

基于规范子块五点和的快速分形图像编码

何传江¹ 刘维胜^{1,2} 申小娜¹

¹(重庆大学数理学院 重庆 400030)

²(重庆通信学院 重庆 400035)

(chuanjianghe@sina.com)

Fast Fractal Image Coding Based on Quincunx Sums of Normalized Blocks

He Chuanjiang¹, Liu Weisheng^{1,2}, and Shen Xiaona¹

¹(College of Mathematics and Physics, Chongqing University, Chongqing 400030)

²(Chongqing Communication College, Chongqing 400035)

Abstract Fractal image coding can provide a high decoded image quality at a high compression ratio, but it requires traditionally a very long runtime in the encoding process. Therefore, it is essential to develop fast encoding algorithms before it could be widely used for various applications. The encoding time is mostly spent on searching for the best-matched block to an input range block in a usually-large domain pool; a new scheme is thus proposed to limit the search space in this paper. It first defines a new feature, quincunx sum, which is the intensities sum of a normalised image block over each corner of the block and one at the centre. Then, the quincunx sum is utilized to confine efficiently the search space to the vicinity of the initial-matched block (i.e., the domain block having the closest absolute quincunx sum to that of the input range block being encoded). Experimental results show that this method can reduce drastically the amount of range-domain comparisons needed to encode each range block. The proposed algorithm has also been compared with the fast fractal encoding algorithm based on cross-trace, showing that under the same search neighborhood it performs better in terms of encoding time, image quality and compression rate.

Key words image compression; fractal; iterated function system; fractal image coding; quincunx sum

摘要 分形图像编码通常需要较长的时间,编码时间主要花费于在一个海量码本中搜索每个输入子块的最佳匹配块。针对这个问题,提出一个限制搜索空间的算法。它主要基于图像块的一种新特征——五点和,把搜索范围限制在初始匹配块(五点和意义下与输入R块最接近的D块)的邻域内。实验表明:该算法能够大大减少子块匹配比较的数量,与基于叉迹的快速分形算法比较,在相同的搜索邻域内,在编码时间、图像质量和压缩比方面都更优。

关键词 图像压缩;分形;迭代函数系统;分形图像编码;五点和

中图法分类号 TP391.41

近10余年来,分形图像编码以其编码思想新颖、压缩比高、解码速度快、分辨率无关等优点受到学术界的广泛关注^[1-8]。这些优点使其成为多媒体应用中最有前途的技术之一,微软公司的CD-ROM

百科全书("Microsoft Encarta")就是成功应用这种技术的一个典型实例。此外,分形图像编码也已经渗透到特征提取、人脸识别、数据库检索、数字水印、图像去噪等研究领域中。

然而,分形图像编码计算复杂性高、编码时间长,这成为该方法应用的一个瓶颈.构造分形码的时间主要花费于在海量码本中寻找每个输入子块的最佳匹配块.针对这个问题,许多专家和学者提出了各种加快编码的方法,分类法和特征向量法是其中两类主要的方法.分类法是把输入子块集和码本进行分类,将全局搜索转变为类内搜索,即只在同类的码本子集中寻找输入子块的最佳匹配块^[1-3].特征向量法是根据子块的某种特征(或特征向量),把全局搜索限制为邻域搜索^[4-5].当然,还有许多其他的加快编码方法(如文献[6-7]).

本文定义图像子块的一种新特征——五点和,并给出它与匹配误差的关系.以这个关系为理论依据,结合叉迹算法^[5]的编码思想,提出一个快速分形编码算法.实验显示:在相同的搜索邻域内,本文算法在编码时间、图像质量和压缩比方面都优于叉迹算法.

1 基本分形算法

在分形编码中,一般把原始图像分割为互不重叠的 $B \times B$ 子块(Range块,简称R块),它们合起来覆盖整幅图像.同时,在同一图像中确定 $2B \times 2B$ 子块(Domain块,简称D块),可通过在纵横方向上以同一步长滑动一个 $2B \times 2B$ 窗口来获得.为了匹配R块,D块通常经过4-邻域像素平均收缩为 $B \times B$ 子块.这种收缩子块的集合就构成下一阶段匹配搜索所需的码本(记为 Ω).

