

一种基于颜色连通的图像纹理检索新方法

杨育彬^{1,2}, 陈世福¹, 林 琨²

(1. 南京大学计算机软件新技术国家重点实验室, 江苏南京 210093;

2. 中科院暨香港中文大学地球信息科学联合实验室, 香港新界)

摘 要: 提出并实现一种结合图像颜色连通区域信息及其纹理特征的图像检索新方法. 首先提取图像的分块主颜色, 根据提出的相关颜色定义, 搜索确定图像中的颜色连通区域集. 然后, 提取图像中各颜色连通区域对应的四种颜色共生矩阵特征, 利用针对该特征设计的图像相似性度量函数实现基于内容的图像检索. 实验结果表明, 该方法能有效结合图像的纹理信息及其颜色构成和分布信息, 具有良好的检索效果和性能.

关键词: 基于内容的图像检索; 共生矩阵; 图像纹理; 分块主颜色; 颜色连通; 特征提取

中图分类号: TP391. 41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2005) 01-0057-06

A Novel Image Retrieval Method Using Texture Features Based on Color-Connected Regions

YANG Yu-bin^{1,2}, CHEN Shi-fu¹, LIN hui²

(1. State Key Lab for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing, Jiangsu 210093, China;

2. Joint Lab for GeoInformation Science, The Chinese University of Hong Kong, Shatin, N. T., Hong Kong, China)

Abstract: This paper proposes a novel image retrieval method integrating image region information and the corresponding texture features. Firstly, the method extracts the dominant color of each image block to search the color-connected regions in the image according to a new definition of correlated color. Afterwards, the texture features corresponding to each color-connected region are computed and represented as color co-occurrence matrices, for which a specific similarity measurement is designed to retrieve images based on their contents. Experimental results have shown that the proposed method has sound and robust retrieval performance by integrating color composition and color spatial information into image texture descriptors.

Key words: content-based image retrieval; co-occurrence matrix; image texture; dominant color; color connectivity; feature extraction

1 引言

与传统的使用文本关键词索引的图像检索技术相比较, 基于内容的图像检索 (Content-Based Image Retrieval) 技术自动计算并提取图像的颜色、形状及纹理等视觉内容特征, 对图像进行检索^[1]. 目前, 基于内容的图像检索技术在理论研究和实际系统应用上都取得了一系列的成果^[2]. 但是, 在基于内容的图像检索研究中, 仍然存在一系列的难点问题, 需要进行进一步的深入探讨.

图像特征提取是基于内容的图像检索中的基本问题之一. 目前, 在基于内容的图像检索研究中已经提出了图像的颜色、形状、颜色分布和纹理等多种不同的特征提取方法^[3]. 根据图像特征所表达信息不同, 基于内容的图像检索研究可以划分为基于全局特征的检索和基于区域特征及其空间关系的检索^[4]. 基于全局特征的内容检索不区分图像的前景和背

景, 通过整幅图像的视觉特征进行图像相似性匹配, 其特征提取和检索过程较为简单快捷; 而基于区域特征及其空间关系的检索需先进行图像分割, 提取图像区域特征, 再识别图像区域之间的空间关系, 不仅要考虑分割出的图像区域之间的相似性, 还要考虑区域空间关系的相似性. 这样的系统比较直观, 在一定程度上也符合人们观察事物的顺序. 如 BlobWorld 系统^[5]和 Netra 系统^[6]等. 在基于内容的图像检索系统中, 基于图像区域的检索比基于全局图像的检索更加准确. 但是, 由于图像分割技术和对象识别技术仍然是相关领域的经典难题, 对于大量原始图像而言, 要准确进行图像区域的定位是相当困难的^[7]. 而通过用户交互的方法定位图像区域既费时费力, 也不符合基于内容的图像检索的目标. 此外, 到目前为止, 还没有一种通用的、对各种图像都适合的图像区域的表示方法及图像区域的匹配方法. 因此, 为了在保证图像区域特征提取效率的前提下, 实现基于图像区域的图像检索, 许多研究者

收稿日期: 2004-01-05; 修回日期: 2004-07-12

基金项目: 江苏省应用基础研究 (No. BJ200009)

提出提取图像的粗略区域 (Coarse Region) 信息的方法, 在此基础上进行图像区域特征提取, 以避免图像区域分割这一棘手问题, 以较低代价实现针对图像区域的检索. 如 Malki 等人提出一种多分辨率二叉树 (Multi-resolution Quadtree) 的图像特征表示方法, 不需预先进行图像分割即可实现基于图像区域信息的检索^[8]. Fauqueur 等人则提出一种基于粗略分割区域 (Coarse Segmentation Region) 提取的颜色特征检索算法, 并取得了较好的检索性能^[9].

