

一种基于相邻匹配的分形图像检索算法

张思思¹ 刘 宇^{1,3} 赵志滨^{1,2}

(东北大学信息科学与工程学院 沈阳 110819)¹

(东北大学医学影像计算教育部重点实验室 沈阳 110819)² (河北大学数学与计算机学院 保定 071002)³

摘 要 分形码用来描述图像内跨尺度相似性冗余信息。通过分形码记录图像特征并将其用于图像相似度判断及图像检索。基于自适应四叉树分割方法,提出了图像快速分形编码方法。所提方法通过邻域内固定块的相似性判别快速提取分形码,减少了图像分割层次,缩短了编码时间并保证了图像解码质量。同时提出了一种新的快速判别图像间相似块的距离公式,提升了图像相似度判断的准确性。实验结果表明,相对于灰度直方图判别法,本算法大幅提高了图像检索的查全-查准率。相比于文献中的分形检索算法,本算法缩短了编码时间并降低了分割块数,从而提高了检索效率。

关键词 分形编码,自适应四叉树,图像检索,相邻匹配

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.12.063

Fractal Image Retrieval Algorithm Based on Contiguous-matches

ZHANG Si-si¹ LIU Yu^{1,3} ZHAO Zhi-bin^{1,2}

(College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China)¹

(Medical Image Computing Laboratory of the Ministry of Education, Northeastern University, Shenyang 110819, China)²

(College of Mathematics and Computer Science, Hebei University, Baoding 071002, China)³

Abstract Fractal code is used to describe the image similarity in scales redundancy information. In this paper, the image features are recorded as fractal codes that are used to determine the image similarity and retrieval. Based on the self-adaptive method of quadtree segmentation, a new fast fractal image coding method was presented. In this method, fractal codes are gotten quickly from the similarity determination of fixed blocks within neighborhood. The segmentation is decreased and the coding time is reduced with ensuring the quality of image decoding. Meanwhile, the paper also proposed a new distance formula by which the image similarity between blocks can be quickly determined and the accuracy of the image similarity judgment can be enhanced. The experimental results show that compared with the grayscale histogram method, the proposed algorithm significantly improve the accurate-complete rating of image retrieval. Compared to the fractal retrieval algorithm in literature, the algorithm shortens the encoding time and reduces the number of sub-blocks, thereby improves retrieval efficiency.

Keywords Fractal code, Self-adaptive quadtree, Image retrieval, Contiguous-match

1 引言

图像检索一直是许多研究人员共同关注的问题,在基于内容的图像检索(Content Based Image Retrieval, CBIR)领域,人们尝试过基于语义的检索模型,也提出了基于图像特征集(如图像的颜色和布局)的检索模型,随后又提出了基于语义与特征集相结合的检索模型。本文提出的基于分形的图像检索既非语义模型也非特征集模型,而是从结构的角度对图像进行分析编码,目的在于面对互联网、云存储以及社交网络中与日俱增的照片数量,设计一个更加适合图像大数据处理的检索算法。

1988年Barnsley提出了关于分形的图像编码技术,基于迭代函数系统(iterated function system, IFS)实现了指定图像

的超高压压缩比(10000:1)^[1]。Barnsley提出的IFS编码方案,即拼贴定理,采用折中的方法求解了IFS逆问题,完成了分形码的提取。但是IFS编码方案为完成图像特征提取,要求图像整体与局部具有比较高的自相似性,并且在编码过程中需要人工参与,这些缺点导致拼贴定理在技术上是不可行的。Jacquin在Barnsley编码方案的基础上,提出了基于分割迭代函数系统(Partitioned Iterated Function System, PIFS)的分形编码方案,通过图像不同区域间的跨尺度冗余提取图像特征,为计算机自动提取分形码奠定了基础^[2]。PIFS算法将图像分割为R池和D池,通过查找D池中Domain块与R池中的Range块最近似的映射关系来对图像进行编码记录。显然,PIFS算法的编码效率会随着匹配搜索范围的增大而显著降低。为此,很多学者在提高分形编码的速度上进行了大量

到稿日期:2014-05-10 返修日期:2014-07-25 本文受国家自然科学基金(61173027)资助。

张思思(1989—),女,硕士生,主要研究方向为大数据质量与数据查询, E-mail: shujizhangsisi@126.com; 刘宇(1978—),男,硕士,主要研究方向为数据挖掘与图像模式识别; 赵志滨(1975—),男,博士,主要研究方向为分布式数据管理。

的研究,包括图像分割、码本分类、特征向量法等,然而匹配搜索依然是编码过程中最耗时的环节^[3-8]。

本文的主要贡献有:

(1)改进了图像编码算法。基于提高检索效率以及检索准确性的目的,本文提出了新的针对 Range 块查找 Domain 块的限制策略。在 Range 块与 Domain 块的匹配过程中,仅查找 Range 块的相邻区域,避免了构建庞大 D 池所需要的开销,因此很大程度上加快了编码速度。

(2)基于改进的图像编码算法,提出了快速图像检索算法及相应的距离公式。本算法保证了图像解码质量,在减少信息丢失的同时,图像的分割块数也大幅度减少,从而提高了检索效率。

(3)使用了 ORL 标准图库以及包含 2000 幅图像的日常生活图像库做为测试集。通过测试集验证距离公式的有效性,同时对图像编码及图像解码性能进行了测试。在 ORL 标准图库共 400 幅图像的测试中,对于 256×256 大小的灰度图像,平均编码时间约为 0.150s,峰值信噪比 PSNR 平均在 39 左右,查全率为 0.5 时,查准率达到 0.8 以上,相较于灰度直方图的查准率提高了 7% 左右。

2 相关工作

分形图像的编码源于对迭代函数系统的研究,1992 年,Jacquin 提出分形编码理论——基础分形算法,将图像固定分割,首次通过计算机自动提取图像分形码,但同时由于其缺乏自适应性,且需要遍历 D 池中所有 D 块才可最终确定最优匹配 D 块,编码效果和效率均不十分理想。文献[3]提出的四叉树的分割方式对图像应用了自适应性的分割算法,使得编码质量明显提升,从而区分了图像的平滑区域和高对比度区域,但该算法采用的是固定阈值的方式。文献[6]提出了一种基于图像块又迹的快速分形图像编码算法,根据又迹特性,缩小分形编码的搜索范围,但编码速度提高仍然有限。随后,文献[7]提出了基于无搜索(取值域块与定义域块的平均块来匹配值域块)的自适应四叉树分割的分形编码方法来提取图像的结构特征,得到了较好的结果。

最初,应用分形技术对图像进行编码的目的在于对原始图像进行超高压缩比的有损压缩。实际上,与压缩图像相比,图像检索中搜索与 R 块相对应的 D 块时,匹配精度要求并不需要十分严格,这就为提高搜索效率提供了可能性。文献[7]运用提取的分形码进行了图像检索,并获得了较好的检索效果。文献[12]通过分形字典对图像进行编码,完成了图像的压缩和检索。文献[13]通过特殊统计方法分析了分形编码提取的图像纹理特征,进行了图像检索。

3 编码与检索算法

3.1 分形编码基础

分形编码所形成的分形码记录了图像的特征,分形码的提取需要对图像进行划分,设图像 I 被划分为互不相交的 R_i ($i=1,2,\dots,n$),则

$$I = \bigcup_{i=1}^n R_i \quad (1)$$

$$R_i \cap R_j = \emptyset, i \neq j; i, j = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

所有 R_i ($i=1,2,\dots,n$) 组成 R 池,其并集即为待编码图像。按照特定算法规则将图像 I 再划分为 D_i 块组成 D 池。利用图像整体与局部的相似性,搜索与 R_i 近似的 D_i 块,并通

过仿射变换、对比度调整与亮度调整,建立映射关系 ω_i ,其一般形式为:

$$\omega_i: D_i \rightarrow R_i, i=1, 2, \dots, n \quad (3)$$

即:

$$\omega_i(D_i) = \lambda_i(\gamma_i D_i) = s_i t_k(\gamma_i D_i) + o_i \quad (4)$$

其中,映射 γ_i 将 D_i 平移到 R_i 位置并收缩与 R_i 大小一致, t_k 为等距仿射变换参数,可以利用它进行像素重排,提高匹配质量。 s_i 和 o_i 分别代表对比度和亮度的调整。因为编码阶段的时间主要花费在对 R 块匹配 D 块的搜索上,因此 D 块的候选数目成为编码耗时的主要影响因素。

为了量化图像子块间的相似性,在分形编码文献中通常使用均方误差(Mean Square Error, MSE)对误差进行度量,即对于任意两个子块 $R, D \in R^{B \times B}$,其 MSE 定义为

$$MSE(R, D) = \|R - D\|^2 / B^2 = \sum_{i,j=1}^N |R_{i,j} - D_{i,j}|^2 / B^2 \quad (5)$$

其平方根是 $R^{B \times B}$ 的一种完备度量,称为均方根(Root Mean Square, RMS),该公式除被用于寻找每个 R 块对应的最佳匹配 D 块,还会被应用于测试解码图像质量。即将 $N \times N$ 的原始图像 μ_{org} 和重构图像 $\mu_{org}^{\wedge}$ 之间的 MSE 定义为

$$MSE(\mu_{org}, \mu_{org}^{\wedge}) = \sum_{i,j=1}^N |(\mu_{org})_{i,j} - (\mu_{org}^{\wedge})_{i,j}|^2 / N^2 \quad (6)$$

