

基于自适应分块的快速分形图象压缩

操红武 李波

(北京航空航天大学计算机系, 北京 100083)

摘要 对 Fisher 的自适应分块分形压缩方法进行了改进, 提出了基于相对矩的三级分类方法和多分辨率相似匹配方法, 并以此为基础实现了一种新的基于二叉树分块的分形编码算法。实验表明, 在压缩比大致相同、信噪比略高的情况下, 新算法的编码速度有明显提高。

关键词 分形, 图象压缩, 分类, 匹配, 自适应分块

1 引言

80年代后期, Barnsley 等人^[1]研究了利用分形几何学的思想进行图象压缩的方法, 并提出了一种适合图象压缩的分形模型——迭代函数系统 (IFS)。利用分形模型进行图象压缩时, 一幅复杂的图象可以用只占很少字节的 IFS 代码表示, 因而可以实现很高的压缩比^[2,3]。与其它图象编码方法相比, 分形编码的优点是在高倍压缩时仍能实现较好的恢复图象质量, 其缺点是编码速度太慢^[4~6]。

传统的分形编码方法中, 由图象划分出的序列块和主块具有固定的尺寸, 序列块尺寸的调整往往导致压缩比、信噪比和编码时间 3 个指标的急剧跳跃^[7,8], 不能满足不同应用的需要。90年代初期, Y. Fisher 提出了一种自适应的图象分块方法^[2]。其特点是在可以保证一定恢复图象质量的前提下尽可能地提高压缩比。

本文在分析 Y. Fisher 自适应分形编码方法的基础上, 对其中的分类和匹配方法进行了改进, 实现了一种基于自适应分块的快速分形编码算法, 并对实验结果进行了分析。

2 Fisher 编码方法

在自动分形图象压缩中, 不管序列块的尺寸大

小如何, 它总是由一组仿射变换系数来表示的。显然, 当序列块的尺寸较大时, 其数目就较少, 因此可以用较少的仿射变换系数来表示原图象, 从而可以取得较高的压缩比。然而, 对尺寸很大的序列块往往难以找到与其相似程度很高的主块, 因此这种压缩比的提高必然伴随着信噪比的下降。自适应分块方法是当尺寸较大的序列块找不到满足要求的主块与之相似时, 自动地将其进一步剖分成几个尺寸较小的序列块。

Fisher 提出的自适应分块方法——二叉树分块方法 (Quadtree Partitioning) 的基本思想如图 1 所示。如果将图象表示成一棵二叉树, 那么树根就是原图象本身, 除叶结点外, 树中每个结点均有 4 个子结点, 分别对应于原图象 (或图象块) 4 个象限的子块。对图象自适应分块的目的是为了将图象合理地划分成一些不同尺寸的序列块, 使得其中任一一块都能找

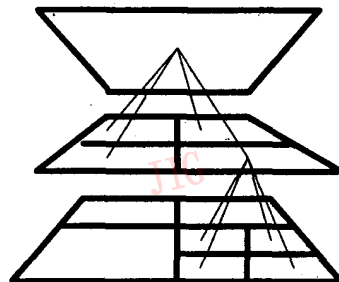


图 1 二叉树分块示意图

Fig. 1 Quadtree partitioning

到一个合适的主块与之足够地相似。

为了提高编码速度,首先对不同尺寸的图象块进行分类,Fisher 采用 2 级分类体系^[2],将某一待分类块 A 一分为四,如图 2 所示。对每一子块 A_i 分别求其亮度总和 B_i 及二阶中心矩 M_i :

$$B_i = \sum_{j=1}^n p_j \quad (1)$$

$$M_i = \sum_{j=1}^n (p_j - \frac{B_i}{n})^2 = \sum_{j=1}^n p_j^2 - \frac{B_i^2}{n} \quad (2)$$