编码阶段,对于每个R块 R_i ,确定最佳对比度因子 s 和亮度因子 o ,并在码本 Ω 中搜索子块 $D_{m(i)} \in \Omega$,以及从8个等距变换(旋转和反射)中选择最佳变换 S ,使得 R_i 与 $\hat{R}_i = sS(D_{m(i)}) + oI$ 的误差最小(I 是全1子块).具体说,就是求解问题

$$\min_{D \in \Omega} \min_{1 \leq k \leq 8, s, o \in \mathbb{R}, |s| < 1} \|R_i - (sS_k D + oI)\|, \quad (1)$$

其中 \mathbb{R} 是实数集, $\|\cdot\|$ 是向量2-范数.约束 $|s| < 1$ 是为了保证解码迭代序列收敛.式(1)的内层是约束极小化问题,为了减少计算复杂性,通常是先求解无约束问题

$$E(R_i, D) = \min_{s, o \in \mathbb{R}} \|R_i - (sS_k D + oI)\|, \quad (2)$$

(记解为 s_i, o_i)然后对不满足约束的 s_i 按某种方式作截断处理.接着用全搜索方法求解式(1)的外层极小化问题:

$$\min_{D \in \Omega} E(R_i, D) = \min_{D \in \Omega} E(R_i, D), \quad (3)$$

其中 $\Omega' = \bigcup_{k=1}^8 \{S_k(D) | D \in \Omega\}$.

四元组 $(m(i), k, \hat{s}_i, \hat{o}_i)$ 就构成输入子块 R_i 的分形码,其中 $m(i)$ 是最佳匹配D块的序号或位置坐标(左上角坐标), k 是最佳等距变换的序号, \hat{s}_i, \hat{o}_i 是 s_i, o_i 的量化值.全体 R_i 的分形码和图像的分割信息一起组成原始图像的分形文件,它描述了一个吸引子近似于原始图像的迭代函数系统(IFS).

解码是相对简单的迭代过程,由分形文件描述的IFS迭代作用于任何初始图像来完成^[8].

2 快速编码算法

2.1 算法理论依据

首先给出五点和的定义.

定义1. 设子块 $X = (x_{i,j}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$, X 的规范化为:

$$\hat{X} = (\hat{x}_{i,j}) = \frac{X - \bar{x}I}{\|X - \bar{x}I\|}, \quad \hat{x}_{i,j} = \frac{x_{i,j} - \bar{x}}{\sqrt{\sum_{i,j} (x_{i,j} - \bar{x})^2}}, \quad (4)$$

其中 \bar{x} 是 X 的均值, $I \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 是全1子块.我们把

$$q(X) = \begin{cases} \hat{x}_{1,1} + \hat{x}_{1,m} + \hat{x}_{n,1} + \hat{x}_{n,m} + \\ \hat{x}_{(n+1)/2, (n+1)/2}, n \text{ 为奇数}, \\ \hat{x}_{1,1} + \hat{x}_{1,m} + \hat{x}_{n,1} + \hat{x}_{n,m} + \\ \frac{1}{4}(\hat{x}_{n/2, m/2} + \hat{x}_{n/2, 1+n/2} + \hat{x}_{1+n/2, m/2} + \\ \hat{x}_{1+n/2, 1+n/2}), n \text{ 为偶数} \end{cases}$$

称为子块 X 的规范化 \hat{X} 的五点和(quincunx sum),并简称为 X 的规范五点和.显然,子块 \hat{X} 的五点和就是其4个顶点与中心点之和(对于偶数阶子块,其中心点定义为位于中心的4个点的平均).

下面的定理给出了五点和与匹配误差的关系,这是本文算法的理论基础.

定理1. 设 $R, D \in \mathbb{R}^{n \times n}$ (视为 $n \times n$ 维向量),则下面的不等式成立:

$$E(R, D) = \min_{s, o \in \mathbb{R}} \|R - sD - oI\| \geq \frac{n}{10} \sigma_R \left| |q(R)|^2 - |q(D)|^2 \right|, \quad (5)$$

其中 $\sigma_R = \|R - \bar{r}I\|/n$ (标准差).

证明. 设 $L(D, I) = \{sD + oI | s, o \in \mathbb{R}\}$. 容易验证 $L(D, I)$ 是 $\mathbb{R}^{n \times n}$ 的线性子空间,且 $\hat{D} \in L(D, I)$ 和 $D \in L(\hat{D}, I)$ (\hat{D} 表示 D 的规范化,见式(4)).

