

基于纹理基元空间分布特征的图像检索算法^{*}

赵 珊^a, 翟海霞^b

(河南理工大学 a. 计算机科学与技术学院; b. 万方科技学院, 河南 焦作 454000)

摘 要: 针对纹理统计法和结构法各自存在的问题,提出了一种基于纹理基元空间分布特征的图像检索算法。首先借鉴方块编码的思想来定义图像的纹理基元,然后在对纹理基元的统计分布研究的基础上,针对每一种纹理基元构造纹理基元空间分布图,提出采用纹理基元空间分布特征矢量对图像内容进行描述。实验结果表明,该算法既有效利用了图像的纹理信息,又考虑了纹理的空间分布信息,具有较好的检索效果。

关键词: 基于内容的图像检索; 方块编码; 纹理基元; 空间分布图

中图分类号: TP391.3

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2009)01-0378-02

Image retrieval based on spatial feature of texture primitive

ZHAO Shan^a, ZHAI Hai-xia^b

(a. College of Computer Science & Technology, b. Wanfang Institute of Science & Technology, Henan Polytechnic University, Jiaozuo Henan 454000, China)

Abstract: This paper proposed an image retrieval based on texture primitive. Firstly constructed the texture primitive according to the principle of the block truncation code (BTC). Meantime, based on the analysis of the statistical distribution of the texture primitive, developed the spatial distribution map of each texture primitive. Then, presented the spatial distribution feature to describe the image texture information. Experimental results show that the proposed method has sound and robust retrieval performance by integrating spatial information and texture information into image descriptors.

Key words: content-based image retrieval; block truncation coding (BTC); texture primitive; spatial distribution map

纹理特征是基于内容的图像检索(CBIR)技术中一种重要的视觉特征。目前,纹理特征的描述中常用的有统计法、频谱法、结构法和模型法四种。灰度共生矩阵作为一种重要的基于统计的分析方法^[1],具有特征提取和相似度计算简便的优点,但由于其本身具有的方向性使其不能很好地表达图像全局信息,无法体现图像中各纹理所处的空间位置关系,检索精度并不理想。Vassili 等人^[2]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。Takahashi 等人^[3]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。Gagaudakis 等人^[4]构造了具有旋转不变性的循环共生矩阵(circular co-occurrence matrix),产生图像的纹理直方图,来辅助进行基于颜色及其空间分布的检索。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,但存在着计算量大、缺乏空间分布信息、不能很好表达图像全局信息等问题。赵珊等人^[5]借鉴方块编码的思想来定义图像的纹理基元,构造了一种纹理基元共生矩阵用于纹理图像的检索,引入了纹理的空间分布信息,检索精度虽然有所提高,但特征提取复杂度偏高制约了其应用。

1 基于纹理基元的图像检索算法

图像的纹理一般理解为图像灰度和颜色在空间上的变化和

重复,或图像中反复出现的局部模式(纹理单元)和它们的排列规则。它反映了物体本身的基本属性,依靠纹理特征有助于将不同类型的物体区分开。结构分析法的基本思想是假定纹理模式由纹理基元以一定的、有规律的形式重复排列组合而成,特征提取就可以理解为确定这些基元并定量地分析它们的排列规则。另外,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尽可能地减少或消除图像中的冗余信息,从而以尽可能紧凑的代码表征原图像。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。

每幅图像的不同区域均有着不同的结构特征,有的区域灰度比较均匀,没有很明显的明暗对比,而有的区域却有着很复杂的灰度差,明暗对比明显。而且,人眼对灰度变化的敏感程度与背景有关,它随平均灰度的变化而变化,即人眼对图像细节的分辨力与图像的灰度阶差有关。当图像本身的灰度阶差较小时,人眼的分辨力会降低;反之亦然。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,以方块编码的思想为基础,根据图像块的灰度差来进行纹理基元的提取。

1.1 纹理基元的提取

假设 I 是一幅大小为 $M \times N$ 的图像。首先将 I 划分为 $m \times m$ 大小的互不重叠的子块,对于每个子块,计算块内像素的灰度

收稿日期: 2008-04-06; **修回日期:** 2008-06-09 **基金项目:** 河南省教育厅自然科学基金基础研究项目(2007520019, 2008B520015); 河南理工大学博士基金资助项目(B050901, B2008-61); 河南理工大学骨干教师基金资助项目; 河南省基础与前沿技术研究计划项目(072300460050); 苏州大学江苏省计算机信息处理技术重点实验室开放基金资助项目

