

文章编号:1001-9081(2008)09-2292-05

基于空间特征的图像检索

史婷婷¹, 李岩^{2,3}

(1. 仲恺农业工程学院 计算机科学与工程学院, 广州 510225; 2. 华南师范大学 计算机学院, 广州 510631;
3. 华南师范大学 空间信息技术与应用研究中心, 广州 510631)
(to_shitingting@126.com)

摘要:提出一种新的基于空间特征的图像特征描述子 SCH, 利用基于颜色向量角和欧几里得距离的 MCVAE 算法共同检测原始彩色图像边缘, 同时利用一种新的“最大最小分量颜色不变量模型”对原始图像量化, 对边缘像素建立边缘相关矩阵; 对非边缘像素使用颜色直方图描述局部颜色分布信息; 然后, 利用新的 sin 相似性度量法则衡量图像特征间的相似度。实验采用 VC++6.0 开发了基于内容的图像检索原型系统“SttImageRetrieval”, 基于 Oracle 9i 数据库建立了一个综合型图像数据库“IMAGEDB”。实验分析结果证明, 利用 SCH 描述子的检索准确度明显高于仅基于颜色统计特征的检索结果。

关键词:基于内容的图像检索; 空间特征; 彩色图像边缘检测; 颜色向量角
中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

Image retrieval based on spatail feature

SHI Ting-ting¹, LI Yan^{2,3}

(1. School of Computer Science and Engineering, Zhongkai University of Agriculture and Engineering, Guangzhou Guangdong 510225, China;
2. School of Computer, South China Normal University, Guangzhou Guangdong 510631, China;
3. Spatial Information Research Center, South China Normal University, Guangzhou Guangdong 510631, China)

Abstract: A novel image feature descriptor SCH based on spatial feature was proposed. It used MCVAE algorithm based on the color vector angle and Euclid distance to detect original color image edge, and a new "greatest and smallest component color invariant model" to realize the original image quantization. Furthermore, for the edge pixels, the distribution of the color pairs at an edge was extracted by edge correlation matrix. Meanwhile, for the non-edge pixels, the local color distribution of pixels was extracted by color histogram. Then, a new sin similarity metric was used to measure the similarity between the image features. Finally a content-based image retrieval prototype system called "SttImageRetrieval" was developed with VC, with establishment of a comprehensive database of images called "IMAGEDB" using Oracle 9i database. Experimental results show that our algorithm outperforms the methods of color statistical feature for image indexing and retrieval.

Key words: content-based image retrieval; spatail feature; color image edge detection; color vector angle

0 引言

为了进一步发展基于内容的图像检索技术,许多学者不断尝试利用空间特征表达完善基于内容的图像检索方法。其中,大多是在颜色或纹理特征中加入空间分布信息,如颜色相关图表达法^[1];文献[2]则提出将颜色相关矩阵(Color Co-occurrence Matrix)沿对角线和非对角线方向分为两部分,对角线部分的颜色分布遵循传统颜色直方图的特点,而非对角线部分则反映颜色边缘信息,由此更好地表达空间特征。文献[3]在此基础上进一步提出利用孤独因子衡量对角线和非对角线部分颜色统计量的权重,也有效地提高了基于图像内容的检索精度。此外,还有利用图像分块的策略增加空间分布信息,有3种常用方式划分图像^[4],即固定方式、半动态方式和动态方式。文献[8]提出了简单的局部直方图方法,将图像进行固定方式分块,计算每一个子块的颜色直方图,再比较两幅图像相应子块间的相似距离,并进行求和作为整幅图像的相似距离值,但子块间的空间约束关系太强,丢失了全局颜色直方图所具有的旋转、平移不变性的优点。文献[5]提

出根据图像中主要物体的尺寸,以动态方式对图像分块来获得颜色的空间分布特征。同时,还有利用 Gabor Wavelet coefficients 纹理特征来表达空间特征。这些方法均需考虑图像中检索物体的尺寸,且是决定划分图像的重要因素之一。

