

# 基于矢量量化的图象分形压缩编码

沈建军 涂丹 沈振康

(国防科学技术大学电子工程系,长沙 410073)

**摘要** 提出一种基于矢量量化技术的图象分形压缩编码方法,其能较好地克服传统的图象分形压缩编码方法中存在的速度慢、压缩率低等缺点,并且同时获得较高的图象恢复质量。最后给出的实验结果证明文中方法是非常有效的。

**关键词** 分形 矢量量化 IFS 图象压缩

## 0 引言

图象压缩编码是一项在实际中已得到广泛使用的技术,在 HDTV、可视电话及多媒体技术中起着非常关键的作用。研究图象压缩编码方法的目的是为了获取高比率、高质量的压缩编码效果。在目前应用中,常用的图象压缩方法有 JPEG、MPEG、矢量量化以及基于小波变换的压缩方法等。

由 Mandelbrot 提出的分形几何学为图象压缩提供了一条新的路径。图象是自然界的反映,因此在图象中存在着很多的分形特征,利用分形变换来寻找这些特征,并用简洁的形式表示这些特征,就可以实现图象压缩的目的。为‘自动’的实现图象的分形压缩,Jaquin 等人提出了块变换编码方法<sup>[4]</sup>,它基于迭代函数系统(IFS)将图象分成不同子块,对每一子块找出其对应的 IFS 代码,解码时采用拼贴定律,由 IFS 代码可以快速地恢复原图象。然而这种方法存在着压缩率低、速度慢(需十几个小时)等缺陷,为获得较高的压缩率,需要在分形变换时采用较大尺寸的子块,但这又会降低恢复图象的质量,从而给实际应用带来困难。

为解决这个问题,我们将矢量量化技术应用于图象的分形压缩编码。事实上,在实际的图象中,图象子块间不仅存在着分形变换下的相似性,而且还存在着原始的相似性,即两个相同尺寸的子块不经过任何变换就存在着相似性,这种相似性在图象中是广泛存在的,例如图象中相邻的两块间就存在着

这种相似性,当图象子块尺寸较小时(如  $4 \times 4$ ),这种相似性就更为强烈。因此,如能同时有效地利用图象中存在的这两种相似性,就可以获得较好的压缩编码效果。在本文中,我们利用矢量量化技术来利用后一种相似性,其意义在于:对于图象中原始相似的一些图象子块,我们无需为每个子块均求取和传输其 IFS 代码,而只需求取某一个子块的 IFS 代码即可,其余子块的 IFS 代码则用一个索引号标记,这个索引号指向前面已求得的那个 IFS 代码。

本文分 4 部分。第 2 部分为图象的分形压缩编码原理及自组织特征映射(SOFM)矢量量化算法。第 3 部分为我们提出的基于矢量量化技术的图象分形压缩编码方法。第 4 部分为实验结果,从中可以看出,本文方法在压缩率及所用时间上均比传统方法有较大提高,并且同时获得了较好的恢复图象质量。

## 1 分形压缩及矢量量化

### 1.1 分形压缩

令  $(m, d)$  表示数字图象的测度空间,  $d$  是给定的失真测度,  $u_{orig}$  为要编码的图象,图象分形压缩的基本假定是存在收缩变换  $\tau$ ,它从子空间  $(m, d)$  映射到  $(m, d)$ ,在这个变换中,  $u_{orig}$  是它的近似吸引子,图象压缩就是要找到这个  $\tau$ 。收缩变换  $\tau$  需满足:

$$\exists s < 1, \forall u, v \in m, d(\tau(u), \tau(v)) \leq (sd(u, v)) \quad (1)$$

$$d(u_{orig}, \tau(u_{orig})) \leq T \quad T \text{ 为任意小的正数} \quad (2)$$

这样若得到的较原图容易表示,就可实现压缩。解码时存在公式:

$$d(u_{orig}, \tau(u_0)) \leq \frac{1}{1-s} d(u_{orig}, \tau^n(u_{orig})) + s^n d(u_{orig}, u_0) \quad (3)$$

因此只要  $s < 1$ , 那么从任一图象出发,就可得到它的近似  $\tau^n(u_0)$ , 它与原图误差取决于  $d(u_{orig}, \tau(u_{orig}))$ 。

对于灰度图象,可以表示成一个三元组  $(x, y, z)$ , 其中  $z = f(x, y)$  表示图象点  $(x, y)$  处的灰度为  $z$ 。对于收缩变换  $\tau$ , 常采用简洁形式:

$$f \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & b & 0 \\ c & d & 0 \\ 0 & 0 & e \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} R_x \\ R_y \\ f \end{bmatrix} \quad (4)$$