因此 $L(D, I) = L(\hat{D}, I)$. 于是

$$E(R, D) = \min_{Y \in L(D, I)} \|R - Y\| = \min_{Y \in L(\hat{D}, I)} \|R - Y\| = \min_{p, q \in \mathbb{R}} \|R - p\hat{D} - qI\|, \quad (6)$$

不难得到式(6)中最后一个极小化问题的解为

$$p = \frac{R \cdot \hat{D}}{\hat{D} \cdot \hat{D}}, \quad q = \frac{R \cdot I}{I \cdot I}. \quad (7)$$

于是, 根据式(6)中最后一个极小化问题, 我们有

$$E(R, D)^2 = \|R - \frac{R \cdot \hat{D}}{\hat{D} \cdot \hat{D}} \hat{D} - \frac{R \cdot I}{I \cdot I} I\|^2 = \|(\frac{R \cdot \hat{D}}{\hat{D} \cdot \hat{D}} - \frac{R \cdot I}{I \cdot I}) \hat{D} - \frac{R \cdot I}{I \cdot I} I\|^2 = \|(\frac{R \cdot \hat{D}}{\hat{D} \cdot \hat{D}} - \frac{R \cdot I}{I \cdot I}) \hat{D} - \frac{R \cdot I}{I \cdot I} I\|^2 = \|R - \frac{R \cdot \hat{D}}{\hat{D} \cdot \hat{D}} \hat{D} - \frac{R \cdot I}{I \cdot I} I\|^2 = n^2 \sigma_R^2 (1 - |\frac{R \cdot \hat{D}}{\hat{D} \cdot \hat{D}} - \frac{R \cdot I}{I \cdot I}|^2). \quad (8)$$

定义子块 $Q = (q_{i,j}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 如下:

$$q_{i,j} = \begin{cases} 1 & (i,j) = (1,1)(1,m)(n,1)(n,m), \\ ((n+1)/2, (n+1)/2), n \text{ 为奇数}, \\ 0 & \text{其他}, \end{cases}$$

$$q_{i,j} = \begin{cases} 1 & (i,j) = (1,1)(1,m)(n,1)(n,m), \\ \frac{1}{4} & (i,j) = (\frac{n}{2}, \frac{n}{2})(\frac{n}{2}, \frac{n}{2} + 1), \\ (\frac{n}{2} + 1, \frac{n}{2})(\frac{n}{2} + 1, \frac{n}{2} + 1), n \text{ 为偶数} \\ 0 & \text{其他}. \end{cases}$$

根据 $\|Q\|^2 = \sum_{i,j} q_{i,j}^2$, 以及五点和的定义, 我们有

$$\|Q\|^2 = \begin{cases} 5, & n \text{ 为奇数} \\ 17/4, & n \text{ 为偶数} \end{cases}, \quad q(X) = Q \cdot \hat{X},$$

由 Cauchy-Schwarz 不等式, 得到

$$|q(R) \pm q(D)|^2 = |Q \cdot \hat{R} \pm Q \cdot \hat{D}|^2 \leq \|Q\|^2 \|\hat{R} \pm \hat{D}\|^2 \leq 5 \|\hat{R} \pm \hat{D}\|^2 = 10(1 \pm \hat{R} \cdot \hat{D}).$$

根据上式和式(8), 并注意到 $|\hat{R} \cdot \hat{D}| \leq 1$, 我们有

$$E(R, D)^2 = n^2 \sigma_R^2 (1 + \hat{R} \cdot \hat{D})(1 - \hat{R} \cdot \hat{D}) = \frac{n^2}{100} \sigma_R^2 (|q(R)|^2 - |q(D)|^2)^2.$$

不等式(5)由此推出. 证毕.