在文献[6]中提到探索颜色对的空间相关性算法可被拓展到其他图像特征提取与检索中,如:边缘提取与检索,即采用“边缘相关图”进行更有效的颜色和空间特征提取和检索。因此,边缘相关图的思想在文献[7-9]中被采用,均利用 RGB 颜色向量角^[10]来衡量颜色间的差异,实现边缘检测和提取。由于这种方法对光照不敏感,无法细分色度级之间的差异,当检索图像含有较多的色度级别时,会产生很大的误差。因此,文献[9]在 CIE Lab 空间使用欧几里得距离检测彩色图像边缘信息,它利用颜色聚类来提取图像的主要颜色,与文献[7]采用的将颜色空间线性分割的方法相比,颜色量化误差明显减小,其边缘提取与检索效果较理想。

在上述讨论的启发下,本文提出一种新的基于空间特征的图像特征描述子 SCH (Spatial Descriptor based Color Co-occurrence Matrix and Histogram),即:利用基于颜色向量角和

收稿日期:2008-03-10;修回日期:2008-05-29。 基金项目:广东省百项工程项目(2002B32101)。

作者简介:史婷婷(1982-),女,安徽芜湖人,助教,硕士,主要研究方向:图形图像处理;李岩(1955-),女,天津人,教授,主要研究方向:图形图像处理、空间信息技术应用。

欧几里得距离的 MCVAE (Modified Color Vector Angle and Euclidean Edge Detection) 算法共同检测和提取原始彩色图像边缘。同时,提出“最大最小分量颜色不变量模型”对原始图像进行颜色量化,对边缘像素建立边缘相关矩阵;对非边缘像素,使用颜色直方图描述局部颜色空间分布信息,最后利用新的 sin 相似性度量法则衡量图像特征间的相似度以实现基于空间特征的图像检索。

1 图像空间特征描述子 SCH

人类全色视觉的优势,通常对颜色特征尤为敏感,先利用其发现物体,再通过它们的形状、纹理和拓朴关系等特征来进一步识别物体。例如:一幅图像中上部为蓝天,下部是以绿地为主的风景画,它们被视为图像中的凸显物体,图像的内容可以由它们的颜色、位置和形状等特征来表示。从图像空间特征的角度而言,它则反映了空间位置关系和颜色空间分布的综合信息。因此,图像空间描述子需考虑抗各种因素的干扰和颜色量化;需提取图像边缘点,从而得到位置和形状信息;再统计图像相应区域或范围内颜色的局部空间分布信息,进而实现一种对于形状、位置、光照的方向与强度、相机的观察点等不敏感的图像空间特征描述子 SCH。

1.1 最大最小分量颜色不变量模型

目前,常用的颜色不变量模型主要对光照的方向与强度、相机的观察点变化等有抗干扰性,但模型的维度往往过高。因此,本文提出了“最大最小分量颜色不变量模型”,它主要解决或实现同步进行图像的抗干扰和量化处理,即可降维且有很好的抗干扰能力。

随着环境因素的变化,像素各颜色分量均以几乎相同的比例改变。具体来讲,若像素 $P(R, G, B)$ 的分量 R 在数值上大于分量 G 和 B ,则环境变化后 P' 的分量 R' 仍然大于分量 G' 和 B' 。同理,若像素 $P(R, G, B)$ 的分量 B 在数值上小于其他分量,则变化后 P' 的分量 B' 仍然小于分量 R' 和 G' ,即:对于一个像素而言,无论环境因素如何改变,它在各分量中最大分量和最小分量是不会改变。由此,本文提出一种新的颜色不变量模型,即:最大最小分量颜色不变量模型,其模型描述如下:

假设:像素表示为 $T(p) = (R(p), G(p), B(p))$,其中 $R(p), G(p), B(p)$ 分别表示像素三分量 R, G, B 的值,则定义:

$T_{\max} = \text{MAX}(R(p), G(p), B(p))$,表示像素的 R, G, B 三分量中最大值;

$T_{\min} = \text{MIN}(R(p), G(p), B(p))$,表示像素的 R, G, B 三分量中最小值;

由此,在计算颜色相关矩阵和颜色直方图时,颜色量化为集合 S :

$$S = \{T_{\max} T_{\min}\} = \{R_{\max} G_{\min}, R_{\max} B_{\min}, G_{\max} R_{\min}, G_{\max} B_{\min}, B_{\max} R_{\min}, B_{\max} G_{\min}\};$$