式中 $i \in \{1, 2, 3, 4\}$; n 是各子块的像素个数, p_j 是各子块中位置 j 的像素值。



图 2 块的部分

Fig. 2 The partitioning of an image block

首先按照各子块的亮度总和值排序,共有 $4! = 24$ 种情况,考虑 8 种等距变换后,第 1 级将图象块分成 3 个主类。类似地,在第 2 级对 3 个主类中的块再分别按照各子块二阶中心矩的值排序,则可以进一步分成 24 个子类,这样每个图象块都将被分类到 3 个主类下的 24 个子类之一中去。

在 Fisher 的两级分类体系中,主块和序列块都被分成 72 类。每一类中主块的数量减少到主块总量的 $1/72$,因而在对序列块进行匹配时搜索范围大大减小,匹配计算的次数明显降低;而且分类过程中计算出的 $\sum p_i$ 和 $\sum p_i^2$ 在主块——序列块匹配时可以重用,分类预处理对整个编码时间的影响非常小,从而使得编码速度有了很大的提高。目前,在保持信噪比不降低的情况下还未见到超过 Fisher 算法编码速度的新算法。

3 基于相对矩的 3 级分类方法

在基于分类的分形图象压缩中,分类计算越简单、分类数目越多,则编码速度越快。然而简单的计算和过多的分类往往难以保证分类的准确性,从而导致信噪比的降低^[9]。为了在提高编码速度的同时保持一定的信噪比,本文提出一种基于相对矩的 3 级分类方法并在相似匹配中采用回溯策略,较好地权衡了提高编码速度与保证一定信噪比之间的矛盾。

3 级分类方法中第 1 级分类与 fisher 分类方法

相同。第 2 级以 4 个子块亮度总和值的差值排序进行分类。这是因为对两个相似的图象块而言,其 4 个子块的亮度总和的差值应有相同顺序,而且差值的计算非常简单。设图象块中各子块的灰度总和值按照从大到小的顺序依次为 B_1, B_2, B_3, B_4 , 记

$$D_1 = B_1 - B_2; D_2 = B_2 - B_3; D_3 = B_3 - B_4;$$

在 3 个主类下,我们以 D_1, D_2, D_3 的排序将图象块进一步划分成 $3! = 6$ 个子类。

第 3 级分类以各子块的相对矩排序为准则,分别在 3×6 个子类下将图象块划分成 24 个子子类。从式(2)可以看出中心矩反映的是子块内各像素与其像素平均值的差异,其大小表示了子块内像素值分布是否均匀,所以这仅仅是子块本身的一种特性。而相似匹配是基于整块进行的,分类准则应包含有关整块特性的信息。因此本文以相对矩 RM_i 排序为第 3 级的分类准则。相对矩 RM_i 的计算方法由式(4)给出。

$$B = \sum_{i=1}^4 B_i$$

$$RM_i = \sum_{j=1}^n (p_j - \frac{B}{4n})^2 = \sum_{j=1}^n p_j^2 - \frac{B \times B_i}{2} + \frac{B^2}{16 \times n} \quad (4)$$

式中 i, n, p_j 和 B_i 的含义与上面相同。与中心矩相比,相对矩的计算量增加不大且能够提供更准确的分类^[8]。

通过 3 级分类之后,我们把主块组织成图 2 所示的树状结构。当为某一序列块寻找匹配主块时,通过分类树找到其所属的子子类,并与其中所有的主块进行匹配,如果相似误差满足精度要求则结束匹配;否则回溯到其子类在其余子子类中匹配,如果仍不满足精度要求则回溯到主类继续进行。

我们称这种基于 3 级分类和回溯匹配的分形压缩算法为 BDR (Brightness, Difference and Relative moment)。为了便于比较,把基于 Fisher 两级分类的压缩算法称为 BM (Brightness and Moment),在 Sun Sparc10 上对 2 种算法进行了实验比较。实验条件为:对 512×512 的图象,取序列块尺寸为 8×8 ,主块步长为 8 像素,解码图象均未经过后处理。由于分块固定,所以压缩比大致相同,通过取不同的误差阈值可以得到不同的信噪比和编码时间。两种算法对标准测试图象 Lenna 的实验结果列于表 1 和表 2,对应的压缩比为 19 倍左右。表中的编码时间由 UNIX 的 time 命令测得。

