经有较多以前重要的方向树(即树中包含有绝对值大于32的系数)时,该方向树在阈值为16时重要的概率比较大。

表2 LIS 中的记录的重要性分布

2×2 小块中以前重要的记录个数	2×2 小块剩余的记录当前重要的概率/%
3	74
2	57
1	48
0	39

于是,在编码时可以优先扫描周围邻域中以前重要的系数较多的系数或集合,使得算法可以及时地找到当前重要的系数进行编码。图2~3是分别用原始 SPIHT 的扫描次序和本文的扫描次序时 LIS 中的记录的重要性直方图。其中的横坐标是 LIS 表中的记录的编号,越先扫描的记录的编号越小,包括扫描过程中分裂得到的记录。纵坐标是相应编号区间的重要的记录的数量,如图2中的第一个区间(编号从1到1200)的纵坐标刻度是800,意味着编号1到1200的记录有800个是重要的。

对比图2和图3可以发现:在前半段(5000以内)图3的每个区间的纵坐标都要比图2大,意味着新的扫描次序能够更加及时地找到当前重要的 LIS 的记录。从而在到达指定压缩比时能够编码更多的重要系数,获得更好的压缩效果。

从图3还可发现:LIS 中后面的记录的重要的概率越来越低,如果在全部扫描完 LIS 后才精细扫描 LSP,这种比特分配并不是最优的。可以在扫描完重要的概率较大的 LIS 的记

录后就精细扫描 LSP,然后再继续扫描 LIS 中剩余的记录,这样就可以达到更好的压缩效果。

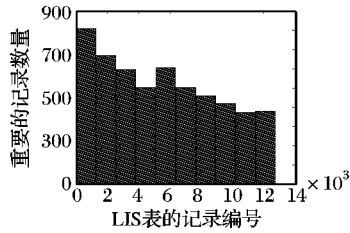


图 2 用原始 SPIHT 的扫描次序时 LIS 的重要性直方图

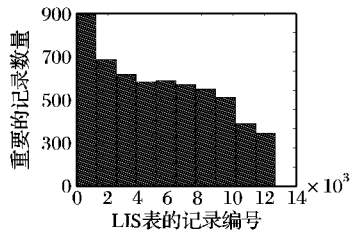


图 3 用本文的扫描次序时 LIS 的重要性直方图

2.2 算法步骤

本文算法的初始化和原始 SPIHT 算法一样,其余的主要步骤如下:

1) 编码 LIP。首先对 LIP 中的系数进行排序,使得周围有越多以前重要的系数的记录排在越前面,然后才依次对 LIP 的系数进行编码:如果该系数重要则输出一个二进制编码 1,并把该系数移到 LSP 中;否则输出 0。

2) 编码 LIS。首先对 LIS 中的记录进行排序,使得周围有越多以前重要的系数的记录排在越前面,然后才依次对 LIS 的系数进行编码。当分裂得到新的 $L(i, j)$ 或 $D(i, j)$ 时,也要按照周围重要系数的个数插入到 LIS 表中的合适位置。不过以下两种记录例外: LIS 中上一个阈值下留下的记录要优先扫描;分裂得到的 $D(i, j)$ 要放在 $L(i, j)$ 前面。这是因为大阈值下留下的 LIS 记录所代表的系数集合一般比较大,在当前阈值下很可能包含重要系数。而对 $L(i, j)$ 进行分裂时需要先得到 $D(i, j)$ 才能找到重要系数,所以需要把分裂得到的 $D(i, j)$ 要放在 $L(i, j)$ 前面。

3) 编码 LSP。在扫描完重要的概率较大的 LIS 的记录后(即扫描完 LIS 中周围含有以前重要的系数的记录后),就对 LSP 进行精细扫描,然后再继续扫描 LIS 中剩余的记录。这样可以更好地优化比特分配。

值得注意的是,上述扫描次序是根据以前重要的记录自适应确定的,不需要任何额外的存储空间。由于高频子带的连续的重要系数所在位置及其周围一般就是图像轮廓的位置,而本文算法优先编码了这些位置,从而能在图像轮廓处获得更好的视觉效果。

3 实验结果

为了验证本文算法的效率,将本文算法与几种相关算法进行了对比。以 $512 \times 512 \times 8$ 位的标准测试图像 Lena、Barbara、Boats、Goldhill 为例,使用双正交 9/7 小波对图像进行小波分解,结果如表 3 所示。其中小波分解时采用对称边界延拓,加下划线的数字表示的是不同算法在相应压缩比下的最大值,有些算法的数值没有列出是因为原文中没有相应参数下的结果。

