

结合小波变换的零搜索分形图象编码

周娟 罗建书 乔士东

(国防科技大学理学院数学系, 长沙 410073)

摘要 为提高分形图象编码的质量, 缩短编码时间, 针对 Monro 在文献[1]中提出的零搜索分形图象编码方法, 其恢复图象存在的块效应的问题, 提出了一种结合小波变换的多项式近似快速分形图象编码方法. 该方法是利用各频带间能量分布不均衡的特性, 构造一种结合小波分解的分形图象编码算法, 首先对图象进行塔式离散正交小波变换, 然后再对小波系数进行分形编码. 实验结果表明, 用该算法对图象进行编码, 不仅使恢复图象的质量得到了较大的提高, 而且编码时间仅用 1.48s.

关键词 小波变换 分形图象编码 函数迭代系统

中图分类号: TN919.81 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2001)07-0669-06

Zero-Searching Fractal Image Coding Based on Wavelet Transform

ZHOU Juan, LUO Jian-shu, QIAO Shi-dong

(National University of Defense Technology, Changsha 410073)

Abstract In order to improve quality of fractal image coding and reduce coding time, a fast polynomial fractal image coding method based on wavelet decomposition is presented in this paper. Jacquin's fractal image coding method needs searchign for the optimum domain block in the image. It must take so long time to do this searching work. This character is a fatal flaw of the method which confine this method in using. Monro's fractal image coding method doesn't need searching for the optimum domain block, so his fractal image coding is very rapid and simple in reference [1]. His coding method is zero-searching fractal coding method and its coding time is very short. But his reconstructed image has blocking effect. In this paper, in order to solve this question, a new fractal image coding based on discrete wavelet transformation is presented. The new method also doesn't need searching for the optimum domain block, so its coding time is very short. This algorithm utilizes the character of wavelet analysis which is unbalanced distributions of energy in subbands among wavelet trasform image. The algorithm based on discrete wavelet transformation is: First, the image is decomposed into different channels by discrete wavelet transformation. Second, wavelet coefficients are encoded by fractal image coding method. Simulation shows that the quality of the reconstructed image is improved greatly and coding time is only 1.48 seconds.

Keywords Wavelet transform, Fractal image compression, IFS

0 引言

自然界中的许多图象均具有部分与部分之间的局部自相似性, 这说明图象信息有很大的冗余, 因而为进行图象压缩提供了可能, 这也就是说, 可以采用分形编码方法来进行图象压缩, 而这种分形图象压

缩的关键就在于寻找图象的 IFS 码. 虽然分形图象压缩具有压缩比大、简单易行等特点, 但它还有很大的局限性, 如编码时间长、编码解码时间不对称、收敛过程较难控制和预测等, 尤其是编码时间过长极大地限制了分形压缩方法的应用. Monro 在文献 [1]中提出了一种基于零搜索的分形压缩方法, 由于它不进行搜索、匹配过程, 从而解决了编码时间过长

的问题,但恢复图象却存在明显的块效应,因而恢复图象的质量有待提高。Zhang Zhi-Ming 等人也提出了一种零搜索分形图象编码方法^[2],用其对 Lena 图象进行压缩后,其恢复图象的峰值信噪比可以达到 27.86dB,压缩比可以达到 23.27。

离散小波变换(DWT)是一种新兴的图象编码技术,在现代图象数据压缩中发挥着越来越大的作用。这种编码技术,实际上就是将数字图象先做塔式分解,数字图象经塔式分解后被分解成具有不同尺度、不同频率特性的子带,而且变换后各频带间能量分布不均衡,其低频部分占有图象的大部分能量^[3]。

本文利用频带间能量分布不均衡的特点,设计了结合小波变换的零搜索分形算法。即对小波系数进行多项式近似分形图象编码。由于这种改进后的算法没有搜索和匹配过程,因而不但大大缩短了编码时间,而且提高了恢复图象的质量,即消除了恢复图象的“块效应”。

