

改进的分形矢量量化编码

洪喜勇 陈贺新

(吉林工业大学信息学院, 长春 130025)

摘要 为了提高图象的分形矢量量化编码效果, 在利用二叉树对图象进行自适应分割的基础上, 基于正交基三维分量投影准则, 提出了图象块非平面近似方法, 进而形成一种新的静态图象分形矢量量化编码方法. 该方法首先通过对投影参数进行 DPCM 编码来构造粗糙图象, 然后由此来构成差值图象编码的码书. 由于该方法把分形和矢量量化编码结合起来, 因此解码时只需查找码书, 并仅进行对比度变换. 计算机编、解码实验结果表明, 该编码方法具有码书不需外部训练, 解码也不需迭代等优点, 且与其他同类编码器相比, 该方法在压缩比和恢复图象质量 (PSRN) 方面均有明显改善.

关键词 分形 矢量量化 编码

中图法分类号: TN919.81 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2002)05-0501-05

Modified Fractal Vector Quantization for Image Coding

HONG Xi-yong, CHEN He-xin

(College of Information & Engineering, Jilin University of Technology, Changchun 130025)

Abstract To improve encoding effectively of fractal vector quantization of image, after using quad-tree to segmentation image adaptive, a non-plane approximate method of image blocks Based on 3-D projection rule in orthogonal base is proposed in this paper. Furthermore, a novel algorithm for fractal vector quantization of still images is formed. The coarse image is constructed by the DPCM coding method of the projection parameters and the codebook of D-value image coding is formed, and we use multiple-resolution codebook when D-value image coding. This method connects fractal and vector quantization coding together, during the process of decoding, the only need to check the codebook and to transform the contrast. It solves the shortcomings such as slow speed and lower compression ratio existed in traditional methods of fractal image compression well. The result of Computer simulation test of encoding and decoding show that the method does not need training to obtain the codebook in encoding, and not need iteration in decoding, so the method improves compression ratio and reconstructed image quality(PSNR) obviously.

Keywords Fractal, Vector quantization, Coding

0 引言

如今, 以预测编码、变换编码和矢量量化为代表的传统图象编码方法已经得到了非常精细的研究, 技术也日臻成熟, 但由于其压缩比不高, 故不能适合飞速发展的多媒体业务大量图象通信的需要. 近年来, 由于相关学科的发展, 为分析和描述图象提供了新的数学工具, 对图象也有了更深层次的认识, 从而

形成了以小波、分形^[1,2]及子带编码为代表的被称为第二代的编码方法, 给图象编码研究领域带来了新的活力, 其中, 矢量量化(VQ)和分形压缩相结合的混合编码方法倍受瞩目^[3~8]. 全自动的分形块图象压缩编码就是基于迭代函数系统(IFS)理论, 通过寻找图象局部间相似性来实现编码, 其最主要缺点是编码时间过长和解码还需要进行迭代; 由于矢量量化方法在产生码书时需要训练, 因此也影响了它们的实用性. 本文通过利用分形和矢量量化相结合

的方法来对图象进行压缩编码的研究,并提出了一种新的分形矢量量化图象编码方法。

1 分形矢量量化编码原理

1.1 分形编码理论基础

大家知道, Jcaquin's 全自动分形图象压缩编码是利用三维空间灰度图象的分形性质——局部间自相似性来进行编码的,其理论基础是迭代函数系统(IFS)、吸引子定理和拼贴定理,现简介如下:

定义 1 迭代函数系统是完备空间 (X, d) 上的一组压缩映射 $\omega: X \rightarrow X, n=1, 2, \dots, N$, 每个压缩映射 ω 的压缩因子为 S_n , 且 $0 \leq S_n < 1$, 记为 $\{X; \omega, n=1, 2, \dots, N\}$. 系统的压缩因子 $S = \max(S_n)$. 其中, X 表示非空集合, d 表示实值函数。

定理 1 (吸引子定理) 设 $\{X; \omega, n=1, 2, \dots, N\}$ 是迭代函数系统, 收缩因子为 S , 则在 $(\mathcal{M}(X), h(d))$ 上定义的 $W: \mathcal{M}(X) \rightarrow \mathcal{M}(X)$

$$W(B) = \bigcup_{i=1}^N \omega(B) = \omega(B) \cup \omega(B) \dots \cup \omega(B)$$