2.2 算法理论分析

设 $\alpha > 0$ 是一个常数, 对于标准差 $\sigma_R \geq \alpha$ 的输入 R 块 R , 以及 D 块 $D \in \Omega'$, 由式(5)知,

$$E(R, D) \geq \frac{n\alpha}{10} \left| |q(R)|^2 - |q(D)|^2 \right|, \quad (9)$$

式(9)表明: 如果 D 和 R 规范五点和的绝对值 $|q(D)|, |q(R)|$ 相差较大, 那么匹配误差 $E(R, D)$ 也较大, 从而 D 不能匹配 R ; 等价地说, 对于标准差 $\sigma_R \geq \alpha$ 的 R , 如果 D 匹配 R (即 $E(R, D)$ 小), 则由式(9)知 $|q(D)|, |q(R)|$ 相差也小. 因此, 对于标准差 $\sigma_R \geq \alpha$ 的 R , 其最佳匹配块 D 一定在码本的子集 $\{D \in \Omega' : ||q(D)| - |q(R)|| < \epsilon\}$ 中 (常数 $\epsilon > 0$). 顺便指出, 即使式(9)是等式, 由于参数需要截断和量化, 计算匹配误差 $E(R, D)$ 时需采用量化后的参数, 此时等式未必还成立, 导致 $|q(D)|$ 与 $|q(R)|$ 相差最小的 D 块未必是 R 的最佳匹配块. 因此, 即使式(9)是等式, 也只能断定最佳匹配块 D 在码本的子集 $\{D \in \Omega' : ||q(D)| - |q(R)|| < \epsilon\}$ 中.

但是, 上述结论对标准差小的子块 R 可能不成立. 原因如下: 根据式(5), 如果 R 的标准差 σ_R 很小, 即使 $E(R, D)$ 小, $|q(D)|, |q(R)|$ 也可能相差很大. 为了解决这个问题, 我们回头看看式(8). 由式(8)知, 对于任意子块 $D \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $E(R, D) \leq n\sigma_R$. 这表明, 对于标准差足够小的输入子块 R , 任意子块 $D \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 都可以作为其匹配块. 但是, 标准差足够小的子块 R 的亮度变化很小, 这种子块通常是图像的平滑区域, 可近似看成常值块, 用其均值块 $\bar{r}I$ 近似最方便. 于是, 对于标准差足够小的输入子块 R , 直接用其均值块 $\bar{r}I$ 编码 (相当于 $s=0, o=\bar{r}$), 无需再搜索其匹配块, 从而避免了上述问题.

基于上述分析, 设定一个阈值 $\alpha > 0$, 如果标准差 $\sigma_R < \alpha$ (亮度变化小), 则称子块 R 为平滑块, 否则称为非平滑块. 对于平滑块 R , 直接用其均值版本 $\bar{r}I$ 代替, 无需再进行匹配搜索. 对于非平滑块 R , 首先赋予码本 Ω' 序结构 (用 $<$ 表示序关系):

$$D < D' \Leftrightarrow |q(D)| \leq |q(D')|, \quad \forall D, D' \in \Omega',$$

然后在赋序码本 Ω' 中, 使用二分搜索法找出五点和意义下与输入子块 R 最接近的子块 D , 即

$$D = \arg \min_{D \in \Omega'} \left| |q(D)| - |q(R)| \right|,$$

接着在 D 的邻域内再进行匹配搜索, 误差 $E(R, D)$ 最小者即为 R 的匹配块.

最后, 引用文献[5]做法: 设定阈值 $\beta > 0$, 定义容许码本 $\Omega_\beta = \{D \in \Omega' \mid \sigma_D \geq \beta\}$, 匹配搜索将限制在容许码本中进行.

2.3 关于图像分割方案的选择

分形编码的第 1 步是如何选择图像分割方案. 目前已提出了多种分割方式^[1], 固定块分割和四叉树分割是两种最简单、最基本的图像分割方式.

在基于四叉树的图像编码中,文献[9]提出了适应阈值的四叉树方案,在相同条件下与固定阈值的四叉树相比,编码效果明显好于后者.其具体做法是:设第 i 层的误差阈值为 T_i ,下一层($i+1$ 层)的误差阈值由 $T_{i+1}=kT_i$ 确定.因此,如果起始层(第1级)的误差阈值选定为 T ,则第 i 级的误差阈值为 $T_i=k^{i-1}T$.显然, $k=1$ 对应于固定阈值四叉树方案, $k=2$ 对应于适应阈值四叉树方案^[9].一个自然的问题:对于四叉树分形编码和四叉树图像编码^[9],二者的误差度量是不同的(分形编码为拼贴误差),因此,适应阈值四叉树分割能否仍适用于分形编码?答案是肯定的.文献[7]实验证实:在四叉树分形编码中,按照 $T_{i+1}=2T_i+1$ 改变阈值(i 是四叉树的层数),比按固定阈值的编码效果要好.鉴于此,本文采用 $T_{i+1}=2T_i+1$ 的适应阈值四叉树分割方案^[7].