从表 3 可看出:在相同的压缩比下,对 Lena 图像,本文算法的峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)比原始 SPIHT^[2]提高 0.1 dB 左右,比 SPECK^[3]和 LLEC^[6]平均高 0.3 dB 左右,在高比特率时 PSNR 也比文献[11]和文献[12]的方法高。对 Barbara 图像,在 5 种压缩比下本文算法的 PSNR 比原始 SPIHT 平均提高了 0.1 dB,也比其余的算法高。对 Boats 和 Goldhill 图像,本文算法的效率是最好的。

其中文献[11-12]使用了熵编码的,而 SPIHT、SPECK、LLEC 和本文算法都没有使用熵编码。由于熵编码占了一半以上的编码时间^[2],所以本文算法的执行速度和 SPIHT 一样快。在所有不使用熵编码的快速算法中,本文算法的效率是最高的。

此外,本文算法还在图像轮廓处能获得更好的压缩效果,而人眼对图像轮廓失真比较敏感,所以本文算法还能获得更好的视觉效果。图 4 是本文算法和 SPIHT 算法对 Lena 图像在 0.25 bpp 时的压缩效果对比,其中截取了部分相同区域的

表 3 本文算法与其他算法的 PSNR 比较

图像	算法	PSNR/dB				
		1.0000 bpp	0.5000 bpp	0.2500 bpp	0.1250 bpp	0.0625 bpp
Lena	SPIHT 算法 ^[2]	39.95	36.82	33.68	30.66	27.87
	SPECK 算法 ^[3]	39.54	36.52	33.48	30.51	27.80
	LLEC 算法 ^[6]	39.42	36.44	33.43	30.51	27.83
	文献[11]算法	39.81	36.57	33.50	<u>30.74</u>	28.08
	文献[12]算法	39.73	36.57	33.53	30.46	<u>28.11</u>
	文献[14]算法	—	36.61	—	—	—
	本文算法	<u>40.05</u>	<u>36.88</u>	<u>33.74</u>	30.69	27.88
Barbara	SPIHT 算法 ^[2]	36.77	31.62	27.60	24.90	23.58
	SPECK 算法 ^[3]	36.61	31.44	27.40	25.00	23.61
	LLEC 算法 ^[6]	35.18	30.60	26.92	24.44	22.98
	文献[11]算法	35.40	30.87	27.09	24.42	23.52
	文献[14]算法	—	31.33	—	—	—
	本文算法	<u>36.85</u>	<u>31.69</u>	<u>27.78</u>	<u>25.09</u>	<u>23.63</u>
Boats	SPIHT 算法 ^[2]	38.27	33.74	30.34	27.72	25.57
	SPECK 算法 ^[3]	38.23	33.72	30.32	27.69	25.43
	本文算法	<u>38.46</u>	<u>33.85</u>	<u>30.52</u>	<u>27.76</u>	<u>25.61</u>
Goldhill	SPIHT 算法 ^[2]	35.82	32.48	30.02	28.09	26.42
	SPECK 算法 ^[3]	35.62	32.36	30.06	28.03	26.48
	本文算法	<u>35.94</u>	<u>32.59</u>	<u>30.10</u>	<u>28.13</u>	<u>26.49</u>

图像。可以看到,本文算法所恢复的图像在 Lena 的眼睫毛比较清晰,帽子的纹理也比较丰富。在图 5 中,本文算法所恢复的图像还能分辨出 Barbara 的右眼的眼珠,但是 SPIHT 算法所恢复的图像却分辨不出。



(a) 本文算法恢复的图像 (b) SPIHT算法恢复的图像

图4 使用 Lena 图像时两种算法在 0.25 bpp 时的压缩效果对比



(a) 本文算法恢复的图像 (b) SPIHT算法恢复的图像

图5 使用 Barbara 图像时两种算法在 0.25 bpp 时的压缩效果对比

4 结语

本文主要改进了 SPIHT 算法的扫描次序,即优先扫描重要系数或集合的邻域,从而对图像的边缘及其附近给予了更多的关注,满足了人类视觉对边缘的失真比较敏感的需要,从而提高了主观视觉感受。而这种改进非常容易实现,不需要任何额外的存储空间,对算法的执行速度几乎不受影响。实验结果表明,本文算法是快速而有效的。此外,本文算法还可以结合算术编码进一步提高性能。

参考文献:

- [1] SHAPIRO J. Embedded image coding using zerotrees of wavelet coefficients[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 41(12): 3445-3462.
- [2] SAIDA, PERLMAN W A. A new, fast, and efficient image codec

based on set partitioning in hierarchical trees[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 1996, 6(3): 243-250.