其中 $R_{\max} G_{\min}$ 表示在像素的 R, G, B 三分量中 R 的值最大、 G 的值最小,其他同理。

颜色不变量模型示例如下所示,其中第一个矩阵为一幅数字图像的矩阵表达,对每个像素应用颜色不变量模型进行量化后得到第二个矩阵。显然,对变换后的数字图像(第二个矩阵)而言,颜色量化为 6,分别为 $R_{\max} G_{\min}, R_{\max} B_{\min}, G_{\max} R_{\min}, G_{\max} B_{\min}, B_{\max} R_{\min}, B_{\max} G_{\min}$,基于颜色不变量的相关矩

阵^[1]的空间复杂度仅为 $O(36)$ 。此时,颜色相关矩阵可以看成一张以颜色对为索引的表,入口 $\langle i, j \rangle$ 代表一个颜色为 c_i 的像素在邻域范围内,存在与它距离为 2 的颜色为 c_j 的像素的概率,这时计算颜色相关矩阵得到的是一个 6×6 的矩阵, $c_i, c_j \in S$ 。

颜色不变量模型示例如下:

$$\begin{bmatrix} (0, 2, 55), & (10, 34, 11), & (0, 10, 12) \\ (110, 12, 50), & (45, 36, 12), & (56, 13, 26) \\ (14, 1, 55), & (101, 37, 43), & (50, 10, 12) \\ (13, 25, 58), & (21, 34, 11), & (19, 20, 12) \\ & \dots & \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} (B_{\max} R_{\min}), & (G_{\max} R_{\min}), & (B_{\max} R_{\min}) \\ (R_{\max} G_{\min}), & (R_{\max} B_{\min}), & (R_{\max} G_{\min}) \\ (B_{\max} G_{\min}), & (R_{\max} B_{\min}), & (R_{\max} G_{\min}) \\ (B_{\max} R_{\min}), & (G_{\max} R_{\min}), & (G_{\max} B_{\min}) \\ & \dots & \end{bmatrix}$$

1.2 彩色图像边缘检测算法 MCVAE 与边缘相关矩阵

为了确定图像内容的位置和形状信息,需对经最大最小分量颜色不变量模型处理后的图像进行边缘信息提取,不仅能够勾勒出图像中大部分空间对象的基本轮廓,并能得到对象的形状和它们之间的相对位置信息。因此,本方法在提取图像空间特征之前,先在 RGB 空间中检测彩色图像边缘。目前,常用的彩色边缘检测方法概括为两大类。

1) 经典算子的直接扩展:用经典的基于欧几里得距离的 Sobel、Laplacian、Robert 等算子分别作用于 R、G、B 三个通道,再把运算结果以某种方式组合起来,如:取三个结果的平方和的平方根、绝对值中的最大值、绝对值之和等。

2) 向量空间方法:这也是比较成熟的方法之一,其主要思想是将图像中的每一个像素看成是 RGB 空间中的一个三维向量,那么整幅彩色图像就被认为是一个二维三分量的向量场。迄今为止,该类算法有向量排序统计算子、方向算子、RGB 颜色向量角算子^[10]。

然而,由于利用欧几里得距离或颜色向量角检测彩色图像边缘都有各自局限性^[11]。本文提出的方法则结合上述两类方法的优点,试图获得更好的彩色图像边缘检测效果。本文设计了 MCVAE 算法,它的主要思想是:在 RGB 空间中,分别计算像素在八邻域中的颜色向量角和欧几里得距离,找到向量角和距离最大值,以加权之和表征像素间的色差。其中:

颜色向量角:

$$\sin(\theta) V_c V_i = \left[1 - \frac{(V_c^T V_i)^2}{V_c^T V_c V_i^T V_i}\right]^{1/2} \quad (1)$$

欧几里得距离:

$$D(V_c, V_i) = \sqrt{(V_{c,1} - V_{i,1})^2 + (V_{c,2} - V_{i,2})^2 + (V_{c,3} - V_{i,3})^2} \quad (2)$$