另一方面, 单纯使用颜色、形状和纹理等某一种底层特征进行图像检索, 其效果离真正的实用还有一定距离. 因此, 研究者在一方面开展图像高层语义特征提取算法研究的同时, 另一方面也在积极寻找更适合描述图像的视觉内容, 尤其是能综合图像在不同方面的视觉特性的、更为有效的图像特征.

在基于内容的图像检索的研究中, 纹理特征提取是一个得到广泛关注的研究问题^[10]. 但是, 现有的纹理特征与人的相似性感知之间还存在较大差异, 且依赖于具体的纹理图像的性质, 缺乏一定的通用性. 而且, 单纯依靠纹理特征进行图像检索, 其应用范围较窄. 要进一步提高检索精度及其实用性, 还需综合考虑图像的颜色及其分布等其它视觉信息.

本文针对上述研究问题, 提出并实现一种结合图像颜色连通区域信息及其纹理特征的图像检索新方法 MCM (Multi-component Co-occurrence Matrices). 该方法基于图像的颜色连通区域, 结合图像的颜色构成和分布信息, 提取图像的多个颜色分量的共生矩阵纹理特征. 然后, 利用针对该特征的图像相似性度量函数实现基于内容的图像检索. 本文提供的实验结果表明, 该方法的图像检索效果良好.

2 相关工作

纹理可以认为是图像灰度或颜色在空间以一定的形式变化而生成的模式. Haralick 等人从纯数学的角度研究了图像纹理中灰度级的空间依赖关系, 根据图像中各像素之间的角度方位和距离关系构造一个共生矩阵 (Co-occurrence Matrix)^[11], 从中提取有意义的统计特征作为图像纹理特性的表示, 如能量、熵、相关系数和惯量等. 该方法可以表示纹理的稀疏度、对比度、繁忙度、复杂度及其纹理力度等特性. 因此, 在许多基于内容的图像检索系统中得到了广泛的研究和应用. 如 Mari 等人利用灰度共生矩阵纹理特征对具有不同表面纹理的岩石图像库进行检索, 其实验结果表明, 灰度共生矩阵纹理更适于描述没有明显方向的图像纹理特性^[12]. 除了用来描述图像的纹理特性以外, 共生矩阵还可以用来描述图像中像素的空间分布信息. Huang 等人所提出的颜色相关图 (Color Correlogram) 特征, 就充分利用并结合了颜色特征和灰度共生矩阵特征的特点, 通过强调同一颜色在图像中的空间距离相关性, 取得了比颜色直方图等颜色特征好的检索效果, 但其缺点在于计算量较大^[13]. Gagaudakis 等人则在灰度共生矩阵基础上, 提出一种具有旋转不变性的循环共生矩阵 (Circular Co-occurrence Matrix) 纹理特征提取方法, 用以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^[14].

为了进一步将灰度共生矩阵的概念更好地应用于彩色图

像检索, 研究者分别从多个方面对共生矩阵的概念进行了延伸. Takahashi 等人通过将彩色图像转换成灰度图像进行分块和压缩, 提取各个分块的共生矩阵表示纹理特征. 然后对这些共生矩阵计算表示对比度和相关性等属性的 7 个统计量进行图像相似比较^[15]. 该方法能在一定程度上描述图像的局部纹理分布特性, 但是在进行分块压缩时丢失了颜色信息. Vassili 等人则对灰度共生矩阵的概念进行了扩展, 应用于基于 QBE (Query By Example) 方式的图像检索任务中^[16]. 首先对图像库中的彩色图像在 RGB 颜色空间模型内进行量化, 然后, 用量化后的 RGB 颜色值来代替每一点的灰度值, 从而计算出图像的纹理特征. 该方法对图像中各像素之间颜色强度的空间分布信息进行统计, 描述的是一种全局特征. 因此, 虽然其从图像的整体纹理上考虑了图像的颜色, 但缺乏对图像中颜色构成及其空间分布信息的描述, 无法表示图像中各个构成部分纹理的分布情况.

3 灰度共生矩阵

灰度共生矩阵表示了图像中相距 (x, y) 的两个灰度像素同时出现的联合概率分布, 其中, x 和 y 的范围大小由像素间距和方向两个参数决定^[11], 且 $x = \cos$, $y = \sin$. 对于 8 连通邻域, 其满足: $= 1$; $= 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$. 就图像检索而言, 由于像素的分布在各个方向上都可能不同, 因此, 采用 8 连通邻域进行灰度共生矩阵计算.

