

基于方块编码的图像纹理特征提取及检索算法^{* *}赵 珊^{1 *}, 孙君顶², 周利华¹

(1. 西安电子科技大学多媒体研究所, 陕西 西安 710071; 2. 河南理工大学计算机学院, 河南 焦作 454159)

摘要:针对灰度共生矩阵(GLCM)在提取纹理特征时存在的问题,提出一种基于方块编码(BTC)的图像纹理特征的检索算法。首先将图像分成互不重叠的子图像块,然后利用BTC的思想对这些图像块进行编码,进而定义图像的纹理基元并以此作为对图像的纹理描述,并提出采用一种改进的基于纹理基元的共生矩阵来获取纹理特征。实验结果表明,该方法既有效地利用了图像的纹理信息,又考虑了图像的空间和形状信息,具有较好的检索效果。

关键词:基于内容的图像检索(CBIR); 灰度共生矩阵(GLCM); 方块编码(BTC)

中图分类号:TP391.3 **文献标识码:**A **文章编号:**1005-0086(2006)08-1014-04

Image Texture Extraction and Retrieval Based on Block Truncation Coding

ZHAO Shan^{1 *}, SUN Jun-ding², ZHOU Li-hua¹

(1. Research Inst. of Multimedia, Xidian University, Xi'an 710071, China; 2. School of Computer Science and Technology, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454159, China)

Abstract: A novel image retrieval method based on block truncation coding (BTC) is proposed to solve the problems of gray level co-occurrence matrix (GLCM). Firstly, the image is partitioned into non-overlap blocks of certain size. BTC is generated for each block independently, which can efficiently describe the image texture information, spatial distribution and shape feature. On the basis of this, the texture primitive is defined. Then, an improved co-occurrence matrix based on the texture primitive is developed to extract the texture and shape features for the image retrieval. Experimental results have shown that the proposed method has sound and robust retrieval performance by integrating spatial and shape information into image texture descriptors.

Key words: content-based image retrieval (CBIR); gray level co-occurrence matrix (GLCM); block truncation coding (BTC)

1 引言

基于内容的图像检索(CBIR)是利用图像的颜色、纹理、形状和对象的空间关系等基本特征进行检索^[1,2]。灰度共生矩阵(GLCM)作为一种重要的基于纹理特征进行CBIR的方法^[3],具有特征提取和相似度计算简便的优点,但也存在着缺点:1)提取的统计量不能很好的表达图像全局信息;2)对于包含不同

纹理区域的图像,无法表现出各纹理所处的空间位置关系;3)对有相同内容但尺寸差别很大的两幅图像,由于统计的像素数目存在较大差别,会影响检索结果的精确性。

为解决利用GLCM进行检索存在的问题,Huang等人^[4]提出了颜色相关图方法^[4]。Gagaudakis等人^[5]构造了具有旋转不变性的循环共生矩阵,产生图像的纹理直方图,辅助基于颜色及其

* 收稿日期:2005-11-14 修订日期:2006-03-23

* E-mail: zhaoshan9228@hotmail.com

空间分布的检索. Takahashi 等人^[6]首先将彩色图像转换成灰度图像进行分块和压缩,然后提取各个分块的共生矩阵来表示纹理特征. Vassili 等人^[7]首先将图像的颜色进行量化,然后采用量化后的颜色值作为像素点的灰度值,并以此来计算图像的纹理特征。这些方法虽然在一定程度上有效地提取了图像的局部纹理分布特性,但仍然存在着计算量大、缺乏空间分布信息及不能很好表达图像全局信息等问题。

基于上述思想,本文提出一种基于方块编码(BTC)的图像纹理特征提取及检索算法。首先借鉴BTC的思想^[8]来定义图像纹理基元,同时针对纹理基元的空间分布信息,构造了一种纹理基元共生矩阵,然后从矩阵中提取有意义的统计量作为纹理特征,从而将统计法和结构分析方法有机的结合起来。实验结果表明,该算法是有效的。

2 GLCM

GLCM 是按图像灰度值的空间关系描述像素点对间的空间结构特征及其相关性。矩阵元素 (i, j) 的值等于沿 $(0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ)$ 方向,间距为 d 时,灰度为 i 和 j 的像素对出现的概率 p 或频数。

假设灰度图像 $f(x, y)$,其灰度级数为 L ,则有 $f(x, y) \in [0, L-1]$ 。对图像中的任一区域 R ,定义 S 为区域中具有特定空间联系的像素对的集合,其归一化共生矩阵可表示为

$$CM_{(d, \theta)}(i, j) = \frac{\text{card}\{f(x_1, y_1), (x_2, y_2) \mid S / f(x_1, y_1) = i, f(x_2, y_2) = j\}}{\text{card}(S)} \quad (1)$$