作者简介: 赵珊(1975-),女,河南济源人,副教授,博士,主要研究方向为多媒体技术、基于内容的图像检索及网络多媒体等(zhaoshan_9228@163.com); 翟海霞(1977-),女,讲师,硕士,主要研究方向为模式识别、数据挖掘等。

均值 μ 和平均灰度差 σ 。按照方块编码的思想,在每个子块中,对每个像素点,灰度值大于均值 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。用与这些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(这里 $m = 2$)^[5,6]。

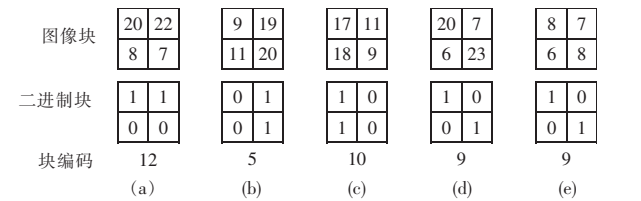


图 1 图像子块与相应的索引值

在提取图像的纹理基元时,会出现如图 1(d)(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,需设定一个阈值 β ,当图像块的平均灰度差小于这个阈值时,就将这个块看做是均匀块,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,笔者采用了统计的方法,经过多次实验,发现当这个阈值为整个图像平均灰度差的 0.002 5 时将其看做均匀块,不影响算法的精度,可以取得满意的效果。在下述实验中,取 $\beta = 0.002\ 5\sigma$ 。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,(a)(c)为示例图像,(b)(d)是两幅用纹理基元表示的示例图像。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。



图 2 示例图像及相应的纹理图像

1.2 纹理基元空间分布特征的提取

定义了图像的纹理基元后,一幅 $M \times N$ 的图像 I 就对应着一个 $[M/m] \times [N/m]$ 的矩阵 P_0 。其中: $P(x,y)$ 的值为位于 (x,y) 处的纹理基元索引值。为了提取纹理基元的空间分布信息,针对 $P(x,y)$ 中的某一类索引值,保留该索引值位置上的值,将其他位置 0,构成一个该类的空间分布图,在此基础上提取空间分布特征。

设 $A_i = \{(x,y) | (x,y) \in P, P(x,y) = i; 0 \leq i \leq 2^{m \times m} - 1\}$ 表示 P 索引值为 i 的所有点的集合。设 $|A_i|$ 表示集合 A_i 中点的数目, $C_i = (x_i, y_i)$ 为 P 中索引值为 i 的所有点的质心。 x_i 和 y_i 定义如下:

$$x_i = 1/|A_i| \sum_{(x,y) \in A_i} x; y_i = 1/|A_i| \sum_{(x,y) \in A_i} y \tag{1}$$

设 r_i 表示 P 中 (x,y) 处索引值为 i 的点同其质心的距离,其定义如下:

$$r_i = \sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2} \tag{2}$$

则 P 中所有属于 i 的点到质心的距离和

$$R_i = \sum_{(x,y) \in A_i} r_i = \sum_{(x,y) \in A_i} \sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2} \tag{3}$$

算法中,将每一种纹理基元构成的空间分布图中所有点到其质心的距离和作为表征其空间分布的特征,从而构造了整个图像的空间分布特征 $(R_0, R_1, R_2, \cdots, R_{2^{m \times m}-1})$ 。具体提取过程如图 3 所示。

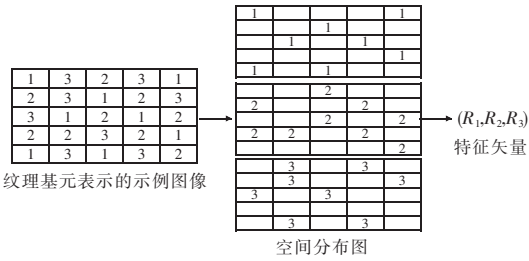


图 3 空间特征矢量的提取

1.3 相似性度量

设 $Q = (R_0, R_1, R_2, \cdots, R_{2^{m \times m}-1})$ 及 $I = (R'_0, R'_1, R'_2, \cdots, R'_{2^{m \times m}-1})$ 为两幅图像所提取的空间分布特征,两图像间的相似性定义为

$$d(Q,I) = \sqrt{(R_0-R'_0)^2 + (R_1-R'_1)^2 + (R_2-R'_2)^2 + \cdots + (R_{2^{m \times m}-1}-R'_{2^{m \times m}-1})^2}$$

