

# 一种综合 PHOG 形状和小波金字塔能量分布特征的图像检索方法

袁 杰<sup>1</sup>, 魏宝刚<sup>1</sup>, 王李冬<sup>1,2</sup>

(1. 浙江大学计算机科学与技术学院, 浙江杭州 310027; 2. 杭州师范大学, 浙江杭州 310012)

**摘 要:** 形状是物体的一个重要属性,在图像检索中发挥着重要作用. PHOG 梯度方向直方图金字塔是最近出现的一种表达力较强的形状特征,但其对自然背景图像的检索效果不佳. 图像的小波分解能得到图像能量场在各频域的分布,从而可用于图像检索. 本文提出一种新的小波金字塔能量分布特征,在基于 SVM 分类器的检索框架下,与图像的 PHOG 形状描述特征动态结合,对图像进行检索. 在 Corel 图像集上的检索试验表明,本文提出的综合方法比基于 PHOG 形状描述特征和小波金字塔能量分布特征两种方法有更好的效果.

**关键词:** PHOG; 小波分析; 形状特征; SVM 分类器; 图像检索

**中图分类号:** TP391      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2011) 09-2114-06

## An Image Retrieval Method Synthesizing PHOG Shape Description and Wavelet Pyramid Energy Distribution

YUAN Jie<sup>1</sup>, WEI Bao-gang<sup>1</sup>, WANG Li-dong<sup>1,2</sup>

(1. College of Computer Science and Technology, Zhejiang University, Hangzhou, Zhejiang 310027, China;

2. Hangzhou Normal University, Hangzhou, Zhejiang 310012, China)

**Abstract:** Shape is a very important attribute of objects, and it plays an important role in image retrieval. Pyramid of histogram of orientation gradients (PHOG) is a powerful expressive description of object shapes. But it has a poor performance in searching images with a nature background. The distribution of image energy field among different frequency domains can be obtained by wavelet decomposition, so the wavelet character can be used in image retrieval. In this paper, a new wavelet pyramid energy distribution character is extracted from images, and is dynamically combined with PHOG character in an image retrieval framework based on SVM classifier. Experiments on a Corel image subset show that our method has a better effect than methods only using PHOG shape description character or wavelet pyramid energy distribution character.

**Key words:** PHOG; wavelet analysis; shape character; SVM classifier; image retrieval

### 1 引言

图像检索在 WEB 信息检索领域有着广阔的应用前景,它经历了基于内容的图像检索和语义图像检索两个发展阶段. 在这两种检索方式中,图像的低层特征,包括颜色、形状、纹理以及基于关键点检测的局部描述子等,作为图像的自身表现形式都发挥着重要的作用<sup>[1~4]</sup>. 颜色特征有全局颜色直方图、局部颜色直方图、颜色矩、颜色聚合向量和颜色相关图等. 近年来人们常将图像分块,通过提取图像块的颜色和 SIFT 等特征,将它们聚类得到视觉码书/词包,来量化表示图像. 形状特征表示有狭长度、圆形度等基本描述子和傅立叶描述子、形状无

关矩等. 纹理描述有灰度共生矩阵和小波变换等. 关键点局部描述子最著名的是 SIFT 特征<sup>[1]</sup>.

形状特征在人对物体的视觉感知上有着非常重要的作用,但它的表达必须以图像中物体或区域的分割为基础. 由于当前技术的制约,无法做到准确的图像分割,从而造成形状特征应用的困难. 另一方面,如何表示物体的形状特征以及不同形状间的相似度量也是一个难题. Serge Belongie 等提出用形状上下文 (Shape Context)<sup>[5]</sup>来表示物体的形状特征. 该方法首先得到物体轮廓上的  $n$  个点,对每个点以其为原点建立一个对数极坐标,将其邻域在极角和极径上进行分割,统计落在每一分割区域中的轮廓点的个数,得到该点的向量表示,使用每对