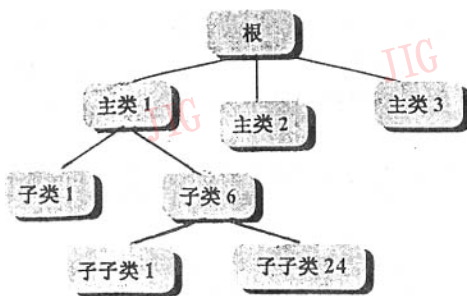


图3 3级分类体系

Fig. 3 Three-level classification of image blocks

表1 BM算法对Lenna(512×512)图象的实验结果

Table 1 The compression results of BM algorithm for Lenna image

信噪比(分贝)	27.86	29.28	29.77	29.89	29.90
编码时间(秒)	8	21	43	77	85

表2 BDR算法对Lenna(512×512)图象的实验结果

Table 2 The compression results of BDR algorithm for Lenna image

信噪比(分贝)	28.98	29.94	30.37	30.48	30.83
编码时间(秒)	9	30	83	141	316

测试结果表明BDR算法无论是在速度上,还是在信噪比上均优于BM算法。这是因为BDR算法采用3级分类,使分类更为细致,分类树叶结点(子子类)中主块的平均数量较少(仅为BM的1/6),并且对因误分类而在本子子类中难以找到良好匹配的块(约占序列块总数的10%)采取了回溯策略,从而在时间复杂度和信噪比之间取得了较好的权衡。BM算法能够取得的最高信噪比为29.90,对应的编码时间为85秒。在略高于这个信噪比时BDR算法的编码时间仅为30秒,编码速度提高64.7%;而在编码时间大致相同时,信噪比提高近0.5分贝。

4 多分辨率相似匹配方法

上面讨论的图象块分类是在相似匹配之前进行的,可以看作静态分类。由于分类的准确性只有在动态匹配过程中才能得到检验,所以仅仅利用分类来提高编码速度将面临许多因素的权衡问题。本文基于对人类视觉特性的分析,提出一种多分辨率相似匹配算法,实验结果表明这种算法进一步提高了编码速度。

人眼在观察客观物体时总有一个由远至近、由粗到细的过程,首先观察到的是物体的轮廓,然后才是表面粗糙程度、细微的明暗变化等细节。这一过程与计算机屏幕的从低分辨率显示到高分辨率显示有些类似。当我们比较两个物体是否相似时,首先看它们的轮廓是否相似,相当于在较低分辨率下进行比较;然后逐步比较细节是否相似,相当于从较低分辨率上升到较高分辨率下比较。虽然在低分辨率下相似的两个物体在高分辨率下不一定相似,但在低分辨率下相似程度不高的两个物体在高分辨率下的相似程度肯定不会高,这一点很容易用反证法证明。

分形图象压缩中,在为某一序列块寻找相似主块时,我们可以模仿人类视觉的这种逐步细化的方法。先将序列块与选择池中的主块在低分辨率下进行相似匹配比较,剔除匹配误差较大的块;再提高分辨率,将该序列块与剩下的主块进行相似匹配,再一次减少预选主块的数目;继续这一筛选过程直到序列块达到初始图象分辨率下的尺寸。

基于以上分析,本文提出一种新的匹配算法。首先我们将图象块进行再采样得到不同分辨率下的主块和序列块,每一次再采样后得到的图象块中某位置的像素值为原块中对应位置相邻4像素的平均值。设有序列块A及其同类的主块选择池B,对A和B进行一次再采样得到A'与B',对A'和B'再采样得到A''和B''。则多分辨率相似匹配算法可描述为:

- (1) 将A'和B''中的各个元素逐一进行最小二乘拟合,求出各自的匹配误差R_i'。
- (2) 从B''中剔除R_i'较大的主块,由剩下的主块构成新的B'。
- (3) 将A'与B'中的各个元素逐一进行最小二乘拟合,求出各自的匹配误差R_i'。
- (4) 从B'中剔除R_i'较大的主块,将剩下的主块构成新的B。
- (5) 对A和过滤后的B中主块逐一进行最小二乘拟合,找出与A最相似的主块。

以上算法中剔除误差较大的主块有两种可选方案。第1种是对不同分辨率下的匹配设定不同的误差,匹配误差大于该阈值的主块将被剔除。然而确定一个合适的误差阈值是十分困难的,因为图象块内像素值的分布千差万别,对某些块合适的阈值,对另外一些块却不合适。第2种方案是对匹配误差进行排序,按照一定的比例剔除误差较大的主块,但对数目庞大的主块进行排序是相当费时的。实验结果表

明两种方案都不能得到满意的结果。

通过取样分析我们发现:当只进行一次再采样时,低分辨率下匹配误差最小的主块,在高分辨率下的匹配误差与最小匹配误差很接近。为此,我们将上述多分辨率相似匹配算法简化为:

(1) 将 A' 与 B' 中的各个元素逐一进行最小二乘拟合,找到匹配误差最小的主块 B_i' 。

(2) 将 A 与 B_i' 所对应的主块 B_i 进行最小二乘拟合,求得一组仿射变换系数即完成该序列块的编码。

该匹配算法在低分辨率时不需要对主块进行排序,在高分辨率时只进行一次最小二乘拟合,因而总的编码时间可以大幅度减少。实验表明,经过这种简化处理后,解码图象质量并无明显下降。

我们把在 BDR 中采用简化的多分辨率相似匹配的分形压缩算法简称为 MRM (Multi-Resolution Match) 算法,在与表 1 相同的实验条件下对 Lenna 图象进行压缩实验,表 3 列出了实验结果。

表 3 MRM 算法对 Lenna (512×512) 图象压缩实验结果

Table 3 The compression results of MRM algorithm for Lenna image

编码时间(秒)	8	19	34	61	154
信噪比(分贝)	29.1	29.94	30.12	30.20	30.53

由于采用了低分辨率下对主块进行过滤的技术,MRM 算法在信噪比要求不很高时能以更快的速度完成编码压缩。在编码时间较短时,MRM 算法取得的信噪比明显高于 BM 和 BDR 算法。因为在低分辨率下相似匹配误差最小的序列块—主块对在高分辨率下不一定是相似匹配误差最小的块对,所以当初始主块数目相同时,MRM 算法能够取得的信噪比低于 BDR 算法能够取得的信噪比。在减小主块划分的步长后,各类主块的数量将迅速增加,此时 MRM 算法将表现出更大的优越性。

表 4 信噪比大致相同时 3 种算法的压缩编码时间比较

Table 4 The comparison of encoding times (PSNRs are about the same)

算法	信噪比(分贝)	编码时间(秒)	与 BM 算法相比缩短编码时间
BM	29.90	85	
BDR	29.94	30	64.7%
MRM	29.94	19	77.6%

在前述实验条件下,BM 算法能够取得的最大信噪比为 29.90,在略高于这个信噪比时,BDR 和 MRM 的编码时间均低于 BM 算法(见表 4)。

5 基于自适应分块的快速编码方法

在对图象实行二叉树分割时,需要设置一个与恢复图象质量有关的均方根误差阈值 tolerance,然后确定最大的序列块尺寸 S_{max} 和最小的序列块尺寸 S_{min} ,调用算法 `quadtree(x,y,size)` 即可完成对图象的自适应分割和编码。在该算法中,过程 `Match(R,D)` 完成序列块与相应选择池中主块的最小二乘匹配,给出最小匹配误差和与之对应的一组仿射变换系数。匹配策略参见第 4 节 MRM 算法,分类算法参见第 3 节 BDR 算法。初始调用时取 $x=0,y=0,size$ 为图象的初始尺寸。