将二者结合后,则提出本文的算法:

$$\max = \omega_1 \sin(\theta)_{\max} + \omega_2 D_{\max} \quad (3)$$

在此, V_c, V_i 分别表示 3×3 模板中心像素和其八邻域像素, ω_1 和 ω_2 是非负的加权因子 ($\omega_1 + \omega_2 = 1$);

$$\sin(\theta)_{\max} = \text{MAX}(\sin(\theta) V_c V_1, \sin(\theta) V_c V_2, \sin(\theta) V_c V_3, \dots, \sin(\theta) V_c V_8);$$

$$D_{\max} = \text{MAX}(D(V_c, V_1), D(V_c, V_2), \dots, D(V_c, V_8));$$

如果 $\max > T, f(i, j) = 1$, 为边缘像素; 否则, $f(i, j) = 0$, 为非边缘像素。

经上述彩色图像边缘检测算法对原始图像处理后, 所有像素被分为两类: 边缘像素和非边缘像素, 其中边缘像素可形成边缘相关矩阵。传统的颜色相关矩阵表示颜色对空间的相关性, 而边缘相关矩阵仅仅统计为数不多的边缘像素的空间分布情况, 显然可提高存储效率和降低计算开销。根据算法 (3) 得到的边缘检测结果, 非边缘像素也可获得统计量化后图像中边缘像素的颜色相关矩阵。

1.3 非边缘颜色直方图

若模板中心像素被分类为非边缘像素, 则用来构建颜色直方图。非边缘颜色直方图与传统的直方图的生成方式一致。不过传统的直方图反映了整幅图像的全局颜色分布, 非边缘颜色平滑直方图则反映了处于颜色块内部平滑像素的全局颜色分布。图 1 对比了边缘和非边缘像素直方图。从图中可以看出, 非边缘像素的直方图与边缘像素直方图并不一致。由此, 本文考虑到这种差别有必要将特征提取方法分为两部分, 即: 边缘区域使用边缘相关矩阵, 而非边缘区域使用颜色相关矩阵直方图来分别描述图像的空间特征。综合利用这两个矩阵直方图作为图像的特征向量, 则构成提取空间特征描述子 SCH 的算法框架, 进而可实现基于空间特征的图像内容检索。

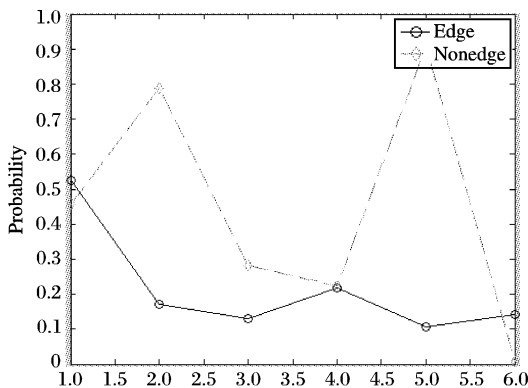


图 1 边缘和非边缘像素直方图比较

2 特征向量的相似性度量与复杂性分析

2.1 特征向量归一化

上述方法获得的特征向量往往存在量纲差异, 在利用 SCH 方法度量两幅图像的相似性之前, 需对特征向量进行归一化处理。第 i 个归一化后的特征分量为:

$$s_i = \frac{f_{i,org} - u}{3\sigma}; i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

其中, $f_{i,org}$ 表示原始的第 i 个特征分量; u 表示原始特征向量 $(f_{1,org}, f_{2,org}, \dots, f_{n,org})$ 的均值; σ 表示原始特征向量 $(f_{1,org}, f_{2,org}, \dots, f_{n,org})$ 的均方差。

此时, $S_i \in [-1, 1]$ 。为了将归一化后的值映射到 $[0, 1]$ 区间, 则采用以下公式:

$$f_i = \frac{s_i + 1}{2} \quad (5)$$

2.2 sin 相似性度量法

如前所述, 为 SCH 方法度量两幅图像的相似性特设计了 MCVAE 算法, 它主要是在 RGB 空间中, 分别计算像素在八邻域中的颜色向量角和欧几里得距离, 找到向量角和距离最大

值, 计算加权之和表征两向量之间的正弦值 \sin 和图像中两个特征像素点间距离的综合度量算法来度量相似性。其中, 度量边缘相关矩阵的正弦相似性度量法则如式 (6):

$$S_{edge}(f_q, f_i) = \sqrt{1 - \left[\frac{\sum_{k=1}^{36} q_k \cdot i_k}{\sqrt{\sum_{k=1}^{36} (q_k)^2} \cdot \sqrt{\sum_{k=1}^{36} (i_k)^2}} \right]^2} \quad (6)$$