1 多项式近似的分形图象编码

设所有大小为 $m \times n$ (m, n 属于正整数)的灰度图象的全体组成的集合为 Φ ,在其上定义一个度量 d ,则 (Φ, d) 构成一个度量空间,其中 d 有许多定义方法。在定义集合 Φ 后,任意一幅待编码的灰度图象 F 均可以被看成是图象空间中的一点,即 $F \in \Phi$ 。要对待编码的灰度图象 F 进行分形编码,就要构造一个函数迭代系统(Iterated Function System)可缩写为 IFS,使得 IFS 的不动点 F^0 与 F 的距离达到最小, $d(F^0, F)$ 达到最小,同时记录 IFS 的所有系数,以便将来用于重构原图象。此时的数据量比原图象的数据量要小得多,从而达到图象压缩的目的。Monro 在文献[1]中还介绍了一种不用搜索的分形图象编码方法 BFT(Bath Fractal Transform)。

以下是 Monro 的零搜索分形图象编码^[1]的基本过程。

IFS 是对一幅分形图象的标准表示方式,其最一般的形式是自映射系统 SAS (Self Affine System),即它是定义在 R^2 上的一组映射变换

$$W = \{\omega_k, k = 1, \dots, N\}$$

其中,

$$\omega_k(x, y) = \begin{bmatrix} a_{11}^{(k)} & a_{12}^{(k)} \\ a_{21}^{(k)} & a_{22}^{(k)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1^{(k)} \\ b_2^{(k)} \end{bmatrix} \quad (1)$$

如果每个 ω_k 都是一个压缩变换,那么就存在唯

一的一个吸引子 A ,且满足

$$A = \bigcup_{k=1}^N \omega_k(A) \quad (2)$$

当已知一组压缩变换时,就很容易获得它的吸引子,但是对于它的反问题,即对于一个给定的吸引子如何寻找它的迭代系统则是要解决的主要问题。

定义 设 A 为一图象块,函数 $f: A \rightarrow R^+$,如果存在一压缩映射

$$V = \{v_k: A \times R^+ \rightarrow R^+, k = 1, \dots, N\}$$

及其相应的迭代函数系统 $W = \{\omega_k, k = 1, \dots, N\}$,使得函数 f 满足:对任意的 $p \in A$,至少存在一个 k ,使得 $f(p) = V \circ f(p) = v_k(\omega_k^{-1}(p), f(\omega_k^{-1}(p)))$,则称 f 为不变映射。其中, ω_k^{-1} 表示 ω_k 的逆变换,“ \circ ”表示函数的合成运算,即 $(f \circ g)(x) = f(g(x))$ 。

为求解这个不变函数,需要采取最小二乘法的方式来获得该问题的解析解。

为确定映射 f, g 之间的近似程度,定义度量 $d(f, g)$ 如下

$$d(f, g) = \left\{ \frac{\int_A (f - g)^2 dL}{\int_A dL} \right\}^{1/2} \quad (3)$$

其中, L 是 R^2 上的 Lebesgue 测度, A 是当前的 Domain 块, f, g 是定义在 A 上面的映射。以下皆用 $d(f, g)$ 表示映射 f, g 之间的距离。

设 f 是不变映射 g 的近似估计,根据拼贴定理(见参考文献[4])和式(3)定义的距离,有

$$d(f, g) \leq (1 - s)^{-1} d(g, V \circ g) \quad (4)$$

上述不等式给出了不变映射与其估计值之间误差的上界。如果使不等式右边达到最小,就可以降低误差。为了求得该不变映射,这里设压缩映射 v_k 的一般形式为

$$v_k(x, y, g) = b_k + a_k^{(1)}x + a_k^{(2)}y + a_k^{(3)}g(x, y) + a_k^{(4)}x^2 + a_k^{(5)}y^2 + a_k^{(6)}x^3 + a_k^{(7)}y^3$$

它的一阶变换是最常用的一种形式,也被称作双线性变换

$$v_k(x, y, g) = b_k + a_k^{(1)}x + a_k^{(2)}y + a_k^{(3)}g(x, y)$$

它的零阶变换形式如下

$$v_k(x, y, g) = b_k + a_k^{(1)}g(x, y)$$

其中,零阶变换形式虽然与 Jacquin 分形编码方法^[5]中使用的 IFS 系统的形式是一样的,但是在 Jacquin 的方法中,当图象块很大时,图象的近似效果很差,必须有反射和旋转等变换才能得到很好的近似效果,但这需要花费大量的计算时间。

还必须指出的是,高阶变换形式虽然可使恢复图象质量得到略微提高,但同时也带来了繁琐的计算及压缩比的大大降低,这样从综合效率的角度来看,是得不偿失的,因此在实际应用中一般不采用高阶变换形式.采用低阶的 Monro 多项式近似分形图象编码方法,其主要思路如下:

首先,将图象划分成互不重叠的子图象块,每一个图象块称为 Domain 块,记为 D ,设其大小为 $2l \times 2l$ (l 是正整数),然后利用式(5)中 4 个压缩映射 $\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4$,将图象的每一个子图象块再分成如图 1 所示的 4 个小块.