若将图像的灰度级定为 N 级, 那么共生矩阵为 $N \times N$ 矩阵, 可表示为 $CM_{(x, y)}(i, j)$ 或 $CM_{(,)}(i, j)$. 其中, 位于 (i, j) 的共生矩阵元素 m_{ij} 的值表示一个灰度为 i 而另一个灰度为 j 的相距为 (x, y) 的像素对出现的次数.

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:

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

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

这样得到的矩阵可以反映不同像素之间相对位置的空间信息和纹理信息. 对纹理较为粗糙的区域, 其灰度共生矩阵中 m_{ij} 的值较集中于主对角线附近. 因为对于粗糙纹理, 像素对一般具有相同的灰度; 而对于纹理较为细腻的区域, 其灰度共生矩阵中 m_{ij} 的值则散布在各处, 因为其像素对灰度差异较大.

4 基于颜色连通的纹理检索

图像纹理是图像灰度或颜色在空间的变化模式. 而图像的颜色特性, 除了像素的颜色值以外, 还包括图像中相同颜色区域的形状、纹理和位置等空间分布关系信息. 我们希望图像检索能够综合考虑这些特征, 而不是只考虑其中某一方面. 因

此,需要寻找一种能综合反映这几种图像信息的新的特征提取方法.

针对上述需求,本文提出一种基于图像颜色连通区域及其纹理特征的图像检索新方法 MCM (Multi-component Co-occurrence Matrices). 该方法提取的图像特征同时结合了图像的颜色构成与分布信息,以及共生矩阵纹理信息. 整个 MCM 方法分为两部分: (1) 基于多个颜色分量共生矩阵信息的图像纹理特征提取; (2) 基于上述纹理特征的相似性度量函数. 其中,图像颜色连通区域集的确定,是 MCM 方法的基础和关键. 下面,先对颜色连通区域的概念进行简单介绍.

获取图像中颜色的空间分布特性的理想方法是将图像分割成为若干子区域,使得每一子区域具有明显的颜色特征,然后存储每一区域的位置和颜色特征以支持图像检索. 如果能同时结合每个图像子区域的共生矩阵等纹理特征,无疑将大大提高图像检索的精确性. 但是,目前而言,还没有一种普遍适用的、可靠的图像区域分割手段. 一种比较简单和常用的方法是把整个图像划分为若干个图像子块(如图 1 所示),并从每一图像子块中提取出各自的特征,给其分配不同的特征权重.



图 1 图像子块的划分

通过对分块图像的观察,我们发现,随着分块数的逐渐增加,从分块图像可以粗略地反映出图像的颜色、形状、纹理和物体位置等信息. 由此,以图像的子块划分为基础,我们提出图像的颜色连通区域的概念,在此基础上,分别提取出各个颜色连通区域的颜色共生矩阵纹理特征.

4.1 图像的分块主颜色

首先,提出一种图像分块主颜色提取算法 Mosaic,作为定义图像中颜色连通区域的基础. 用户可以根据所需要的检索精度来指定划分的图像子块个数及分布,其范围为 $1 \sim N \times N$ ($N=2,3,4,8$) 个图像子块.

假设彩色图像 $T=f(x,y)$ 的大小为 $X \times Y$, 图像被分为 $N \times N$ ($N=2,3,4,8$) 个大小相同的图像子块,定义每个图像子块为一个 mosaic 图像块.

定义 1 mosaic 图像块 T_{ij} :

$$T_{ij} = \{f(x,y) \mid i \cdot \frac{X}{N} \leq x < (i+1) \cdot \frac{X}{N}, j \cdot \frac{Y}{N} \leq y < (j+1) \cdot \frac{Y}{N}\} \quad (2)$$

其中, $0 \leq i \leq N-1, 0 \leq j \leq N-1$.

定义 2 mosaic 分块主颜色:

对每个 mosaic 图像块 T_{ij} ($0 \leq i \leq N-1, 0 \leq j \leq N-1$), 选择一种 HSV 颜色空间中的量化颜色作为相应的图像颜色特征索引,该颜色称为图像块 T_{ij} 的 mosaic 分块主颜色. HSV 颜色量化采用的是 $8 \times 3 \times 3$ 的量化算法^[17].