3 实验结果

本节中,我们报告两方面的实验结果:一个是本文算法的编码性能;另一个是本文算法与叉迹算法^[5]编码性能的实验对比.

实验平台为运行 Windows XP 的 PC(CPU Celeron 3.0GHz/内存 480MB),算法采用 3 级适应阈值的四叉树分割方案,程序用 C++ Builder 编写.测试性能参数是编码时间(s)、峰值信噪比(PSNR, dB)和压缩比(CR).

在实验中,我们选取 R 块大小分别为 16×16 , 8×8 , 4×4 ,生成 3 类 D 块(32×32 , 16×16 , 8×8)的步长分别为 32, 16 和 8.参数 s , o 分别按 5b 和 7b 量化,并对 s 采用如下截断方案(非最优):若 $s \geq 1$,取 $s=31/32$;若 $s < 0$,取 $s=0$.此外,编程时没有考虑 8 个等距变换.因为参与比较的算法都采用上述方案,所以不会影响对比的公平性.

本文算法的编码时间、重构图像质量和压缩比,除与初始分级阈值 T 有关外,还依赖于 3 个控制参数:输入子块的标准差阈值 α 、容许码本阈值 β 和搜索邻域大小 k .初始分级阈值 T 是基于四叉树的编码算法都需要考虑的,不是本文算法引进的参数(一般来说,阈值 T 越大,压缩比越大,解码图像质量越低).在实验中,我们选取 $T=10$.

关于阈值 α 和 β 取值的实验研究,算法都仅仅是对基本算法的微小修改:1)对于阈值 α ,若 $\sigma_R < \alpha$,则直接用 \bar{r} 近似之,其余部分未改变;2)对于阈

值 β ,把码本 Ω 换成容许码本 Ω_β ,其余部分未改变.我们对多幅标准测试图像进行了实验,结果表明:综合考虑编码时间、重构图像质量和压缩比,两个阈值的最佳取值范围为 $\alpha \in [3, 5]$ 和 $\beta \in [20, 30]$.本文选取 $\alpha=4$ 和 $\beta=20$ 作为算法的缺省值.

关于搜索邻域大小 k ,从 D 块码本的构造可知,后一级码本的容量是前一级码本容量的 4 倍多一点(容量公式为 $|\Omega_{n \times n}| = [(512-n)\delta+1]^2$,其中,码本 $\Omega_{n \times n}$ 是大小为 $n \times n$ 的 D 块组成的, δ 是构造码本的步长.据此计算出 3 类 D 块的数目分别为 961, 3969, 16129).因此,为了提高图像质量和压缩比,我们采用可变邻域方式,在不同级设置不同的搜索邻域大小.本文设定 $k_{i+1}=4k_i$, $k_1=k$ ($i=1, 2, 3$),其中, i 表示级数, k_i 表示第 i 级的搜索邻域大小.

为了研究 k 的不同取值对本文算法性能的影响,我们对多幅标准测试图像($512 \times 512 \times 8b$)进行了实验,结果大同小异.因此,本文仅仅报告对图像 Lena, Pepper 和 Goldhill 的实验结果,相关数据由表 1 给出.

从表 1 可以看出:

1) 编码时间.参数 k 对编码时间的影响较大, k 值每增加 100, 3 幅图像的编码时间平均增加 20s 左右.

2) 图像质量.当 $k \leq 50$ 时,增大 k 值将快速提高 PSNR 值;当 $k > 50$ 时,增大 k 值对 PSNR 的影响相对较小.这与第 2.2 节的理论分析是相吻合的(输入子块 R 的最佳匹配块是在五点和意义下与 R 接近的子块).此外,对于图像 Lena, Pepper 和 Goldhill,当 k 分别为 200, 180 和 100 时,PSNR 与基本算法相同.

3) 压缩比.显然,在其他阈值取定后,本文算法的压缩比依赖于 k 的值.因为 k 值较小时,搜索的 D 块较少,匹配误差可能较大,从而输入子块被再分的可能性增大,这自然导致压缩比的减小.表 1 的数据是与这个分析相吻合的.此外, $k > 100$ 时,随着 k 值的增加,压缩比的增加很小.这说明, $k > 100$ 时,再增加 k 值对减少匹配误差贡献不大.这从另一角度再次证实了第 2.2 节的理论分析.