而度量非边缘颜色直方图的正弦相似性度量法则如式 (7):

$$S_{noedge}(f_q, f_i) = \sqrt{1 - \left[\frac{\sum_{k=1}^6 q_k \cdot i_k}{\sqrt{\sum_{k=1}^6 (q_k)^2} \cdot \sqrt{\sum_{k=1}^6 (i_k)^2}} \right]^2} \quad (7)$$

在分别比较了边缘相关矩阵和非边缘颜色直方图相似性后, 构建了利用加权和的形式融合二者为一个数学表达式——MCVAE 算法:

$$S(q, i) = \omega_1 S_{edge} + \omega_2 S_{noedge} \quad (8)$$

其中: ω_1 和 ω_2 是非负的加权因子 ($\omega_1 + \omega_2 = 1$), 本文取 $\omega_1 = \omega_2 = 0.5$ 。

2.3 复杂性分析

为评价空间特征提取法——SCH 方法是否能提升计算效率, 降低计算复杂性, 特对该方法进行了时间复杂性和空间复杂性分析。

2.3.1 时间复杂性

通常, 计算时间复杂性是由像素和像素对 (颜色 (自) 相关图 (矩阵)) 出现的次数决定。因此, 对于一幅 $N \times M$ 的图像, 颜色 (自) 相关图 S^{CORREL} 、 S^{AUTO} 、 S^{SCD} 算法和空间特征提取算法——SCH 方法的 S^{SCH} 的计算复杂性可分别定义如下:

$$\begin{aligned} O(8 \times \sum_{k=1}^d k \times NM) \\ O(4 \times 2 \times NM) \\ O[8 \times (\sum_{k=1}^d k + 1) \times NM] \end{aligned} \quad (9)$$

2.3.2 空间复杂性

检测空间复杂性由特征向量的维度决定, 假设颜色量化为 m 维, 则颜色 (自) 相关图 S^{CORREL} 、 S^{AUTO} 、 S^{SCD} 算法和空间特征提取算法——SCH 的空间复杂性分别是: $O(m^2d)$, $O(md)$, $O(m^2)$, $O(m^2 + m)$ 。

表 1 特征提取算法的时空复杂性分析

Method	时间复杂性	空间复杂性
S^{CORREL} with $d = 2$	$O[8 \times (\sum_{k=1}^2 k) \times NM]$	$O(2^{16} \times 2)$
S^{AUTO} with $d = 2$	$O[8 \times (\sum_{k=1}^2 k) \times NM]$	$O(2^8 \times 2)$
S^{SCD}	$O(4 \times 2 \times NM)$	$O(36)$
S^{SCH}	$O[8 \times (\sum_{k=1}^d k + 1) \times NM]$	$O(36 + 6)$

对于颜色 (自) 相关图, 本文采用八叉树颜色量化算法将 24 位真彩色图像转化为 8 位彩色图像, 即量化颜色维数为 2^8 。此时, 空间复杂性为 $O(2^{16}d)$, $O(2^8d)$, 而 SCH 算法通过“最大最小分量颜色不变量模型”将颜色量化维数降为 6, 故

其空间复杂性仅为 $O(36 + 6)$ 。特征提取算法的时空复杂性如表 1 所示。

3 实验与结果分析

本文实验旨在证明空间特征描述子 SCH 整个处理流程的可行性,边缘检测算法在整个处理流程中的作用,并侧重于验证是否在光照的方向与强度、相机的观察点、形状和位置等变化的情形下,该方法查询结果有效,且具有可行性。