其实际上是 2 个变换的组合:

$$f = g \circ m \quad (5)$$

$$\text{其中 } g \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} R_x \\ R_y \end{bmatrix} = sA \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} +$$

$\begin{bmatrix} R_x \\ R_y \end{bmatrix}$  为几何变换,  $m(z) = ez + f$  为灰度变换。在实际应用中,  $A$  常取某几种固定的变换,  $s$  取 0.5,  $e$  取小于 1 的数。压缩时, 首先将图象分块, 然后对每一块进行上述多种变换, 求出其最佳匹配块, 记录此时的变换代码  $R_x, R_y, e, f$ , 从而实现图象的压缩。

## 1.2 矢量量化

矢量量化是一高效的图象压缩方法, 其基本原理为: 首先将图象分成许多大小相同的块, 每块组成一矢量, 通过学习获得一个码书  $\{W_i, i = 1, 2, \dots, N\}$ ,  $N$  为码书中码矢的个数, 然后, 对图象中的每一个矢量  $X_j$  按照某一误差准则从码书中搜索与其最近似的码矢  $W_i$ , 将其索引号  $i$  编码后传输至解码端, 解码端利用相同的码书并根据索引号  $i$  恢复出矢量  $X_j$ , 其近似为  $W_i$ 。由于图象块只编码和传输索引号  $i$ , 因此可实现较大的压缩。

矢量量化的关键是设计一个好的码书。常用的码书设计方法是 LBG 算法<sup>[8]</sup>, 然而 LBG 算法是一局部最优算法, 并且其对初始码书非常敏感, 学习完后码书中还存在着无效码矢, 为获得性能较好的码书, 我们采用自组织特征映射(SOFM)算法, 其步骤为:

- ① 初始化权值(即码矢), 以及邻域大小;
- ② 输入矢量, 设其为  $K$  维;

③ 计算输入矢量与每一权值之间的距离;

$$d_i = \sum_{k=1}^K (x_{jk}(t) - w_{ik}(t))^2 \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (6)$$

④ 选择  $d_i (i = 1, 2, \dots, N)$  中最小的节点  $i^*$ ;

$$d_{i^*} = \min_{i \leq N} d_i \quad (7)$$

⑤ 调整节点  $i^*$  及其邻域  $NE_{i^*}(t)$  内所有节点对应的权值:

$$w_{ik}(t+1) = w_{ik}(t) + \eta(t)(x_{jk}(t) - w_{ik}(t))$$

$$i \in i^*, NE_{i^*}(t), 1 \leq k \leq K \quad (8)$$

其中邻域  $NE_{i^*}(t)$  是时间的单调减函数,  $\eta(t)$  为学习速率, 也为时间的减函数, 且  $0 \leq \eta(t) < 1$ 。实际中它们常取如下形式:

$$NE_{i^*}(t) = A_1 + A_2 e^{-t/T_1} \quad (9)$$

$$\eta(t) = A_3 e^{-t/T_2} \quad (10)$$

⑥ 对每一个训练矢量, 重复步骤②至⑤。

## 2 基于矢量量化的图象分形压缩编码方法

为有效地利用图象子块间存在着的相似性, 实现高效的分形压缩, 我们提出基于矢量量化技术的图象分形压缩编码方法, 其过程为: 首先将图象分成大小相同的子块, 由这些子块组成训练矢量进行 SOFM 矢量量化, 获得码书  $\{W_i, i = 1, 2, \dots, N\}$ , 对码书中的每一个码矢  $W_i$  利用公式(4)在原图中寻求其最佳的 IFS 代码, 设其为  $IFS_i$ , 将这  $N$  组代码  $IFS_i$  传送至解码端。然后对图象中的每一个子块, 在码书中搜索与其最匹配的码矢, 比如为  $W_{i^*}$ , 则将其索引号  $i^*$  编码后传送至解码端。解码时, 解码器根据每个子块的索引号  $i^*$ , 从收到的  $N$  组  $IFS_i$  代码中取出代码  $IFS_{i^*}$ , 这就是该子块的 IFS 代码。得到各子块的 IFS 代码后, 就可实现原图的恢复。图 1 是该算法的框图。

从上可以看出, 由于只传送码书  $\{W_i\}$  的  $N$  组 IFS 代码 ( $N$  较原图象子块总个数要小的多) 以及每个图象子块的索引号, 因此与每个子块均传送一 IFS 代码相比, 其减少了传送的比特数, 从而提高了压缩率。另外, 寻找码书中与某一图象子块最匹配的码矢所需的计算量要比在原图象中寻求该图象子块最佳的 IFS 代码所需的计算量要小的多, 因此, 其减少了压缩所用的时间, 从而提高了算法的速度。

