

# 基于分类父块库特征的快速分形编码算法

汪玮玮,张爱华,唐婷婷,张 璟

(南京邮电大学 理学院,江苏 南京 210023)

**摘 要:**基本分形图像压缩编码算法虽然是一种很有前途的限失真编码方法,但是它存在着编码时间较长、计算复杂度较高的缺点。为了解决分形图像压缩编码算法编码时间过长的问题,基于图像的父块特征,提出了一种改进算法。该算法利用图像父块的几何特征预先把父块库分成  $D^s$ 、 $D^e$ 、 $D^m$  三大类,通过在各个类中运用相应的特征将搜索范围限制在与子块特征值相近的邻域内,即将类内全局搜索最佳匹配块转化为类内局部搜索最佳匹配块,有效地减少了搜索对象,从而进一步加快了编码速度。应用该算法与其他算法进行了多次仿真对比实验。实验结果表明,相对于其他算法,在保证一定重建图像质量的前提下,所提出算法的图像编码时间明显缩短,较为显著地提高了算法编码的速度。

**关键词:**分形;分形图像编码;分类父块库;特征算法

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2017)04-0051-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2017.04.012

## A Fast Fractal Coding Algorithm with Feature of Parent Block

WANG Wei-wei, ZHANG Ai-hua, TANG Ting-ting, ZHANG Jing

(School of Science, Nanjing University of Posts and Telecommunications,

Nanjing 210023, China)

**Abstract:** The basic fractal image compression encoding algorithm is a finite lossless encoding method that has great significance, but it spends more time on encoding and is more complicated to calculate. In order to reduce the fractal image compression encoding time, an improved algorithm based on the characteristics of the parent block has been proposed in which the parent block is divided into three categories with the image block geometric features in advance,  $D^s$ ,  $D^e$ , and  $D^m$ . Though use of corresponding features in each class, the search range is limited to the neighborhood closed to the sub-block characteristic values, which means that the best matching block of global search in class is turned into local search for the best matching block. The proposed algorithm has effectively reduced the search objects, which can further accelerate the speed of coding. Test simulations for multiple comparisons have been conducted with the proposed algorithm and others. Simulation results show that compared with other ones, the image encoding time of the proposed algorithm is significantly shortened in the guarantee of the quality of the reconstructed image, which has more significantly improved the encoding speed.

**Key words:** fractal; fractal image coding; classified parent block library; characteristics algorithm

## 0 引言

分形理论(Fractal Theory)是非线性科学研究领域中一个十分活跃的分支,特别是近年来在计算机图像处理和分析中已得到广泛应用。分形理论的数学基础是分形几何<sup>[1]</sup>,它的创始人是美国科学家 Mandelbrot。分形图像是一种具有复杂几何形状、不规则的图像,但由于其内部存在无穷多个自相似性,故可以用一组简单的迭代函数方程通过随机迭代得到。在 20 世纪 80 年代末,这个思想被引入到图像的压缩编码中。如果将任意图像近似为分形图像,那么只要找到其图像内

部存在的自相似迭代函数的参数,图像就可以用迭代函数的参数来表达,由此大大压缩了图像的信息量,从而可以解决图像压缩编码中的问题。

基于分形的图像压缩编码<sup>[2]</sup>算法的主要特点是:在获得较高压缩比的同时还能保持较好的解码图像质量;选择合适的分形模型可以构造出较清晰的边缘细节以及解码过程快捷等。但与此同时,其计算复杂性较高、编码时间长的缺点也尤为显著。因此在保证图像质量的前提下,如何加快编码速度也是分形编码的一个重要课题。其中,特征算法<sup>[3]</sup>是一种应用广泛的

收稿日期:2016-05-19

修回日期:2016-09-08

网络出版时间:2017-03-07

基金项目:国家自然科学基金面上项目(11471114,61372125)