3.1 原型系统和图像数据库

本文实验利用 VC++ 6.0 和 Oracle 9i 数据库实现了基于内容的图像检索实验系统 StImageRetrieval,并基于宾夕法尼亚大学 James Z. Wang 和 Jia Li 教授领导的团队供研究使用的 WBIIS 图像库的 10 000 幅图像 (<http://wang.ist.psu.edu/docs/home.shtml>) 和广东省部分区域 100 幅遥感图像,以及修改从上述 11 000 幅图像中挑选出 100 幅不同图像后得到的 200 幅图像等,建立了一个供实验用较完整的图像数据库 IMAGEDB。系统测试用的图像库包括较多类型,如:花草、动物、昆虫、日出、建筑、国旗、遥感图像、树林、人物等,系统功能除实现了本文提出的 SCH 方法外,还实现了颜色(自)相关图 S^{CORREL} 、 S^{AUTO} 、 S^{SCD} 算法等,并完成了图像库维护和检索功能。

3.2 空间特征提取算法框架

采用前述原理,综合这两个直方图作为图像的特征向量进行检索。整个提取空间特征描述子 SCH 过程包含 4 步:1) 颜色不变量模型;2) 彩色图像边缘检测;3) 边缘相关矩阵;4) 非边缘颜色直方图。该方法特征提取实施框架如图 2 所示,具体操作流程是通过一个 3×3 的模板滑过图像中的每一个像素,若滑动窗口中心像素和它的八邻域像素之间的色差最大值 \max 大于某一阈值 T ,则该中心像素被认为是边缘像素,用于建立边缘相关矩阵;否则被认为是平滑像素,用于建立颜色平滑直方图。

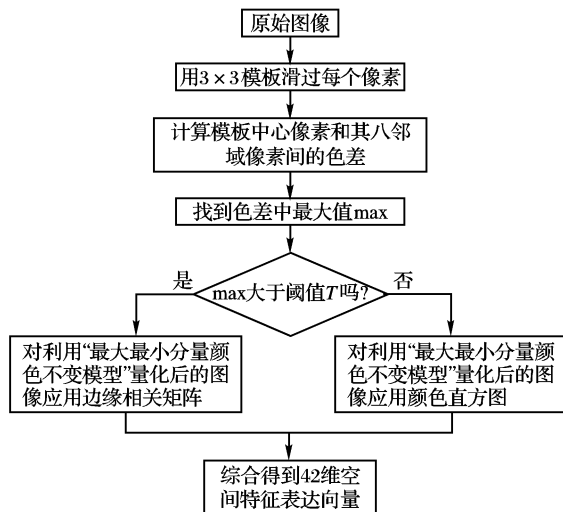


图 2 空间特征提取流程

3.3 边缘检测算法对比实验讨论

在 SCH 方法中,本文所设计的 MCVAE 边缘检测算法,其目的是起到提升空间特征的正确识别率、抗干扰能力和提高检索速度的作用。为了充分证明该算法的作用,实验分别采用颜色(自)相关图^[1]、SCD^[7]与 SCH 方法做对比实验。其中,相似性度量采用 sin 法则。图 3(a~i)为样板图像,取不

同的阈值 T ,分析其在边缘检测后的结果。当取 T 值相对较小,如 0.05 时,错误的边缘像素会显著增加,如:图 3(b)、(f)、(j);若取相对较大 T 值,如:0.11 时,边缘像素会遗漏很多,如图 3(d)、(h)、(l)。通过实验发现,若将 T 值设定在 0.08~0.09,边缘检测效果较理想,如图 3(c)、(g)、(k)。本文 $T = 0.09$ 。

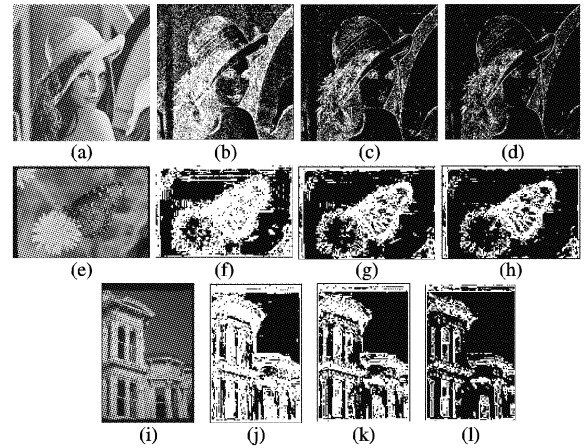


图 3 算法 MCVAE 彩色图像边缘检测结果对比分析

3.4 检索结果和性能分析

3.4.1 检索结果

本实验对 SCH 方法检索结果的评价采用平均准确率 (PR) 和回率率 (RR)^[1] 评价算法,实验从图像数据库中选取 5 类共 100 幅图像进行检索,对每幅检索图像,按相似度大小返回前 12 幅结果图像。检索采用 $m = 2^8$ 、 $d = 2$ 的 S^{CORREL} 和 S^{AUTO} 、 S^{SCD} 和 S^{SCH} 。