其中: $i \in [0, L-1]; j \in [0, L-1]; x_2 = x_1 + d \cos \theta; y_2 = y_1 + d \sin \theta$; $\text{card}(S)$ 表示集合 S 中对 $CM_{(d, \theta)}(i, j)$ 有贡献的元素个数。

这样得到的矩阵可以反映不同像素间相对位置的空间信息和纹理信息,然后从矩阵中提取有意义的统计量作为纹理特征,最后用几个方向的统计量做平均,提取均值及方差构成 n 元向量用于检索。

3 基于 BTC 的纹理提取及检索算法

图像的特征提取实际是寻求一种尽可能紧凑的特征码值来描述图像最本质的内容,而图像压缩编码的目的也是要以尽可能紧凑的代码表征原图像^[9],因此图像的某种压缩编码就可以看成是抽取得到的图像特征。另外,每幅图像的不同区域都有着不同的结构特征,因此可以将图像按照灰度阶差分成不同形状

的块,来表示图像中的纹理信息。由此,以BTC的思想为基础,根据图像块的灰度差来进行纹理特征的提取。

3.1 纹理基元提取

假设 I 是一幅 $M \times N$ 图像。首先将 I 划分为 $m \times m$ 的互不重叠的子块,对于每个子块,计算块内像素的灰度均值 μ 和平均灰度差 σ 。按照BTC的思想,在每个子块中,对每个像素点,灰度值大于 μ 的赋值为1,反之为0,这样就得到了一系列 $m \times m$ 的二进制块。这些二进制块不仅体现了图像块内的纹理特征,而且在一定程度上反映了图像中的形状分布。相似的纹理结构会产生相同的纹理值,定义这些二进制块为图像的纹理基元。用与二进制块等值的十进制值来表示这些纹理基元的值,提取过程如图1所示^[10]。

Image blocks	<table><tr><td>20</td><td>22</td></tr><tr><td>8</td><td>7</td></tr></table>	20	22	8	7	<table><tr><td>9</td><td>19</td></tr><tr><td>11</td><td>20</td></tr></table>	9	19	11	20	<table><tr><td>17</td><td>11</td></tr><tr><td>18</td><td>9</td></tr></table>	17	11	18	9	<table><tr><td>20</td><td>7</td></tr><tr><td>6</td><td>23</td></tr></table>	20	7	6	23	<table><tr><td>8</td><td>7</td></tr><tr><td>6</td><td>8</td></tr></table>	8	7	6	8
20	22																								
8	7																								
9	19																								
11	20																								
17	11																								
18	9																								
20	7																								
6	23																								
8	7																								
6	8																								
Binary blocks	<table><tr><td>1</td><td>1</td></tr><tr><td>0</td><td>0</td></tr></table>	1	1	0	0	<table><tr><td>0</td><td>1</td></tr><tr><td>0</td><td>1</td></tr></table>	0	1	0	1	<table><tr><td>1</td><td>0</td></tr><tr><td>1</td><td>0</td></tr></table>	1	0	1	0	<table><tr><td>1</td><td>0</td></tr><tr><td>0</td><td>1</td></tr></table>	1	0	0	1	<table><tr><td>1</td><td>0</td></tr><tr><td>0</td><td>1</td></tr></table>	1	0	0	1
1	1																								
0	0																								
0	1																								
0	1																								
1	0																								
1	0																								
1	0																								
0	1																								
1	0																								
0	1																								
Binary codes	1100	0101	1010	1001	1001																				
Texture primitive codes	12	5	10	9	9																				
	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)																				

图1 图像块与相应的纹理基元值

Fig. 1 Image blocks and corresponding texture primitive codes

在提取图像的纹理基元时,会出现如图1(d)和(e)所示的情况,不同的块可能会产生相同的纹理值。因此,在算法中,需设定阈值 θ 。当图像块的平均灰度差小于这个阈值时,就把这个块看作是均匀块,纹理基元值设为0;大于这个阈值时,就按上述方法计算它的纹理基元值。在实验中,采用了统计的方法,经过多次实验,发现当这个阈值为整个图像平均灰度差的0.0025时将其看作均匀块,不影响算法的精度,可以取得满意的效果。在以下实验中,取 $\theta = 0.0025$,其中 σ 是图像的平均灰度差。在提取了图像的纹理基元后,可使用纹理基元值作为整幅图像纹理特征的描述,如图2所示。从图2可以看出,纹理基元在一定程度上可很好地反映示例图像中的纹理特征。

3.2 改进的 GLCM

GLCM 所提取的图像纹理特征在区分不同的纹理上具有较好的效果,但它提取的是整幅图像不同方向的纹理特征,而且缺乏纹理分布的空间信息。为此,提出一种改进的 GLCM。