作者简介:汪玮玮(1992-),女,硕士研究生,研究方向为非线性分析;张爱华,教授,研究方向为非线性分析与动力系统。

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20170307.0921.040.html>

快速分形图像编码方法。

为此,提出了一种改进算法<sup>[4-6]</sup>,该算法利用图像父块的几何特征预先把父块库分成三类,通过在各类型中运用相应的特征将搜索范围限制在与子块特征值相近的邻域内,有效减少了搜索对象,从而进一步加快了编码速度。

## 1 特征算法

分形编码的绝大部分时间都是在海量码本  $\Omega$  中搜索每个  $R$  块的最佳匹配  $D$  块,如果能把全局搜索变为局部搜索,并按照某种方式尽可能排除不太可能匹配的  $D$  块,那么编码时间将会大大减少。特征算法就是基于这种思想,它是先找到一种特征  $\Phi$ ,然后把搜索限制在特征  $\Phi$  意义下的邻域内进行。简单描述如下:

首先,设定阈值  $\eta > 0$ ,定义容许码本:  $\Omega_\eta = \{D \in \Omega | \sigma_D \geq \beta\}$ 。按下面的方式给容许码本赋序( $<$  表示序关系):  $D < D' \Leftrightarrow \Phi(D) \leq \Phi(D'), \forall D, D' \in \Omega_\eta$ 。为体现这个序关系引入下标,即:  $D_i < D_j \Leftrightarrow i < j, \forall D_i, D_j \in \Omega_\eta$ 。

其次,使用二分搜索法,在赋序容许码本中找到特征意义下与非平滑子块  $R$  最接近的子块  $D_m$  (初始匹配块),即:  $D_m = \arg \min_{D \in \Omega_\eta} |\Phi(D) - \Phi(R)|$ 。

最后,在初始匹配块  $D_m$  的  $k$  邻域  $N(D_m, k)$  ( $N(D_m, k) = \{D_i \in \Omega_\eta : |i - m| \leq k\}$ ) 内再进行匹配搜索,匹配误差最小的即为  $R$  的最佳匹配块。

## 2 结合分类父块库特征的快速编码算法

上述特征算法在整个过程中只考虑到图像块的一种特征  $\Phi$ ,然而大自然中图像块是多种多样的,包含了图像块自身的纹理、边缘等信息,这一特征  $\Phi$  并不足以刻画所有的图像块。由此,先对图像块进行简单合理的分类<sup>[7-8]</sup>,在各类型中选取相应的特征再进行限制搜索。

### 2.1 图像块的几何特征分类

假设父块库  $D$  是由  $K$  个父块组成,每个父块具有  $m = 2^D \times 2^D$  个像素点。对给定的一个父块  $D_j, j = 1, 2, \dots, K$ , 它的每个像素点上的灰阶值为  $b'_i, i = 1, 2, \dots, 2^D \times 2^D$ 。一个父块  $D_j$  的灰阶均值为:

$$\mu_j = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m b'_i \quad (1)$$

其方差为:

$$\text{var}_j = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (b'_i - \mu_j)^2 \quad (2)$$

给定阈值数据  $T_1, T_2, T_3$ , 对于父块的分类<sup>[9]</sup> 如下:

当  $\text{var}_j < T_1$ , 且  $\sum |b'_{i_1} - b'_{i_2}| < T_2 (i_1 \neq i_2, i_1, i_2 \in D_j)$  时, 为  $D^s$  类;

当  $\text{var}_j > T_3$ , 且  $\sum |b'_{i_1} - b'_{i_2}| > T_2 (i_1 \neq i_2, i_1, i_2 \in D_j)$  时, 为  $D^e$  类;

当  $T_1 < \text{var}_j < T_3$ , 且  $\sum |b'_{i_1} - b'_{i_2}| > T_2 (i_1 \neq i_2, i_1, i_2 \in D_j)$  时, 为  $D^m$  类。