其对所有的 $B \in \mathcal{M}(X)$ 也是一个收缩映射, 并有收缩因子 S , 即 $h(W(B), W(C)) \leq S \times h(B, C)$ 对所有的 $B, C \in \mathcal{M}(X)$ 均成立. 同时在 $\mathcal{M}(X)$ 上必存在唯一的不动点 A , 并满足

$$A = W(A) = \bigcup_{i=1}^N \omega(A)$$

其中, A 可由下式给出, $\forall B \in \mathcal{M}(X)$ 有

$$A = \lim_{n \rightarrow \infty} W^n(B)$$

其中, $W^n(B)$ 表示变换的 n 次复合, A 即称为该迭代函数系统的吸引子。

定理 2(拼贴定理) 设 (X, d) 为一完备的度量距离空间, 令 $L \in \mathcal{M}(X)$, 给定任意小的数 $\epsilon \geq 0$, 如果可以找到一个收缩因子为 $S (0 \leq S < 1)$ 的IFS $\{X; \omega, n=1, 2, \dots, N\}$, 并使得下式成立:

$$h(L, \bigcup_{i=1}^N \omega(L)) \leq \epsilon$$

其中, $h(\cdot, \cdot)$ 为 Hausdorff 距离, 并有 $h(L, A) \leq \frac{\epsilon}{1-S}$, 则 A 为该IFS的吸引子。

1.2 分形矢量量化编码

依据分形压缩的原理, 对图象进行分形压缩时, R 块和 D 块匹配过程可描述为:

$$d' = \lambda_j \times (I \diamond (CT \diamond (D_j))) + \varphi \quad (1)$$

其中, \diamond 表示某种变换; $CT \diamond$ 表示收缩变换; $I \diamond$ 表

示同构变换; λ_j 为对比度尺度; φ 为灰度因子; j 为 D 库指针

设 $g_r = I \diamond (CT \diamond (D_j))$, $g(k, l)$ 代表 R 块象素值, $g_r(k, l)$ 代表 D 块经收缩、同构变换后, 图象块的象素值, d' 表示 D 块经收缩和同构变换后, 再经过对比度变换和灰度变换后所得到的块, 当某一测度下, R 块和 d' 块两者距离最小(或小于某一阈值)时, 则称 R 块与相应的 D 块匹配. 可以把式(1)的分形编码过程分为 R 块的低频成份和高频成份(差值图象)两部分单独编码. Kim 提出在频域内, 低频用VQ、高频用分形近似的静止图象来编码^[3]; Chang-su Kim 研究了一种在空间域内, 通过传送近似的图象, 而误差图象用改进 shape-VQ 进行图象编码的方法^[4]. 他们的思想都是先传送粗糙近似的图象(图象的低频成份), 再据此构造误差图象分形编码的码书, 这种编码就称为分形矢量量化编码. 文献[4]的方法就是 Qen 提出的依据收缩变换的内积空间近似图象编码^[7], 它在对边缘不复杂的图象进行编码时效果好, 但对边缘复杂的图象编码时, 在保证一定比特率情况下, 其恢复图象的 PSNR 较差^[3]. 本文在以上基础上, 又进行了深入的研究, 并提出了一个新的分形矢量量化编码方法。

2 改进的图象分形矢量量化编码

2.1 粗糙近似图象的形成

由于差值图象分形矢量量化码书直接产于粗糙近似的图象, 因此首先传送的粗糙近似图象将影响编码的质量. 为提高编码质量, 本文提出一种粗糙近似图象获取方法。

该方法是将原图 G 进行四叉树分割, 分成不同尺寸的 R 块(排列块), 其中, 小的 R 块近似用 R_L 表示, 大的 R 块近似用 R_B 表示, 为了说明近似方法, 下面首先给出定义2和定理3。

定义 2 三维灰度空间的3个基矢量 x, y, z 分别表示为, $x = [\sin(2\pi i/N)]$, $y = [\cos(2\pi i/N)]$, ($i=1, 2, \dots, N$), $z = [1, 1, \dots, 1]_N$ (N 为向量长度), 则有以下定理:

定理 3 以矢量 x, y, z 构成的3个基础块 X, Y, Z 是相互正交的, X 为由行向量 x 构成的基础块, Y 为由列向量 y 构成的基础块, Z 为由 z 构成的数值为1的常数块。

