

# 用兴趣点凸包和 SVM 加权反馈实现图像检索

苏小红 丁 进 马培军

(哈尔滨工业大学计算机科学与技术学院 哈尔滨 150001)

**摘 要** 针对采用环状颜色直方图的图像检索方法存在的不足,提出一种基于兴趣点凸包的图像特征提取方法,通过对用小波变换检测出的兴趣点递归求出它们的凸包,并将每个凸包上的兴趣点按一定的算法安插在相应的桶内,对每个桶求出颜色直方图,利用桶与桶之间的相似度定义两幅图像的相似度.这种特征提取方法可有效抑制兴趣点集中出现游离兴趣点的情况,结合基于兴趣点的空间离散度和 Gabor 小波纹理等特征实现图像检索,可有效提高图像检索精度.最后,提出一种新的相关反馈方法,通过利用支持向量机分类结果设置权值来改进移动查询点相关反馈方法.实际图像数据库上的实验表明,引入这种反馈方法后可将图像检索的查准率提高 20%左右,查全率提高 10%左右.

**关键词** 图像检索;小波变换;兴趣点;凸包;支持向量机;相关反馈

**中图法分类号** TP391 **DOI 号**: 10.3724/SP.J.1016.2009.02221

## Image Retrieval by Convex Hulls of Interest Points and SVM-Based Weighted Feedback

SU Xiao-Hong DING Jin MA Pei-Jun

(School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001)

**Abstract** To solve the problem of image retrieval method based on annular color histogram, a new image characteristics extraction method based on convex hulls of interest points is presented. Firstly, the interest points on an image are detected by wavelet transform. Then, convex hulls of interest points are calculated recursively and these points are assigned to some buckets by a specific algorithm to form a color histogram for every bucket. The similarity of two images is calculated by the similarity between histograms of two buckets. Combined with spatial distribution feature and Gabor texture feature based on convex hulls of interest points, the system of image retrieval is built. Experiments on image database show that this method works well when isolated points exist in the interest points set and so provide more accurate retrieval performance comparing with other retrieval method based on interest points. Further more, a novel relevance feedback method is presented. It improves the query point movement relevance feedback method by setting weights based on support vector machine cluster results. The experiments show that by using this method combined with the image retrieval method based on convex hulls of interest points, the precision and recall can be improved about 20% and 10% respectively.

**Keywords** image retrieval; wavelet transform; interest points; convex hull; support vector machine; relevance feedback

# 1 引 言

由于数字图像数量的猛增,对其进行快速、高速检索的要求愈加强烈.在这种背景下,基于内容的图像检索技术得到了广泛发展.在传统的基于内容图像检索的方法中,通常提取图像的全局特征,而较少考虑图像的空间信息.如果用户仅仅对图像中的某一对象感兴趣,此时图像的全局特征将不再有效,必须考虑图像的局部特征.基于兴趣点的图像检索可以解决这个问题,通过兴趣点的检测对图像的视觉特征变化大的区域进行定位,利用局部描述子对兴趣点周围的局部区域进行特征提取,最后进行特征相似度匹配.目前部分基于兴趣点的图像检索方法<sup>[1-2]</sup>是把兴趣点在图像匹配中的算法直接移植到图像检索中,如在文献[1-2]中就分别提出了局部组匹配和几何哈希的兴趣点匹配方法,这些方法缘自计算机视觉,时间复杂度很高,而且没有与图像检索的特点相结合,检索效率不高;还有的基于兴趣点的图像检索方法<sup>[3]</sup>检测出兴趣点后,只是单纯地统计这些兴趣点周围的特征进行相似度的计算,并未考虑到兴趣点的空间布局,检索准确率不高.

目前一种有效的基于兴趣点的图像检索方法<sup>[4]</sup>被称之为环状颜色直方图法,主要思想是将图像空间按照兴趣点的分布划分成一系列同心圆环,然后为每个圆环提取颜色直方图,最后基于圆环进行相似度的匹配,但这种方法受游离的兴趣点影响较为明显.本文首先提出一种基于兴趣点凸包的图像特征提取方法——对检测出的兴趣点递归求出它们的凸包,并将每个凸包上的兴趣点按一定的算法安插在相应的桶内,对每个桶求出颜色直方图,利用桶与桶之间的相似度定义两幅图像的相似度.这种特征提取方法可以有效抑制兴趣点集合中出现游离点的情况.其次,本文利用支持向量机分类方法对经典的 Rocchio 相关反馈方法作了改进,进一步提高了检索的查全率和查准率.