计算 mosaic 分块主颜色的算法描述如下:

算法 1 图像的分块主颜色提取算法

Step 1 对图像块 T_{ij} 的 HSV 颜色空间进行量化,求取 72 维的 HSV 量化颜色直方图特征 $H_{ij} = [h_1, h_2, \dots, h_{72}]$;

Step 2 按如下步骤求出主颜色区间(区间长度为 3)的起始

颜色位置 Index:

Max 0;

Index 0;

for $n = 1$ to 69 //扫描 72 维的 HSV 量化颜色直方图

begin //计算主颜色区间

count 0;

for $m = n$ to $n+2$ //区间长度为 3

begin

count count + h_m ;

end

if (count > Max) then

begin

Max count;

Index n;

end

end

Step 3 计算出主颜色区间的 Index 值后,再从 $[Index, Index + 2]$ 主颜色区间中找出像素点频数最大的颜色值,作为该 mosaic 图像块的主颜色.

Step 4 算法结束.

上述算法中,主颜色的查找并不是简单地从一维直方图特征中直接找出频数最大的颜色值作为 mosaic 分块主颜色,而是考虑一个邻域区间,最后再在区间内找出主颜色. 这是因为对于有轻微变化的颜色,例如蓝色和浅蓝色的背景,其 HSV 量化颜色可能为两个相邻的值,因此,要先求出对应的主颜色区间后在计算该区间内频数最大的颜色值,这样也增加了该算法的鲁棒性.

随着图像中 mosaic 图像块数的增加,其 mosaic 分块主颜色描述的图像颜色及其分布特征也更加详细和准确. 因此,使用上述

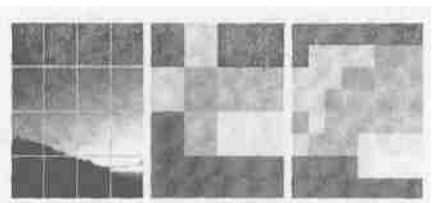


图 2 不同 mosaic 块数下的主颜色特征

算法提取出的 mosaic 分块主颜色特征可以同时满足“粗粒度”和“细粒度”检索的需要. 图 2 中给出了同一幅图像在不同 mosaic 块数情况下所提取出的 mosaic 分块主颜色特征分布的情况.

4.2 颜色连通区域

对于 mosaic 分块主颜色而言,一些常用的相似性度量方法,如欧几里德距离等,都不符合人类的视觉感知特性. 因此,需要找到从人眼视觉感知出发计算颜色相似程度的度量函数. 图 3 给出了 $8 \times 3 \times 3$ 的 HSV 颜色量化空间的分布图谱. 根据对该图谱中视觉相似颜色出现规律的分析,我们提出一种相关颜色的定义.

定义 3 相关颜色 对于给定的两种颜色 C_i 和 C_j ($1 \leq i, j \leq N$), 将其在 HSV 量化空间 Q 中分解为 (h_i, s_i, v_i) 和 (h_j, s_j, v_j) . 我们称 C_j 为 C_i 的相关颜色,当且仅当 C_j 和 C_i 满足如下条件之一:

(1) C_j 和 C_i 属于同一颜色量级

(即: $h_i = h_j, s_i = s_j$, 且 $v_i = v_j$);

(2) C_j 和 C_i 属于不同颜色量级,

满足 $s_i * 3 + v_i = s_j$

$* 3 + v_j$, 且 $|h_i - h_j$

$| = 1$; 或满足 $h_i =$

$h_j, s_i = s_j$, 且 v_i, v_j

$\in \{0, 1\}$.

对照图 3 可以发现, 上述定义有效表示了从人眼视觉的主观感知出发而得到的相似颜色对。

定义 4 颜色连通 假设彩色图像 T 被划分为 $N \times N$ 个图像子块, 对于任一图像子块 $T_{(i,j)}$ ($1 \leq i \leq N, 1 \leq j \leq N$), 根据算法 1, 计算其主颜色 $C_{(i,j)}$. 对于任意两个满足 4 连通准则的图像子块 $T_{(i,j)}$ 和 $T_{(k,l)}$ ($|i - k| = 1$ 且 $j = l$; 或 $|j - l| = 1$ 且 $i = k$), 若其对应的主颜色 $C_{(i,j)}$ 和 $C_{(k,l)}$ 属于定义 3 中规定的相关颜色, 则称图像子块 $T_{(i,j)}$ 和 $T_{(k,l)}$ 是颜色连通的。

定义 5 颜色连通区域 图像中满足同一颜色连通的图像子块构成的图像子块集合, 称为颜色连通区域。

根据颜色连通和颜色连通区域的定义, 整个图像可以定义为如下的颜色连通区域集:

定义 6 颜色连通区域集 将图像子块按照 4 连通准则划分为满足如下条件的集合 $S = \{R_i | (1 \leq i \leq M)$, 其中 M 为颜色连通区域个数, 其满足:

(a) $\bigcup_{i=1}^M R_i = T$,

(b) $R_i \cap R_j = \emptyset (i \neq j, 1 \leq i, j \leq M)$, 其中, \emptyset 为空集,

(c) R_i 是一个颜色连通区域,

(d) R_i 与 R_j 是非颜色连通的 ($i \neq j, 1 \leq i, j \leq M$).