点间的距离作为匹配代价,通过解带约束代价函数的线性分配问题得出点对间的配对关系.根据这些配对关系用薄板样条函数插值法(TPS thin plate spline model)得到两个形状间的变形方程,从而得出两个形状间的相似度.由于其处理方法的限制,形状上下文一般只适用于轮廓清楚且简单的应用环境中. Anna Bosch 等提出了形状的梯度方向直方图金字塔 PHOG 表示<sup>[2]</sup>.该方法先提取图像的边缘轮廓,然后将图像轮廓进行分层,每一层将上一层的各块按宽和高等分成更小的分块,分别提取各分块轮廓点的梯度方向直方图,按权值合并成一个大的梯度方向直方图金字塔作为图像的形状特征. PHOG 特征近年来在图像分类、检索等领域得到了广泛的应用<sup>[6,7]</sup>. PHOG 的应用范围虽然比形状上下文要广,但它也需要首先得到图像的轮廓,而当轮廓不是很清晰或提取出的轮廓噪声很多时,它的效果不甚理想,例如自然背景图像的检索就是这种情况.

小波变换<sup>[8]</sup>能将空间或时间域上的图像数据变换到小波域上,成为多层次的小波系数,通过分析和处理小波系数,能得到图像某些方面的特性.当将小波变换用于图像检索时,它能在一定程度上反映图像中物体的形状特征,从而弥补不精确的边缘轮廓提取对检索效果的负面影响.

为了克服 PHOG 形状描述特征在图像检索中存在的不足,本文提出一种新的小波特征,并与 PHOG 特征动态结合构成一种综合检索方法.首先对图像的灰度图进行分层二级小波分解,抛弃低频部分,对每一级分解后的水平、垂直、对角线分量进行分块,在块上定义能量函数,提取能量的分布特征作为小波金字塔能量分布特征.然后,根据图像颜色分布熵、高低频能量比以及水平/垂直梯度分量比构造一个 SVM 分类器.当检索一幅图像时,先对其进行简要分类,根据分类结果动态分配 PHOG 和小波特征的权值,进行综合检索.

在标准图像集上的实验表明动态权值综合方法比单独使用 PHOG 和小波特征检索的效果都有较显著的提高.

## 2 PHOG 梯度方向直方图金字塔

PHOG 形状描述特征能同时描述物体的局部形状和形状的空间布局.其特征表示是通过逐级分割图像,最后综合每一级各分块的梯度方向直方图,组成一个梯度方向直方图金字塔,这也是 PHOG 名字的由来.图 1 是 3 层 PHOG 形状描述特征的实例,其中第一行是图像轮廓的逐级分割,第二行是每一级分割对应的直方图.

图 1 中,第一行左边是待处理图, $l=0$  列是第 0 级轮廓分割及梯度方向直方图,1、2 级依次类推. PHOG 的

形状描述是用直方图来表示的.得到图像的部分或全部轮廓后,计算轮廓点处的梯度模和梯度方向,再将梯度方向转换成以度为单位,范围 $[0, 180^\circ]$ 为或 $[0, 360^\circ]$ .并分成  $K$  个区间,在各区间上累加梯度模的值作为该区间的权值,得到梯度方向直方图.本文梯度方向范围取为 $[0, 180^\circ]$ ,取  $K=60$ ,即 1 个区间 3 度.为了表示图像的形状布局,将一幅图像逐级分割细化.分割一般是按纵横坐标均分两段,前一级分割的每块在下一级中就被分成 4 块(见图 1 中的第一行).计算每一级各块所含边缘点对应的梯度方向直方图,将所有这些梯度方向直方图连接起来就得到最终的 PHOG 形状描述特征.设图像共被分割成  $L$  级,第  $l$  级每个轴被平均分成  $2^l$  段,从而得到  $4^l$  个图像块,每块的梯度方向直方图有  $K$  个区间,所以 PHOG 特征共有  $K \sum_{l \in L} 4^l$  维.

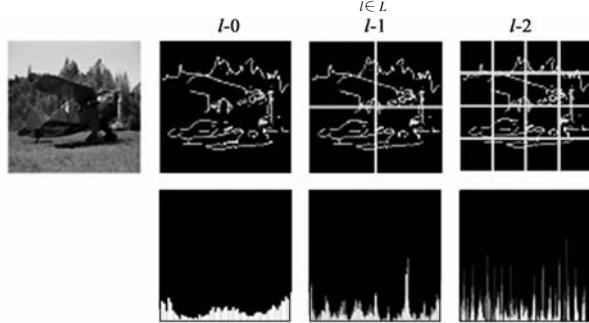


图1 3层PHOG描述

从图 1 中可以看出,随着分割层数的增加,梯度方向直方图对图像形状的刻画也越来越局部化和精细化.提取出的 PHOG 特征还要进行归一化.第  $l$  层梯度方向直方图合并时乘以  $\frac{1}{4^l}$  就能得到该层的归一化值.本文采用式(1)所示的  $\chi^2$  距离计算两个 PHOG 特征间的距离.