## 2 基于兴趣点凸包的图像检索方法

兴趣点是图像中灰度变化比较大的那些点,它在一定程度上可以表示用户的兴趣所在和视觉重要的局部信息.本文首先提出兴趣点凸包的概念,并基于兴趣点凸包提取图像特征,进而完成图像匹配,基于兴趣点凸包的图像检索流程如图 1 所示.

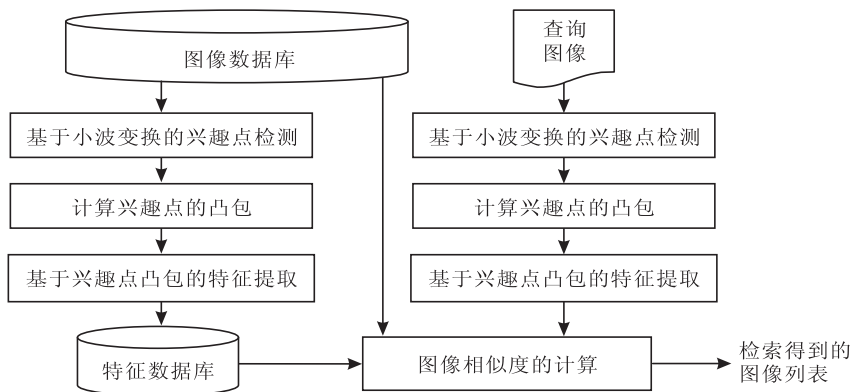


图 1 基于兴趣点凸包的图像检索流程

### 2.1 用小波变换检测兴趣点

比较有影响的兴趣点检测方法有 Harris 的角点提取方法<sup>[5]</sup>, Loupias 等的小波检测兴趣点方法<sup>[6]</sup>等,本文利用小波变换检测兴趣点.兴趣点作为一种局部特征,是指图像灰度在水平和垂直方向都发生很大变化的一类特殊点,一方面,当图像经过小波变换后,其高频子带代表了图像的细节信息(点和边缘),另一方面,绝对值较大的小波系数对应于图像灰度变化较大的区域,因此,利用小波变换的多尺度特性,可以很好地检测出这类的点.

小波对图像进行 3 级分解,兴趣点数取为 150 个.可以看到,在花右侧的叶子上出现了两个游离的兴趣点.



图 2 一幅花图像的兴趣点检测结果

图 2 是此方法的检测结果,实验中选用 Haar

## 2.2 用兴趣点凸包描述图像特征

由于兴趣点往往分布在图像内物体的边缘上,其附近局部邻域内蕴含了丰富的颜色信息,所以用兴趣点周围邻域内的颜色特征来描述图像具有合理性.环状颜色直方图法<sup>[4]</sup>验证了这一点,它的主要思想是先检测出兴趣点,然后以中心兴趣点为圆心,形成如图 3 所示的一系列同心圆环,对每个圆环内的兴趣点周围的邻域提取颜色信息,最后将查询图像和样例图像的对应环之间的颜色特征进行对比.针对该方法受游离的兴趣点影响较大的缺陷,本文提出利用兴趣点凸包来描述图像的颜色特征,以抑制游离的兴趣点对检索结果的影响;同时,用兴趣点分布的离散度来描述图像的几何特征.这种特征描述的特点是:具有严格的几何不变性,同时包含了图像的空间信息和统计特征,计算量小.

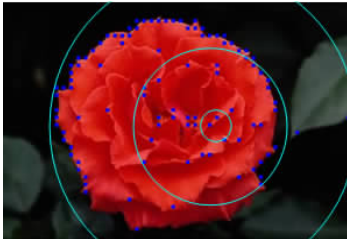


图 3 由图 2 兴趣点得到的一系列同心圆环(部分)

### 2.2.1 兴趣点凸包的提取算法

研究表明,RGB 颜色空间与人眼的感知差异很大,本文采用较好符合人眼感知特性的 HSV 颜色空间.首先将图像中每一像素的 $(r, g, b)$ 值转换为 $(h, s, v)$ 值,将 HSV 颜色空间非等间隔量化成 32 种主要



(a) 图2所示的查询图像最外环上的兴趣点分布

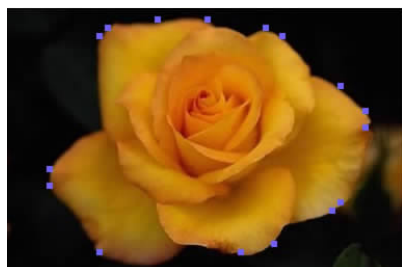


(b) 数据库中的一幅图像最外环上的兴趣点分布

图 5 环状颜色直方图法求得的图像最外环上的兴趣点分布



(a) 图2所示查询图像最外层凸包上的兴趣点分布



(b) 数据库中的一幅图像最外层凸包上的兴趣点分布

图 6 兴趣点凸包法求得的图像最外层凸包上的兴趣点分布

色调<sup>[7]</sup>,并通过桶直方图法描述这些局部颜色特征.