由此得到测试解码图像质量的重要参数——峰值信噪比(Peak Signal-to-Ratio, PSNR),即

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{255^2}{MSE(\mu_{org}, \mu_{org}^{\wedge})} \right) (\text{dB}) \quad (7)$$

在本文的检索算法中,虽然不涉及图像的解码,但需要在实验部分对该创新编码算法进行解码测试来保证这种编码算法的合理性,在编码合理的基础上,进行检索效率的分析。

3.2 改进的分形编码算法

为了平衡编码时间与编码质量,本文提出的方法首先不予考虑变换中的等距仿射变换 t_k 。等距变换的引入将大大增加计算的复杂性,相应地编码质量的保证可以通过减小 D 块的分割步长来实现^[9]。这样使得 D 块池缩减为原先的 1/8;其次根据以往实验观察结果发现, R 块与其最佳匹配块在几何分布上有相邻的趋势,即通常 R 块与其最佳匹配 D 块的几何距离分布在原点处形成峰值^[10]。在编码过程中,采用局部码本对待搜索的 D 块进行限制,从而大大减少了 D 块数目,达到提高编码速度的目的。搜索策略如图 1 所示。

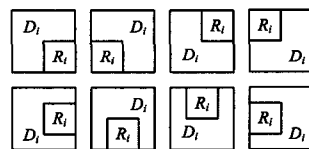


图 1 映射查找

设 R_i 大小为 $B \times B$,与每个 R_i 相对应的待搜索 D_{ij} ($j=1,2,\dots,7,8$) 大小为 $2B \times 2B$,具体为 R_i 上、下、左、右、左上、右上、左下、右下 8 个 D 块。计算得到 8 个其映射变换 ω_{ij} ($j=1,2,\dots,7,8$)。

比较 D_{ij} 在 ω_{ij} 变换下与 R_i 误差的最小值,这里用均方误差(MSE)进行衡量,记为 $MSE_{\min}$ 。若 $MSE_{\min} < F_{pre}$ (F_{pre} 为预先设定的阈值),则认为 R_i 与 $MSE_{\min}$ 对应的 D 块最佳匹配;否则对 R_i 块进行四叉树分割并继续搜索,直到到达设定的分割层数为止。

由于这种分割方式让 R_i 在其相邻区域有 8 种匹配选择, 虽然在一定程度上相较只搜索正包 R 块的 D 块算法增加了编码时间, 但提高了其匹配成功概率, 减少分割块数, 保证了图像解码质量的同时, 也提高了后续的检索效率。

3.3 改进算法的自适应性

本文采用自适应阈值四叉树的分割方法进行编码。四叉树分割属于层次分割, 在灰度均匀的低频区域采用较大的块, 高频区域采用较小的块进行划分。研究表明, 人眼对低频区域比较敏感, 也就是说灰度均匀的区域较大色域在体现图像特征方面作用相对明显。在相同条件下, 自适应阈值与固定阈值的四叉树分割相比, 其编码质量明显好于后者。

图像 I 中 R_i 块对应的 D_i 块的相对位置通过位置参数 $direct$ 表示, 参数 $direct$ 记录图 1 中 8 种关系, 用以比较两幅图像相似 R 块所对应 D 块之间的位置距离; 对比度调整参数 s_i 和亮度调整参数 o_i 记录了 D_i 与 R_i 的映射变换。由于基于自适应四叉树的分割方式决定了分割块的大小不一致, 所占比重也不一样, 因此在编码文件中需要记录 R_i 块的步长 $step_i$ 。

设图像 $I(N \times N), J(N \times N), R_i \in I, R_j \in J$, 定义公式 (8) 为 R_i 与 R_j 在图像 I 与 J 中相似比较中占据的比重值, 体现人眼对图像区域敏感的视觉特征。

$$weight_{ij} = (step_i \times step_j) / (N \times N) \quad (8)$$

同时, 在分形编码过程中对 D_i 与 R_i 的映射变换误差值进行度量的 MSE 通常表示为:

$$MSE(R_i, D_i) = \frac{1}{B^2} \min_{s, o \in R, |s| < 1} \|R_i - (s \cdot D_i + o \cdot 1)\|^2 \quad (9)$$

综上所述, 分形码的表示如下:

$$I = \begin{bmatrix} step_1 & s_1 & o_1 & direct_1 \\ step_2 & s_2 & o_2 & direct_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ step_N & s_N & o_N & direct_N \end{bmatrix} \quad (10)$$

算法 1 编码算法

输入: 原始图像 I 像素值

输出: 分形码 $I = (step, s, o, direct)$

Step1 构建 R 池。将图像 I 用互不相交的大小为 $B \times B$ 的 R 块覆盖, 记录每个 R 块的左上角坐标值 $R_i(x_i, y_i)$ 与步长 $step_i = B$ 。设定初始误差阈值 F_{pre} , 深度阈值 $STEP_{pre}$ 。