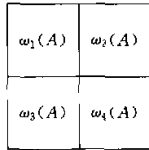


图 1 4 个压缩映射作用于 A 的结果

每个小块被称作 Range 块,记为 B ,其大小为 $l \times l$.

$$\begin{aligned}
 \omega_1 \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0.5 & 0 \\ 0 & 0.5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -x_0/2 \\ y_0/2 \end{bmatrix} \\
 \omega_2 \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0.5 & 0 \\ 0 & 0.5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_0/2 \\ y_0/2 \end{bmatrix} \\
 \omega_3 \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0.5 & 0 \\ 0 & 0.5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -x_0/2 \\ -y_0/2 \end{bmatrix} \\
 \omega_4 \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0.5 & 0 \\ 0 & 0.5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_0/2 \\ -y_0/2 \end{bmatrix}
 \end{aligned} \tag{5}$$

若将式(4)放大,则有下式成立

$$d(g, V \circ g)^2 \leq \sum_{k=0}^3 c_k d(g \circ \omega_k, V \circ g \circ \omega_k) \tag{6}$$

其中, c_k 为实常数.对 $k=0,1,2,3$,有下式成立

$$\begin{aligned}
 &\int_A (g \circ \omega_k - V \circ g \circ \omega_k)^2 dL \\
 &= \int_{(x,y) \in A} [g \circ \omega_k(x,y) - (b_k + a_k^{(1)}x + a_k^{(2)}y + a_k^{(3)}g(x,y))]^2 dL
 \end{aligned} \tag{7}$$

令 $b_k, a_k^{(1)}, a_k^{(2)}, a_k^{(3)}$ 的偏微分为零,利用最小二乘法,可得到如下的矩阵.

$$\begin{bmatrix} \int x^2 & \int xy & \int xg(x,y) & \int x \\ \int xy & \int y^2 & \int yg(x,y) & \int y \\ \int xg(x,y) & \int yg(x,y) & \int g(x,y)^2 & \int g(x,y) \\ \int x & \int y & \int g(x,y) & \int 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} a_k^{(1)} \\ a_k^{(2)} \\ a_k^{(3)} \\ b_k \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} \int xg(\omega_k(x,y)) \\ \int yg(\omega_k(x,y)) \\ \int g(x,y)g(\omega_k(x,y)) \\ \int g(\omega_k(x,y)) \end{bmatrix} \tag{8}$$

求解式(8),即可得到各个系数的值.为简化起见,式(8)中的各个积分均是在区域 A 上做 Lebesgue 积分.

根据解出的 $b_k, a_k^{(1)}, a_k^{(2)}, a_k^{(3)}$,就可得到所需的压缩变换,然后整幅图象就可以用这些系数代替了,这样即达到了压缩的目的.

值得一提的是,当 $|a_k^{(3)}| < \left(\int_A dL \right)^{1/2}$ 时, v_k 即为压缩变换.根据不动定理^[1],只有当 v_k 为压缩变换时,才能保证本方法的收敛性.事实上,如果设 f, g 为定义在图象块 A 上的一个 $A \rightarrow R^+$ 的映射函数,那么

$$\begin{aligned}
 d(v_k(f), v_k(g)) &= \left\{ \frac{\int_A (v_k(f) - v_k(g))^2 dL}{\int_A dL} \right\}^{1/2} \\
 &= \frac{|a_k^{(3)}| \left\{ \int_A (f - g)^2 dL \right\}^{1/2}}{\left(\int_A dL \right)^{1/2}} \\
 &= \frac{|a_k^{(3)}|}{\left(\int_A dL \right)^{1/2}} d(f, g) < d(f, g)
 \end{aligned}$$

由于 $a_k^{(3)}$ 的取值会影响映射迭代的收敛,因此,为保证变换的压缩特性,必须在编码时对 $a_k^{(3)}$ 的取值范围加以限制,以保证映射迭代的收敛性.