首先确定图像的兴趣点集合  $p = \{p(x, y) | 1 \leq x \leq W; 1 \leq y \leq H\}$  (其中  $W$  为图像的宽度,  $H$  为图像的高度),再利用格雷汉姆扫描法递归地求出兴趣点的凸包,每个凸包的有用信息是它包含的若干个兴趣点的信息,然后,按一定的算法将每个凸包分别安插在一些桶里,使得每个桶中都有若干个兴趣点,最后,对每个桶内的兴趣点周围的  $9 \times 9$  邻域的像素块计算颜色直方图,形成桶颜色直方图特征.这种方法使颜色直方图具有了空间信息,也抑制了游离的兴趣点的情况.

图 4 显示了对图 2 兴趣点求得的 3 层凸包用直线段将每个凸包上的兴趣点相连的结果,其中的 3 层凸包分别是第 1、5、9 次迭代求得的结果.

下面举例说明,基于兴趣点凸包的颜色直方图法是如何抑制游离兴趣点的.

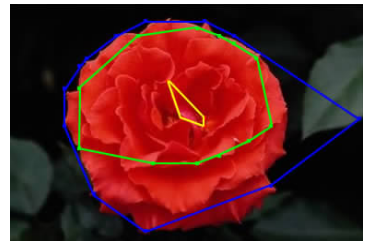


图 4 由图 2 兴趣点得到的兴趣点凸包(仅显示了 3 层)

对于图 2 所示的查询图像和数据库中的另一幅花的图像,环状颜色直方图法<sup>[4]</sup>求得的最外环的兴趣点如图 5 所示.利用本文兴趣点凸包法求得的最外层凸包上的兴趣点如图 6 所示.

对于环状颜色直方图法而言,图 5(a)在最外环只有 1 个兴趣点,不在花瓣上,而是位于叶子上,本文称之为游离兴趣点,而图 5(b)最外环共有 9 个兴趣点,全部分布在花瓣的边缘上,如果此时利用图 5(a)作为查询图像,与数据库中的图 5(b)所示图像进行相似性比较,那么就会造成最外环颜色直方图比对的不准确性,导致不能将图 5(b)检索出来。

对于本文的兴趣点凸包方法而言,图 6(a)在最外层凸包上有 12 个兴趣点(包括一个位于叶子上的兴趣点,其余兴趣点都位于花瓣边界上),图 6(b)在最外层凸包上有 16 个兴趣点,都位于花瓣边界上。此时进行二者的相似性比较,除了一个游离点之外,其余绝大多数都是花瓣边界上的兴趣点的颜色特征的比对,从而有效抑制了游离兴趣点的不利影响。

### 2.2.2 用兴趣点凸包提取颜色直方图特征

利用格雷汉姆扫描法递归求出  $Nc$  个兴趣点凸包后,需将这些凸包分插在不同的桶内。设兴趣点的数量为  $Np$ ,桶的数量为  $Nb$ ,为将凸包和桶对应起来,我们为每个凸包定义了一个称作离心距的指标,它是指每个凸包中的每个兴趣点距中心兴趣点的距离和的平均,即第  $l$  个凸包的离心距定义为

$$d[l] = \frac{\sum_{(x',y') \in c[l]} \sqrt{(x'-x)^2 + (y'-y)^2}}{|c[l]|},$$

其中,  $c[l]$  为第  $l$  ( $1 \leq l \leq Nc$ ) 个凸包包含兴趣点的集合,  $|c[l]|$  表示第  $l$  个凸包包含的兴趣点的数目,  $(x, y)$  为中心兴趣点  $M$  的坐标,即

$$x = \frac{1}{Np} \sum_{(x',y') \in P} x', \quad y = \frac{1}{Np} \sum_{(x',y') \in P} y'.$$

进一步地,定义第  $k$  ( $1 \leq k \leq Nb$ ) 个桶中所包含的凸包为

$$b[k] = \left\{ i \mid d_{\min} + \frac{d_{\max} - d_{\min}}{Nb} \times k \leq d[i] \leq d_{\min} + \frac{d_{\max} - d_{\min}}{Nb} \times (k+1), i \in (1, 2, \dots, Nc) \right\} \quad (1)$$