集合 S 称为彩色图像 T 的颜色连通区域集。显然, S 是唯一的。

图 4 中给出了图像及其颜色连通区域集的一个实例。

其中, 图 4-(b) 显示了图 4-(a) 中图像 (划分为 4×4 个图像子块) 的颜色连通区域集, 共包含 5 个颜色连通区域。

4.3 颜色共生矩阵特征提取

为了更好地结合图像区域的颜色和纹理特性, 在提取共生矩阵特征时, 除了计算传统的灰度共生矩阵外, 还需要计算其他颜色分量的共生矩阵特征。从实际效果来看, 综合多种颜色分量要比单一颜色分量更符合人的视觉感知。RGB 和 HSV 是基于内容的图像检索研究中最常用的两种颜色空间^[3], 因此, 对每个颜色连通区域, 计算以下颜色分量的共生矩阵: (1)

图 3 HSV 颜色量化空间分布图谱

RGB 颜色空间模型中的红 (Red)、绿 (Green) 分量, 由于 R、G、B 三个分量间是线性相关的, 所以不再考虑蓝 (Blue) 分量; (2) HSV 颜色空间模型中的色调分量 (Hue), 其表示了不同的颜色种类, 如红、橙、黄、绿等, 具有较好的颜色辨识作用; (3) 图像灰度分量 I , 用来计算传统的灰度共生矩阵。

对于图像对应的颜色连通区域集合 S , 对其中的每一个颜色连通区域 $R_i (1 \leq i \leq M)$, 分别提取该连通区域对应的 $= 1; = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 范围的颜色共生矩阵特征, 共同组成该图像的颜色共生矩阵纹理特征。

颜色共生矩阵纹理特征的提取算法如下:

算法 2 颜色共生矩阵纹理特征提取算法

Step 1 将图像 T 划分为 $N \times N$ 个图像子块, 按照定义 4 中的颜色连通准则, 提取图像 T 的颜色连通区域集 $S = \{R_i | (1 \leq i \leq M)$;

Step 2 提取图像 T 的 R、G、H 和 I 四个颜色分量矩阵信息, 各个分量的量化级数均为 $D = 8$;

Step 3 按公式 (1) 对每个颜色连通区域 $R_i (1 \leq i \leq M)$, 计算其 R、G、H 和 I 四个颜色分量的归一化共生矩阵, 并对每个共生矩阵各自提取如下统计特征量^[18]:

$$\text{能量 } E = \sum_{i=1}^D \sum_{j=1}^D [m(i, j)]^2 \quad (3)$$

$$\text{惯性 } I = \sum_{i=1}^D \sum_{j=1}^D (i - j)^2 \cdot m(i, j) \quad (4)$$

$$\text{熵 } S = - \sum_{i=1}^D \sum_{j=1}^D m(i, j) \log [m(i, j)] \quad (5)$$

其中, 当 $m(i, j) = 0$ 时, 有 $\log [m(i, j)] = 0$.

$$\text{匀度 } H = \frac{\sum_{i=1}^D \sum_{j=1}^D m(i, j)}{1 + \sum_{i=1}^D \sum_{j=1}^D (i - j)^2} \quad (6)$$

由上述特征量组成 R_i 的 16 维纹理特征向量 $F_i = [F_{Ri}, F_{Gi}, F_{Hi}, F_{Ii}] = \{f_{i1}, \dots, f_{i16}\}$;

Step 4 假设每个颜色连通区域所包含的图像子块数为 B_i , 按公式 (7) 计算图像 T 的归一化的 16 维纹理特征向量 $F = [F_R, F_G, F_H, F_I] = \{f_1, \dots, f_{16}\}$:

$$f_k = \frac{\sum_{i=1}^M f_{ik} \cdot \frac{B_i}{N^2}}{\max_{1 \leq i \leq M} (f_{ik})} \quad (7)$$

其中, $k = 1, 2, \dots, 16$.