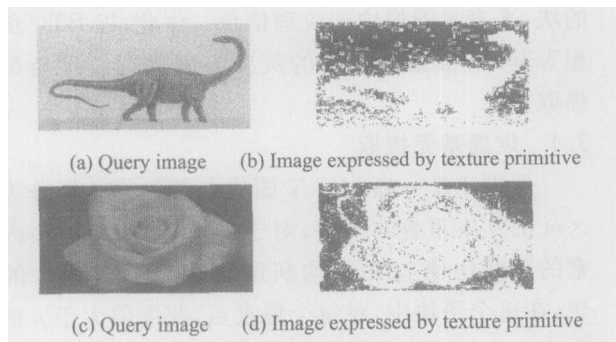


图 2 示例图像及相应的纹理图像

Fig. 2 Query image and corresponding texture image

假设 I 是 I 提取了纹理基元后 $M \times N$ 的图像, 图像中的纹理基元值为 $[0, n-1]$ 。则改进的 GLCM 中的元素为

$$H(i, j) = \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M C_i(x, y) C_j(x, y) \quad (2)$$

其中: $i, j = 0, 1, 2 \dots n-1$; $p(x, y)$ 是 I 中 (x, y) 处的纹理基元值; $N_{(x, y)}$ 表示 I 中 (x, y) 的四邻域; $p(N_{(x, y)})$ 则表示 I 中 (x, y) 的四邻域处的纹理基元值; $C_i(x, y)$ 的取值为

$$C_i(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{如果 } p(x, y) = i \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (3)$$

于是,改进的 GLCM 中的元素 $H(i, j)$ 就表示 I 中所有 (x, y) 处的像素与其四邻域内的像素构成的像素对等于 (i, j) 的数目。考虑到图像大小对矩阵的影响,对矩阵进行归一化处理,因为基元对 $(p(x, y), p(N_{(x, y)}))$ 在图像中大约为 $1/(4 \times N \times M)$, 所以设定取值为 $1/(4 \times N \times M)$ 。

用该矩阵描述图像的纹理,避免了传统的 GLCM 只以单方向信息而带来的问题。GLCM 反映了图像灰度分布关于方向、局部领域和变化幅度的综合信息,但它并不能直接提供区别纹理的特征,还须从中进一步提取有用的统计量组成纹理特征。本文算法中,提取了 4 个典型的统计量:能量 E 、惯性 P 、熵 S 和匀度 H , 分别反映纹理不同方面的特性。定义

$$\begin{aligned} E &= \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} [H(i, j)]^2 \\ P &= \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} (i-j)^2 H(i, j) \\ S &= - \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} H(i, j) \log[H(i, j)] \\ H &= \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} \frac{H(i, j)}{1 + (i-j)^2} \end{aligned} \quad (4)$$

其中: i, j 的取值同前定义; $H(i, j)$ 即提取的 GLCM 中 (i, j) 处的元素值。由上述 4 个特征组成图像的纹理特征向量 $T = T(E, P, S, H)$ 。利用 T 可以定义、分析及比较含有纹理结构的图像。

3.3 相似性度量

设提取出图像纹理特征的 4 维特征向量为 $T = T(E, P, S, H)$, 则向量间相似性距离计算采用欧氏距离,有

$$d_{Q, I} = \sqrt{(E_Q - E_I)^2 + (P_Q - P_I)^2 + (S_Q - S_I)^2 + (H_Q - H_I)^2} \quad (5)$$

其中: Q 为示例图像; I 为图像库中的图像。由于以上 4 个分量的物理意义和取值范围不同,因此需要对它们特征内部归一化,这样在计算相似距离时可使各分量具有相同的权重。归一化采用高斯归一化方法^[11]。

4 实验结果与讨论

为了验证本文算法的有效性,在包含 2500 幅图像的通用图像库中对其进行了针对不同图像种类的检索实验。图像库中包括了种类丰富的动物、建筑、自然景物、花卉和山脉等在内的 RGB 彩色图像,以 JPEG 文件格式存取。将本文算法与传统的 GLCM 方法以及 Vassial 等人提出的颜色共生矩阵方法 (CCM) 方法进行了对比实验。实验中,图像分块大小 $m=2$ 。

为了评价本文算法的检索性能,在图像库中选取 5 类图像组成检索集,采用“精确度 (precision)”和“检索率 (recall)”^[11] 作为相似检索的评价准则,来检验该算法的检索效果。其中,检索精度定义为查询返回结果中与检索图像相关的图像占查询返回的总图像的百分比,即

$$p = R/N \quad (6)$$

检索率定义为查询返回结果中与检索图像相关的图像占全部相关图像的百分比,即

$$r = R/M \quad (7)$$

这里: N 为查询返回的图像个数; R 是查询结果中与检索图像相关的图像个数; M 表示测试集合 S 中与检索图像相关的图像总数。对于不同的图像检索算法,在相同的检索条件下,检索的精确度越高表明该算法的检索效果越好。