一般在解码时,只需给定一幅初始图象 A ,并对其不断迭代,即可以获得一系列重构图象 $\{V_n = V_{n-1} \circ g(A)\}$.这样经过一定的迭代次数,只要重构图象收敛,即可恢复原图象.

这种算法虽然简单易行,而且运算速度快,便于做实时处理,但是图象的恢复质量却不高.为了解决这个问题,本文利用小波变换的特性对该方法进行了改进,从而提高了恢复图象的质量.

2 基于小波变换的多项式近似分形图象编码

本文提出的基于小波变换的分形图象编码方法一改原来只将分形图象编码应用于空间域的做法,而是将得到的频域结果也看成是一种图象,并在频

域上实行分形图象编码,从而将空间域与频域有机地结合起来.一幅图象经过塔式离散小波变换后,可得到不同分辨率的小波系数,且能量不均衡地分布在各个频带上.利用这一性质,将分形图象编码方法运用到小波系数上,即把小波系数看作一种图象,并且对其进行分形编码,实验结果表明,恢复图象获得了较好的效果.

塔式小波分解的第1步将图象分成3个高频及一个低频部分,接着再将低频部分分成3个高频及一个低频部分,依此类推进行分解(如图2所示).

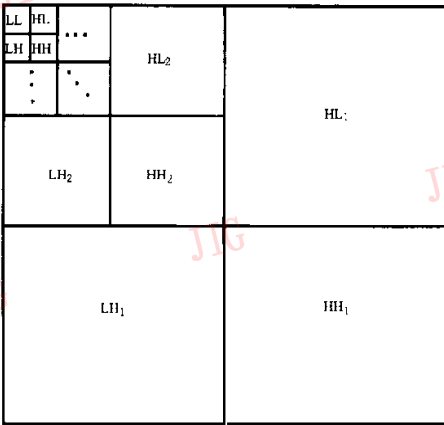


图2 r层塔式小波变换结果

现设有一个子图 I_0 , 根据小波的基本理论,即图象的能量等于正交小波变换后所有频段的能量之和,有

$$\|I_0\|_2^2 = \|I_{LL}\|_2^2 + \sum_{i=1}^r (\|I_{HL_i}\|_2^2 + \|I_{LH_i}\|_2^2 + \|I_{HH_i}\|_2^2)$$

其中, r 表示小波分解的层数. 假设现有另一幅子图 J_0 , 若要 J_0 逼近 I_0 , 则需使 $\|I_0 - J_0\|_2$ 达到最小. 从能量的角度考虑, 则有如下的等式

$$\|I_0 - J_0\|_2^2 = \|I_{LL} - J_{LL}\|_2^2 + \sum_{i=1}^r (\|I_{HL_i} - J_{HL_i}\|_2^2 + \|I_{LH_i} - J_{LH_i}\|_2^2 + \|I_{HH_i} - J_{HH_i}\|_2^2)$$

$$\begin{bmatrix} \sum_{(x,y) \in A} x^2 & \sum_{(x,y) \in A} xy & \sum_{(x,y) \in A} xg(x,y) & \sum_{(x,y) \in A} x \\ \sum_{(x,y) \in A} xy & \sum_{(x,y) \in A} y^2 & \sum_{(x,y) \in A} yg(x,y) & \sum_{(x,y) \in A} y \\ \sum_{(x,y) \in A} xg(x,y) & \sum_{(x,y) \in A} yg(x,y) & \sum_{(x,y) \in A} g^2(x,y) & \sum_{(x,y) \in A} g(x,y) \\ \sum_{(x,y) \in A} x & \sum_{(x,y) \in A} y & \sum_{(x,y) \in A} g(x,y) & \sum_{(x,y) \in A} 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_k^{(1)} \\ a_k^{(2)} \\ a_k^{(3)} \\ b_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{(x,y) \in A} xg(\omega_k(x,y)) \\ \sum_{(x,y) \in A} yg(\omega_k(x,y)) \\ \sum_{(x,y) \in A} g(x,y)g(\omega_k(x,y)) \\ \sum_{(x,y) \in A} g(\omega_k(x,y)) \end{bmatrix}$$

若使两幅图象之间的误差能量达到最小, 则应使小波变换后的各个部分的误差能量达到最小. 当两幅图象是经过采样后的, 设 I_0, J_0 大小均为 $m \times n, I_0(i, j), J_0(i, j)$ 分别表示两幅图象在 (i, j) 点的灰度, 则

$$\|I_0 - J_0\|_2^2 = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [I_0(i, j) - J_0(i, j)]^2$$

若将塔式小波分解后的各个部分也看成是一种图象, 不妨设其为 I , 也就是说, 若用另一幅图象 J 来逼近它, 则当求出 J 后, J 就将替代 I 来进行小波逆变换.