Step 5 算法结束。

4.4 相似性度量函数

本节给出颜色共生矩阵纹理特征的相似性度量函数。假设对于两幅图像 A 和 B, 其对应的颜色共生矩阵特征分别为 $F_A = [F_{RA}, F_{GA}, F_{HA}, F_{IA}] = \{f_{A1}, \dots, f_{A16}\}$, $F_B = [F_{RB}, F_{GB}, F_{HB}, F_{IB}] = \{f_{B1}, \dots, f_{B16}\}$. 由于上述特征向量中的四个部分分别代表特征的不同方面, 因此需用合适的权值把它们结合起来考虑。相似性度量函数由四项组成, 如公式 (8) 所示:

$$D(A, B) = w_1 \cdot D_E(F_{RA}, F_{RB}) + w_2 \cdot D_E(F_{GA}, F_{GB}) + w_3 \cdot D_E(F_{HA}, F_{HB}) + w_4 \cdot |F_{IA} - F_{IB}| \quad (8)$$

其中, A、B 分别表示待比较的两幅图像, D_E 表示向量空间模型中的欧几里德距离, 适用于 R、G 和 H 这三个三维颜色

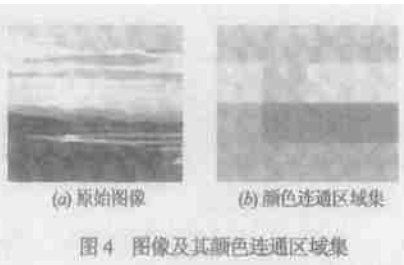


图 4 图像及其颜色连通区域集

空间模型中的颜色分量; $|\cdot|$ 表示向量的绝对值距离,适用于一维的灰度分量; w_i 为不同颜色分量纹理特征的权值,满足 $0 < w_i < 1$, 且 $\sum_{i=1}^4 w_i = 1$. 在 MCM 方法中,用户可以自由地设置这些权值,以满足不同用户的检索需求和不同图像的特性. 为了强调图像的颜色构成与分布信息, R、G、B 三种颜色分量共生矩阵特征分量的贡献更大,同时,还应该充分考虑到灰度共生矩阵特征分量,以加入纯纹理特性描述. 因此,默认情况下,系统的权值经试验后设置为: $w_1 = 0.3$, $w_2 = 0.3$, $w_3 = 0.3$, $w_4 = 0.1$.

欧几里德距离和绝对值距离反映的是图像特征之间的差异程度,且其取值范围不同. 对于归一化的颜色共生矩阵纹理特征而言,绝对值距离的取值范围是 $[0, 2]$, 欧几里德距离的取值范围是 $[0, \sqrt{2}]$, 因此,为了更准确地度量图像之间的相似性,需对公式(8)中的相似性度量函数进行如下的归一化计算:

$$S(A, B) = w_1 \cdot \frac{\sqrt{2} - D_E(F_{RA} - F_{RB})}{\sqrt{2}} + w_2 \cdot \frac{\sqrt{2} - D_E(F_{GB} - F_{GB})}{\sqrt{2}} + w_3 \cdot \frac{\sqrt{2} - D_E(F_{RB} - F_{RB})}{\sqrt{2}} + w_4 \cdot \frac{2 - |F_A - F_B|}{2} \quad (9)$$

这样得到的 $S(A, B)$ 反映的是两幅图像在纹理上的相似性程度. 当 $S(A, B) = 1$ 时,表示两幅图像在纹理上完全相似; 当 $S(A, B) = 0$ 时,表示两幅图像在纹理上完全不相似; $S(A, B)$ 的值越大,表示两幅图像在纹理上的差异越小. 利用该相似性度量函数以及提取出的基于颜色连通区域的颜色共生矩阵纹理特征,可以实现基于内容的图像检索.

5 实验结果分析

为了验证 MCM 图像检索方法的有效性,我们在包含 5000 幅图像的通用图像库中对其进行了针对不同图像种类的图像检索实验. 图像库中包括了种类丰富的 24 位 RGB 彩色图像,图像尺寸大小不等,以 JPEG 文件格式存取. 我们还将 MCM 图像检索方法与 Takahashi 等人提出的基于分块灰度共生矩阵的纹理检索方法以及 Vassili 等人提出的基于图像整体的颜色共生矩阵方法进行了图像检索结果的对比实验.

表 1 中给出了对于山脉、鲜花、汽车、纹理图案和建筑五种不同类别的图像,使用上述三种检索方法分别达到的检索精度. 每一种类的图像数目最少的为 130 幅(汽车),最多的为 285 幅(纹理图案).

