

一种基于颜色特征的图像检索方法

黄元元¹⁾ 何云峰²⁾

¹⁾(南京航空航天大学计算机科学与技术系,南京 210016) ²⁾(南京理工大学精密仪器系,南京 210094)

摘要 提出了一种新的基于颜色自组织聚类的图像检索算法。该算法根据颜色在图像中的分布信息,通过对像素点的加权处理确定最佳的颜色初始聚类数目,将经过加权处理的像素点进行聚类,得到图像主要颜色的统计特征,同时,在分析了主要颜色在图像中的散布情况后,利用主色的矩特征来描述各个主色在图像中的空间分布特征,结合颜色的统计特征与空间分布特征来描述图像的内容,保证了图像在局部和整体上的一致性,实验结果证明,该算法的检索精度明显要高于传统的仅基于颜色统计特征的检索精度。

关键词 基于内容的图像检索 颜色特征 聚类 矩特征

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2006)12-1768-06

A Color Based Image Retrieval Method

HUANG Yuan-yuan¹⁾, HE Yun-feng²⁾

¹⁾(Department of Computer Science & Technology, Nanjing University of Aero. & Astronautics., Nanjing 210016)

²⁾(Department of Exact Instrument, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094)

Abstract By means of self-organizing clustering, a new color-based image retrieval method is proposed in the paper. According to the colors' distributing information in the image, every pixel is assigned a weighing value and thus the initial number of clustering can be confirmed. Therefore, those weighed pixels are clustered and the dominant colors' statistical features are acquired. Based on the dominant colors spread in the image, the colors' moment features are extracted to present their special features simultaneously. Therefore, the whole image's content can be expressed from general statistic to partial distributing by these two kinds of features. The experiments verify the method mentioned above is more efficiently than those ways based on color histogram.

Keywords content based image retrieval, color features, cluster, moments features

1 引言

目前,基于内容的图像检索技术(CBIR)所广泛使用的颜色特征是颜色的直方图。但一幅普通的16位、24位或32位真彩色图像可以包括上百万种颜色,而通常人眼所能感觉到的,或是能给人们留下印象的颜色不过十几种,甚至几种。因此颜色直方图中包含了大量的冗余信息,对图像的颜色进行量化是必要的。目前大多的商业软件,例如QBIC系统,VisualSEEK系统以及Photobook系统等,都采用

均匀的颜色量化方式,也就是分别将颜色的3个分量 k 等分,从而得到 k^3 种颜色^[1~5]。例如QBIC系统将RGB空间初始量化为 16^3 个单元,将每个单元中心转换为Munsell颜色空间,用户查询时可根据需要选择直方图的维数 $k(k \leq 16^3)$,缺省是64维^[4]。这种方法算法简单,但颜色信息丢失比较厉害。除此以外,还可以采用非监督的聚类方式对颜色进行量化。文献[6]中的实验结果表明,均匀的颜色量化方式误检率比较高,而非监督聚类法颜色信息的丢失最少,检索结果相对准确。但是目前的聚类算法计算量均比较大,耗费的时间长。对于非监督的

颜色聚类,初始聚类数的确定以及聚类准则是非常重要的,初始聚类数决定了聚类算法的复杂性,而聚类准则则直接决定着聚类结果的准确性。目前,研究者们已经提出了很多聚类算法。例如改进的 ISODATA 聚类算法^[7],该算法以面向数据分布的方式选取初始聚类中心,使得聚类结果通过 ISODATA 的启发式调整,能够较好的体现颜色的分布情况,但这种方法不能解决如何确定初始聚类数目的问题,而且该方法受噪声影响比较严重;分解聚类法^[8],聚类过程是一棵树的生长过程,这种算法虽然不需要确定聚类的类别数,但每次在选择切分结点的时候需要在颜色的 3 个分量的所有切分点上,寻求最大的 ΔE ,计算量相当大,而且由这种方法聚类得到的颜色数量比较多,一般都大于 10,但在视觉效果上主色的数量应该更少一些;改进的 8 叉树聚类算法^[9],依然没有解决聚类初始类别数如何确定的问题。