$$distance(P_i, P_j) = \frac{1}{2} \sum_{k,l} \frac{1}{4^l} \frac{(p_{ik} - p_{jk})^2}{p_{ik} p_{jk}} \quad (1)$$

## 3 小波金字塔能量分布特征提取

二维小波变换能将图像分解成 LL 低频部分和 HL、LH、HH 三个高频部分.每次进一步分解都将上一级的低频部分 LL 继续分解成新的 LL、HL、LH、HH 四部分.小波变换能很好的提取不同频率不同方向的信号,本文用如下方法提取图像的小波金字塔能量分布特征:

(1) 将图像大小规整到  $256 \times 256$  并转化为灰度图.

(2) 类似于 PHOG 的思想,将灰度图分成 4 块,对全图( $L=0$  层,此时图像看成一整块)和每个分块( $L=1$  层)作二级小波分解.设某块  $B_{L,n}$ (表示第  $L$  层第  $n$  块,  $n=1, 2, \dots, 4^L$ ) 在某次分解中得出的高频部分分别为  $HL_1(B_{L,n})$ 、 $LH_1(B_{L,n})$ 、 $HH_1(B_{L,n})$ (第一级的高频部分,

大小为  $\frac{256}{2^{L+1}} \times \frac{256}{2^{L+1}}$  ) 和  $HL_2(B_{L,n})$ 、 $LH_2(B_{L,n})$ 、 $HH_2(B_{L,n})$ (第二级的高频部分,大小为  $\frac{256}{2^{L+2}} \times \frac{256}{2^{L+2}}$ ).

(3)按式(2)计算第  $L$  层每一级的高频部分总能量.

$$SF_k = \sum |coef_{p_k}|, p_k \in HL_k \cup LH_k \cup HH_k, k = 1, 2 \quad (2)$$

(4)将第  $L$  层每一级的每一高频部分分割成  $\frac{256}{2^{L+3}}$  的原子块,按式(3)计算每个原子块的能量占该级高频部分总能量的比率.

$$Ratio_{b_i} = \frac{\sum |b_i|}{SE_k} \quad (3)$$

其中  $\sum |b_i|$  表示原子块中小波系数绝对值之和.该比率作为小波能量分布特征向量的一个分量/维,可知一幅图像的小波特征向量的维数是 300.每一层的特征分量在后续的相似度计算中权值是不一样的,第  $L$  层第  $k$  级的权值为  $\frac{1}{4^{L+k-1}}$ .

上述过程可用图 2 说明.图 2 (a)是一幅彩色图像的灰度图;(b)图是第 0 层二级小波分解及原子块分割示例;(c)图是第 1 层对应(a)图中左下框部分的二级小波分解及原子块分割示例;(d)和(e)分别是第 0 层和第 1 层对应的小波能量分布特征,其中白色部分是各层第 1 级小波特征,而灰色部分是第二级小波特征.从图中可以看出,提取的特征不仅能反映高频能量在各子带中的分布情况,同时也能反映各高频能量的位置分布信息,另外金字塔能提取小波的多分辨率特性,从而能较好的刻画图像的本质特征.

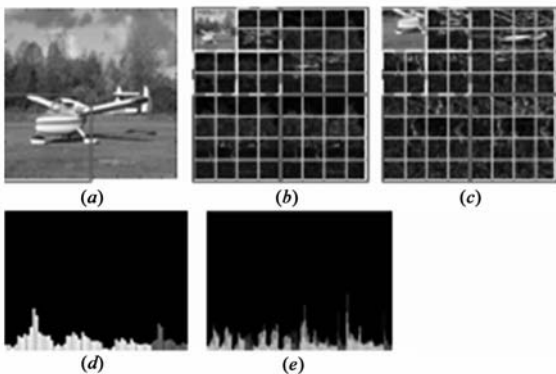


图2 2层小波金字塔特征描述

#### 4 动态权值综合检索方法

本文的综合 PHOG 特征和小波金字塔特征的检索模型可以用式(4)表示:

$$D(I_i, I_j) = \sum_k \omega_k D_k(I_i, I_j), (k = 1, 2) \quad (4)$$

$D(I_i, I_j)$  表示图像和总的距离,  $D_k(I_i, I_j)$  表示分别用

PHOG 特征和小波特征算出的图像  $I_i$  和  $I_j$  的距离,  $\omega_k$  是相应的权值,所有权值之和为 1.

