

文章编号: 1001-5078 (2006) 09-0915-04

基于混合编码的分形图像压缩方法研究

张仲敏^{1,2}, 宋 凭², 杨科利², 马海燕²

(1. 西北工业大学自动化学院, 陕西 西安 710072; 2. 西安通信学院计算机与信息工程系, 陕西 西安 710106)

摘 要:提出了一种基于混合编码的分形图像压缩方案,改进了分形编码与 SPIHT 算法,对提升小波变换后的最低频部分采用改进的分形编码,其他部分采用改进的 SPIHT 算法。试验结果表明,该方法在缩短了图像压缩时间的同时,明显减少了分形压缩恢复图像的方块效应。

关键词:图像压缩;混合编码;分形编码;SPIHT 算法

中图分类号: TN919. 8; TP391 **文献标识码:** A

Fractal Image Compression Based on the Mixed Encoding

ZHANG Zhong-min^{1,2}, SONG Ping², YANG Ke-li², MA Hai-yan²

(1. School of Automation, Northwest Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

2. Dept. of Computer & Information Engineering, Xi'an Communications Institute, Xi'an 710106, China)

Abstract: A fractal image compression project based on the mixed encoding algorithm is proposed. The algorithm is consisted of improved fractal encoding in the lowest-frequency part of lifting wavelet transform coefficients and improved SPIHT algorithm in the other parts. The experimental results show that the block effect of recovery image in fractal compression is improved at much less compression time.

Key words: image compression; mixed encoding; fractal encoding; SPIHT algorithm

1 引 言

分层树的集划分 (SPIHT)^[1]是一种高效的小波图像编码方法,以其优良的编码性能常被用作比较标准。SPIHT 算法以空间方向树的形式来组织小波系数,充分利用了不同尺度间小波系数的相关性,采用比特面编码技术,使其具有实现简单、码流有嵌入特性等特点。分形图像编码以迭代函数系统 (IFS)^[2]为理论基础,作为一种新的具有高压缩比潜在能力的图像编码方法,越来越受到广泛的关注。本文采用分形与 SPIHT 相结合的方法,对提升小波变换^[4]后系数的最低频部分进行分形编码,高频部分采用 SPIHT 算法。改进了分形匹配方法,减少了分形匹配的搜索量,提高了压缩速度;在进行 SPIHT 编码的同时加入变长零游程的熵编码方法,解决了 SPIHT 编码过程中的大量连零问题,提高了压缩性

能。试验结果表明,该方法有效提高了图像压缩效率,并且明显减少了分形压缩恢复图像时块效应带来的影响。

2 分形图像压缩

分形图像压缩源于 1988 年 Barni 提出的迭代函数系统 (IFS)^[2]理论,其主要思路是通过寻找不同大小、不同位置的各个局部之间的相似性,构造一个 IFS,即用图像中的一个子块经过分形仿射变换^[3]来逼近同一图像中的另一子块,而且仅仅将仿射变换系数记录下来,从而达到压缩图像数据的目的。

作者简介:张仲敏(1979-),男,硕士研究生,主要研究工作是图像信号处理与网络视频压缩。E-mail: zzm_8986@126.com

收稿日期: 2006-03-10

2.1 传统分形图像压缩过程

基于分形变换的图像编码是在分形理论的基础上发展起来的模型编码技术。其编解码算法实现的主要过程如下:

将待编码图像 I 分成 N 个互不重叠的序列块 (Rangeblock) R_i , 同时将图像按一定步长分成 M 个尺寸较大可互相重叠的域块 (Domain) D_i , 所有域块构成一个仿射压缩变换搜索码表;

对每个序列块 R_i , 须在码表的所有块中搜索一个最佳的域块 D_i , 使得 D_i 通过某种收缩变换 W_i 作用后近似于 R_i , 即:

$$R_i - W_i(D_i) \quad 2 = R_i - s \cdot D_i - o \quad 2 \\ = m \ln_{D_i} R_i - s \cdot D_i - o \quad (1)$$

式中, D_i 是 D 块的 2×2 采样; s 和 o 分别为比例因子和亮度转移值, 可用最小二乘法求得;

对每个 R_i 确定最佳匹配 D_i , 记录 D_i 的位置以及 W_i 的参数, 对所有的 R 块完成这些操作后, 就可以实现整个图像的分形压缩编码;

压缩编码的输出码由迭代函数系统组成的压缩算子 T 描述。由不动点定理可知 T 有惟一的不动点吸引子, 该吸引子便是要重建图像的逼近图像。由于 T 是一个压缩算子, 可以对选定的 M 个域块 D_i 都用相应的 W_i , 进行 10 次左右的迭代得到其吸引子, 即为编码图像的解码图像。