本文提出的一种非监督的聚类算法,通过对图像颜色分布情况的分析,可以确定最佳的初始聚类数,并采用改进的 K 均值动态聚类算法将颜色进行归并,由于确定了图像的最佳初始聚类数,可以减少计算量,而且这种方法受噪声色的影响比较小。但仅有主色的统计信息还不足以表示图像的内容,因为相同数量的颜色若在图像中的空间分布不同的话,图像的内容也会发生很大的变化,因此,在分析了颜色在图像中的散布情况后,利用主色的加权矩特征来表示颜色的空间分布特征,结合这两种特征来描述图像的内容可以兼顾整体和局部的一致性。

2 颜色的聚类

2.1 预处理

对图像的预处理主要是根据颜色在图像中的分布情况对像素点进行加权处理,这个权值可以反映像素点所在局部区域颜色的变化程度。根据各个像素点的权值,可以计算整幅图像的颜色变化强度,强度越大,表明图像中颜色的变化程度越大,强度越小,表明图像中颜色的变化越平滑。为了计算像素点的权值,引入同类点集的概念。图像中任一像素点的同类点集是以该像素点为中心的邻域内的点,这里的邻域定义为以该像素点为中心的 $W \times W$ 矩形邻域。在该邻域内,所有与中心像素点颜色相似

这里颜色之间的相似性以抽样点在颜色空间中的欧氏距离作为测度标准。理论上应该抽样点间的距离越小,在某种意义上这两个抽样点就越相似。但 RGB 颜色空间并非均匀的线性空间,实验结果证明,距离一定的两种颜色,随这两种颜色的不同引起人的色知觉的差异是不同的。也就是说,对某两种颜色,这一距离让人感到色知觉差异很大,但对另外两种距离一样的颜色,可能会让人感觉差异很小。而在对颜色进行聚类量化时,需要用数量来描述颜色间的差别,简称它为色差,那么 RGB 颜色空间显然不能满足要求。因此需要一个均匀的颜色空间,在这个 3 维空间中,每个点代表一种颜色,空间中两点之间的距离代表两种颜色的色差,距离越小,色差越小,反之,色差越大。因此在这里采用 Lab 色空间,它是 1976 年 CIE(国际照明委员会)推荐的一种近似的均匀色空间^[10]。若令图像中任一像素点 $f(i, j) = X$,其中 X 是一个 3 维的矢量,包含颜色的 3 个分量 L, a, b 。那么将以 (i, j) 为中心的 $W \times W$ 矩形邻域内的所有像素点的颜色值与该中心像素点进行比较,利用欧氏距离来计算它们之间的差值,按照从小到大的顺序排列,得到一个差值的序列:

$$d_k = \|f(i, j) - f(g, h)\| \quad (g, h) \in S \quad (1)$$

$$d_0 \geq d_1 \geq d_2 \geq \dots \geq d_k \quad k = W^2 - 1 \quad (2)$$

其中 S 表示以 (i, j) 为中心的 $W \times W$ 矩形邻域内的所有像素点集。在式(2)的序列中,第 1 个差值对应中心位置处的像素,最后一个差值对应邻域内与中心像素颜色最不相似的像素点。按照这个序列,将 S 内所有的像素点编号得到像素点集:

$$\{X_0, X_1, \dots, X_k\} \quad k = W^2 - 1 \quad (3)$$

其中 X_0 就是中心像素点, X_k 是与中心像素颜色最不相似的点。中心像素点的同类点集是在式(3)的序列中筛选得到的。在这个序列中,需要将与中心像素颜色不相似的像素点去除掉,那么就需要确定一个阈值 T , 即若

$$d_j < T < d_{j+1}$$

则中心像素点的同类点集为 $\{X_0, \dots, X_j\}$ 。

由于颜色的变化,这个阈值很难唯一地确定下来,因此采用自适应的方式来确定同类点集。

确定一目标函数:

$$E(g) = \frac{g * (W^2 - g)}{W^2} (D_1(g) - D_2(g))^2 \quad (4)$$

其中,

$$g = 1, 2, \dots, W^2$$

$$D_1(g) = \frac{1}{g} \sum_{j=0}^{g-1} d_j$$

$$D_2(g) = \frac{1}{W^2 - g} \sum_{j=g}^{W^2-1} d_j$$

当目标函数达到最大值时的 g 值就是像素点 $f(i, j)$ 同类点集的元素个数, 记为 $n(i, j)$ 。此时, 同类点集为 $\{X_0, \dots, X_{g-1}\}$ 。

2.2 确定聚类的初始类别数

确定了图像中各个像素点的同类点集后, 对图像的像素点 $f(i, j)$ 设定一个权值 $V(i, j)$, 令

$$V(i, j) = \text{EXP}(- (W^2 - n(i, j))) \quad (5)$$

这个权值反映了像素点所在的 $W \times W$ 局部区域里颜色的变化程度。由于 $n(i, j) \leq W^2$, 因此 $n(i, j)$ 取值越大, 对应的权值 $V(i, j)$ 也越大, 表明该像素所在的局部区域颜色变化很平滑; 反之, $n(i, j)$ 越小, 对应权值也越小, 说明像素所在的局部区域颜色变化比较剧烈。设整幅图像的颜色变化强度为 U_{whole} , 则对于一幅 $M \times N$ 的图像, 定义

$$U_{\text{whole}} = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} (W^2 - n(i, j)) \quad (6)$$

U_{whole} 反映了整幅图像的颜色变化程度, 如果一幅图像包含的颜色数量越多, 或者图像中颜色的分布比较分散, 那么 U_{whole} 的值都比较大, 反之, 图像中包含的颜色数量较少, 或者图像中颜色的分布相对集中, 那么 U_{whole} 的取值就会比较小。

2.3 颜色的聚类

首先要确定聚类的初始类别。由式(6)可知, U_{whole} 的取值越大, 则聚类的类别就越多, U_{whole} 的取值越小, 则聚类的类别数就减少, 因此, 根据 U_{whole} 的取值可以确定出最佳的聚类类别数。采用 K 均值法^[11]对颜色进行聚类量化, 由于每个像素点加有权值, 因此, 在计算聚类中心的时候, 采用下式来计算:

$$C_k = \frac{\sum_{(i,j) \in C_k} V(i, j) * f(i, j)}{\sum V(i, j)} \quad (7)$$

其中, C_k 表示第 k 个聚类的中心颜色值。经过式(7)的处理计算后, 得到的聚类中心颜色的数值会更接近权值比较大的颜色。这跟人眼的视觉习惯是相符的, 权值大表明该颜色所处的局部区域颜色比较平滑, 权值小表明该颜色所处的局部区域颜色变化剧烈, 而人眼恰恰是对颜色平滑区域比较敏感, 而对颜色相对复杂的区域不太敏感。而且, 经过前面的预处理, 图像中的噪声点的权值都比较小, 这

样, 在聚类过程中可以减少这些噪声点的影响。

在实验中, 取邻域的大小为 5×5 , 通常计算得到的 U_{whole} 不超过 15, 这个值一般都大于图像的主要颜色数目, 因为在大多数情况下, 我们注意到的主要色调不会超过 10 种, 因此, 通过 K 均值法将图像的颜色量化为 U_{whole} 个类别后, 还要进行合并处理, 即判断若某两个类别的中心颜色值相差小于一定的阈值时, 将两类合并, 然后再重新聚类, 当不需要再合并, 而且聚类中心收敛时, 聚类结束。聚类完成后, 统计每个类别的像素数, 得到图像主要颜色的直方图。