其中,  $d_{\max} = \max_{1 \leq i \leq Nc} d[i]$ ,  $d_{\min} = \min_{1 \leq i \leq Nc} d[i]$ 。

再由式(1),求得第  $k$  ( $1 \leq k \leq Nb$ ) 个桶中所包含的兴趣点集合为

$$b'[k] = \{(x, y) \mid (x, y) \in c[i], i \in b[k]\} \quad (2)$$

最后,选取各桶内以每个兴趣点为中心的  $9 \times 9$  邻域内所有像素的集合,统计它们的颜色值,获得  $Nb$  个桶的颜色直方图,其中第  $k$  个桶的颜色直方图为 32 维的一个特征向量,即

$$h_k[i] = \frac{n_i}{|b'[k]| \times 9 \times 9},$$

其中,  $n_i$  为第  $k$  ( $1 \leq k \leq Nb$ ) 个桶中第  $i$  ( $0 \leq i \leq 31$ ) 量化级上的像素数目,图像共被量化为 32 种色调,  $|b'[k]| \times 9 \times 9$  表示第  $k$  个桶中的像素总数。

### 2.2.3 兴趣点分布的离散度特征提取

由于空间离散度<sup>[4]</sup>特征也能在一定程度上表示图像的形状信息,而且具有尺度不变性、旋转不变性和平移不变性,因此,兴趣点的空间离散度<sup>[4]</sup>表示兴趣点的空间分布特征,将其定义为

$$dis = \frac{1}{\max(W, H)} \sqrt{\frac{1}{Np} \sum_{(x',y') \in P} ((x'-x)^2 + (y'-y)^2)},$$

这里,各参数的定义与前面相同。

### 2.2.4 基于兴趣点凸包的 Gabor 小波纹理特征提取

由于 Gabor 小波纹理特征<sup>[8]</sup>接近人对形状的视觉感受,所以,基于兴趣点凸包又提取了 Gabor 小波纹理特征,其提取方法与基于兴趣点凸包的颜色直方图特征提取方法基本类似。

对兴趣点  $(x, y)$  周围  $9 \times 9$  邻域的像素点作 Gabor 小波变换,得到纹理向量  $f_{(x,y)} [2 \times S \times K]$ ,进而可得到第  $k$  个桶的纹理特征向量为

$$fb_k[i] = \frac{\sum_{(x,y) \in b'[k]} f_{(x,y)} [i]}{|b'[k]|}, \quad 0 \leq i \leq 2 \times S \times K - 1,$$

它是一个  $2 \times S \times K$  维的特征向量,其中,  $b'[k]$  定义同式(2),表示第  $k$  桶中兴趣点的集合,  $|b'[k]|$  表示第  $k$  桶中兴趣点的数目,  $S$  为 Gabor 变换的总的尺度数,  $K$  为 Gabor 变换每一尺度上的方向数,  $f$  为图像  $I(x, y)$  经过小波变换后得到的  $2 \times S \times K$  维的纹理特征向量,即

$$f = (\mu_{00}, \sigma_{00}, \mu_{01}, \sigma_{10}, \dots, \mu_{S-1, K-1}, \sigma_{S-1, K-1}),$$

这里  $\mu_{mn}$  和  $\sigma_{mn}$  分别表示在  $m$  尺度  $n$  方向上的 Gabor 系数的均值和标准差。

此外,本文还提取了全局颜色直方图特征和基于小波和矩的形状特征<sup>[9]</sup>。

## 2.3 图像相似度的计算

本文使用加权的特征距离计算数据库中的每一幅图像  $I$  与查询图像  $Q$  间的相似度  $S(Q, I)$ ,然后,按照相似度由大到小的顺序返回图像检索结果。将查询图像  $Q$  和数据库中的图像  $I$  之间的相似度定义为

$$S(Q, I) = \omega_{lc} S_{\text{localcolor}}(Q, I) + \omega_{di} S_{\text{disper}}(Q, I) + \omega_{lg} S_{\text{localgabor}}(Q, I) + \omega_s S_{\text{shape}}(Q, I) + \omega_{wc} S_{\text{wholecolor}}(Q, I),$$

其中,  $S_{\text{localcolor}}(Q, I)$  为两幅图像基于兴趣点凸包的颜色直方图特征相似度,计算如下:

$$S_{\text{localcolor}}(Q, I) = \sum_{k=1}^{Nb} \frac{|b'[k]|}{Np} \min(h_k(Q), h_k(I)),$$