Step2 查找与 R_i 相匹配的 D_i :

- 求出当前 R_i 对应的 $D_{ij}(j=0, 1, \dots, 6, 7)$ 位置;
- 遍历 D_{ij} , 判断 D_{ij} 是否在图像 I 中, 如果 D_{ij} 满足条件, 通过像素平均值法收缩 D_{ij} 与 R_i 大小一致, 记为 D'_{ij} 。计算出相应的 s_{ij} 和 o_{ij} , 公式如下:

设 $R_i = (r_1, r_2, \dots, r_n)^T, D'_{ij} = (d_1, d_2, \dots, d_n)^T \in R^n$, 其中 $n = step_i \times step_i$,

$$\begin{aligned} s_{ij} &= \frac{n \sum_{i=1}^n d_i r_i - (\sum_{i=1}^n d_i)(\sum_{i=1}^n r_i)}{n \sum_{i=1}^n d_i^2 - (\sum_{i=1}^n d_i)^2} \\ o_{ij} &= \frac{(\sum_{i=1}^n r_i)(\sum_{i=1}^n d_i^2) - (\sum_{i=1}^n d_i)(\sum_{i=1}^n d_i r_i)}{n \sum_{i=1}^n d_i^2 - (\sum_{i=1}^n d_i)^2} \\ &= \frac{1}{n} (\sum_{i=1}^n r_i - s \sum_{i=1}^n d_i) \end{aligned}$$

- 计算最小误差:

• 294 •

$$\min f(s_{ij}, o_{ij}) = \frac{1}{n} (\sum_{i=1}^n r_i^2 + s_{ij} \cdot P + o_{ij} (o_{ij} \cdot n - 2 \sum_{i=1}^n r_i))$$

$$P = s_{ij} \sum_{i=1}^n d_i^2 - 2 \sum_{i=1}^n d_i r_i + 2 \cdot o_{ij} \sum_{i=1}^n d_i (s_{ij}, o_{ij} \in R)$$

记录满足 $f_{\min} = \min(\min f(s_{ij}, o_{ij})) (j=0, 1, \dots, 6, 7)$ 条件下的 s_{ij}, o_{ij} 。令 $s_i = s_{ij}, o_i = o_{ij}$, $direct_i$ 为满足条件 D 块的方向值。

Step3 若 $f_{\min} < F_{pre}$ 或 $step_i \leq STEP_{pre}$, 则在分形码文件中记录参数 $step_i, s_i, o_i, direct_i$; 否则四等分 R_i 块为 $R_{ij}(j=0, 1, 2, 3)$, 令 $F_{pre} = 2 \times F_{pre}$, $step_{ij} = step_i / 2$, 转至 Step2, 查找 R_{ij} 对应的 D_{ij} 块。

Step4 遍历 R 池中的所有 R 块, 重复 Step2。

Step5 输出分形编码, 图像特征提取完毕。

3.4 图像检索算法

图像此时已经不再是以像素值的形式而是以分形码的形式存储于数据库中, 本文提出了一种新的测量相似块的距离公式, 设图像 $I(N \times N), J(N \times N), R_i \in I, R_j \in J$ 。综合考虑每幅图像中 R 块与 D 块的 8 种相对位置关系, 结合检索效率将其分为 3 类进行设计计算, 分别为重合关系、对角关系以及其他关系(将各种角中关系归为一类以简化计算复杂性)。

R_i, R_j 块的位置距离公式定义为:

若 $direct_i = direct_j$,

$$d_{ij} = \sqrt{2} \cdot |step_i - step_j| \quad (11)$$

若 $direct_i + direct_j = 3$,

$$d_{ij} = \sqrt{2} (step_i + step_j) \quad (12)$$

若不满足上述条件, 则 $d_{ij} = \sqrt{2} \cdot \sqrt{step_i^2 + step_j^2}$ (13)

计算 d_{ij} 并结合分形码记录的其他参数, 定义 R_i, R_j 之间的距离公式为:

$$dis(i, j) = (d_{ij} + \|s_i - s_j\| + \|o_i - o_j\|) (step_i \times step_j) / (N \times N) \quad (14)$$

值得注意的是, 这里 $direct$ 是记录了图像中 R 块与所对应的最佳匹配 D 块的相对位置的参数, 同时, 用 d_{ij} 反映出两幅图像中相对位置 R 块与其各自对应的 D 块之间关系的参数。 $dis(i, j)$ 即是综合了相对位置距离、对比度距离以及亮度距离的参数。