2 实验结果与讨论

为了验证本文算法的有效性,在包含 2 500 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、山脉等在内的 RGB 彩色图像,以 JPEG 文件格式存取。还将本文算法与传统的灰度共生矩阵方法 (GLCM)、Vassila 等人提出的颜色共生矩阵方法 (CCM) 以及赵珊等人提出的纹理基元共生矩阵进行了对比实验。在利用本文算法对彩色图像处理时首先采用式 (4) 将其转换为灰度图像。实验中,图像分块大小 $m = 2$ 。

$$I = 0.3R + 0.59G + 0.11B \tag{4}$$

在图像库中选取五类图像组成检索集,采用精确度 (precision) 和检索率 (recall) 作为相似检索的评价准则,来检验该算法的检索效果。从每类图像中选取 8 幅图像,共组成 40 次查询,取这 40 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 4 给出了四种算法在精确度和检索率上的对比曲线。由实验结果可以看出,本文提出的算法效果明显优于其他三种算法。

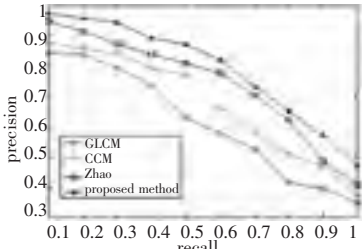


图 4 四种算法检索率与准确度平均变化曲线

为了进一步检验本文算法的性能,本文采用更客观的方法 ANMRR (average normalized modified retrieval rank) 进行评测^[7]。设 $T(Q_i) (i = 1, 2, \cdots, u)$ 表示图像 Q_i 库中与图像相似的所有图像数目, $l = \max \{T(Q_1), T(Q_2), \cdots, T(Q_u)\}$, $l = \min \{4T(Q_i), 2l\}$, 设与例子图像相似的图像在检索结果序列中所处位置为

$$\text{rank}(k) = \begin{cases} k, & k \leq l \\ l+1, & k > l \end{cases} \tag{5}$$

从而,ANMRR 定义如下

$$\text{ANMRR} = 1/u \sum_{i=1}^u [(\sum_{k=1}^{T(Q_i)} \text{rank}(k)/T(Q_i)) - 0.5 - 0.5 \times T(Q_i)] / (l + 0.5 - 0.5 \times T(Q_i)) \tag{6}$$

表 1 给出了不同算法 ANMRR 的计算结果。由该表也可以看出本文方法优于其他三种方法。
(下转第 383 页)

$$S = \Sigma t^2 / \Sigma b^2 \tag{13}$$

其中; t 为目标像素的灰度值,分子表示目标像素的灰度能量和; b 为背景像素的灰度值,分母表示背景像素的灰度能量和。归一化能量比为 S/S_0 ,分子 S 为三种变换所得图像的能量比,分母 S_0 为源图像能量比。

从表 1 可见,二次融合使用非下采样轮廓波变换所得的结果图像中目标的像素比和归一化能量比最高,因为其方向分析的性能在三种方法中是最好的,最能捕获图像在各方向上的细节信息。二次融合分别使用三种变换所得的结果图像中目标的像素比和归一化能量比均比源图像高,实现了目标的有效增强。

3.2 实验 2

取第二组红外传感器实际拍摄的 12 帧连续图像进行仿真实验。其中的一帧如图 6(a) 所示。

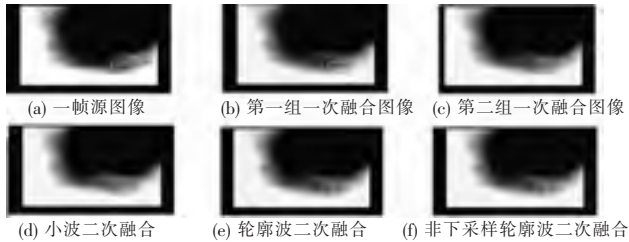


图 6 红外弱小目标增强仿真实验 2

前后分为两组 ($M=6$) 先进行像素点平均融合,融合结果如图 6(b) (c) 所示。分别采用小波变换、轮廓波变换、非下采样轮廓波变换对一次融合所得图像进行多尺度分解,分解层数均为三层,然后分别对低频和高频部分进行融合 (局部区域采用 5×5 矩形区域),对融合后的多尺度图像进行逆变换,得到重构的二次融合图像如图 6(d) ~ (f) 所示。

对融合结果的主观评价可以发现图 6(d) ~ (f) 的融合图像明显优于图 6(a) 的源图像 (这里增强的结果图像比较明显,故没有放大显示),融合图像中的目标较源图像中的目标突出,更加便于检测。对融合结果的客观评价如表 2 所示。