当小波分解的层次 $r=1$ 时, 设 I_0, J_0 为原图, I, J 分别为其塔式小波分解后的图象, 设 I_l, J_l 分别为图象 I, J 的某一频段部分, 其中, l 为 LL, HL, LH, HH 中的一个; f_l, g_l 分别表示定义在 I_l, J_l 上的灰度函数, 则有

$$\begin{aligned} \|I_0 - J_0\|_2^2 &= \|I_{LL} - J_{LL}\|_2^2 + \|I_{HL} - J_{HL}\|_2^2 + \|I_{LH} - J_{LH}\|_2^2 + \|I_{HH} - J_{HH}\|_2^2 \\ &= \sum_{(x,y) \in LL} (f_{LL} - g_{LL})^2 + \sum_{(x,y) \in HL} (f_{HL} - g_{HL})^2 + \sum_{(x,y) \in LH} (f_{LH} - g_{LH})^2 + \sum_{(x,y) \in HH} (f_{HH} - g_{HH})^2 \end{aligned}$$

由上式可知, 在空间域求 I_0 的近似图象变成了在频域求 I 的近似图象, 进而转换为求 f_l 的近似灰度函数 g_l .

由于小波系数是离散的, 为计算方便, 重新定义一种距离 $d(f, g) = \sum_{(x,y) \in A} (f(x, y) - g(x, y))^2$, 其中, f, g 为定义在 A 上的灰度函数. 由拼贴定理^[4]可知

$$d'(f, g) \leq (1 - s)^{-1} d'(f, V \circ f)$$

与上节的推导过程类似, 存在实常数 c_k

$$d'(g, V \circ g)^2 \leq \sum_{k=1}^N c_k d'(g \circ \omega_k, V \circ g \circ \omega_k)$$

对 $k=0, 1, 2, 3$, 有下式成立

$$\begin{aligned} \sum_{(x,y) \in A} (g \circ \omega_k - V \circ g \circ \omega_k)^2 &= \sum_{(x,y) \in A} [g \circ \omega_k(x, y) - (b_k + a_k^{(1)}x + a_k^{(2)}y + a_k^{(3)}g(x, y))]^2 \end{aligned}$$

利用最小二乘法, 可获得如下系数矩阵

然后,再求解 $b_i, a_i^{(1)}, a_i^{(2)}, a_i^{(3)}$ 则完成压缩编码。为保证变换的压缩性,对 $a_i^{(3)}$ 的取值范围要加以限制。理论上说, $|a_i^{(3)}| < 1$ 时,变换必然是压缩的,但实际实验证明,可以略微放宽限制, $|a_i^{(3)}| < 1.4$ 时也可以保证解码图像收敛。这样解码时,只需给定一幅初始图像 A ,并对其不断迭代,然后对迭代的结果只需增加一步小波逆变换即可恢复原图。

3 实验结果与分析

实验所采用的测试图像是标准的 256 级灰度图像 Lena,大小为 512×512 。实验时,首先用文献[1]中的方法将原图分成 8×8 大小的子块,然后对每一个子块进行编码,其恢复的图像如图 4(b)所示,从图上可以看到明显的块效应,本文方法是先采用 12-4 基对测试图像做 DWT,然后将变换后的图像进行多项式近似分形图像编码,即将变换后的图像分成大小为 8×8 的互不重叠的子块,其恢复图像见图 4(c)。

在以往的分形编码方法中,各子块都是独立的,从而割裂了块与块之间的联系,在块与块的衔接处导致灰度值的跳跃,产生了“块效应”。本文采用小波

变换域中的分形编码方法,实质是对小波系数的一种量化方法。由于高频小波系数大部分幅度较小,因此块与块之间的相似性比时域中要强得多。低频小波系数的量化显著地影响重构图像的质量,因此在量化时要区别对待。小波逆变换过程在本文提出的方法中是一种平滑的过程,它是将各个子块有机地联系起来,因此没有产生明显的“块效应”。