以 24 位真彩色的花卉图像为例, 根据本文介绍的方法对图版 I 图 1 中的 3 幅花卉原始图像进行颜色聚类并提取其颜色特征。图版 I 图 1(a) 与图 1(c) 中的花卉图像, 主要颜色的分布相对集中, 而且颜色在局部上的变化也相对平滑, 因此, 计算得到的整幅图像的颜色变化强度 U_{whole} 分别等于 4.4 和 4.2, 那么在聚类的时候, 初始聚类的类别数定为 4, 聚类过程完成后, 通过合并相似色, 最后得到 3 种颜色的聚类, 如图版 I 图 1(d) 和图 1(f) 所示, 而图版 I 图 1(b) 中的花卉图像, 颜色种类虽然很少, 但分布的比较分散, 颜色在局部上的变化相对比较剧烈, 因此计算得到的整幅图像的颜色变化强度 $U_{\text{whole}} = 7.8$, 那么在聚类的时候, 初始聚类的类别数定为 8, 最后也得到 3 种颜色的聚类, 如图版 I 图 1(e) 所示。

3 颜色的加权矩特征

由前面计算得到的图像直方图特征 H 只能反映图像中所包含的主要颜色的统计特征, 但仅仅是统计特征还不能比较全面地描述图像的内容。因为在图版 I 图 1 中的两幅花卉图像, 它们的主色调的统计分布比较接近, 但由于各个主色在图像中的分布有很大的区别, 因此使得两幅图像在视觉效果上并不一样。因此, 要比较准确地描述图像的内容, 除了颜色的统计特征外, 还要考虑颜色的空间分布特征。因此引入颜色的矩特征。

假设对大小为 $M \times N$ 的图像 I 提取了其主色调 $C_l = \{C_k\}, k=0, 1, \dots, K$ (l 表示图像拥有的主色数目)。定义每一种主色调在图像中所占据的区域为主色区域, 那么每一幅图像都有主色区域为 $I_{c_l} = \{I_k\}$, 定义

$$I_K(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{若 } I_C(x, y) = C_K, 0 \leq K \leq l, \\ & \text{且 } 0 \leq x \leq M-1, 0 \leq y \leq N-1 \quad (8) \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

那么由式(8)的定义可知主色区域均为二值图像。为了特征表示的准确性,主色区域可以进一步缩小为在主色区域中由 1 值像素点所确定的最小外接矩形,即主色的目标区域。以图 1 中的 3 幅花卉图像的第 1 个主色为例,如图版 I 图 2 所示,图版 I 图 2(a)是图版 I 图 1(a)的第 1 个主色区域,经过平滑处理后可以得到图版 I 图 2(a)中小矩形框确定的主色目标区域,对图版 I 图 1(b)与图版 I 图 1(c)的第 1 个主色区域都做相同的平滑处理后,得到图版 I 图 2(b)与图版 I 图 2(c)中所示的主色目标区域。

在图版 I 图 2 中,由于 3 幅图像主色的分布不同,因此它们的视觉效果也不尽相同。若定义

$$u(I_K) = 1 - |p_1 - p_2|^{1+p_1} \quad (9)$$

其中 p_1 与 p_2 分别表示第 K 个主色目标区域内 1、0 像素的出现概率。当目标区域中 1、0 像素数比例悬殊,且 1 像素出现概率较高时, $u(I_K)$ 数值较大,反之若在比例悬殊的情况下 0 值像素概率较大则 $u(I_K)$ 的取值相对较小,当 1、0 像素出现概率趋于相等时 $u(I_K)$ 趋近于 1。因此 $u(I_K)$ 的值可以反映目标区域中主色的分布情况。将 $u(I_K)$ 作为每个主色目标区域的权值。权值大说明该颜色分布的相对