算法 2 检索算法

输入: 对比图像分形码, $I = (step, s, o, direct)$ 。

输出: 两幅图像相似度量值, $dis(I_i, J_j)$ 。

- $i=1, j=1, W_I=W_J=0, d=0$
- $d=d+dis(I_i, J_j)$
- repeat
- if $W_I=W_J < 1$ then
- $i=i+1, j=j+1; W_I=W_I+w_{Ii}, W_J=W_J+w_{Jj};$
- if $W_I < W_J$ then
- $i=i+1, W_I=W_I+w_{Ii}$
- if $W_I > W_J$ then
- $j=j+1, W_J=W_J+w_{Jj}$
- $d=d+dis(I_i, J_j);$
- until $W_I=W_J=1;$
- return $dis(I_i, J_j)$

其中设两幅图像分形码文件及其权重为

$$I = \begin{bmatrix} I_1 \\ I_2 \\ \vdots \\ I_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} step_{11} & s_{11} & o_{11} & direct_{11} \\ step_{12} & s_{12} & o_{12} & direct_{12} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ step_{1N} & s_{1N} & o_{1N} & direct_{1N} \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$J = \begin{bmatrix} J_1 \\ J_2 \\ \vdots \\ J_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} step_{j1} & s_{j1} & o_{j1} & direct_{j1} \\ step_{j2} & s_{j2} & o_{j2} & direct_{j2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ step_{jN} & s_{jN} & o_{jN} & direct_{jN} \end{bmatrix} \quad (16)$$

$$w_j = \begin{bmatrix} w_{j1} \\ w_{j2} \\ \vdots \\ w_{jN} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (step_{j1} \times step_{j1}) / (N \times N) \\ (step_{j2} \times step_{j2}) / (N \times N) \\ \vdots \\ (step_{jN} \times step_{jN}) / (N \times N) \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$w_j = \begin{bmatrix} w_{j1} \\ w_{j2} \\ \vdots \\ w_{jN} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (step_{j1} \times step_{j1}) / (N \times N) \\ (step_{j2} \times step_{j2}) / (N \times N) \\ \vdots \\ (step_{jN} \times step_{jN}) / (N \times N) \end{bmatrix} \quad (18)$$

4 实验结果及相关分析

本文的测试环境为 Windows 7 操作系统, CPU 为 AMD 5000+, 开发环境为 VS2012。所有测试图像均来自包含 400 幅图像的 ORL(Olivetti Research Laboratory)标准人脸图库以及一个包含 2000 幅图像的日常图像库。所有图像均为 8 级灰度图, 其中的图像包含人物、风景、建筑等内容, 均裁剪为 256×256 大小。在后续实验中, 将对这些图像进行分形编码、存储、检索等工作。

实验分别从景物、纹理、人物图像等 3 个方面对本文算法中提出的距离公式、编码算法、检索算法进行测试, 分析了其在距离结果、峰值信噪比以及查全查准率等数据上的信息反馈。

4.1 距离公式分析测试

4.1.1 景物图像比较

由于对原始图库进行分形编码时, 对寻找 R 块的最优匹配 D 块的算法进行了改进。同时, 对图像间距离公式的改进也非常明显, 为了确定改进后的距离公式是否合理, 需要进行实验测试。由于景物图像在所有图像中更具代表性, 画面在特征提取上也更为复杂, 因此首先选取不同的景物图像进行实验。

图 2 为测试的 6 幅 256×256 灰度图, 最初分割 R 块大小为 16×16 , 初始分割的 R 块大小一般采用 8×8 , 16×16 , 32×32 等。本文算法能更有效地在当前层找到匹配块, 为了限制最大分割层次, 故采用 16×16 的初始块大小。通过测试图像可以分辨出, Test1 与 Test2 为一组建筑物, Test3 与 Test4 为一组不同于第一组的建筑物, Test5 与 Test6 为一组风景图像。

表 1 列出了用于测试的 6 幅图像之间经距离公式计算出的距离数值。从表 1 图像间距离可以看出 Test1 与 Test2 的差值不超过 32, 体现了这两幅图像的结构相似性, 而与 Test5 和 Test6 中图像间距离差值均在 43 以上, 反映了建筑物和景物之间的差距。Test5 与 Test6 之间差值为 34.74, 由于景物的细节比建筑物的细节要丰富一些, 其差值也相对比较明显, Test1—Test4 相互之间的差距均在 37 以下, 在数值上符合人眼的视觉判断。Test5 与 Test6 与其他图像都不属于同类, 与它们之间的距离值都在 43 以上, 甚至达到 71。因此同类图像之间的差值较小, 不同类别图像之间的差值较大。通过观察, 其中 Test3 与 Test4 比 Test1 与 Test2 在构图上更为接近, 包括镜头的摆放、整体布局等, 而距离的比较结果也反映了这种近似程度。