可见, 基本分形压缩算法主要是对 R_i 和 D_i 进行搜索匹配的过程, 如何减少搜索时间是提高编码效率的关键。目前的各种改进算法大都是在提高速度的同时以牺牲图像质量作为代价。本文改进了传统的 D 块采样方法, 将采样方法与减少搜索范围联系起来, 利用小波分解后的天然塔式结构, 为合理地协调分形编码效率和恢复图像质量的关系提供了新的思路。

2.2 改进的分形图像编码方法

当原图像太大时, 采用传统分形编码的搜索匹配是相当耗时的, 无法满足实际需求。利用小波变换的特性, 可以构造一种比传统采样方式更好的方法, 在基本上不影响图像恢复质量的前提下减少了一半左右的搜索匹配时间。而且, 仅对小波分解后的低频部分做分形压缩, 进一步减少了匹配块数。

将提升小波变换后的低频部分 L 划分为 $n \times n$

的互不重叠的子块作为 Range 块, 再将 L 做一次提升小波分解, 在分解后的四个部分 (a, b, c, d) 上的相同位置分别取遍大小为 $n \times n$ 的系数块, 由小波重构算法可恢复出原图像中所有可能的 $2n \times 2n$ Domain 块。所有这些 D 块采样后的 \check{D} 均可以在 a 中找到, 因此, 可以直接将变换后的低频部分 a 中所有 $n \times n$ 子块作为 \check{D} 与变换前 L 中划分的 R 块进行匹配。搜索最佳 \check{D} 的范围缩小为原搜索范围的一半, 从而大大缩短了编码时间。

3 SPHT 算法

3.1 SPHT 算法原理

SPHT 算法是 Said 和 Pearlman 在嵌入式零树小波 (EZW)^[4] 算法基础上提出的一种更为高效的小波图像编码方法。它发展了零树的基本思想, 通过空间方向树最有效地表示有效值映射, 通过对空间方向树的划分, 将尽可能多的无效值系数汇集在一个子集中, 用一个单位符号表示, 从而达到压缩的效果。为了控制集划分过程和有效值细化过程, SPHT 算法定义了三个辅助表: LIS (非重要系数集表)、LIP (非重要系数表) 和 LSP (重要系数表)。SPHT 算法描述如下:

(1) 初始化: 由 $n = \lceil \lg_2 (\max_{(i,j)} \{ |X_{i,j}| \}) \rceil + 1$ 确定初始量化门限 $T (T = 2^n)$, 初始化 LSP, LIP 和 LIS;

(2) 分类扫描: 对于 LIP 中的每个记录 (i, j) , 如果包含的 4 个系数幅度值都小于 T , 那么输出 "0", 否则输出 "1"。编码每个系数的符号位和最高有效值, 并将 (i, j) 移到 LSP 中。对于 LIS 中的每个记录 (i, j) , 如果其所有子孙的幅度都小于 T , 输出 "0", 否则输出 "1", 分裂方向树, 并相应更新 LIP 和 LSP 表;

(3) 第 n 级编码的细化过程: 对 LSP 中每一项 (i, j) (除了当前这遍扫描产生的之外), 输出该系数 X_i 的第 n 个最高有效值;

(4) $n = n - 1, T = 2^n$ 返回 (2), 进行下一级编码, 直到 n 为零时结束编码。

SPHT 的解码与编码过程相同, 只是将判断并输出码字变成读入并恢复相应表格内容即可。

3.2 SPHT 算法的改进

经过 SPHT 量化后, 出现了许多连续的零, 为了提高压缩比并同时提高编码效率, 引入了游程编

码。将变长零游程的熵编码过程与 SPHT同时进行。由于在 SPHT编码过程中需要用 3bit位 (8个状态)来编码 5种输出数据类型 (正重要系数、负重要系数、重要系数集、非重要系数及其系数集和结束标识码),那么对连零进行游程编码时,可以充分利用未用的 3个状态作为游程零个数的标识码,采用变字长的编码方式来充分提高压缩比。若经过 N 级小波分解,令 $m = 2^N$,则游程长度标识码与数据类型码统一编码,如表 1所示。

表 1 SPHT+游程编码量化

系数类型	代码	后续数据位数
正重要系数	101	$\log_2(T/m)$
负重要系数	110	$\log_2(T/m)$
重要系数集	100	无
非重要系数和	000	3(有 1~8个根)
非重要系数和	001	5(有 9~32个根)
非重要系数集	010	7(有 33~128个根)
	011	9(有 129~512个根)
结束标识码	111	无