$S_{\text{disper}}(Q, I)$  表示两幅图像的兴趣点的空间离散度特征相似度, 计算如下:

$$S_{\text{disper}}(Q, I) = \exp[-(dis(Q) - dis(I))^2],$$

$S_{\text{localgabor}}(Q, I)$  表示两幅图像基于兴趣点凸包的 Gabor 纹理特征相似度, 计算如下:

$$simi_k(Q, I) = 1 - \sum_{i=1}^{2 \times S \times K} (fb_k^Q[i] - fb_k^I[i])^2,$$

$$S_{\text{localgabor}}(Q, I) = \sum_{k=1}^{N_b} \frac{|b'[k]|}{N_p} simi_k(Q, I),$$

$S_{\text{shape}}(Q, I)$  表示两幅图像的形状特征的相似度, 采用欧氏距离法计算,  $S_{\text{wholcolor}}(Q, I)$  表示两幅图像的全局颜色直方图特征的相似度, 采用直方图相交法计算.  $w_{lc}, w_{di}, w_{lg}, w_s$  和  $w_{wc}$  为上述 5 个特征对应的权值, 满足  $w_{lc} + w_{di} + w_{lg} + w_s + w_{wc} = 1$ . 在后面的实验中, 这些权值分别设为 0.3、0.05、0.15、0.1 和 0.4. 为了使这些特征对图像相似度的计算具有同等的贡献, 还要对这些特征进行外部高斯归一化.

### 3 基于 SVM 分类加权的相关反馈方法

相关反馈的目的是, 根据用户先前检索结果与需求相关性的反馈信息自动地调整已有的查询, 使之更好地吻合用户的需求, 以便给检索系统提供更多的信息, 它对于检索过程的正确进行具有重要的指导作用.

移动查询点相关反馈方法<sup>[10]</sup>是从经典的文本检索的相关反馈算法中发展而来的, 其主要思想是: 通过将该查询点移向好的范例点而远离不好的范例点, 来改善对理想查询点的估计. Rocchio 提出的移动查询点相关反馈公式如下:

$$q' = \alpha q + \frac{\beta}{|D_r|} \sum_{d_j \in D_r} d_j - \frac{\gamma}{|D_n|} \sum_{d_j \in D_n} d_j \quad (3)$$

其中  $q'$  为修改后的查询,  $q$  为初始查询,  $D_r$  是用户标记为相关的文档集合,  $D_n$  是用户标记为不相关的文档集合,  $|\cdot|$  取集合的大小,  $\alpha, \beta, \gamma$  为加权系数.

式(3)的缺陷是没有考虑相关文档和不相关文档的权重, 这是不精确的; 当前有些系统, 如 MARS<sup>[11]</sup>, 需要用户手动地提供相关图像的权重, 一方面加重了用户的负担, 另一方面带有太多的用户的主观色彩, 造成了结果的不准确.

考虑到支持向量机(SVM)<sup>[12]</sup>在小样本训练集上的有效性, 本文采用 SVM 方法对式(3)进行改进, 改进的基于 SVM 加权的移动查询点公式如下:

$$q' = \alpha q + \beta \sum_{d_j \in D_r} w_j d_j - \gamma \sum_{d_j \in D_n} w_j d_j,$$

其中  $w_j$  代表第  $j$  幅图像的权值.

该方法的基本思想是: 将一次检索返回的图像作为训练样本, 其中, 用户反馈的相关图像作为正例, 不相关图像作为反例, 采用 SVM 对其进行训练, 分成相关图像和不相关图像两类, 用训练得到的分类函数求得每幅图像到超平面的距离, 将其作为该图像的权值.

用支持向量机法计算权值的算法步骤如下.

1. 用兴趣点凸包法在图像库中检索与查询图像相关的图像;
  2. 将返回的前  $N$  幅检索图像标记为相关图像集  $I^+$  和无关图像集  $I^-$ ;
  3. 由  $I^+$  和  $I^-$  组成 SVM 训练图像集  $(x_i, y_i)$ ,  $x_i$  为第  $i$  幅训练图像的特征向量,  $y_i$  为第  $i$  幅图像所属类别.
- $$y_i = \begin{cases} +1, & x_i \in I^+ \\ -1, & x_i \in I^- \end{cases}$$
4. 选取适当的核函数  $K(x, x')$  和惩罚参数  $C$ , 构造并求解如下最优化问题:

$$\min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N y_i y_j \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) - \sum_{j=1}^N \alpha_j$$

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^N y_i \alpha_i = 0$$

$$0 \leq \alpha_i \leq C, \quad i = 1, 2, \dots, N,$$

得最优解  $\alpha^* = (\alpha_1^*, \alpha_2^*, \dots, \alpha_N^*)^T$ , 本实验中, 核函数采用径向基函数,  $C$  初值设为 1.