集中,反之说明颜色分布的比较分散。

由主色目标区域的定义可知,主色目标区域均为二值图像。那么它的 $(p+q)$ 阶矩以及 $(p+q)$ 阶规格化矩定义为

$$M_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} x^p y^q I_K(x, y) \quad (10)$$

$$\mu_{pq} = \frac{M_{pq}}{M_{00}^r}, r = \frac{p+q}{2} \quad (11)$$

其中 $p, q = 0, 1, \dots, (p+q) = 2, 3, \dots$ 。由二阶和三阶规格中心矩可以导出 7 个 Hu 不变矩组,这个矩组对平移、旋转和大小比例的变化都是不变的^[12]。矩特征代表的是主色目标区域中 1 像素对于区域内的重心是如何分布的度量,对于区域形状的认识非常有用。

通常一幅图像中只有那些分布比较集中的颜色给人留下的印象比较深刻,这些颜色也最能体现图像的主要内容特征,因此,在以矩特征来区分主色的空间分布时,同时考虑主色的散布情况,也即各个主色区域的权值,将更为准确。例如图版 I 图 2 中所示的 3 幅图像的第 1 个主色目标区域,如果要比较它们的形状特征,从人的视觉感受上来说,应该是图版 I 图 2(a)与图 2(c)最为相似。根据式(9)、式(10)与式(11)可以计算得到上述 3 个主色目标区域的权值和矩特征,如表 1 所示。

表 1 矩特征值与权值

Tab. 1 Moments and weighing value

图版 I	7 个矩特征(归一化)							权值
图 2(a)	0.821 184	0.829 301	0.821 900	0.821 231	-6.358 499	0.775 840	2.294 442	0.974 142
图 2(b)	-1.085 174	-1.084 808	-1.085 114	-1.085 137	-0.990 959	-1.148 706	6.479 897	0.419 215
图 2(c)	-1.684 832	-1.612 428	-1.682 196	-1.684 641	5.506 547	-1.278 857	2.436 407	0.889 087

以图像矩特征之间的距离来度量图像间颜色分布的相似性。则由表 1 中的数据可以计算得到图版 I 图 2(a)与图 2(b)和图 2(c)之间的距离分别为

$$Dis(a, b) = 8.036 2$$

$$Dis(a, c) = 13.030 23$$

那么根据矩特征的距离可以得到的结论是图版 I 图 2(a)与图 2(b)更为相似,这显然不符合人的视觉心理。若是考虑主色目标区域的权值,将矩特征之间的距离再进一步乘以它们的权值之差,那么可以得到图版 I 图 2(a)与图 2(b)和图 2(c)之间的

加权距离为

$$Dis(a, b) = 4.459 5$$

$$Dis(a, c) = 1.108 3$$

通过加权计算得到的结论是图版 I 图 2(a)与图 2(c)更为相似,这与人的视觉心理是相符的。本文分别对 10 组图像做了上述相同的实验,均得到相同的结论。由此可以说明,加权的矩特征可以更好的反映主色的空间分布信息。

通过这一步的计算后,得到的图像特征为

$$I = \{C_K, p_K, w_K, \mu_K\}, K = 0, 1, \dots, l \quad (12)$$

其中 C_K 是 3 维的矢量,包括第 K 个主色的 3 个颜

色分量信息 p_k 是第 K 个主色在图像中的出现概率 w_k 是第 K 个主色目标区域的权值 $\mu_k = \{\mu_1^k, \mu_2^k, \dots, \mu_7^k\}$ 是 7 维的矢量, 包括第 K 个主色目标区域的 7 个矩特征。注意矩特征在使用的时候要对它们进行归一化的处理。

4 相似性度量

经过颜色聚类后得到的图像的特征维数(即主色的数量 K)以及所得到的颜色值一般都不太相同, 这就给图像的相似性度量带来了一定的困难。而且, 每种主色在图像中的属性(即分布情况)不同, 因此考虑用加权的距离度量方式。若有两幅图像 I 和 R , 在用上述的方法提取了它们的特征之后, 它们很可能包含不同数量的主色, 因此要对它们的主色集合进行扩展, 使它们的主色数量相同, 扩展部分的主色出现概率设为 0。定义 Δc_{ij}^2 表示 I 中的主色 c_i 与 R 中的主色 c_j 之间的色差 $c_i = (L_i, a_i, b_i)$, $c_j = (L_j, a_j, b_j)$ 则

$$\Delta c_{ij}^2 = (c_i - c_j)^2 = (L_i - L_j)^2 + (a_i - a_j)^2 + (b_i - b_j)^2 \quad (13)$$