阈值  $T_1, T_2, T_3$  是由实验决定的,一旦阈值定了,每个父块库中的父块都可计算出属于它的类。

### 2.2 各类特征的选取

对于  $D^s$  类的图像块,块内各个像素之间的灰度差很小,几乎可看作均值。因此,取文献<sup>[10]</sup>中的叉迹  $\Phi_1(X)$  作为特征:

$$\Phi_1(X) = \sum_{i=1}^n (\hat{x}_{i,i} + \hat{x}_{i,n-i+1}) \quad (3)$$

其中,  $\hat{x}_{i,j} = (\hat{X})_{i,j}$ 。

对于  $D^e$  类的图像块,由于此类块边缘的像素以及对角线或平行线上的元素的整体变化会对块的特征产生较大影响,取  $\Phi_2(X)$  作为特征:

$$\Phi_2(X) = \sum_{i=1}^n (|\sum_{j=1}^{n-i} \hat{x}_{i+j,j}| + |\sum_{j=1}^{n-i} \hat{x}_{i+j,n-j}|) + \sum_{i=2}^n (|\sum_{j=1}^{n-i} \hat{x}_{j,i+j}| + |\sum_{j=1}^{n-i} \hat{x}_{j,n-i-j}|) \quad (4)$$

对于  $D^m$  类的图像块,由于此类块像素点之间的灰度差比较大,取  $\Phi_3(X)$  作为特征:

$$\Phi_3(X) = \sum_{i=1}^n (|\sum_{j=1}^n \hat{x}_{i,j}| + |\sum_{j=1}^n \hat{x}_{j,i}|) \quad (5)$$

### 2.3 特征与误差匹配间的关系

下面的定理给出了特征  $\Phi_2, \Phi_3$  与匹配误差的关系。

定理: 设  $R, D \in \mathfrak{R}^{n \times n}$  ( $n$  为偶自然数), 则下面的不等式成立:

$$E(R, D) \geq \sigma_R |\Phi_i(R) - \Phi_i(D)|^2 / (4n^2) \quad (i = 2, 3) \quad (6)$$

证明: 首先给出一个结果<sup>[7]</sup>。设  $R, D \in \mathfrak{R}^{n \times n}$ , 极小化问题  $E(R, D) = \min_{s, o \in \mathfrak{R}} \|R_i - (sD + oI)\|^2$  的解为:

$$s = \frac{\langle R - \bar{r}I, D - \bar{d}I \rangle}{\|D - \bar{d}I\|^2} \quad (o = \bar{r} - \bar{s}\bar{d}) \quad (7)$$

且

$$E(R, D) = \|R - \bar{r}I\|^2 - s^2 \|D - \bar{d}I\|^2 \quad (8)$$

其中,  $\langle \cdot \rangle$  表示欧氏距离;  $\bar{r}, \bar{d}$  分别表示  $R, D$  的亮度均值。

由  $\Phi_2, \Phi_3$  的定义得:

$$\Phi_2(R) - \Phi_2(D) \leq \left| \sum_{i=1}^n (|\sum_{j=1}^{n-i} \hat{r}_{i+j,j}| - |\sum_{j=1}^{n-i} \hat{d}_{i+j,j}|) \right| +$$