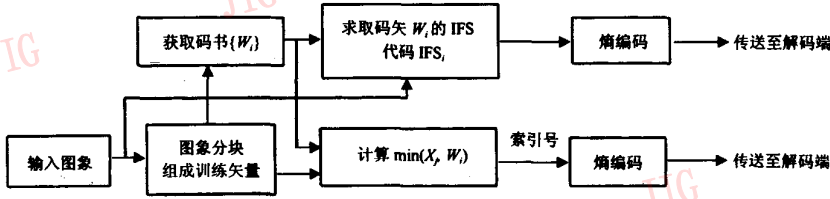


图1 基于矢量量化的图象分形压缩编码方法框图

### 3 实验结果

在这部分,我们给出利用上述算法所获得的实验结果。实验所用图象为 Lenna 8bit 灰度图象,尺寸为  $512 \times 512$ ,如图 2(a)所示。实验中所用的峰值信噪比 PSNR 定义为:

$$PSNR = 10 \lg \frac{255^2}{\sigma^2}$$

其中  $\sigma^2 = \frac{1}{N \times M} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M [f(n, m) - f'(n, m)]^2$ ,  $N$  和  $M$  为图象的长和宽,  $f(n, m)$  和  $f'(n, m)$  则分别为

表1 本文算法的实验结果

实验	压缩比	PSNR	压缩时间
			(包括矢量量化时间) (单位:分)
1	111.90	25.337	28.1
2	93.49	26.208	29.1
3	71.70	27.102	19.2
4	37.16	29.338	6.9
5	30.87	30.225	14.3
6	18.31	31.892	87.0

表2 其它刊物上的实验结果

实验	压缩比	PSNR
1	72.04	25.88
2	66.16	26.06
3	42.43	27.06
4	25.24	29.00
5	16.74	30.89

图2是用本文算法压缩编码后解码的图象。



(a) 原图象 Lenna

(b) PSNR=25.337, 压缩比为 111.90

(c) PSNR=27.102, 压缩比为 71.70

(d) PSNR=30.225, 压缩比为 30.87

图2 解码图象

从上可以看出,由本文算法获得的实验结果是令人满意的,其在压缩率及压缩编码时间上都比传统方法有较大提高,并且同时获得了较高的恢复图象质量,从而证明了本文算法的有效性。

### 参考文献

- 1 Mandelbrot B B. The Fractal Geometry of Nature. New York: W. H. Freeman and Company, 1993.
- 2 Jang J W, Rajala S A. Segmentation based imaged coding using fractals and the human visual system. In: Proc. of ICASSP'90, 1990: 1957 ~ 1960.
- 3 Bamsley M F, Sloan A D. A better way to compress images. Byte, Jan 1988, 215 ~ 223.
- 4 Jacquin A. Image coding based on a fractal theory of iterated contractive image transformations. IEEE Trans Image Processing, 1992, 1: 18 ~ 30.
- 5 Gonzalez R C, Wintz P. Digital image processing. Addison-Wesley Publishing Company, 1977.
- 6 Rosenfield A, Kak A C. Digital Picture Processing. Second Edition vol. 1,2, Academic Press, New York, 1982.
- 7 王润生. 图象理解. 长沙:国防科技大学出版社, 1995.
- 8 Linde Y, Buzo A, Gray R M. An algorithm for vector quantizer design. IEEE Trans Commun, Jan 1980, COM - 28: 84 ~ 95.
- 9 Kohonen T. The self-organizing map. Proc of IEEE, 78(9).
- 10 焦李成. 神经网络的应用与实现. 西安:西安电子科技大学出版社, 1993.



涂丹 27岁,1996年毕业于国防科学技术大学电子工程系,获硕士学位,现为该系博士研究生。主要研究方向为图象去噪、图象压缩编码、红外图象目标检测以及神经网络的应用等。



沈建军 27岁,1996年毕业于国防科学技术大学电子工程系,获硕士学位,现为该系博士研究生。主要研究方向为图象处理、图象压缩编码、红外图象目标识别以及小波变换的应用等。



沈振康 63岁,国防科学技术大学电子工程系教授,博士生导师,国家'863'计划专家。主要研究方向为图象处理、红外图象目标检测、模式识别以及小波变换、神经网络和遗传算法的应用等。

## Fractal Compression and Coding for Image Based on Vector Quantization

Shen Jianjun, Tu Dan and Shen Zhenkang

(The Electronics and Engineering Department of National University of Defense Technology, Changsha 410073)

**Abstract** A fractal compression and coding method for image based on vector quantization is presented in this paper. It solves the shortcomings such as slow speed and lower compression ratio existed in traditional methods well. And at the same time it achieves the high quality of restored image as well. The experimental result given at the end of this paper proves that our algorithm is quite effective.

**Keywords** Fractal, Vector quantization, IFS, Image compression