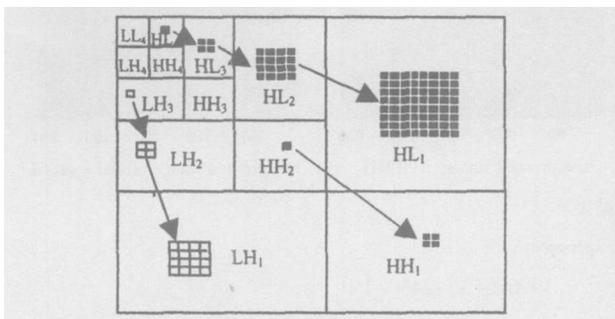


图 1 四层提升小波分解及树结构示意图

Fig 1 schematic diagram of four layers lifting wavelet decomposition and tree-frame

SPHT+游程编码步骤如下:

- 1)按照 SPHT编码步骤扫描数据,上次扫描为重要系数的点不再参与扫描和编码,全部扫描完成后转至步骤 6);
- 2)数据若为非重要系数或其系数集,则 SPHT编码输出为“0”统计连续 0的个数 C ,然后转至步骤 1);
- 3)若 C 不为零,则输出对应非重要系数的系数类型码和个数代码;
- 4)数据为重要系数,则输出对应系数类型码和幅值代码;
- 5)将 C 清零,然后转至步骤 1);
- 6)检查是否达到码率要求,若没有,则 $n = n -$

1, $T = 2^n$ 返回 1), 否则结束 SPHT编码。

4 分形与 SPHT算法的结合

由于 Daubechies 9/7双正交小波是对称的,光滑性好且具有较高的消失矩,因此本文采用 D9/7双正交小波对图像进行提升小波变换(详见参考文献[5])。设原图像 X 大小为 $16l \times 16l$ (l 为像素数),利用提升的 D9/7双正交小波变换对其进行 4层小波分解及树结构,如图 1所示。与 Mallat算法相似,提升变换后的图像同样具有树形结构,图像大部分能量都集中在大小为 $l \times l$ 低频部分 LL_4 上,对它进行快速分形匹配,得到分形编码结果。对其余 12个高频部分采用 SPHT算法进行小波编码。具体算法如下:

1、将 LL_4 分割为 N 个大小为 $n \times n$ 的互不重叠的子块作为 R 块,再将 LL_4 进行一级提升小波变换。在分解后的大小为 $(l/2) \times (l/2)$ 低频子带中,取遍所有 $n \times n$ 的块作为 \check{D} 块;

2、设 R_i 和 \check{D}_i 中的像素灰度值分别为: $r_1, r_2, \dots, r_{n \times n}$ 和 $d_1, d_2, \dots, d_{n \times n}$,对每一个 R ,在 \check{D} 中搜索它的一个近似匹配,由式(1)得匹配误差为:

$$i = \int \frac{1}{n \times n} \sum_{j=1}^{n \times n} (s_j \cdot d_j + o_i - r_j)^2 J^{1/2} \quad (2)$$

由最小二乘法可以求得 s 和 o 的值,使得 i 的值最小,分别为:

$$s_i = \frac{n \times n \sum_{j=1}^{n \times n} r_j \cdot d_j - (\sum_{j=1}^{n \times n} r_j) (\sum_{j=1}^{n \times n} d_j)}{n \times n \sum_{j=1}^{n \times n} d_j^2 - (\sum_{j=1}^{n \times n} d_j)^2} \quad (3)$$

$$o_i = \frac{1}{n \times n} (\sum_{j=1}^{n \times n} r_j - s_i \sum_{j=1}^{n \times n} d_j)$$

3、对每一个 R_i 都能找到一个 \check{D}_i ,使得 i 最小,记下一组参数 $(s_i, o_i, (e, f))$,其中, (e, f) 为 \check{D}_i 左上角点在采样图像中的坐标,这样就完成了对 LL_4 的分形编码;

4、对其余高频子带采用 SPHT+游程编码算法;

5、分形压缩解码图像可以通过一个简单的迭代过程获得,SPHT的解码仅是编码过程的逆过程。将低频部分重构图像与高频部分重构图像相融合,即完成了对图像 I 的压缩与恢复过程。

5 实验结果

在仿真试验中,对两类 256级灰度图像(大小

为 256×256) 分别采用 Jacquin 分形^[3]方法、在 P4 2.4G 微机上运行, 实验结果如表 2 及图 2 所示。SPIHT 算法和本文提出的方法进行图像压缩, 程序

表 2 对比压缩试验结果

	Miss(人物)			Scenery(风景)		
	分形压缩	SPIHT 算法	本文方法	分形压缩	SPIHT 算法	本文方法
码率 / bps	0.4	0.4	0.4	0.5	0.5	0.5
压缩时间 (s)	122.59	3.64	3.41	146.45	5.27	5.03
PSNR (dB)	24.72	31.74	33.42	24.01	26.28	29.46