$$\begin{aligned}
& \left| \sum_{i=1}^n \left( \left| \sum_{j=1}^{n-i} \hat{r}_{i+j,n-j} \right| - \left| \sum_{j=1}^{n-i} \hat{d}_{i+j,n-j} \right| \right) \right| + \\
& \left| \sum_{i=2}^n \left( \left| \sum_{j=1}^{n-i} \hat{r}_{j,i+j} \right| - \left| \sum_{j=1}^{n-i} \hat{d}_{j,i+j} \right| \right) \right| + \\
& \left| \sum_{i=1}^n \left( \left| \sum_{j=1}^{n-i} \hat{r}_{j,n-i-j} \right| - \left| \sum_{j=1}^{n-i} \hat{d}_{j,n-i-j} \right| \right) \right| \leq \\
& \sum_{i=1}^n \left\| \sum_{j=1}^{n-i} \hat{r}_{i+j,j} \right\| - \left\| \sum_{j=1}^{n-i} \hat{d}_{i+j,j} \right\| + \\
& \sum_{i=1}^n \left\| \sum_{j=1}^{n-i} \hat{r}_{i+j,n-j} \right\| - \left\| \sum_{j=1}^{n-i} \hat{d}_{i+j,n-j} \right\| + \\
& \sum_{i=2}^n \left\| \sum_{j=1}^{n-i} \hat{r}_{j,i+j} \right\| - \left\| \sum_{j=1}^{n-i} \hat{d}_{j,i+j} \right\| + \\
& \sum_{i=1}^n \left\| \sum_{j=1}^{n-i} \hat{r}_{j,n-i-j} \right\| - \left\| \sum_{j=1}^{n-i} \hat{d}_{j,n-i-j} \right\| \leq \\
& \sum_{i=1}^n \left| \sum_{j=1}^{n-i} (\hat{r}_{i+j,j} \pm \hat{d}_{i+j,j}) \right| + \\
& \sum_{i=1}^n \left| \sum_{j=1}^{n-i} (\hat{r}_{i+j,n-j} \pm \hat{d}_{i+j,n-j}) \right| + \\
& \sum_{i=2}^n \left| \sum_{j=1}^{n-i} (\hat{r}_{j,i+j} \pm \hat{d}_{j,i+j}) \right| + \\
& \sum_{i=2}^n \left| \sum_{j=1}^{n-i} (\hat{r}_{j,n-i-j} \pm \hat{d}_{j,n-i-j}) \right| \leq \\
& \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{n-i} |\hat{r}_{i+j,j} \pm \hat{d}_{i+j,j}| + \\
& \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{n-i} |\hat{r}_{i+j,n-j} \pm \hat{d}_{i+j,n-j}| + \\
& \sum_{i=2}^n \sum_{j=1}^{n-i} |\hat{r}_{j,i+j} \pm \hat{d}_{j,i+j}| + \\
& \sum_{i=2}^n \sum_{j=1}^{n-i} |\hat{r}_{j,n-i-j} \pm \hat{d}_{j,n-i-j}| = \\
& 2 \cdot \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{n-i} |\hat{r}_{i,j} \pm \hat{d}_{i,j}| \quad (9)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\Phi_3(R) - \Phi_3(D) & \leq \\
& \sum_{i=1}^n \left\| \sum_{j=1}^n \hat{r}_{i,j} \right\| - \left\| \sum_{j=1}^n \hat{d}_{i,j} \right\| + \\
& \sum_{i=1}^n \left\| \sum_{j=1}^n \hat{r}_{j,i} \right\| - \left\| \sum_{j=1}^n \hat{d}_{j,i} \right\| \leq \\
& \sum_{i=1}^n \left| \sum_{j=1}^n (\hat{r}_{i,j} \pm \hat{d}_{i,j}) \right| + \\
& \sum_{i=1}^n \left| \sum_{j=1}^n (\hat{r}_{j,i} \pm \hat{d}_{j,i}) \right| \leq \\
& \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |\hat{r}_{i,j} \pm \hat{d}_{i,j}| + \\
& \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |\hat{r}_{j,i} \pm \hat{d}_{j,i}| = \\
& 2 \cdot \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{n_{j-1}} |\hat{r}_{i,j} \pm \hat{d}_{i,j}| \quad (10)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\Phi_i(R) - \Phi_i(D) & \leq \\
& 4 \cdot \left( \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |\hat{r}_{i,j} \pm \hat{d}_{i,j}| \right)^2 = \\
& 4 \cdot \left( \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (|\hat{r}_{i,j} \pm \hat{d}_{i,j}| \cdot 1) \right)^2 \leq
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& 4 \cdot \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |\hat{r}_{i,j} \pm \hat{d}_{i,j}|^2 \cdot \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |1|^2 = \\
& 4 \cdot \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |\hat{r}_{i,j} \pm \hat{d}_{i,j}|^2 \cdot n^2 = \\
& 4 \cdot \|\hat{R} \pm \hat{D}\|^2 \cdot n^2 \quad (i=2,3) \quad (11)
\end{aligned}$$