表 2 实验 2 融合结果客观评价

二次融合所用方法	像素比	归一化能量比
源图像	3/81 920	1
小波变换	8/81 920	2.827
轮廓波变换	9/81 920	3.268
非下采样轮廓波变换	10/81 920	3.825

从表 2 可见,二次融合使用非下采样轮廓波变换所得的结果图像中目标的像素比和归一化能量比最高,因为其方向分析的性能相对最好,最能捕获图像在各方向上的细节信息 (结果与实验 1 相符)。二次融合分别使用三种变换所得到的融合

(上接第 379 页)

表 1 四种方法 ANMRR 计算结果

评测方法	算法			
	本文算法	文献[5]算法	CCM	GLCM
ANMRR	0.176 5	0.205 3	0.297 8	0.351 6

3 结束语

针对纹理分析法中存在的问题,本文提出了一种基于纹理基元空间分布特征的图像检索算法。该算法将空间分布信息引入纹理特征描述符,大大提高了图像的检索效率。实验表明该算法具有较好的检索效果。

参考文献:

[1] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEIN I. Texture features for image classification[J]. IEEE Trans on System Management

结果图像中目标的像素比和归一化能量比均比源图像高,实现了目标的增强。

4 结束语

本文利用图像融合的方法进行红外弱小目标的增强,提出了一种二次融合的算法结构:将红外传感器获得的图像经过一次融合后再使用小波变换、轮廓波变换、非下采样轮廓波变换等算法进行多尺度分解,分解所得图像采用基于区域特性量测的融合规则进行二次融合。实验结果表明,该方法取得了良好的融合效果,实现了对红外弱小目标的有效增强,可用于战场监视、目标跟踪等诸多领域的图像前期处理中,具有广泛的应用前景。

参考文献:

[1] LAINE A F, SCHULER S, FAN J, et al. Mammographic feature enhancement by multiscale analysis[J]. IEEE Trans on Medical Imaging, 1994, 13(4): 725-740.
[2] LU J, HERLY D M, WEAVER J B, et al. Contrast enhancement of medical images using multiscale edge representation[J]. Optical Engineering, 1994, 13(7): 2151-2161.
[3] 张新明,沈兰荪. 基于小波和统计特性的自适应图像增强[J]. 信号处理, 2001, 17(3): 227-231.
[4] MALLAT S G. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(7): 674-693.
[5] DO M N, VETTERLI M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2005, 14(12): 2091-2106.
[6] DO M N, VETTERLI M. Contourlets beyond wavelets[M]. [S. L.]: Academic Press, 2003: 1-27.
[7] 王宏,敬忠良,李建勋. 多分辨率图像融合的研究与发展[J]. 控制理论与应用, 2004, 21(1): 145-151.
[8] DONOHO D L. De-noising by soft-thresholding[J]. IEEE Trans on Information Theory, 1995, 41(3): 613-627.
[9] CUNHA A L, ZHOU Jian-ping, DO M N. The nonsubsampling contourlet transform: theory, design, and applications[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.
[10] ZHOU Jian-ping, CUNHA A L, DO M N. Nonsubsampling contourlet transform: construction and application in enhancement[C]//Proc of IEEE International Conference on Image Processing. Piscataway: IEEE Press, 2005: 469-472.
[11] BURT P J, KOLCZYNSKI R J. Enhanced image capture through fusion[C]//Proc of IEEE International Conference on Computer Vision. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 1993: 173-182.

and Cybernetics, 1973, 3(6): 768-780.

[2] VASSILI K, STEPHAN V. Color co-occurrence descriptors for querying-by-example[C]//Proc of International Conference on Multimedia Modeling. 1998: 32-37.
[3] TAKAHASHI N, IWASAKI M, KUNIEDA T, et al. Image retrieval using spatial intensity features[J]. Signal Processing: Image Communication, 2000, 16(1): 45-57.
[4] GAGAUDAKIS G, ROSIN P. Incorporating shape into histograms for CBIR[J]. Pattern Recognition, 2002, 35(1): 81-91.
[5] 赵珊,孙君顶,周利华. 基于方块编码的图像纹理特征提取及检索算法[J]. 光电子激光, 2006, 17(8): 1014-1017.
[6] SAHA S K, DAS A K, CHANDA B. CBIR using perception based texture and color measures[C]//Proc of the 17th International Conference on Pattern Recognition. 2004: 45-49.
[7] 赵珊,崔江涛,周利华. 基于位平面分布熵的图像检索算法[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(4): 795-799.