PHOG 特征对噪声较小、目标物体显著的图像能得到较好的检索准确率;而对自然背景图像的检索效果较差.而用小波特征检索的效果正好相反,有互补性.此外,实验发现图像梯度方向直方图中  $0^\circ$  和  $90^\circ$  分量占的比重较大时用 PHOG 检索的效果要好于小波的效果.基于此,在检索前可先分析检索例图,如确定它属于目标物体显著的图像类,则让 PHOG 特征的权值更大,相反则让小波特征取更大的权值.

本文从三方面来形式化定义图像的目标物体显著度.通常情况下,非自然场景图像的背景颜色单一均匀.可用式(5)的颜色分布熵来刻画这一特性:

$$H_c(I) = - \sum p_i \log_2(p_i) \quad (5)$$

一般来说,图像的颜色分布熵越小,表示图像所含颜色越少,从而图像的构造也就越简单,目标物体显著的概率就越大.

另外,定义第  $j$  层小波分解的高低频能量比:

$$R_{h/l}(I) = SE_{j,1}(I) / \sum |coef(A_j(I))| \quad (6)$$

$SE_{j,1}(I)$  表示图像的第层第一级小波分解高频部分总能量,而  $\sum |coef(A_j(I))|$  表示第一级低频部分的能量,也即系数绝对值之和.本文只选取第一层的高低频能量比,因此上式中  $j = 1$ .

直观上可知,图像的高频细节越多,其图像就越复杂,干扰信息就可能越多,从而其目标物体显著的概率也就越小.

用式(7)提取水平/垂直梯度分量比:

$$R_{hw}(I) = \frac{\sum_{\theta=-\epsilon}^{\epsilon} |Grad(\theta)| + \sum_{\theta=90-\epsilon}^{90+\epsilon} |Grad(\theta)|}{\sum_{\theta} |Grad(\theta)|} \quad (7)$$

$[-\epsilon, \epsilon]$  和  $[90 - \epsilon, 90 + \epsilon]$  表示角度偏移量范围,取  $\epsilon = 5$ ;  $|Grad(\theta)|$  表示第 0 层梯度方向直方图中梯度方向为  $\theta$  的柄(区间)对应的梯度模.

动态权值综合方法进行图像检索的具体步骤如下:

(1)有选择的选取 400 幅图像作为训练图像,其中 200 幅是用 PHOG 特征检索时效果好于用小波特征检索的,另 200 幅恰好相反.

(2)通过实验收集分别用两种单特征检索时训练集中每幅图像的检索准确率  $accuracy_{i,j}$  ( $i = 1, 2, 400; j = 1, 2$ ).其中  $i$  表示图像序号,  $j$  表示特征号,  $j = 1$  表示 PHOG 特征,  $j = 2$  表示小波特征.

(3)求出每幅图像用两种单特征检索时的准确率差值

$$accuDif_i = accuracy_{i,1} - accuracy_{i,2} \quad (8)$$

对该差值使用高斯归一化方法归一到 $[0, 1]$ 区间,再用式(9)量化成 10 级:

$$qAccuDif_i = \left\lfloor \frac{regAccuDif_i - 0.01}{0.1} \right\rfloor \quad (9)$$

其中 $\lfloor \cdot \rfloor$ 为向下取整符号.

(4)将颜色分布熵、高低频能量比和水平/垂直梯度分量比组成特征向量,以  $qAccuDif_i$  为类别,将  $\{(H_c(i), R_{h/l}(i), R_{h/v}(i)), qAccuDif_i)\dots\}, i = 1, 2, \dots, 400$  送入 SVM 分类器中进行学习.

(5)将学习好的模型用于图像检索,对查询例图预测一个,用式(10)结合两种特征进行图像检索:

$$D(I_k, I_p) = w \cdot D_{PHOG}(I_k, I_p) + (1 - w) \cdot D_{wave}(I_k, I_p) \quad (10)$$

其中

$$\omega = 0.1 * qAccuDif_k + 0.05 \quad (11)$$

在上述方法中,训练图像集的选取对分类和检索效果有一定的影响,训练集包含的图像越多,选取的图像越典型(即两类图像的区分度越大),分类和检索效果就越好.对于大规模图像检索,可适度增加训练图像数目,但不宜过度增加,否则会造成对训练样本的过拟合,效果反而下降.