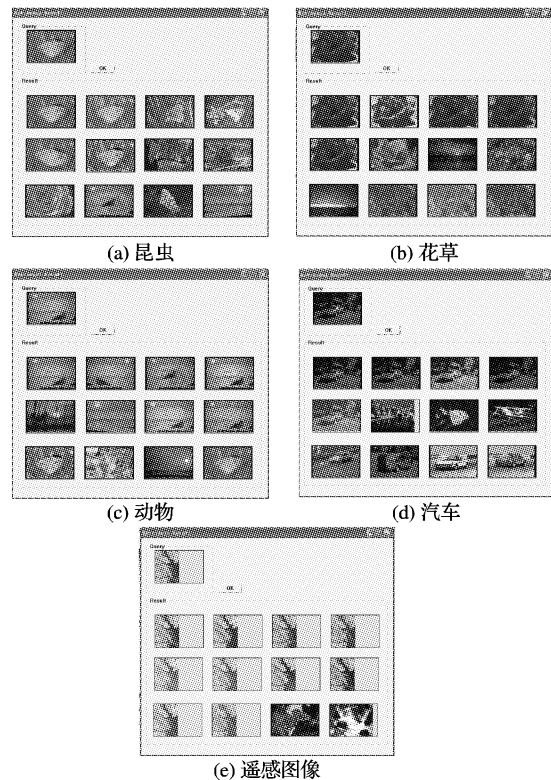


图 4 各种图像范例的检索结果

本系统为用户提供示例查询方式,图 4(a~e)给出了昆虫、花草、日出、汽车、遥感图像(广东南沙)5 种不同的图像类基于 SCH 算法的检索实例。

3.4.2 方法的性能评价

对于 SCH 方法的性能实验从两方面进行评价,即:检索精度和检索速度。

1) 本文算法检索精度评价。从图像数据库选取了 5 类各 20 幅共 100 幅图像进行示例查询,计算出了每类图像查询的平均准确率(PR)和回想率(RR)。对于每一幅查询图像,我们邀请 3 个人分别浏览整个数据库,挑选出他们认为与查询图像相似的所有图像。然后选择至少两人认同相似的图像进行图像集合组合,并作为查询图像的 ground truth。

2) 本文算法检索速度评价。图像检索系统的检索速度通常简单地由系统多次图像查询的平均运行时间来表征^[12],本文也采用平均运行时间来度量检索速度。为了客观地评价本文算法的检索速度,对比实验使用同样的数据库、同样的实验方法和条件。运行的软件环境是在 Windows XP 下安装的基于内容的图像检索实验系统,硬件环境是 Intel Pentium 1.60 GHz CPU、760 MB 内存。

表 2 给出了本文 SCH 方法与颜色(自)相关图、SCD 等方法对 5 种不同类别图像的检索性能比较。从表中的结果可以看出,无论检索精度还是检索速率,本文 SCH 方法检索效果均明显优于颜色(自)相关图和 SCD 方法。从检索结果图像集来看,因采用本文提出的 MCVAE 算法对图像进行边缘检测,SCH 方法对颜色、视点、形状、位置改变有很好的抗干扰能力,将查询图像的一系列修改图像检索出来,且全部排序靠前;尤其对纹理复杂的遥感图像的检索,效果更好,较 SCD 方法的识别精度有显著提高。此外,由于 SCH 算法采用“最大最小分量颜色不变量模型”将颜色量化数降为 6,特征向量仅为 42 维,使得图像检索速度较快,检索时间在 1 s 以内,完全能够满足用户的要求。