另外,由于小波变换图像的能量主要集中在低频,因此在编码时要尽量保留低频部分的信息,即对高频部分进行分形图像编码。实验结果表明,对一般人像而言,经一次分解后,其低频部分的能量占全图能量的 90% 以上(如表 1 所示)。

表 1 经小波分解后低频部分能量占全图能量的百分比

图像	小波基	
	12-4 基	Harr 系
Lena	99.39	92.91
Zeldsr	99.9	99.67

设原图为 I_0 , 重构后的图像为 I , 则有

$$\|I_0 - I\|_2^2 = \|I_{LL} - I_{LL}\|_2^2 + \sum_{i=1}^3 (\|I_{ML_i} - I_{ML_i}\|_2^2 + \|I_{SL_i} - I_{SL_i}\|_2^2 + \|I_{HL_i} - I_{HL_i}\|_2^2)$$



(a) Lena 原图



(b) 文献[1]中方法编码的恢复图像
(PSNR=26.82 Cr=23.3)



(c) 用本文方法编码的恢复图像
(PSNR=28.612 Cr=33.6)

图 4

假如尽量保留低频部分,也就是保留了原图像的绝大部分信息,那么当 $r=1$ 时,上式必小于原图能量的 10%。如果选择消失矩大的小波基,例如 12-4 基等,那么原图像和恢复图像的误差可以远远小于总能量的 1%。当 $r>1$ 时,低频部分的能量可近似地以此百分比类推。由此可见,只要选择合适的小波基就可获得良好的恢复质量。本文以标准图像 Lena 为例,采用 12-4 基,进行了 3 次小波分解,其恢复图像的误差小于原图像能量的 0.5% (理论上

误差能量占原图能量的上界为 1.82%) ;而文献[1]中的恢复图像误差占原图能量的 2.7%。由此可见,本文方法恢复图像质量较好。

从频谱的角度考虑,高频部分记录了图像的细节,而本方法的误差恰恰主要集中在高频部分。经过小波逆变换后,由于分形编码时引入的量化误差分配到了整幅图像,所以不存在明显的“块效应”。

综上所述,改进的零搜索分形编码方案要远远优于在空间域进行零搜索的分形编码方法。在

PENTIUM MMX 200MHz 的计算机上,用 Jacquin 搜索编码方法分解 Lena 图象,需要6 430s,而本文的方法因为不进行搜索和匹配,而且塔式小波变换的编码、解码速度也很快,所以只需 1.480s,非常适用于实时处理。

参 考 文 献

1. Monro D M, Woolley S J. Fractal image compression without searching. ICASSP, 1994, 5: 557~560.
2. Zhang Zhi-Ming, Yu Si-le. An improved zero-searching fractal image coding method. IEEE Transactions on Consumer Electronics. FEBRUARY, 1999, 45(1): 91~96.
3. Mallat S. A wavelet tour of signal processing. San Diego: Academic Press, 1998: 151~185.
4. 王东生,曹磊. 混沌、分形及其应用. 北京:中国科学技术出版社, 1995: 103~120.
5. Fisher Y. Fractal image compression: Theory and application. New York, Springer-Vorlag, Inc. 1995: 2~16.



周 娟 1975年生,1997年毕业于国防科技大学系统工程与应用数学系,获理学学士学位。现为国防科技大学理学院数学与系统科学系硕士研究生。主要从事图象数据压缩的理论及算法研究。



罗建书 1956年生,1988年获国防科技大学系统工程与应用数学系硕士学位,现任国防科技大学理学院数学与系统科学系教授,硕士生导师。主要从事图象语音数据压缩与信息处理的理论与算法研究。



乔士东 1975年生,1998年获国防科技大学系统工程与应用数学系理学学士学位,现为国防科技大学理学院数学与系统科学系硕士研究生。主要从事图象和语音数据压缩的理论及算法研究。

通 告

为适应我国信息化建设需要,扩大作者学术交流渠道,本刊已加入《中国学术期刊(光盘版)》和“中国期刊网”。作者著作权使用费与本刊稿酬一次性付给。如作者不同意将文章编入该数据库,请在来稿时声明,本刊将做适当处理。