从表 1 中可以看出,对于所有五种图像的检索,MCM 检索方法的效果最优. 其中,对于纯粹靠纹理判别的纹理图案以及纹理识别占很大部分的山脉图像而言,MCM 检索方法的效果又优于其他三种图像的检索效果,说明其对图像的纯纹理特性提取是十分有效的. 而对于需综合形状和纹理特征考虑的建筑类和汽车类图像,尽管 MCM 方法提取的纹理特征建立在颜色连通区域的颜色级空间依赖关系之上,其仍然只能在相对“粗”的精度上提取图像中可能包含的区域信息和形状信息. 尽管如此,其检索精度仍优于 Takahashi 方法和 Vassili 方法. 另外,对于需考虑图像颜色特性的鲜花类图像,Vassili 方法尽管在计算共生矩阵特征时使用了颜色值,但其准确率相

对 MCM 方法较低,MCM 纹理特征检索方法的效果相对较为突出. 这也充分说明,由于参照了图像的颜色构成和分布信息,基于颜色连通区域计算颜色共生矩阵的方法在实际的图像检索应用是行之有效的. 此外,MCM 方法的检索效果都优于灰度共生矩阵纹理特征检索方法. 这说明在图像检索中综合利用多种底层视觉特征,其效果优于基于单一图像特征的检索.

表 1 三种纹理方法的图像检索精度比较

图像种类	Takahashi 方法	Vassili 方法	MCM 方法
山脉	90.6 %	93.2 %	94.3 %
鲜花	65.9 %	72.1 %	83.3 %
汽车	81.2 %	82.0 %	85.1 %
纹理	74.3 %	82.8 %	93.3 %
建筑	69.6 %	76.2 %	88.3 %

图 5 给出了表 1 中三种方法的 P-R 曲线:从图 5 也可以分析得出,本文提出的 MCM 纹理特征检索方法的检索性能优于 Takahashi 方法和 Vassili 方法,更适用于基于内容的图像检索.

综合以上实验结果,不难看出,MCM 方法所提取的纹理特征不但对图像纹理的描述最为有效,而且,由于其包含了部分图像颜色构成和分布信息,其检索适用范围也大于 Takahashi 方法和 Vassili 方法,具有一定的通用性.

图 6 给出了 MCM 方法的部分图像检索实例. 从图 6 - (a) 中可以看出,对于纯粹的纹理图案,MCM 方法检索出的结果图像均为具有类似纹理细腻程度和纹理排列和分布情况的纹理图案. 而在图 6 - (b) 中,对于一幅鲜花图像,MCM 方法根据其鲜花的纹理及其花朵的排列和分布情况,检索出类似的鲜花图像. 此外,由于 MCM 方法参考了一定的颜色信息,因此,在图 6 - (a) 和图 6 - (b) 中检索出的结果图像与原图像除了具有相近

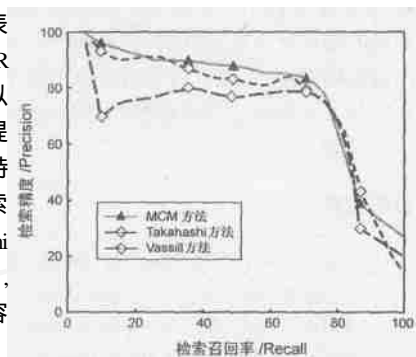


图 5 三种方法的图像检索性能曲线

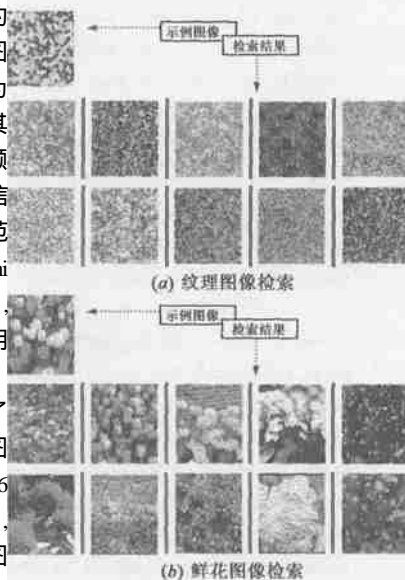


图 6 MCM 方法的图像检索实例

的纹理特征外,还具有一定程度上的颜色相似性。

6 结论

研究行之有效的图像综合特征提取算法,对提高图像检索系统的性能有着重要而积极的作用。本文提出并实现一种结合图像区域信息及其纹理特征的图像检索新方法 MCM。该方法首先提取图像分块主颜色,根据提出的相关颜色定义,搜索确定图像中的颜色连通区域集。然后,分别提取图像中颜色连通区域对应的 $\alpha = 1; \alpha = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 范围的颜色共生矩阵特征,利用针对该特征的图像相似性度量函数实现基于内容的图像检索。由于参考了颜色构成及分布信息, MCM 方法提取的特征除了反映其纹理关系外,还反映了其颜色构成情况,部分建立了与人的视觉感知之间的对应关系。实验表明, MCM 方法优于分块灰度共生矩阵纹理检索方法和基于图像全局的颜色共生矩阵方法,具有较好的检索效果,适用于基于内容的图像检索。在下一步的研究工作中,我们将进一步深入研究并实现更加适合于该特征的相似性度量函数,以提高其检索性能。