4) 在 PSNR 相同(或稍高)的情况下(Lena: $k=200$; Pepper: $k=180$; Goldhill: $k=100$),本文算法比基本算法快 10 倍左右;对于图像 Lena, Pepper 和 Goldhill,在 PSNR 分别降低 0.59dB, 0.58dB 和 0.25dB 的情况下(平均下降 1.5%),本文算法($k=50$)比基本算法分别快 28 倍、30 倍和 31 倍.

为了评价本文算法的主观图像质量,图1给出了本文算法($k=1$)与基本算法的Lena解码图像对比。从图1可以看出,尽管本文算法的PSNR下降12%(但时间不到1s),但是主观质量还是可以接受的(图1(a)脸部有轻微“块效应”,帽沿处出现了轻微“毛刺”现象)。

最后,我们对本文算法与叉迹算法^[5]的编码性能进行对比。两个算法的相关数据已由表1给出。可以看出,在相同的搜索邻域内,本文算法的编码时间、PSNR和压缩比都优于叉迹算法。两点说明:1)叉迹算法也涉及两个相同的参数 α 和 β 。因为前面对 α 和 β 的实验研究所用的算法仅仅是对基本算法的微小修改,不涉及其他,所以 $\alpha \in [3, 5]$ 和 $\beta \in [20, 30]$ 对叉迹算法仍然适用(本文也选取 $\alpha=4$ 和 $\beta=20$ 作为叉迹算法的缺省值)。2)表1中叉迹算法

的数据是用二叉树分割实现的(文献[5]用最简单的固定块分割实现的)。

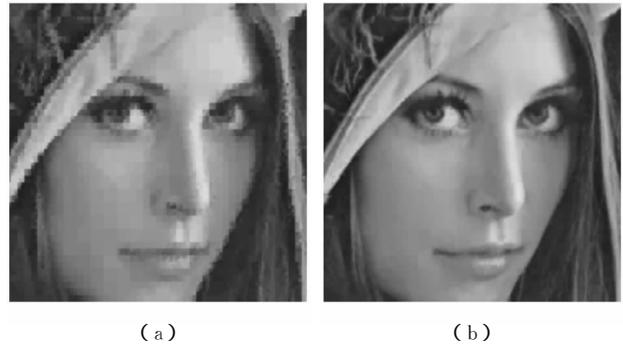


Fig. 1 Comparison of decoding images. (a) Proposed algorithm ($k=1$) and (b) Baseline algorithm.

图1 解码图像对比。(a)本文算法($k=1$) (b)基本算法

Table 1 Experimental Data for Varying Values of k (The Proposed and Cross Trace-Based Algorithm^[5], $\alpha=4$, $\beta=20$)

表1 改变 k 值的实验数据(本文算法和叉迹算法^[5], $\alpha=4$, $\beta=20$)

Test Images		Neighborhood Size k													
		Quincunx Sum-Based Algorithm							Cross Trace-Based Algorithm ^[5]						
		1	50	100	130	180	200	250	1	50	100	130	180	200	250
Lena	Time(s)	0.63	10.66	19.66	24.59	32.14	34.97	41.42	0.67	11.47	20.50	26.47	33.97	37.63	44.16
	PSNR	28.87	32.54	32.86	32.98	33.10	33.14	33.22	28.94	32.34	32.76	32.87	33.02	33.09	33.15
	CR	16.23	18.72	19.26	19.42	19.67	19.72	19.84	16.08	18.52	19.12	19.35	19.61	19.67	19.82
Pepper	Time(s)	0.69	11.72	21.84	27.47	36.14	39.41	46.89	0.72	11.83	22.27	27.44	36.58	39.48	46.81
	PSNR	28.03	32.15	32.52	32.64	32.73	32.76	32.80	27.93	31.95	32.38	32.49	32.66	32.68	32.74
	CR	14.88	16.91	17.25	17.35	17.50	17.53	17.63	14.81	16.74	17.16	17.28	17.36	17.4	17.53
Goldhill	Time(s)	0.75	16.23	30.28	37.91	49.63	53.92	63.91	0.75	16.25	30.30	38.25	49.56	53.81	63.63
	PSNR	28.15	30.96	31.23	31.33	31.47	31.50	31.53	28.04	30.75	31.11	31.23	31.36	31.41	31.47
	CR	11.75	12.34	12.47	12.53	12.60	12.63	12.66	11.73	12.32	12.46	12.50	12.57	12.60	12.64

Baseline algorithm :(time, PSNR, CR)=(306, 33.13, 20.21), (356, 32.73, 17.84) and (502, 31.21, 13), respectively, for Lena, Pepper and Goldhill.