令 Δp_{ij} 表示 I 中的主色 c_i 与 R 中的主色 c_j 之间的 c_j 矩特征的权值之差, 而 $\Delta \mu_{ij}^2$ 则表示 I 中的主色 c_i 与 R 中的主色 c_j 的矩特征之间的距离。那么图像 I 与 R 之间的特征距离定义为

$$Dis(I, R) = \sum_{c_i \in I} \sum_{c_j \in R} w_{ij} \times (\Delta p_{ij} \times \Delta c_{ij}) \times \Delta \mu_{ij} \quad (14)$$

这个距离值越大表明两幅图像的内容越不相似, 反之, 两幅图像的内容就越接近。

5 实验结果

为了证实本文介绍的检索方法的有效性, 对上述算法结合一个花卉图像库进行了检索实验, 并与只基于主色直方图特征的检索方法进行了比较。实际在生成图像的聚类直方图时, 只保留了那些在图像中出现概率超过 10% 的颜色, 因为从人的视觉感受来说, 如果某种颜色在图像中出现的概率如果小于 10% 的话, 通常不会引起人的注意。图版 I 图 3 是两种方法检索得到的结果, 输出了与样本图像最相似的 16 幅图像, 按输出位置由左到右, 再由上至下的顺序与样本图像的相似度依次递减。从输出的结果来看, 利用本文介绍的方法检索输出的结果更

符合人眼的视觉感受。在图版 I 图 3(a)中有很多图像与样本图像虽然具有相似的主色, 但由于颜色的空间分布不同, 因此实际上看起来与样本图像在内容上并不完全相似。而图版 I 图 3(b)中的输出结果, 由于兼顾了颜色的整体统计特征与局部分布特征, 使得检索到的大多数图像与样本图像能够在内容上保持尽量相似。图 1 是这两种方法对应的 PVR(检索精度 & 检索回召率)曲线, 由曲线图可以看出, 利用主色及主色矩的检索性能比只利用主色特征的检索性能提高了许多。

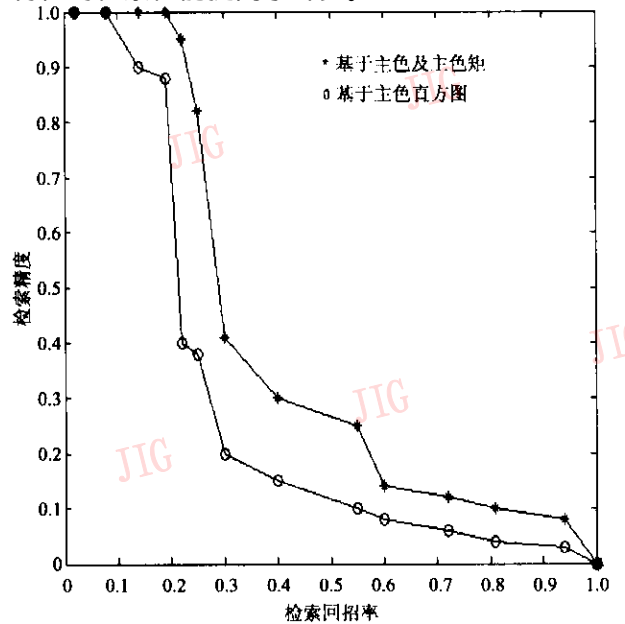


图 1 两种检索结果的 PVR 曲线

Fig. 1 The PVR graph of the two retrieval methods

从实验结果可以看到, 利用本文介绍的图像颜色的自组织聚类法, 可以将纷繁复杂的彩色图像用很少量的特征来进行比较准确的描述, 这个特征既包含颜色的统计特征, 还包含有各种颜色的空间分布特征, 而且该特征具有很强的鲁棒性, 为图像的检索提供了很好的条件。