参考文献:

- [1] Rui Y, Huang T S, Chang S F. Image retrieval: current techniques, promising directions and open issues[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 1999, 10(4): 39 - 62.
- [2] Koskela M, Laaksonen J, Oja E. Comparison of techniques for content-based image retrieval [A]. Proc of 12th Scandinavian Conference on Image Analysis[C]. Bergen, Norway: Norwegian Society for Image Processing and Pattern Recognition, 2001. 579 - 586.
- [3] Veltkamp R C, Tanase M. Content-based image retrieval systems: a survey [R]. Utrecht, Netherlands: Department of Computing Science, Utrecht University, 2000.
- [4] Wang J Z, Li J, Chan D, Wiederhold G. Semantics-sensitive retrieval for digital picture libraries [DB/OL]. <http://www.dlib.org/dlib/november99/wang/11wang.html>, 1999 - 11.
- [5] Chad C, Megan T, Serge B, Joseph M H, Jitendra M. Blobworld: a system for region-based image indexing and retrieval [A]. Proc of 3rd International Conference on Visual Information Systems[C]. Amsterdam, Netherlands: Springer-Verlag, 1999. 509 - 516.
- [6] Ma W Y, Manjunath B S. Netra: a toolbox for navigating large image databases[J]. Multimedia System, 1999, 7(3): 184 - 198.
- [7] Samadani R, Han C. Computer-assisted extraction of boundaries from images [A]. Proc of SPIE: Storage and Retrieval for Image and Video Databases[C]. San Jose, USA: SPIE, 1993. 219 - 225.
- [8] Malki J, Boujemaa N, Nastar C, Winter A. Region queries without segmentation for image retrieval by content [A]. Proc. of Visual Information and Information Systems[C]. London, UK: Springer-Verlag, 1999. 115 - 122.
- [9] Fauqueur J, Boujemaa N. Image retrieval by regions: coarse segmentation and fine color description [A]. Proc of International Conference on Visual Information System [C]. Hsin-Chu, Taiwan: Springer-Verlag, 2002. 24 - 35.
- [10] Manjunath B S, Ma W Y. Texture features for browsing and retrieval of image data [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(8): 837 - 842.
- [11] 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.
- [12] Mari P, Bogdan C, Moncef G, et al. Rock texture retrieval using gray level co-occurrence matrix [DB/OL]. <http://www.norsig.no/norsig2002/Proceedings/papers/cr1071.pdf>, 2002 - 10 - 04.
- [13] Huang J, Kumar S R, Mitra M, et al. Image indexing using color correlations [A]. Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Puerto Rico, USA: IEEE Computer Society, 1997. 762 - 768.
- [14] Gagnaudakis G, Rosin P. Incorporating shape into histograms for CBIR [J]. Pattern Recognition, 2002, 35(1): 81 - 91.
- [15] 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.
- [16] Vassili K, Stephan V. Color co-occurrence descriptors for querying-by-example [A]. Proc. of International Conference on Multimedia Modeling [C]. Lausanne, Switzerland: IEEE Computer Society, 1998. 32 - 37.
- [17] 曹莉华, 柳伟, 李国辉. 基于多种主色调的图像检索算法研究与实现 [J]. 计算机研究与发展, 1999, 36(1): 96 - 100.
- [18] Connors R W, Harlow C A. A theoretical comparison of texture algorithms [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1980, 2(3): 204 - 222.

作者简介:



杨育彬 男, 1977 年 2 月生于江西, 2003 年 6 月于南京大学计算机科学与技术系计算机应用专业获工学博士学位, 现为香港中文大学地球信息科学联合实验室博士后研究员, 发表论文 20 余篇, 主要研究方向为智能图像处理与图像检索、数据挖掘、机器学习及虚拟现实等。E-mail: Yangyubin@cuhk.edu.net.



陈世福 男, 1938 年 10 月生于安徽, 南京大学计算机科学与技术系教授, 博士生导师, 主要研究方向为机器学习、智能图像处理、分布式人工智能、数据挖掘等。

林 琨 男, 1954 年 5 月生于江西, 香港中文大学地球信息科学联合实验室主任, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为空间数据挖掘、虚拟地理环境、空间图像处理等。