根据式(7)和式(8)并结合上式,不难得到:

$$\begin{aligned}
E(R, D)^2 & = \\
& \|R - \hat{H}\|^2 \left(1 - \frac{|< R - \hat{H}, D - \hat{H} >|^2}{\|R - \hat{H}\|^2 \|D - \hat{H}\|^2}\right) = \\
& n^2 \sigma_R^2 (1 - |< \hat{R}, \hat{D} >|^2) = \\
& n^2 \sigma_R^2 (1 + |< \hat{R}, \hat{D} >|) (1 - |< \hat{R}, \hat{D} >|) = \\
& n^2 \sigma_R^2 \|\hat{R} + \hat{D}\|^2 \cdot \|\hat{R} - \hat{D}\|^2 / 4 \geq \\
& \sigma_R^2 |\Phi_i(R) - \Phi_i(D)|^4 / (4n^2)^2 \quad (i=2,3) \quad (12)
\end{aligned}$$

式(6)由此推出,证毕。

## 2.4 算法分析与实现

基于上述定理,对于非平滑块 $R$ ,它的最佳匹配块 $D$ 一定属于码本的子集:  $\{D \in \Omega; |\Phi_i(R) - \Phi_i(D)| < \varepsilon\}$  ( $\varepsilon > 0, i=1,2,3$ ),即 $D$ 在特征 $\Phi_i(X)$ 意义下是 $R$ 的近郊。因此,可以把搜索范围限制在特征意义下的初始匹配块的邻域内,其算法步骤<sup>[11-12]</sup>如下:

(1)把图像分割为不重叠的 $2 \times 2$ 的 $R$ 块,以纵横方向步长均为8像素生成尺寸为 $2^{n+1} \times 2^{n+1}$ 的 $D$ 块,对每个 $D$ 采用4-邻域像素值平均得到 $2^n \times 2^n$ 块,这样的子块集合构成码本 $\Omega$ 。

(2)设定 $R$ 块的阈值 $T_1$ 、 $T_2$ 、 $T_3$ ,码块的阈值 $\eta$ 及搜索的邻域半径 $k$ 。

(3)定义缩减码本 $\Omega_\eta = \{D \in \Omega | \sigma_D \geq \eta\}$ 。

(4)求出 $D_j$ 的灰阶均值 $\mu_j$ 及其方差 $\text{var}_j$ 。

(5)对分割后的图像块按几何特征进行分类:

当 $\text{var}_j < T_1$ ,且 $\sum |b'_{i_1} - b'_{i_2}| < T_2 (i_1 \neq i_2, i_1, i_2 \in D_j)$ 时,为 $D^s$ 类;

当 $\text{var}_j > T_3$ ,且 $\sum |b'_{i_1} - b'_{i_2}| > T_2 (i_1 \neq i_2, i_1, i_2 \in D_j)$ 时,为 $D^e$ 类;

当 $T_1 < \text{var}_j < T_3$ ,且 $\sum |b'_{i_1} - b'_{i_2}| > T_2 (i_1 \neq i_2, i_1, i_2 \in D_j)$ 时,为 $D^m$ 类。

(6)在各个类中分别进行特征算法的分形编码:

当 $D_j \in D^s$ 时,计算此类特征 $\Phi(D_j) = \Phi_1(X)$ ;

当 $D_j \in D^e$ 时,计算此类特征 $\Phi(D_j) = \Phi_2(X)$ ;

当 $D_j \in D^m$ 时,计算此类特征 $\Phi(D_j) = \Phi_3(X)$ 。

(7)计算 $\text{var}(R_i)$ 的值:

若 $\text{var}(R_i) < T_1$ ,计算 $\Phi_1(R)$ ,并在 $D^s$ 类中搜索满足 $\Phi(D_j) \approx \Phi(R_i)$ 的 $\Phi(D_j)$ ,记为 $D_m$ ,并在其 $k$ 邻域内搜索最佳匹配块;

若  $\text{var}(R_i) > T_3$ , 计算  $\Phi_2(R)$ , 并在  $D^e$  类中搜索满足  $\Phi(D_j) \approx \Phi(R_i)$  的  $\Phi(D_j)$ , 记为  $D_m$ , 并在其  $k$  邻域内搜索最佳匹配块;

若  $T_1 < \text{var}(R_i) < T_3$ , 计算  $\Phi_3(R)$ , 并在  $D^m$  类中搜索满足  $\Phi(D_j) \approx \Phi(R_i)$  的  $\Phi(D_j)$ , 记为  $D_m$ , 并在其  $k$  邻域内搜索最佳匹配块。

(8) 重复步骤(6)和(7)直至所有码本全部匹配完成。

3 仿真实验及结果分析

仿真使用的图像是  $512 * 512, 8 \text{ bit}$  量化的 Lena 图像和 Boat 图像, 操作平台为运行 Windows 8 酷睿 I5 (2.70 GHz CPU/ 4.00 G 内存) 的 PC, 程序用 MATLAB R2009b 编写, 测试性能参数为编码时间(s)、峰值信噪比(PSNR)。算法采用固定分割, 选取  $R$  块大小为  $4 \times 4$ ,  $D$  块大小为  $8 \times 8$ , 生成  $D$  块池的滑动步长为 8 个像素。此外, 参数  $s$  和  $g$  分别按 5b 和 7b 量化, 对  $s$  的截断方案<sup>[13]</sup>是: 若  $s > 1$ , 则取  $s = 31/32$ ; 若  $s < 0$ , 则取  $s = 0$ 。根据 Lena 图像和 Boat 图像的实验数据, 将两种算法进行比较, 结果如表 1 和图 1 所示。

表 1 提出算法与叉迹算法对比的实验结果

邻域半径	Lena				Boat			
	提出算法		叉迹算法		提出算法		叉迹算法	
	时间	PSNR	时间	PSNR	时间	PSNR	时间	PSNR
0	0.59	29.89	0.28	28.87	0.61	27.86	0.49	27.06
1	0.77	30.99	0.61	29.65	0.89	28.88	0.55	27.82
5	1.03	32.04	0.98	30.65	1.31	30.15	1.09	29.51
10	1.81	32.55	1.55	32.26	1.94	30.77	1.61	30.56
20	2.55	32.96	2.72	32.82	3.06	31.22	3.12	31.11
30	3.64	33.19	4.02	33.10	4.12	31.47	4.39	31.40
40	4.19	33.30	5.22	33.24	5.15	31.62	5.74	31.62
50	4.48	33.36	6.28	33.30	6.07	31.75	6.98	31.74
60	5.16	33.40	7.58	33.41	6.95	31.85	8.42	31.85
70	5.79	33.53	8.49	33.45	7.79	31.98	9.59	31.88
80	6.40	33.59	9.81	33.50	8.57	32.06	10.87	31.95
90	6.86	33.61	10.47	33.55	9.24	32.10	12.02	32.05
100	7.23	33.69	11.38	33.64	9.93	32.14	13.33	32.10

由表 1 中数据及图 1 拟合的曲线分析可得, 当解码图像的质量相同或相差不大时, 该算法的编码时间较短。虽然提出的算法要对图像块预先分类, 且特征  $\Phi_2, \Phi_3$  的计算量大, 但是编码时的匹配计算时间却占主要部分。由于分类的原因, 所提出的算法比叉迹算法编码时间少。

当编码时间相同或相差不大时, 提出算法的解码图像质量较高。这是由于预先对图像块进行分类, 在类内采用相应的特征更能描述图像块, 误差匹配块与该特征下两两距离更接近, 从而容易搜索到。