参考文献 (References)

- Deng Y, Manjunath B S, Kenney C. Empirical evaluation of MPEG-7 XM color descriptors in content-based retrieval of semantic image categories [A]. In : Proceedings of International Conference on Pattern Recognition [C], Quebec, Canada, 2002, 2 :1021 ~ 1024.
- Ojala T, Aittola M, Manttinenmikko E. An efficient color representation for image retrieval [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(1) :140 ~ 147.
- Pentlant A, Picard R W, Scarloff S. Photobook : tools for content-based manipulation on image databases [A]. In : Storage and

- Retrieval for Image and Video Database, SPIE[C], Bellingham, Wash, 1994, **2185**:34~47.
- 4 Hafner J, Swahney H S, Esquitz W. Efficient color histogram indexing for quadratic form distance functions[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Matching Intelligence, 1997, **17**(7):729~736.
 - 5 Krzysztof Walczak. Image retrieval using spatial color information [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2001, **7**(2):53~60.
 - 6 Wang J, Yang W J, Acharya R. Color space quantization for color-content-based image query systems[J]. Multimedia Tools and Applications, 2001, **13**(1):73~91.
 - 7 Wang Z Y, Zheng H R, Zhuang Z Q, *et al.* Image retrieval based on color by ISODATA algorithm[J]. Journal of Circuits and Systems, 2003, **8**(1):36~40.[汪祖媛, 郑浩然, 庄镇泉等. 基于颜色的自组织聚类分析图像检索算法[J]. 电路与系统学报, 2003, **8**(1):36~40.]
 - 8 Xu Xu, Zhu Miao-liang, Liang Qian-hui, *et al.* A method of dominant color extraction and representation for CBIR systems[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 1999, **11**(5):385~388.[徐旭, 朱淼良, 梁倩卉等. 一种用于 CBIR 系统的主色提取及表示方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 1999, **11**(5):385~388.]
 - 9 Zhou B, Shen J Y, Peng Q K. An algorithm based on color cluster feature for color quantization [J]. Mini-Micro Systems, 2004, **25**(11):1998~2001.[周兵, 沈钧毅, 彭勤科. 一种基于颜色聚类特征的彩色量化算法[J]. 小型微型计算机系统, 2004, **25**(11):1998~2001.]
 - 10 Tang S Q. The Chromatics[M]. Beijing: Beijing Institute of Technology Press, 1990:82~89.[汤顺青著. 色度学[M]. 北京:北京理工大学出版社, 1990:82~89.]
 - 11 Richard O Duta, Peter E Hart, David G. Stork Pattern Classification [M]. Beijing: China Machine Press, 2003:423~426.[Richard O Duta, Peter E Hart, David G Stork 著. 模式分类[M]. 李宏东, 姚天翔等译. 北京:机械工业出版社, 2003:423~426.]
 - 12 Cho-Huak The, Chin R T. On image analysis by the methods of moments[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1988, **10**(4):234~246.