图 2 待比较图像

表 1 Test1—Test6 部分比较结果

比较图像	图像间距离	比较图像	图像间距离	相关参数
Test1 与 Test2	28.34	Test2 与 Test4	33.23	$F_{pre}=20$ $STEP_{pre}=2$
Test1 与 Test3	31.18	Test2 与 Test5	61.13	
Test1 与 Test4	30.15	Test2 与 Test6	44.60	
Test1 与 Test5	56.20	Test3 与 Test4	25.43	
Test1 与 Test6	43.18	Test4 与 Test5	71.01	
Test2 与 Test3	36.06	Test5 与 Test6	34.74	

4.1.2 纹理图像比较

选取一类特殊的图像——纹理图像, 利用纹理图像对距离公式进行测试。由于纹理图像间具有较高的相似性, 更能对算法的灵敏性进行测试。分别利用颜色直方图算法和本文的改进算法对纹理图像的检索结果做比较。

图 3、图 4 中左起第 1 幅为检索图像, 检索结果按相似度大小从左到右排列, 其中, 图 3 为采用颜色直方图算法计算得出的相似图像的排序结果; 图 4 为采用本文改进算法按照距离从小到大判断相似程度并反馈的结果。

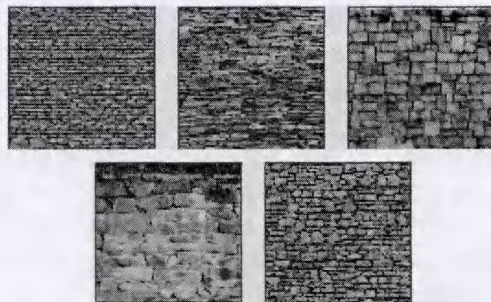


图 3 颜色直方图纹理比较结果

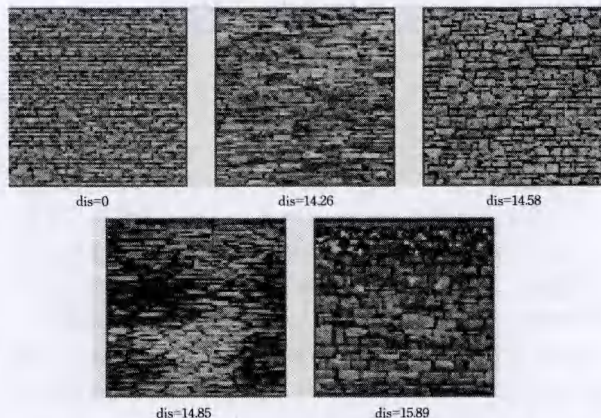


图 4 本算法纹理比较结果

颜色直方图算法仅对图像颜色占据的比重进行相似性比

较,空间结构特点无法得到体现,图3中第3、4幅图像与第1幅图像并不属于同类,其纹理走向和结构密度均不完全吻合,但由于灰度比例比较接近,造成3、4幅图像与第1幅图像的近似度大于最后一幅图像,这与人的视觉感官不一致。本文算法考虑图像间整体与局部之间相似程度,在考虑亮度与对比度的同时,计算相似块间的位置关系,对纹理走向和纹理块大小位置关系均能体现。从图4的结果看出,检索结果中前4幅图像从视觉效果上属于同类,距离均小于15,而最后一幅图像纹理分布与前4幅图像相差较大,纹理较粗糙,因此图像间距离差值也较大。

4.2 编码算法分析实验

对原始图库的图像进行编码是本算法的重要环节,为测试编码算法的正确性,分别从编码速度、分割块数目以及峰值信噪比(PSNR)3个方面进行分析。其中,图5为测试图像,表2给出了4幅图像在以上3个方面的具体实验结果。

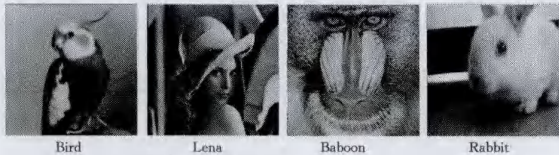


图5 编码测试

表2 测试结果

编码图像	编码时间	分割数目	PSNR
Bird	0.153	1843	39.01
Lena	0.221	4564	34.01
Baboon	0.309	10918	25.09
Rabbit	0.134	1258	36.97

由表2可知,编码速度与分割块数成正比。本文亦对ORL图库中400幅图像进行编码测试,平均每幅图像编码时间小于0.150s,通过对阈值 F_{pre} 的向上调整和编码层数的降低,可进一步缩短编码时间,但PSNR值有所下降。

图像的分割数目也在一定程度上体现了不同类别之间的差异,低频比重大的图像比高频比重大的图像分割块数要少,而分割数目的差值越大,两幅图像为同类的概率越小。PSNR平均在39以上,高于文献[6]的测试结果,使得解码质量显著提高,能有效地保存原图像信息,保证了查全查准率。