4 结 论

本文定义了图像子块的一种新特征——五点和,并把这种特征应用于减少分形编码的时间,取得了很好的实验效果。此外,在相同的搜索邻域内,本文算法在编码时间、图像质量和压缩比方面都优于叉迹算法。这说明,在分形图像编码中,五点和可以作为子块匹配的一个重要的候选特征,而且是比叉迹更好的特征。

参 考 文 献

- [1] B Wohlberg, G Jager. A review of the fractal image coding literature[J]. IEEE Trans on Image Processing, 1999, 8(12): 1716-1729
- [2] Yin Jian, Wei Sibing, Tan Zhaoxin. A new fractal image compression approach[J]. Journal of Computer Research & Development, 1999, 36(4): 451-454 (in Chinese) (印鉴,魏思兵,谭兆信.一种新的分形图像压缩方法[J].计算机研究与发展,1999,36(4):451-454)
- [3] Chen Yisong, Jin Xiangyu, Sun Zhengxing, et al. A feature difference algorithm in fractal image coding[J]. Journal of Computer Research & Development, 2001, 38(7): 870-875 (in Chinese) (陈毅松,金翔宇,孙正兴,等.分形图像编码中的特征差值分类法[J].计算机研究与发展,2001,38(7):870-875)
- [4] C. He, S. Yang, X. Huang. Variance-based accelerating scheme for fractal image encoding[J]. IEE Electronics Letters, 2004, 40(2): 115-116
- [5] He Chuanjiang, Huang Xiyue. Fast fractal image coding based on local cross trace[J]. Chinese Journal of Computers, 2005, 28(10): 1753-1759 (in Chinese)

(何传江,黄席樾. 基于图像块叉迹的快速分形图像编码算法[J]. 计算机学报, 2005, 28(10): 1753-1759)

- [6] R Distasi, M Nappi, D Riccio. A range domain approximation error-based approach for fractal image compression[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2006, 15(1): 89-97
- [7] S Furaoa, O Hasegawa. A fast no search fractal image coding method[J]. Signal Processing: Image Communication, 2004, 19(5): 393-404
- [8] C He, G Li, X Shen. Interpolation decoding method with variable parameters for fractal image compression[J]. Chaos Solitons & Fractals, 2007, 32(4): 1429-1439
- [9] E Shusterman, M Feder. Image compression via improved quadtree decomposition algorithms[J]. IEEE Trans on Image Processing, 1994, 3(2): 207-215



He Chuanjiang, born in 1964. Ph. D., professor and doctoral supervisor. His current research interests include fractal, partial differential equations and image processing, etc.

何传江, 1964年生, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为分形、偏微分方程与图像处理等。



Liu Weisheng, born in 1980. M. S. His current research interests include fractal, partial differential equations and image processing.

刘维胜, 1980年生, 硕士, 主要研究方向为分形、偏微分方程与图像处理。



Shen Xiaona, born in 1982. M. S. candidate. Her current research interests include fractal, partial differential equations and image processing.

申小娜, 1982年生, 硕士研究生, 主要研究方向为分形、偏微分方程与图像处理。

Research Background

The major research interests of this group are fractal image coding, PDE-based image processing, and so on. This group has recently explored many aspects of fractal image coding and proposed several new fractal encoding/decoding algorithms. Most of these algorithms have been published, respectively, in IEE Electronics Letters (2004, No.2, No.17), IEE Proc. —Vision Image and Signal Processing (2004, No.3), Chaos, Solitons & Fractals (2006, No.5; 2007, No.4), Acta Electronica Sinica (2004, No.11), Chinese Journal of Computers (2005, No.10), Journal of Image and Graphics (2004, No.9; 2005, No.5; 2006, No.12), etc.