5. 选取  $\alpha^*$  的一个正分量  $0 < \alpha_j^* < C$ , 并按下式计算阈值

$$b^* = y_j - \sum_{i=1}^N y_i \alpha_i^* K(x_i, x_j).$$

6. 构造决策函数

$$f(x) = \sum_{i=1}^N \alpha_i^* y_i K(x, x_i) + b^*.$$

7. 按下式计算每幅训练图像到超平面的距离

$$d_i = \frac{|f(x_i)|}{\left\| \sum_{j=1}^N \alpha_j^* y_j x_j \right\|}, \quad 1 \leq i \leq N.$$

8. 计算第  $i$  ( $1 \leq i \leq N$ ) 幅训练图像的权值:

$$w_i = \begin{cases} d_i, & y_i = +1 \\ -d_i, & y_i = -1 \end{cases}$$

9. 按下式对权值进行归一化.

$$w_i = \begin{cases} w_i / \sum_{x_j \in I^+} w_j, & y_i = +1 \\ w_i / \sum_{x_j \in I^-} w_j, & y_i = -1 \end{cases}$$

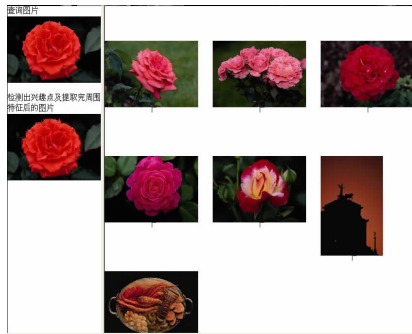
### 4 实验结果及分析

实验中使用的图像库是 SIMPLIcity<sup>[13]</sup> 系统使用的测试集, 它是从 Corel 图像数据库中抽取的

1000 幅图像,包括非洲土著居民、海滩、建筑和雕塑、公交汽车、恐龙、大象、花卉、马、山地和冰川以及菜肴共 10 个类,每类有 100 幅图像。

**实验 1.** 基于兴趣点凸包的颜色直方图法和文献[4]提出的环状颜色直方图法的比较。

为与文献[4]进行比较,这里同文献[4],仅提取基于兴趣点的颜色直方图特征和空间离散度特征,兴趣点数目取为 150,  $w_{lc}$  和  $w_{di}$  分别设为 0.5, 桶的数量设为 6。



(a) 文献[4]的检索结果



(b) 本文方法的检索结果

图 7 花类图像的检索结果比较



(a) 文献[4]的检索结果



(b) 本文方法的检索结果

图 8 车类图像的检索结果比较

表 1 兴趣点凸包法与文献[4]环状颜色直方图法的平均实验结果对比

	检索返回图像数为 20 的结果		检索返回图像数为 40 的结果		检索返回图像数为 60 的结果	
	查准率/%	查全率/%	查准率/%	查全率/%	查准率/%	查全率/%
环状颜色直方图法	56.65	11.33	48.00	19.20	42.88	25.73
兴趣点凸包法	57.90	11.58	49.55	19.82	43.63	26.18

表 2 兴趣点凸包法与文献[4]环状颜色直方图法在花类图像和马类图像上的实验结果对比

	花的实验结果		马的实验结果	
	查准率/%	查全率/%	查准率/%	查全率/%
环状颜色直方图法	70.00	14.00	75.50	15.10
兴趣点凸包法	73.50	14.70	79.00	15.80

为进一步测试本文算法的检索性能,从每一类图像中随机选取 10 幅图像为查询图像,共 100 幅,记录对于每一个查询图像的查准率与查全率,最后求平均值.与文献[4]方法的检索结果的对比如表 1 所示。

将图 2 所示图像作为查询图像,在 Corel 的 1000 幅图像数据库中进行检索,使用文献[4]方法和本文方法的检索结果分别如图 7(a)和(b)所示,返回 40 幅图像的查准率分别为 95%和 100%.使用一幅车类图像作为查询图像时,两种方法的检索结果分别如图 8(a)和(b)所示,返回 12 幅图像时,文献[4]方法和本文方法的查准率分别为 92%和 100%;

从表 1 可以看出,本文方法略好于文献[4]的环状颜色直方图法.其中,在花类和马类图像上的检索精度提高最为明显,表 2 中列出了返回 20 幅检索图像时的对比结果。