- [3] PEARLMAN W A, ISLAM A, NAGARAJ N, *et al.* Efficient low-complexity image coding with a set-partitioning embedded block coder[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2004, 14(11): 1219-1235.
- [4] 宋春林,冯瑞,金炜,等. 一种简单误码检错多分辨率 SPIHT 算法[J]. 计算机应用, 2007, 27(4): 972-975.
- [5] 罗明凤,滕奇志,何小海. 基于 SPIHT 算法的改进 ROI 图像编码[J]. 计算机应用, 2006, 26(3): 624-626.
- [6] ZHAO D, CHAN Y, GAO W. Low-complexity and low-memory entropy coder for image compression[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2001, 11(10): 1140-1145.
- [7] 朱华亮,修春娣,韦志棉. 基于系数块的改进 SPIHT 算法[J]. 计算机工程, 2011, 37(6): 206-208.
- [8] 潘波,杨根庆,孙宁. 无链表图像感兴趣区域编码算法[J]. 西南交通大学学报, 2010, 45(1): 82-87.
- [9] 郑煜颖. 针对熵编码的自适应可逆图像预处理方法[J]. 计算机应用, 2011, 31(4): 1033-1036.
- [10] CHANGHE S, YUNSONG L, BORMIN H. A GPU-accelerated wavelet decompression system with SPIHT and reed-solomon decoding for satellite images[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2011, 4(3): 683-690.
- [11] XUFENG L, FUHENG L, GUIJUAN K, *et al.* Improved image coding algorithm based on embedded zerotree[C]// IEEE International Conferences on ACIS. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2007: 189-192.
- [12] 王向阳,杨红颖. 基于高频子带自适应扫描的改进零树图像编码算法[J]. 计算机研究与发展, 2003, 30(3): 469-475.
- [13] 邓宸伟,赵保军. 一种快速改进型 SPIHT 算法[J]. 北京理工大学学报, 2010, 30(4): 478-482.
- [14] 李玲,王向阳. 基于视觉敏感特性的小波域图像编码算法研究[J]. 小型微型计算机系统, 2010, 31(4): 780-783.
- [15] SENAPATI R K, PATI U C, MAHAPATRA K K. A novel hybrid HVS based embedded image coding algorithm using DTT and SPIHT[C]// IEEE International Conference on Devices and Communications. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2011: 1-5.

(上接第 731 页)

噪声点的均值替换噪声点以滤除椒盐噪声,又利用 PCNN 时间矩阵和自适应调整步长等不同滤波方法滤除高斯噪声,使其更具针对性和灵活性。实验结果的主观及客观评价指标表明,本文提出的 LG-PCNN 混合噪声滤波算法优于中值滤波、均值滤波和文献[8-10]所提出的混合噪声滤波算法,是一种有效的滤除混合噪声的新方法。但随着噪声强度过大,滤波后主观效果有所下降,如何在更大噪声强度下仍具有很好的滤波效果是下一步研究的内容。

参考文献:

- [1] MA Y D, LIN D M, ZHANG B D, *et al.* A novel algorithm of image Gaussian noise filtering based on PCNN time matrix [C]// Proceedings of 2007 IEEE International Conference on Signal Processing and Communication. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2007: 1499-1502.
- [2] 何骥明,李强,明艳. 改进型中值滤波器的实现和性能测试[J]. 计算机系统应用, 2009, 18(8): 172-174.
- [3] ZHANG J Y, LU Z J, SHI L, *et al.* Filtering images contaminated with pep and salt type noise with pulse-coupled neural networks type

noise with pulse-coupled neural networks[J]. Science in China Series F: Information Sciences, 2005, 48(3): 322-334.

- [4] DHIRAJ K, KUMAR E A, BARPANDA S S, *et al.* A novel hybrid approach for suppression of high density of impulsive noise [J]. International Journal of Recent Trends in Engineering, 2009, 1(3): 87-91.
- [5] 刘远民,秦世引. 一种新的基于 PCNN 的自适应强去噪方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2009, 35(1): 108-112.
- [6] 邹文洁. 基于 PCNN 神经网络的图像去噪算法研究[J]. 计算机仿真, 2008, 25(8): 234-237.
- [7] 刘勍,马义德. 一种基于 PCNN 赋时矩阵的图像去噪新算法[J]. 电子与信息学报, 2008, 30(8): 1869-1973.
- [8] 李慧娜,平源. 有效去除图像混合噪声的方法[J]. 计算机工程与设计, 2008, 29(13): 3536-3541.
- [9] 武英,吴海勇. 一种自适应图像去噪混合滤波方法[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(7): 168-170.
- [10] 关新平,赵立兴,唐英干. 图像去噪混合滤波方法[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(3): 332-337.