该定理证明很简单, 因为 $\langle x, y \rangle = 0$, $\langle y, z \rangle = 0$,

$\langle \alpha, z \rangle = 0$, 很明显这 3 个基础块相互正交。

按照定理 3 定义的 3 个正交的基础块, 对分割的图象块进行近似三维分量投影, 即

$$R_B(i, j) = \alpha X(i, j) + \beta Y(i, j) + \gamma Z(i, j) \quad (2)$$

其中, i, j 表示基础块(矩阵)内象素点的行、列坐标, 那么每个近似的大块 R_B 的系数 α, β, γ 由最小二乘法求得

$$d^2 = [R(i, j) - R_B(i, j)]^2 \\ = [R(i, j) - \alpha X(i, j) + \beta Y(i, j) + \gamma Z(i, j)]^2 \quad (3)$$

分别对 α, β, γ 取偏导, 并令其为零, 则求得

$$\alpha = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N X(i, j) \times R(i, j)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N X(i, j) \times X(i, j)} \quad (4)$$

$$\beta = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N Y(i, j) \times R(i, j)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N Y(i, j) \times Y(i, j)} \quad (5)$$

$$\gamma = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N Z(i, j) \times R(i, j)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N Z(i, j) \times Z(i, j)} \quad (6)$$

式中, N 代表块尺寸, 当小的排列块近似时, 令式(2)中 α, β 为零, 即

$$R_L(i, j) = \gamma \times Z(i, j) \\ = \left| \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N R(i, j) \right| / N \times N \quad (7)$$

则可得到粗糙近似的图象 G_c , 表示为

$$G_c = R_L^{(k)} \cup R_B^{(m)} \quad (8)$$

式中, k, m 分别代表小 R 块和大 R 块的数量, 小块和大块各自也可能有几种尺寸。

由于 X, Y, Z 3 个基础块本身就是正交的, 因此不像文献[4]在使用 \mathcal{Q}_{en} 方法^[7]来对 R 块进行平面近似时, 还需要进行施密特正交化。从定义 2 可知, 本文进行的 x, y 方向分解, 实际上是一个用正、余弦函数进行脉冲取样的过程, 也是对大 R 块的非平面近似, 而且是在最小二乘意义下的最佳分解, 这样可使粗糙近似图象 G_c 的细节更丰富, 且由它构造的差值图象分形矢量量化码书效果更佳, 实验结果也已经证明了这一点。

2.2 编码算法

本文编码算法, 还立足于兼顾比特率(bpp)和峰值信噪比(PSNR), 在对图象进行分割和差值图象编码时, 还对匹配库的构造、匹配过程及投影参数编码等进行了改进, 具体算法如下:

(1) 图象分割 为了克服传统二叉树分割压缩比不好控制的不足, 本文采用比特率预估的二叉树分割方法, 即首先将原图 G 分为 32×32 的块, 并设定最小块尺寸为 4×4 及分割参数(块方差)为 σ_0 , 而

后根据压缩比的要求, 自动修改二叉树分割的参数 σ_0 , 这样就可以自动控制 R 块的数量, 最后, 结合粗糙近似图象传送的比特数和分形矢量量化码书的大小, 即可预估编码的压缩比。

(2) 构造粗糙近似的图象 G_c (参见 2.1 节描述)

构造的过程是首先记录粗糙近似图象的三维分量投影参数, 并对该参数使用 DPCM 进行编码, 然后对粗糙近似图象(G_c)进行收缩和平滑, 形成两个变换图象 T_1 和 T_2 。其中, T_1 由 G_c 经过收缩变换得到; T_2 为 G_c 经过图象平滑后得到的变换图象。

(3) 差值图象编码 $4 \times 4, 8 \times 8$ 的差值图象块为

$$\Delta R(i, j) = R(i, j) - R_L(i, j) \quad (9)$$

16×16 和 32×32 的大块差值图象块为

$$\Delta R(i, j) = R(i, j) - R_L(i, j) \quad (10)$$

差值图象块的分形矢量量化分如下两步进行:

① 构造码书 $4 \times 4, 8 \times 8$ 差值块的分形码书 (C_4, C_8) 产于 T_1 , $16 \times 16, 32 \times 32$ 差值块码书 (C_{16}, C_{32}) 产于 T_2 , 类似于分形编码时的匹配库(D 库)产生方法, 即首先分别使 T_1 和 T_2 图象产生 $4 \times 4, 8 \times 8$ 和 $16 \times 16, 32 \times 32$ 的块, 然后计算块的统计特性(均值和方差), 同时由 T_1 图分别产生 4×4 和 8×8 块, 并将其去除均值后作为 C_4 和 C_8 (码书); 由 T_2 图分别产生 $16 \times 16, 32 \times 32$ 块, 并将其相对于偏移空间进行正交分解(X, Y, Z), 再将每个块各自减去在偏移空间的正交投影, 作为 C_{16}, C_{32} (码书)。因 G_c 先传到对方, 所以收发有相同的 T_1 和 T_2 , 即 C_4, C_8, C_{16}, C_{32} 相同, 以便可对差值图象块进行分形矢量量化。

② 差值图象块的分形矢量量化 量化时, 首先计算差值块的统计特性——差值块方差, 然后根据其方差分布, 选择方差阈值, 并只对大于阈值的差值块进行分形矢量量化。由于差值图象块是高频成份, 因而在对其进行分形矢量量化时, 需根据本文选取的码书, 利用如下分形编码的改进形式来对 ΔR_k 和 C_k 进行匹配搜索

$$d^2 = [\Delta R_k - \lambda \times (C_k)]^2 \quad (11)$$

其中, 对比度尺度 λ 可用最小二乘法求得

$$\lambda = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \Delta R_k(i, j) \times C_k(i, j)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N C_k(i, j) \times C_k(i, j)} \quad (12)$$

其中, $\Delta R_k(i, j)$ 表示相应块的差值图象; C_k 为码书

($k=4, 8, 16, 32$).

因为 C_k 和 ΔR_k 选择尺寸相同, 所以省略了 $CT \diamond$ (收缩变换); 由于 ΔR_k 和 C_k 都是差值图象块, 因而不存在灰度偏移因子 φ ; 鉴于 ΔR_k 和 C_k 进行同构变换后匹配费时, 不仅需花费大量的比特, 而且重建图象的 $PSNR$ 提高又不大, 故本文采用了直接在 C_k 中寻找匹配块的方法.

差值图象块的分形矢量量化过程可概括为: 对第 i 个差值块 $(\Delta R_k)_i$, 在码书 C_k 中, 寻找其匹配矢量 (差值匹配块), 即将 C_k 的第 j 个矢量 (码址为 j) 经对比度变换 (λ), 当与 $(\Delta R_k)_i$ 距离最近时, 即为匹配矢量, 而每一个差值图象块的编码码字均包括块的位置 (矢量量化地址 j)、对比度尺度 λ 、差值块是否为分形矢量量化编码等.

(4) 参数编码

本文中, 二叉树分割信息占 2bit, 差值图象是否为分形矢量量化编码信息占 1bit; R 块粗糙近似系数量化编码中, 16×16 、 32×32 块的 α 、 β 分别占 3bit; 在实验中, 因为本文对系数 γ 采用了 DPCM 编码, 所以和通常的标量量化相比, 节省大量传送比特; 差值图象编码的码书 C_4 、 C_8 、 C_{16} 、 C_{32} 地址分别占 12、10、10、8bit, 对比度尺度 λ 占 3bit.

(5) 解码重建原图 该工作包括两部分, 一是粗糙图象的解码, 它是用和发送端相同的预测器来恢复投影参数, 以形成粗糙近似图象; 二是差值图象的解码, 它是根据接收的码址, 在 T_1 、 T_2 形成的码书中查找相应的矢量 (匹配块), 然后仅对其进行对比度变换, 即可恢复差值图象. 两者相加即可重建原图.

2.3 编码框图

编码框图见图 1.