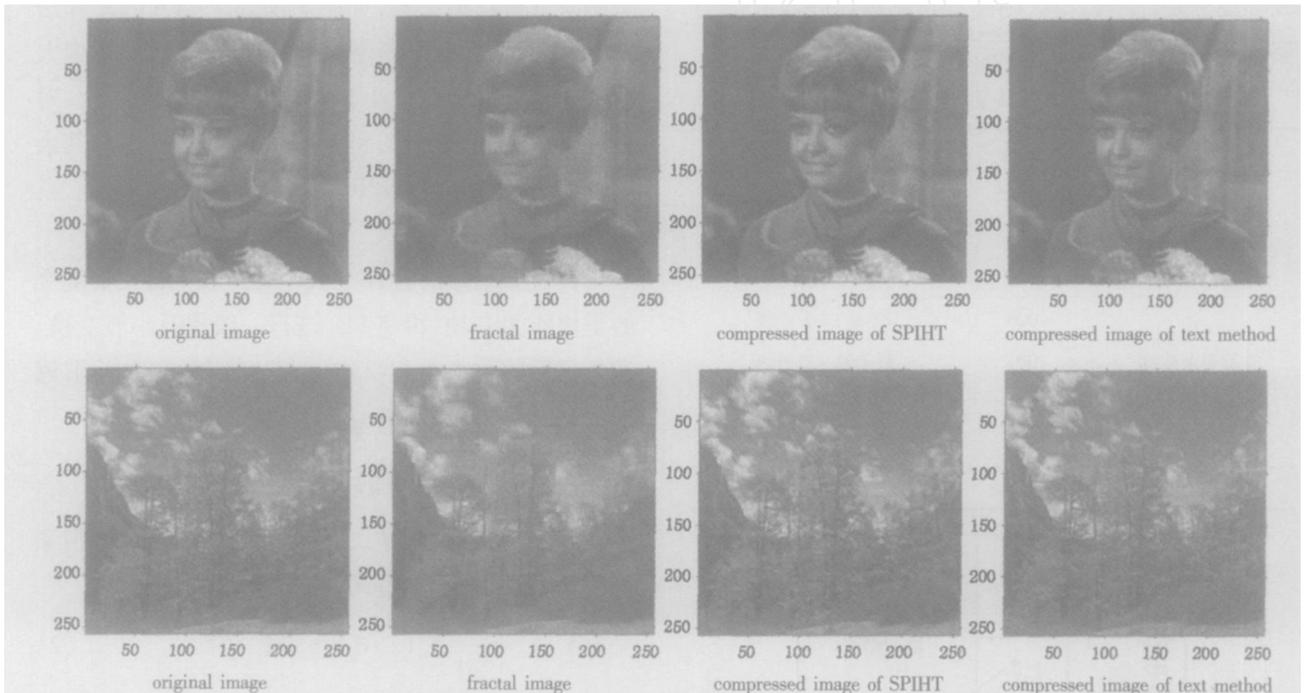


图 2 实验结果

Fig 2 results of experiment

6 结 论

由以上数据和恢复图像可以看出, 采用基于分形与 SPIHT 算法的图像压缩方法, 无论在压缩时间上还是在恢复图像质量上, 都较之传统分形压缩方法有了明显提高, 明显改善了分形压缩在图像恢复时带来的“块效应”。尤其是对于人物等背景相对简单的图像改进效果十分明显, 对于细节信息较多的风景类图像恢复质量有一定提高。较之单纯 SPIHT 算法, 在恢复图像质量和压缩效率方面也有所改善。该方法为基于混合编码方案的分形图像压缩提供了新思路。

参考文献:

[1] Said A, Pearlman W A. A new, fast, and efficient image codec based on set partitioning in hierarchical trees[J]. IEEE Trans Circuits and Systems for Video Technology,

1996, 6(3): 243 - 250.

- [2] Fisher Y. Fractal Image Compression, Theory and Application[M]. Springer-Vorlag, New York, Inc 1995: 1 - 23.
- [3] Jacquin A E. Fractal image coding based on a theory of iterated contractive image transformations[A]. Proc SPIE: Visual Communications and Image Processing, 1990, 1360: 227 - 239.
- [4] Shapiro J M. Embedded image coding using zero-tree of wavelet coefficients[J]. IEEE Trans signal Processing, 1993, 41(12): 3445 - 3462.
- [5] Daubechies I, Sweldens W. Factoring wavelet transforms into infiting steps[J]. Fourier Anal Appl, 1998, 4(3): 247 - 269.
- [6] Krupnik H, Malah D, Kamin E. Fractal Representation of Images via the Discrete Wavelet Transform [A]. IEEE 18th Conv of EE in Israel[C], Tel-Aviv, March 1995