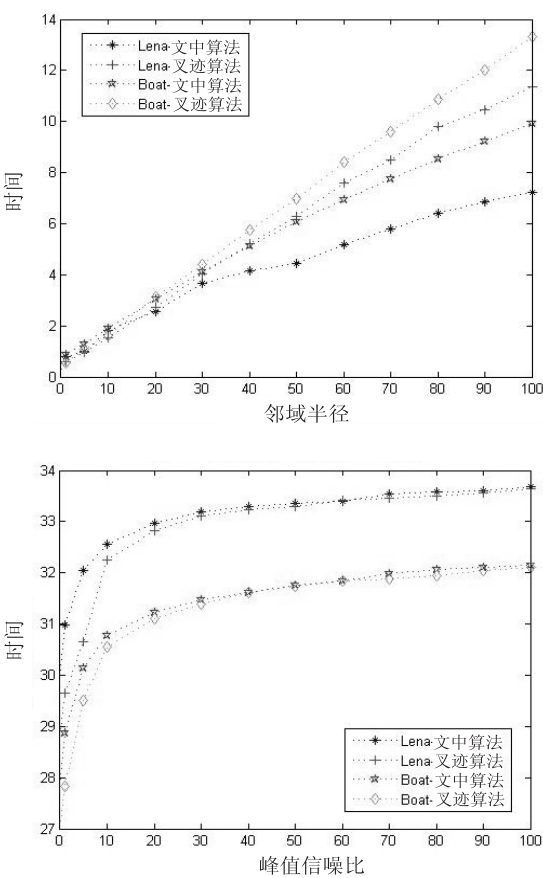


图 1 邻域半径  $k$  与时间  $t$ 、峰值信噪比 PSNR 的数据拟合曲线图

为了评价<sup>[14]</sup>提出算法的主观图像质量, 图 2 给出了提出算法 ( $k=0$ ) 和基本算法的解码图像对比结果。所出算法的时间为 0.59 s (基本算法为 554 s), PSNR 为 29.89 dB (基本算法为 33.74 dB)。尽管提出算法的主观质量不如基本算法, 但是对于某些应用场合还是可以接受的。



图 2 解码图像的对比结果

4 结束语

由于基本分形编码算法的编码时间长且计算复杂度高, 因此利用父块库的几何特征并依据特征算法, 提出了一种基于分类父块库特征的改进方法。通过在各个类中运用相应的特征将搜索范围限制在与子块特征值相近的邻域内的方式, 将类内全局搜索最佳匹配块转化为类内局部搜索最佳匹配块, 有效地缩小了搜索

算法无遮挡等优势,将两者结合使用。通过与 BME 算法对比可以看出,在大 GOP 下,该算法有效地提高了视频序列边信息生成的质量,系统的率失真性能明显提高,并且性能比较稳定,适用于不同运动程度的视频序列。

参考文献:

[1] Girod B, Aaron A M, Rane S, et al. Distributed video coding [J]. Proceedings of the IEEE, 2005, 93(1): 71-83.

[2] Hoangvan X, Jeon B, Lee Y L. A study on hierarchical side information generation structure in distributed video coding [C]//International conference on advanced technologies for communications. [s. l.]: IEEE, 2011: 53-57.

[3] Ren Peiming, Shi Ping, Luo Chao. A new scheme for side information generation in DVC by using optical flow algorithm [C]//2011 international conference on multimedia technology. [s. l.]: [s. n.], 2011: 2852-2856.

[4] Argyropoulos S, Thomos N, Boulgouris N V. Adaptive frame interpolation for Wyner-Ziv video coding [C]//9th workshop on multimedia signal processing. [s. l.]: IEEE, 2007: 159-162.

[5] Natario L, Brites C, Ascenso J, et al. Extrapolation side information for low-delay pixel-domain distributed video coding [C]//Visual content processing and representation. Berlin: Springer, 2006: 16-21.