从每类图像中选取 5 幅图像,共组成 25 次查询,取这 25 次检索结果精确度和检索率的平均值作为算法的平均检索结果。图 3 给出了本文算法同传统的

GLCM 算法和 CCM 算法“精确度”和“检索率”上的对比曲线。可以看出,本文提出的算法明显优于其它两种算法。

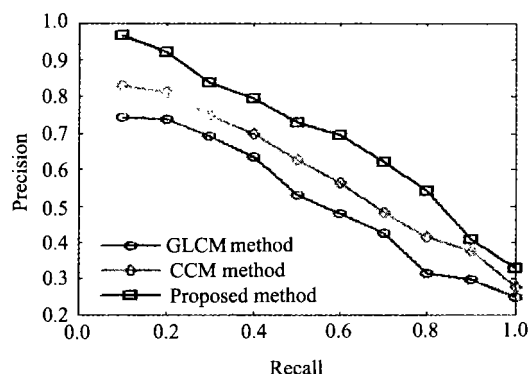


图3 不同算法检索率与精确度变化曲线

Fig.3 Average recall and precision graphs for different methods

在实验中还发现,对于需综合形状和纹理特征考虑的建筑类和汽车类图像,本文算法的效果要明显优于其它两种方法。另外,对于需要考虑图像颜色特性和花卉类图像,CCM 算法虽然使用了颜色值,但由于本文算法也参照了图像的灰度构成和分布信息以及形状信息,所以仍能起到很好的检索效果。当图像大小改变或发生旋转的情况下,该算法由于同时考虑了图像的四邻域内像素,克服了传统的 GLCM 的缺点,所以效率也明显优于传统的 GLCM 和 CCM。

5 结 论

针对 GLCM 在提取纹理特征时存在的问题,提出了一种新的基于 BTC 的图像纹理特征的提取及检索算法。首先借鉴 BTC 的思想和纹理的视觉特性,定义了图像的纹理基元并以此作为对图像的纹理描述,并提出采用一种改进的基于纹理基元的共生矩阵来获取图像的纹理特征。该算法将统计法和结构分析方法有机的结合起来。实验表明,该算法具有较好的检索效果。

本项目获河南理工大学博士基金(B050901)资助。

参考文献:

- [1] Smeulders A W, Santini S, Worring M, et al. Content based image retrieval at the end of the early years[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(12): 1349-1380.
- [2] DING Gui-guang, DAI Qiong-hai, XU Wen-li. A method for image retrieval technique based on local distribution features[J]. Journal of Optoelectronics · Laser(光电子 · 激光), 2005, 16(9): 1101-1106. (in Chinese)
- [3] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I. Texture features for image classification[J]. IEEE Transactions on System Management and Cybernetics, 1973, 3(6): 768-780.
- [4] Huang J, Kumar S R, Mitra M, et al. Image indexing using color correlograms [A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Puerto Rico, USA: IEEE Computer Society, 1997. 762-768.
- [5] Gagaudakis G, Rosin P. Incorporating shape into histograms for CBIR[J]. Pattern Recognition, 2002, 35(1): 81-91.
- [6] Takahashi N, Iwasaki M, Kunieda T, et al. Image retrieval using spatial intensity features[J]. Signal Processing: Image Communication, 2000, 16(1-2): 45-57.
- [7] Vassili K, Stephan V. Color co-occurrence descriptors for querying-by-example [A]. International Conference on Multimedia Modeling [C]. Lausanne, Switzerland: IEEE Computer Society, 1998. 32-37.
- [8] Delp E J, Mitchell O R. Image compression using block truncation coding [J]. IEEE Trans on Comm, 1979, 27: 1335-1342.
- [9] MA She-xiang, LIU Tie-gen, LIU Gui-zhong. Spatial scalable coding of image and optimal bit allocation[J]. Journal of Optoelectronics · Laser(光电子 · 激光), 2005, 16(12): 1500-1505. (in Chinese)
- [10] Saha S K, Das A K, Chanda B. CBIR using perception based texture and color measures[A]. 17th International Conference on Pattern Recognition [C]. Cambridge, UK: IEEE Computer Society, 2004. 45-49.
- [11] ZHUANG Yue-ting, PAN Yun-he. Web-based Multimedia Information Analysis and Retrieval[M]. Beijing: Tsinghua University Publish, 2002.

作者简介:

赵 珊 (1975 -), 女, 博士研究生, 主要研究方向为基于内容的图像检索、网络多媒体等。