**实验 2.** 基于 SVM 分类加权的移动查询点相

关反馈与移动查询点相关反馈法和权重调整相关反馈法<sup>[14]</sup>的比较。

在实验 1 的基础上引入相关反馈前后的图像检索结果如表 3 所示。

表 3 引入相关反馈前后的图像检索结果比较

		检索返回图像数为 60 的结果		检索返回图像数为 80 的结果		检索返回图像数为 100 的结果	
		查准率/%	查全率/%	查准率/%	查全率/%	查准率/%	查全率/%
一次检索结果	环状颜色直方图法	42.88	25.73	38.88	31.10	35.48	35.48
	兴趣点凸包法	43.63	26.18	39.54	31.63	36.26	36.26
在兴趣点凸包法中引入相关反馈后的检索结果	权重调整相关反馈法	44.72	26.83	40.06	32.05	36.26	36.26
	移动查询点相关反馈法	52.90	31.74	48.72	38.98	44.33	44.33
	基于 SVM 分类加权的移动查询点相关反馈法	54.75	32.85	49.83	39.86	45.35	45.35

从表 3 可以看出,改进后的移动查询点相关反馈法要好于移动查询点相关反馈法,并且要好于基于权重调整的相关反馈法。

**实验 3.** 加入另外 3 个特征后的检索结果与实验 1 的比较。

在实验 1 的基础上又提取了基于兴趣点凸包的

Gabor 纹理特征,全局颜色直方图特征和基于小波和矩的形状特征.加入这 3 个特征前后的检索结果如表 4 所示。

利用不同类的图像作为查询图像时,在加入这 3 个特征前后得到的检索结果如表 5 所示,其中,检索返回图像数为 60 幅。

表 4 加入 3 个特征前后的检索结果对比

	检索返回图像数为 20 的结果		检索返回图像数为 40 的结果		检索返回图像数为 60 的结果		检索返回图像数为 80 的结果	
	查准率/%	查全率/%	查准率/%	查全率/%	查准率/%	查全率/%	查准率/%	查全率/%
加入多特征前	57.90	11.58	49.55	19.82	43.63	26.18	39.54	31.63
加入多特征后	69.55	13.91	61.62	24.65	56.52	33.91	52.19	41.75

表 5 利用不同类图像作为查询图像时在加入后 3 个特征前后的检索结果对比

类别	查准率/%				查全率/%			
	加入反馈前		加入反馈后		加入反馈前		加入反馈后	
	加入特征前	加入特征后	加入特征前	加入特征后	加入特征前	加入特征后	加入特征前	加入特征后
非洲土著居民	31.17	50.17	40.33	62.00	18.70	30.10	24.20	37.20
海滩	19.00	33.00	23.50	43.67	11.40	19.80	14.10	26.20
建筑和雕塑	48.50	46.17	56.33	53.50	29.10	27.70	33.80	32.10
公共汽车	63.67	65.83	81.00	81.33	38.20	39.50	48.60	48.80
恐龙	47.50	97.83	65.50	100.00	28.50	58.70	39.30	60.00
大象	23.00	34.67	29.16	45.83	13.80	20.80	17.50	27.50
花卉	60.00	66.83	72.67	83.83	36.00	40.10	43.60	50.30
马	61.17	78.50	78.17	93.17	36.70	47.10	46.90	55.90
山地和冰川	29.17	31.16	34.33	40.67	17.50	18.70	20.60	24.40
菜肴	53.17	61.00	66.50	73.17	31.90	36.60	39.90	43.90

## 5 结 论

兴趣点作为一种重要的图像视觉特征,在其周围蕴含了图像中更多的细节,利用兴趣点提取局部特征进行检索不仅能够获取图像信息的空间性,而且能更接近用户的查询意图,即在一定程度上实现语义级的检索.本文提出了一种依据兴趣点周围的颜色特征和纹理特征以及兴趣点的空间分布特征进行基于内容的图像检索的方法.该检索方法具有尺度不变性、平移不变性和旋转不变性.实验表明,与其它的基于兴趣点的图像检索方法相比,该方法具

有更好的检索性能,检索准确率更高。

典型的移动查询点相关反馈方法对相关图像和不相关图像的作用没有加以区分,本文提出的改进后的移动查询点相关反馈方法,通过支持向量机分类对检索得到的图像赋予了一定的权重,实验表明,相对于改进前的移动查询点相关反馈法和基于权重调整的相关反馈法,该方法能明显提高检索的准确率。

虽然用图像的多个特征组合可以提高图像检索的准确率,但是选取哪些特征的组合达到的检索效果最佳,还有待今后进一步地研究,另外,如果先对图像数据库中的图像进行语义分类,然后结合查询图像的语义,再在分类后的图像数据库中进行检索,