[6] Liu R, Yue Z, Chen C W. Side information generation based on hierarchical motion estimation in distributed video coding

[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2009, 22(2): 167-173.

[7] 杨春玲, 马力. 基于假设运动补偿去噪的迭代边信息改进算法 [J]. 电子与信息学报, 2011, 33(11): 2553-2558.

[8] Zhang D Y, Ji Y T, Wang X M. A weighted motion compensation interpolation method for improving side information in distributed video coding [J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 519: 670-673.

[9] 程德强, 姜海龙, 郑珍, 等. 基于可变块运动矢量的边信息生成算法 [J]. 电视技术, 2015, 39(19): 1-5.

[10] Abou-Elailah A, Dufaulx F, Cagnazzo M. Successive refinement of side information using adaptive search area for long duration GOPs in distributed video coding [C]//19th international conference on telecommunication. [s. l.]: IEEE, 2012: 1-6.

[11] Petrazzuoli G, Maugey T, Cagnazzo M. Side information refinement for long duration GOPs in distributed video coding [C]//IEEE international workshop on multimedia signal processing. [s. l.]: IEEE, 2010: 309-314.

[12] Li Zhen, Liu Limin, Edward J D. Rate distortion analysis of motion side estimation in Wyner-Ziv video coding [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(1): 98-113.

[13] Lee Zilin, Yang Chunling, Wang Z J. Least square filtering for low-delay transform domain Wyner-Ziv video coding [C]//Proceedings of IEEE international symposium on intelligent signal processing and communication systems. [s. l.]: IEEE, 2012: 527-530.

[14] 张备, 杨春玲, 郑伯伟. 基于分级运动估计的外推边信息生成算法 [J]. 计算机工程, 2015, 41(7): 6-10.

(上接第 54 页)

范围,加快了编码速度。仿真实验结果表明,在不影响图像质量的前提下,该算法缩短了图像的编码时间,实现了编码速度的提升。

参考文献:

[1] 法尔科内. 分形几何-数学基础及其应用 [M]. 第 2 版. 北京: 人民邮电出版社, 2007.

[2] Galabov M. Fractal image compression [C]//Compsystech. [s. l.]: [s. n.], 2003: 347-361.

[3] Chong S T, Man W. Adaptive approximate nearest neighbor search for fractal image compression [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(6): 605-615.

[4] 田学军, 舒忠. 改进的分形灰度图像压缩算法的研究 [J]. 包装工程, 2016, 37(5): 172-177.

[5] 俞玉莲. 一种改进的分形图像压缩算法 [J]. 信息技术, 2015, 39(6): 55-57.

[6] Du S, Yan Y, Ma Y. Quantum-accelerated fractal image compression: an interdisciplinary approach [J]. IEEE Signal Pro-

cessing Letters, 2015, 22(4): 499-503.

[7] 赵晓丽, 孙喆. 基于新的父块库分类的自适应图像分形编码算法 [J]. 天津理工大学学报, 2015, 31(4): 12-17.

[8] 郭慧, 贺杰, 卢振坤. 结合分类方法的并行分形图像编码算法研究 [J]. 湘潭大学自然科学学报, 2015, 37(1): 97-102.

[9] Jacquin A E. Fractal image coding: a review [J]. Proceedings of the IEEE, 1993, 81(10): 1451-1465.

[10] 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): 1753-1758.

[11] 周一鸣, 张超, 张曾科. 基于图像子块特征的快速分形图像编码算法 [J]. 计算机应用研究, 2008, 25(2): 458-459.

[12] 袁宗文, 鲁业频, 杨汉生. 半叉迹特征的快速分形图像编码 [J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(3): 197-201.

[13] 何传江, 申小娜. 改进分形图像编码的叉迹算法 [J]. 计算机学报, 2007, 30(12): 2156-2163.

[14] Zhang L, Zhang L, Mou X, et al. FSIM: a feature similarity index for image quality assessment [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(8): 2378-2386.