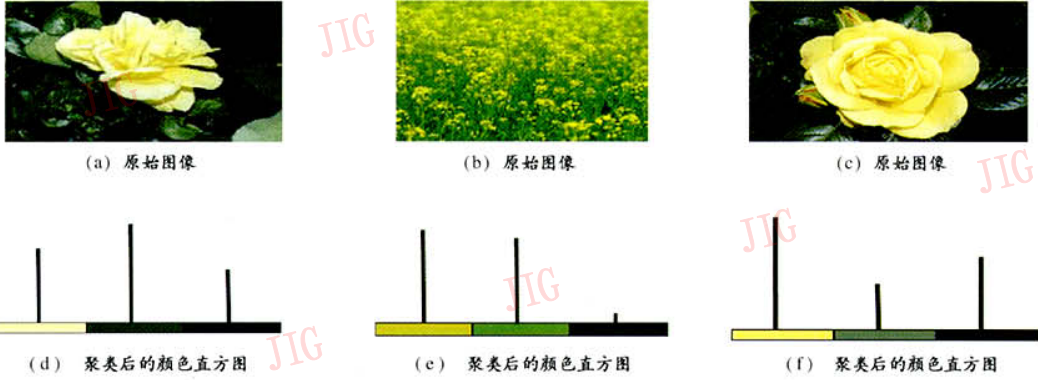


图1 聚类结果
Fig.1 Clustering results

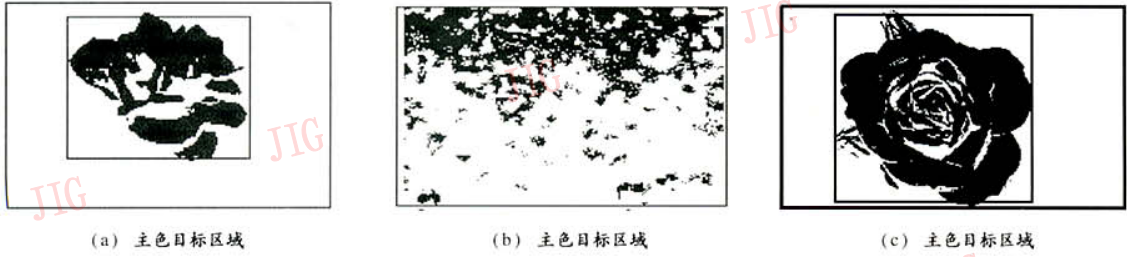


图2 主色目标区域示例图
Fig.2 Demonstrations of object region

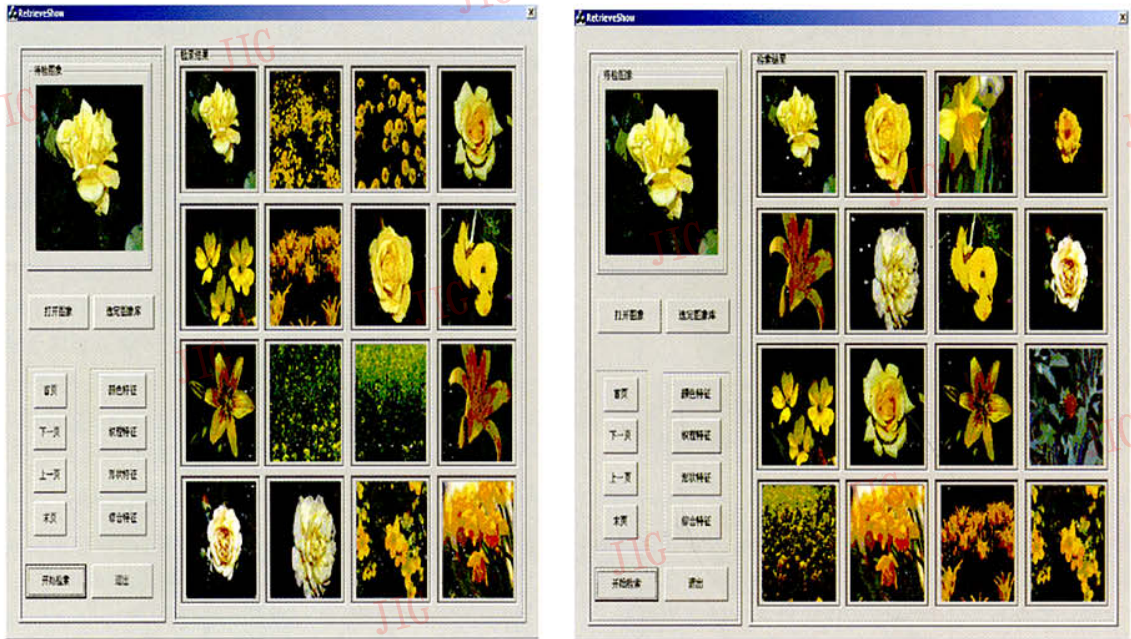


图3 检索结果
Fig.3 Retrieval results