## 5 试验分析

我们取 Corel 的一个子集作为测试集.该集合包含飞机、建筑、飞艇、新式汽车、老式汽车、酒杯、木偶、老鹰、家具、枪支、工具、瓷器、火车等共 13 类图像,每类各 100 幅图像,共 1300 幅.图像大小为  $256 * 384$  或  $384 * 256$  像素.

### 5.1 检索效果测度

检索算法常用的测度指标是查准率和查全率.在实际查询过程中,用户往往只对检索出的前面很少一部分图像感兴趣.基于此,本文采用查准率和文献[9]中提出的 AvgP 值对检索效果进行评判.当检索出的  $n$  幅图像全部相关时, AvgP 取得最大值 1;  $n$  幅都不相关时, AvgP 取得最小值 0; 其它情况介于 0 与 1 之间,越接近 1 说明效果越好. AvgP 相比查准率和查全率来说,不仅考虑到检索出正确图像的比率,而且还将它们所在的位置加以量化,位置越靠前量化值越高,从而更全面的对试验效果进行评判.在后面的试验中,我们取每次检索结果的前 30 幅图像进行评测.

### 5.2 试验设计

为了更全面、准确的比较不同方法的检索效果,本文设计两类试验.一类是单特征图像检索;另一类是融合 PHOG 特征和小波特征的检索,融合分等比例结合及基于 SVM 分类器的动态权值结合两种.每类试验都从

各类测试图像集中随机选择 50 幅图像作为查询例图,分别求出各方法试验准确率和 AvgP 的平均值.本文的所有测试都是在 WIN7 平台下的 MATLAB2007 下完成,系统的硬件配置是 2.67GHz 双核 CPU, 4GB 内存.

#### 5.2.1 单特征图像检索

单特征检索选用 SIFT 特征、PHOG 形状描述特征和小波金字塔能量分布特征.

使用 SIFT 特征检索时,对两幅图像间的 SIFT 特征点进行配对.取关键点的匹配对数作为它们相似度的依据,将配对点对数按降序排列,即得测试集中图像对例图的 RANK 序列.

对于 PHOG 形状描述特征中的参数,本文选取的角度范围为  $[0, 180^\circ]$ , 角度区间个数为 60, 而级数选为 3 级 ( $L = 0, 1, 2$ ), 从而每幅图像的 PHOG 特征有 1260 维.两个 PHOG 形状描述特征间的距离函数取  $\chi^2$  距离.用小波金字塔能量分布特征检索时,两向量间也使用  $\chi^2$  距离.

图 3(a)和(b)分别是基于三种单特征图像检索方法的查准率和 AvgP 值测试结果:

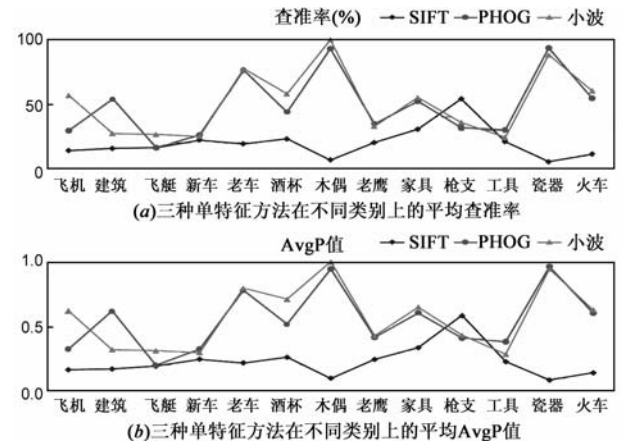


图3 三种单特征检索方法效果对比

从图 3(a)中的查准率来看, SIFT 特征对图像检索很不稳定, 它更多的是处理同一物体在不同视角、不同大小下的配准问题, 对不同物体间的视觉相似性匹配效果并不好; 而我们提出的小波金字塔能量分布特征在 13 类中的 8 类上检索效果优于 PHOG 形状描述特征, 所有图像的平均查准率提高约 2.4 个百分点. PHOG 特征对工具、瓷器、建筑等目标物体显著或水平/垂直梯度分量较大的图像检索效果明显优于其它两种方法, 而对目标物体相对不太显著的一般图像, 单小波特征检索结果较好. 在检索飞艇、新车和工具图像时三种特征的效果都很差, 这是由于这三种物体在不同图像中形状变化较大, 另外图像的背景干扰了主物体的识别. AvgP 值的变化情况也与查准率的变化基本保持一致, 但在检索老鹰类图像时, 虽然 PHOG 方法比小波方