表 2 本文 SCH 算法与颜色(自)相关图和 SCD 算法的比较

测试图像类	算法	PR	RR	平均检索时间/s
昆虫	S ^{CORREL}	0.43	0.29	<1
	S ^{AUTO}	0.38	0.26	<1
	S ^{SCD}	0.58	0.40	<1
	S ^{SCH}	0.67	0.62	<1
花草	S ^{CORREL}	0.36	0.27	<1
	S ^{AUTO}	0.33	0.24	<1
	S ^{SCD}	0.42	0.33	<1
	S ^{SCH}	0.75	0.64	<1
日出	S ^{CORREL}	0.59	0.54	<1
	S ^{AUTO}	0.51	0.48	<1
	S ^{SCD}	0.67	0.62	<1
	S ^{SCH}	0.75	0.70	<1
汽车	S ^{CORREL}	0.34	0.31	<1
	S ^{AUTO}	0.29	0.19	<1
	S ^{SCD}	0.42	0.38	<1
	S ^{SCH}	0.75	0.70	<1
遥感图像	S ^{CORREL}	0.08	0.08	<1
	S ^{AUTO}	0.08	0.08	<1
	S ^{SCD}	0.17	0.15	<1
	S ^{SCH}	0.83	0.77	<1

4 结语

本文针对 CBIR 普遍缺乏空间信息表达现状,重点讨论

了现存的几种空间特征表达方式的利弊,在各种方法的启发下,采用一种全新的处理流程实现基于空间特征的图像检索。

1) 采用“最大最小分量颜色不变量模型”将颜色量化数降为 6,特征向量仅为 42 维,使得图像检索速度较快,检索时间在 1 s 以内。

2) 提出一种新的利用颜色向量角和欧几里得距离共同检测彩色图像边缘的图像分割(MCVAE)算法,使 SCH 方法对颜色、视点、形状、位置改变有很好的抗干扰能力,提高了基于内容图像检索的精度。

3) 提出 sin 相似性度量法则,进一步提高了检索精确度。

通过与一般的基于内容的图像检索系统进行对比分析后,应用 Visual C++ 6.0 和 Oracle 数据库开发出基于内容的图像检索原型系统,具有实用价值。从检索结果来看,本文的检索实验系统取得了很好的检索效果并具有较高的鲁棒性。

本文方法的不足之处在于对不同图像类的区分度仍有待改进,将在下一步对图像数据库进行优化分类,解决该问题。此外,测试平台的规范化有待加强,其中应包括:数据库、正确结果的定义、系统优劣的评价准则等。

参考文献:

- [1] HUANG JING, KUMARY S R, MITRAZ M, *et al.* Image indexing using color correlograms[C]// Proceeding on the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. USA: IEEE Press, 1997: 762 - 768.
- [2] SHIM S-O, CHOI T-S. Image indexing by modified color co-occurrence matrix[J]. Proceedings of 2003 International Conference, 2003, 3(2): 493 - 496.
- [3] LIANG DONG, YANG JIE, LU JIN-JUN, *et al.* Image retrieval using weighted color co-occurrence matrix[C] // 22nd British National Conference on Databases, BNCOD 22. Sunderland, UK: [s. n.], 2005, 3567: 161 - 165.
- [4] LONG LI-XUE. Image retrieval based on perceptive weighted color blocks[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24: 1935 - 1941.
- [5] HARALICK R M. Statistical and structural approaches to texture [J]. Proceedings of the IEEE, 1979, 67(5): 786 - 804.
- [6] HUANG JING, KUMARY S R, MITRAZ M, *et al.* Spatial color indexing and applications[J]. International Journal of Computer Vision, 1999, 35(3): 245 - 268.
- [7] LEE H Y, LEE H K, HA Y H. Spatial color descriptor for image retrieval and video segmentation[J]. IEEE Transactions On Multimedia, 2003, 5(3): 358 - 367.
- [8] KIM N W, KIM T Y, CHOI J S. Edge-based spatial descriptor using color vector angle for effective image retrieval[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2005: 365 - 375.
- [9] 韩军伟. 基于内容的图像检索技术研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2003.
- [10] DONY R D, WESOLKOWSKI S. Edge detection on color images using RGB vector angles[C]//Proceedings of IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering. [S. l.]: IEEE Press, 1999, 2: 687 - 692.
- [11] WESOLKOWSKI S, JERNIGAN E. Color edge detection in RGB using jointly euclidean distance and vector angle [C] // Proceedings of the Vision Interface'99 Conference. Canada: [S. l.], 1999: 112 - 134.