二叉树分块编码的递归算法 `quadtree(x,y,size)`

```

quadtree(x,y,size)
{if(size>Smax)
  {quadtree(x,y,size/2)
   quadtree(x,y+size/2,size/2)
   quadtree(x+size/2,y,size/2)
   quadtree(x+size/2,y+size/2,size/2)
  }
rms=Match(R,D) /* 序列块的位置和尺寸由 x,y,
size 唯一确定 */
if(rms>tolerance&&size>Smin)
  {quadtree(x,y,size/2)
   quadtree(x,y+size/2,size/2)
   quadtree(x+size/2,y,size/2)
   quadtree(x,+size/2,y+size/2,size/2)
  }
else 输出对序列块 R(x,y,size) 编码的参数
}

```

5 实验结果分析

为了方便比较,我们把 Fisher 的基于两级分类和二叉树分块的分形压缩算法称为 QP,本文在 MRM 上使用二叉树分块的压缩算法称为 NQP。两种算法对 Lenna 图象进行实验的结果见表 5。

从实验结果可以看出,在压缩比大致相同时,本文算法在信噪比和编码时间上均优于原算法。对它其它多副图象的测试也有类似的结果^[8]。

表5 对 Lenna (512×512)图象实验结果的比较

Table 5 The comparison of compression results between NQP and QP

NQP 算法			QP 算法		
压缩比	信噪比	编码时间(秒)	压缩比	信噪比	编码时间(秒)
35.56	28.08	5	35.41	28.65	20
35.01	29.95	37	35.15	29.68	66
48.45	28.62	23	48.82	28.41	48
100.13	26.50	40	96.55	26.11	85

参考文献

- 1 Barnsley M F, Sloan A. A better way to compress image. Byte, January 1988, 215~223.
- 2 Fisher Y. Fractal Image Compression. New York:Springer-Ver-

lag, 1995.

- 3 Christopher Wein J, Ian Blake F. On the performance of fractal compression with clustering. IEEE Transactions on Image Processing, 1996, 5(3)
- 4 Lester Thomas, Farzin Deravi. Region-based fractal image compression using heuristic search. IEEE Transactions on Image Processing. 1995, 4(6).
- 5 Monro M, Wooley S J. Fractal image compression without searching. Proc. ICASSP'94, 557~560.
- 6 Emmanuel Reusens. Overlapped adaptive partitioning for image coding based on the theory of iterated function systems. Proc. ICASSP 1994, 569~572.
- 7 Jacquin A E. Image coding based on a fractal theory of iterated contractive transformations. IEEE Transactions on Image Processing, 1992, (1):18~30.
- 8 操红武. 基于自适应分块的分形图象压缩[硕士学位论文]. 北京:北京航空航天大学, 1997. 3.



操红武, 1997年3月毕业于北京航空航天大学计算机系, 获工学硕士学位。现在郑州高炮学院工作, 主要从事图象和语音处理以及作战模拟等方面的研究。



李波, 从1986年至1993年先后在重庆大学、西安交通大学和北京航空航天大学获学士、硕士和博士学位。现任中国计算机学会信息存储技术专业委员会副主任委员, 北京航空航天大学计算机系教授。目前主要从事虚拟现实、人工智能及其应用。

Fast Fractal Image Compression Based on Adaptive Partitioning

Cao Hongwu, Li Bo

(Department of Computer Science, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083)

Abstract This paper makes an improvement on the fractal image coding algorithm proposed by Y. Fisher. Three-layer classification method and multi-resolution matching method are presented. By applying these methods, a new fractal coding algorithm based on quadtree partitioning is implemented. Experimental results show that the encoding speed is much enhanced while the compression ratio is about the same and the peak signal-noise ratio is a little higher.

Keywords Fractal, Image compression, Classification, Match, Adaptive partitioning