接下来对图5中的带编码图像运用文献[11]采用的四叉树算法进行编码解码测试,结果如表3所列。

表3 文献[11]算法测试结果

编码图像	编码时间	分割数目	PSNR
Bird	0.178	2713	39.26
Lena	0.203	4066	35.07
Baboon	0.289	8713	24.08
Rabbit	0.161	1900	37.08

针对每个R块,本文算法中提供的带匹配D池的范围更广(D池中D块数目增加为8块),从一定程度上减少了R块分割的几率。通过表2、表3的结果可以看出,当图像结构相对整齐时,本文算法相对于文献[11]中的算法,图像编码分割块数更少,编码时间更短。解码方面,本文算法解码图像后的PSNR与文献[11]比较降低幅度并不明显,并且在图像结构不整齐时,PSNR有了明显的提高。本文算法在减少图像分割数目的同时保证了解码图像的质量。由于增加了D池中的码本数量,且码本中的D块都在R块附近,文献[10]提出R块与其最佳匹配块在几何位置上有相邻的趋势,即R块与

其最佳匹配块的几何距离分布在原点处形成峰值。这样使得R块更容易匹配D池中的D块,本文算法对图像的编码时间相对于文献[11]的编码算法明显缩短,提高了图像编码的效率,减少了编码后的存储成本。用较少的分割块数保存图像特征也会缩短图像间距离的计算时间。

4.3 图像检索算法分析实验

利用本文提出的检索算法在ORL标准人脸图库以及2000幅日常图库中进行测试,检测最终的检索效果。

图6、图7是以第1幅图像为检索图像,按照相似度大小从左到右、从上到下排列的检测结果。

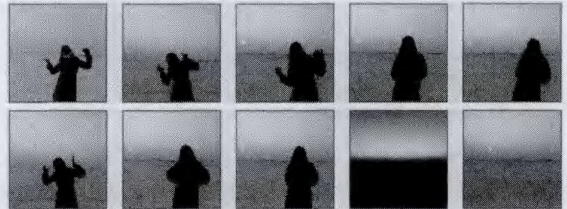


图6 普通图库检索测试结果



图7 ORL标准图库检索测试结果

ORL标准图库中包含40个人且每人10幅不同脸部姿态的图像,本算法与文献[11]中算法、灰度直方图算法的查全查准率比较结果如图8所示。

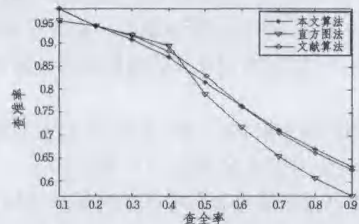


图8 本算法与直方图算法查全查准率比较

从图8可见,本文算法比灰度直方图算法在查全率较高的情况下更为精确,由于分形图像检索算法是基于图像结构的检索算法,因此可以看到在查全率较高的情况下,更能突出其优势。且本文算法的准确率比文献[11]中的算法也有一定的提高。当查全率高于0.4时,灰度直方图的查准率下降非常明显,而在查全率大于0.5时,本算法的查准率比灰度直方图的查准率提高了7%左右。

ORL标准图库检索时间的比较如表4所列,无论是灰度直方图检索算法还是本文检索算法,均需要提取并对比所有图像的特征,因此这里以查全率等于1为例。

表4 检索时间测试结果

算法	检索时间
本文算法	84ms
文献[11]算法	124ms

(下转第311页)

nism designed to produce static video summaries and a novel evaluation method[J]. Pattern Letters, 2011, 32(1): 56-68

[11] 王方石, 须德, 吴伟鑫. 基于自适应阈值的自动提取关键帧的聚类算法[J]. 计算机研究与发展, 2005, 42(10): 1752-1757
Wang Fang-shi, Xu De, Wu Wei-xin. A Cluster Algorithm of Automatic Key Frame Extraction Based on Adaptive Threshold [J]. Journal of Computer Research and Development, 2005, 42(10): 1752-1757

[12] 顾益军, 解易, 夏天. 基于内容代表性评价的关键帧抽取[J]. 计算机科学, 2014, 41(8): 286-288
Gu Yi-jun, Xie Yi, Xia Tian. Keyframe Extraction Based on

Representative Evaluation of Contents[J]. Journal of Computer Science, 2014, 41(8): 286-288

[13] Jiang Peng, Qin Xiao-lin. Key frame based video summary using visual attention clues[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2010, 17(2): 64-73

[14] Lai Jie-Ling, Yi Yang. Key frame extraction based on visual attention model[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2012, 23(1): 114-125

[15] Ejaz N, Mehmood I, Baik S W. Efficient visual attention based framework for extracting key frames from videos[J]. Signal Processing: Image Communication, 2013, 28(1): 34-44