将会进一步提高图像检索的查准率和查全率。

## 参 考 文 献

- [1] Il-Kyun J, Lacroix S. A robust interest points matching algorithm//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Vancouver, British Columbia, Canada, 2001: 538-543
- [2] Hsu Chiou-Ting, Shih Ming-Chou. Content-based image retrieval by interest-point matching and geometric hashing//Proceedings of the SPIE-Photonics Asia Conference. Shanghai, China, 2002, 4925(9): 80-90
- [3] Tian Q, Sebe N, Lew M S et al. Image retrieval using wavelet-based salient points. Journal of Electronic Imaging, 2001, 10(4): 835-849
- [4] Ding Gui-Guang, Dai Qiong-Hai, Xu Wen-Li. A method for image retrieval technique based on local distribution features of interest points. Journal of Optoelectronics • Laser, 2005, 16(9): 1101-1106(in Chinese)  
(丁贵广, 戴琼海, 徐文立. 基于兴趣点局部分布特征的图像检索方法. 光电子 • 激光, 2005, 16(9): 1101-1106)
- [5] Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector//Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference. Manchester, UK, 1988: 147-151
- [6] Loupias E, Sebe N, Bres S et al. Wavelet-based salient points for image retrieval//Proceedings of the International Conference on Image Processing. Vancouver, British Columbia, Canada, 2000: 518-521
- [7] Zhang Heng-Bo, Ou Zong-Ying. A method of content based image retrieval based on color and grey level histogram. Computer Engineering, 2004, 30(10): 20-22(in Chinese)

(张恒博, 欧宗瑛. 一种基于色彩和灰度直方图的图像检索方法. 计算机工程, 2004, 30(10): 20-22)

- [8] Manjunath B S, Ma W Y. Texture features for browsing and retrieval of image data. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(8): 837-842
- [9] Yao Yu-Rong, Zhang Yu-Jin. Shape-based image retrieval using wavelet and moment. Journal of Image and Graphics (A version), 2000, 5(3): 206-210(in Chinese)  
(姚玉荣, 章毓晋. 利用小波和矩进行基于形状的图像检索. 中国图像图形学报(A版), 2000, 5(3): 206-210)
- [10] Larabi M C, Richard N, Colot O et al. Semi-automatic feedback using concurrence between mixture vectors for general databases//Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering. San Jose, United States, 2002, 4672: 76-85
- [11] Rui Y, Huang T S, Mehrotra S. Content-based image retrieval with relevance feedback in MARS//Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing. Santa Barbara, USA, 1997, (2): 815-818
- [12] Deng Nai-Yang, Tian Ying-Jie. New Method for Data Mining—SVM. Beijing: Science Press, 2004(in Chinese)  
(邓乃扬, 田英杰. 数据挖掘中的新方法—支持向量机. 北京: 科学出版社, 2004)
- [13] Wang J Z, Li J, Wiederhold G. SIMPLiCity: Semantics-sensitive integrated matching for picture libraries. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(9): 947-963
- [14] Rui Y, Huang T S, Ortega M et al. Relevance feedback: A power tool for interactive content-based image retrieval. IEEE Transactions on Circuits and Video Technology, 1998, 8(5): 644-655



**SU Xiao-Hong**, born in 1966, Ph.D., professor. Her current research interests include image processing, pattern recognition, information fusion, software engineering and computer graphics, etc.

**DING Jin**, born in 1983, master. His current research interests include image processing and image retrieval.

**MA Pei-Jun**, born in 1963, Ph.D., professor. His current research interests include information fusion, color matching, image processing and intelligent control.

## Background

In content-based image retrieval, users may be interested in some part of the image but not the global features. To solve this problem, the method for image retrieval based on interest points was proposed. A critical step of this method is how to match feature based on interest points. Till now, many solutions are based on point matching which is from computer vision. But the way point matching needs too much time to get results, and it does not consider the character of image retrieval; in the relevant feedback of content-based image retrieval, classical RF method called query point movement has the drawback obviously. Unluckily, many years passed and it was not paid attention to.

This paper attaches importance to the method for how to extract and match feature based on interest points. A new method for extracting and matching features based on convex hull of interest points is proposed which can work well when isolated points exist in the interest points set. Compared with other methods for image retrieval based on interest points, the new method needs less time and provides more accurate retrieval performance; in addition, RF method called weighted query point movement using SVM is proposed which has better retrieval accuracy than classical query point movement method.