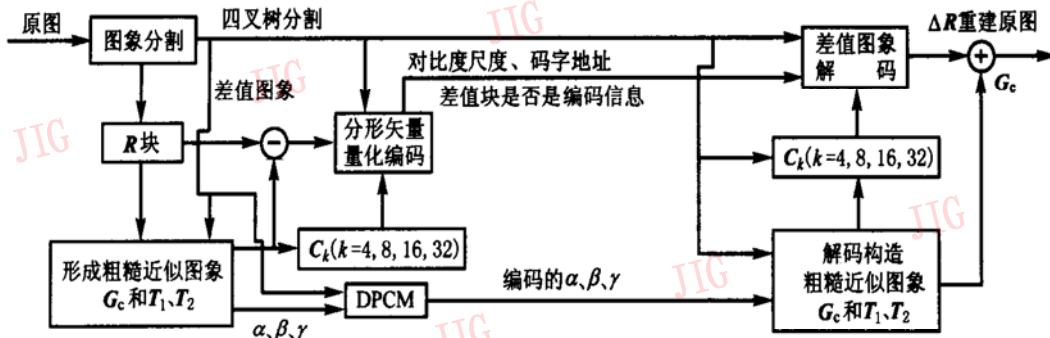


图 1 编码框图

3 实验结果

为了检测本文提出的编码方法的效果, 还利用原图象为 512×512 大小 8bit/pixel 的 Lena 图象进行了编码实验, 结果见表 1, 表 1 还给出了本文方法和其他方法的比较, 图 2 是实验图象. 从表 1 可以看出, 本文的方法和其他几个文献给出的结果相比, 不

仅重建图象峰值信噪比 (PSNR) 有了改善, 而且编码比特率 (bpp) 减少非常显著, 即压缩比有了较大的提高.

表 1 不同编码方法结果对比

	峰值信噪比 (dB)	比特率 (bpp)	注
Jacquin's 算法	31.4	0.6	文献 [1]
Leps'ny's 算法	32.0	0.53	文献 [7]
C. -S. R-C 算法	32.85	0.407	文献 [4]
本文方法	33.05	0.284	



图 2 实验图象

4 结 论

在本文提出的方法中,为了兼顾峰值信噪比(PSRN)和比特率(bpp),首先采用基于压缩比估计的四叉树分割法对图象进行分割,这样可以灵活地控制该编码方法的压缩比;然后通过正交基三维分量投影,对图象块进行非平面近似来构造粗糙图象,这样可由此产生好的码书;最后运用改进的编码方法,按差值图象的匹配过程来对差值图象进行分形矢量量化,这样在改善重建图象峰值信噪比PSNR的同时,不仅减少了比特率(bpp),并且克服了传统的分形图象编码方法存在编码速度慢的不足。

参 考 文 献

- 1 Jacquin A E. Fractal image coding: A review[J]. Proceedings of IEEE, 1993, 81(10): 1451~ 1465.
- 2 中野 胜彦, 中川 匡弘. ガウシアンピミッドを利用した階層的IFS画像符号化[J]. 電子情報通信学会論文誌 A, 1995, J78-A(7): 856~ 863.
- 3 Kim I K, Park R H. Still image coding based on vector quantization and fractal approximation[J]. IEEE Trans. Image Processing, 1996, 5(4): 587~ 597.
- 4 Kim Changsu, Kim Rin-chul. A fractal vector quantizer for image coding[J]. IEEE Trans. Image Processing, 1998, 7(11): 1598~ 1602.

- 5 Raouf Hamzaoui. VQ-enhanced fractal image compression[DB]. IEEE. 0-7803-3258-X, 1996: 153~ 156.
- 6 Karima A it Saadi. Hybrid approach for still image compression based on fractal approximation and vector quantization[DB]. IEEE, 0-7803-4503-7, 1998: 1487~ 1492.
- 7 Lsps S, Qen G E, Ramstad T A. Attractor image compression with a fast non iterative algorithm[A]. In: Proc. ICASSP[C], Minneapolis, 1993, 5: 337~ 340.
- 8 Barnes C F, Rizvi S A, Nasrabadi N M. Advances in residual vector quantization: A review [J]. IEEE Trans. Image processing, 1996, 5(2): 226~ 262.



洪喜勇 沈阳军区 65043 部队工程师, 1993 年获吉林工业大学通信与电子系统专业硕士学位, 现攻读吉林工业大学信息科学与工程学院通信与信息系统专业博士学位. 研究兴趣通信、图象编码等。



陈贺新 1989 年获得吉林工业大学电子工程系工学博士学位, 现为吉林大学信息学院教授, 博士生导师. 主要研究兴趣是多维信号处理、人工神经网络、计算机视觉等。