(上接第 296 页)

从表 4 可以看出, 在相同的测试环境中, 由于本文算法相对于文献[11]更容易用较少的分层找到匹配块, 最终分割块数较少, 较少的分割块数也将检索时间从 102ms 缩减至 84ms, 效率提升 18% 左右。

结束语 图像检索是许多研究人员共同关注的热点问题。分形技术在图像检索中的应用通过近几年的研究已得到了进一步的发展, 但分形码的提取速度仍然需要不断的提高。分形码更注重图像的空间结构, 对图像的颜色灰度值出现频率并不敏感。换句话说, 分形编码算法是从另一个角度(即结构)审视图像, 进而应用于图像检索。

本文提出了一种基于相邻匹配的快速分形图像检索算法, 通过合理减少搜索匹配 D 块的数量, 相较于基本分形算法提高了分形码的提取速度, 另一方面, 相较于文献[11]中的通过二叉树方式寻找的 D 块, 在 R 块邻域选取 D 块构成 D 池的方法虽然牺牲了部分的编码时间, 但保证了图像的解码质量, 降低了每幅图像中对 R 块的分割块数。应用新的图像相似块距离公式, 降低了检索时间, 提高了检索的准确性, 在风景、人物、纹理等实验中均得到了很好的效果。

在实际应用中, 面对互联网、云存储以及社交网络中与日俱增的照片数量, 通过本文提供的快速分形检索算法, 可对图库进行分形码特征提取并记录于数据库中, 进而进行分类处理; 对新存储图像能够进行快速编码并与数据库中图像特征进行对比归类。同时, 本文算法的一大优点在于可方便地扩展到目前图像大数据处理领域, 在分布式离线处理图像编码阶段, 将图像的分形码存储于数据库中, 在检索过程中只需考虑分形码间距离大小即可, 为用户的在线检索提供高效优质的近似检索结果, 达到实时检索的目的。在多媒体传感器网络中, 可在有限传输带宽的前提下, 对各节点批量采集的图像数据进行高效的本地处理及传输。在后续的研究中也可尝试结合语义模型、特征集模型等方式, 探索更加优秀的图像检索算法。

参 考 文 献

[1] Barnsley M F. Fractals everywhere[M]. Boston: Academic Press Professional, 1993

[2] Jacquin A E. Image coding based on a fractal theory of iterated contractive image transformations [J]. IEEE Trans Image Process, 1992, 1(1): 18-30

[3] Shusterman E, Feder M. Image compression via improved quad-

tree decomposition algorithms [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1994, 3(2): 207-215

[4] 刘维胜, 高占国, 李力. 分形图像编码的快速算法[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(9): 182-185
Liu Wei-sheng, Gao Zhan-guo, Li Li. Fast algorithm for fractal image encoding [J]. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(9): 182-185

[5] 洪安祥, 陈刚, 吴炯锋, 等. 基于分形编码的图像相似匹配研究[J]. 电子学报, 2003, 30(5): 624-627
Hong An-xiang, Chen Gang, Wu Jiong-feng, et al. Image matching based on fractal image coding[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 30(5): 624-627

[6] 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
He Chuan-jiang, Huang Xi-yue. Fast fractal image coding based on local cross trace[J]. Chinese Journal of Computers, 2005, 28(10): 1753-1759

[7] 王兴元, 陈志丰. 快速的分形码图像检索方法[J]. 计算机科学与探索, 2009, 3(4): 423-432
Wang Xing-yuan, Chen Zhi-feng. A fast image retrieval method based on fractal codes[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2009, 3(4): 423-432

[8] 王志勇, 池哲儒, 余英林. 分形编码在图像检索中的应用[J]. 电子学报, 2000, 28(6): 19-23
Wang Zhi-yong, Chi Zhe-ru, Yu Ying-lin. Fractal coding for image retrieval[J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(6): 19-23

[9] Saupe D. The futility of square isometries in fractal image compression [C]//Proc. ICIP-96 IEEE International Conference on Image Processing. Lausanne, Sept. 1996

[10] Hurtgen B, Stiller C. Fast hierarchical codebook search for fractal coding of still images[C]//Proc. EOS/SPIE Visual Communications PACS Medical Applications. Berlin, Germany, 1993

[11] Liu Yu, Zhang Ming, Yuan Fang. Fast Fractal Image Retrieval Algorithm Based on Contiguous-Matches[J]. Machine Learning and Cybernetics, 2010, 4: 2047-2052

[12] Sun Yuan-yuan, Xu Ru-dan, Chen Li-na, et al. Image Retrieval Based on Fractal Dictionary Parameters [C] // Mathematical Problems in Engineering. 2013

[13] Huang X, Zhang Q, Liu W. A new method for image retrieval based on analyzing fractal coding characters[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2012, 24(1): 42-47