法的查准率高 2 个百分点,但由于小波方法检索出的正确图像位置更靠前,故小波方法的 AvgP 值比 PHOG 方法的还要高 0.011.

### 5.2.2 多特征图像检索

以下比较 PHOG 方法、PHOG + 小波方法及基于 SVM 的 PHOG 与小波动态权值结合方法的检索效果.在 PHOG + 小波方法中,PHOG 特征和小波特征按 0.5:0.5 的等权值结合进行检索;而在动态权值综合检索方法中,动态权值的确定使用第 4 节中介绍的方法.

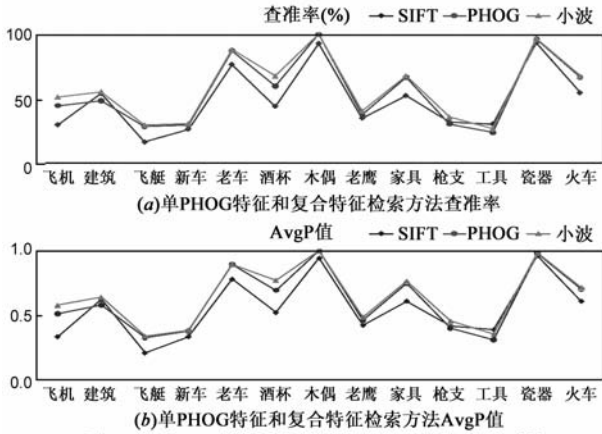


图4 单PHOG特征和两种复合特征方法效果对比

从查准率来看,PHOG + 小波等权值结合方法在 13 类中的 11 类上效果优于单 PHOG 特征检索方法,所有图像的平均查准率比单 PHOG 方法提高 6.3 个百分点;而动态权值法在所有 13 类上比 PHOG + 小波方法效果好,在 12 类上比单 PHOG 方法效果好,平均查准率比 PHOG + 小波方法高约 3 个百分点,比单 PHOG 方法高约 9.3 个百分点.在 AvgP 上也有类似的结果.从以上两种测度指标可以看出,动态权值方法优于常用的等权值结合方法,相比于单特征方法效果更是有较大幅度的提升.

图 5 通过实例列出了单特征和组合特征的检索结果,其中的例图为有自然背景飞机,每组结果中的第一个小图是检索例图.

### 5.2.3 算法效率对比

对 PHOG 方法、小波金字塔方法、PHOG + 小波动态权值结合方法从算法的时空代价两个方面进行性能比较.每种方法的图像检索都分为两步:第一步提取测试集中所有图像的特征并存储在数据文件中(以下简称特征提取阶段);第二步算出检索例图的图像特征与数据文件中各图像特征的相似度并显示前 30 幅最相似图像(以下简称实时检索阶段).

小波金字塔方法提取并存储 1300 幅图像的特征用时 106.34 秒,实时检索一幅例图用时 0.1041 秒钟,数据文件 2852KB;而 PHOG 方法特征提取耗时 1236.7 秒,实

时检索 0.2519 秒,数据文件 9794KB.可以看出我们提出的小波金字塔方法无论是时间还是空间效率都要大大优于 PHOG 方法.以上表现的主要原因是 PHOG 方法计算单个点处梯度方法较繁,且维数较多,所以需要较多的时间和空间.而动态权值方法需要结合小波和 PHOG 两种特征,另外还需要用 SVM 预分类并将两种相似度进行归一化然后综合,所以空间开销等于前两种方法空间开销之和,实时检索时间略大于它们的时间开销之和.今后需进一步采取诸如对特征向量降维和对数据文件索引等措施提高动态权值结合方法的实时检索速度.



图5 检索效果示例图

## 6 总结

物体的形状特征无论是对人类视觉还是对计算机视觉都有着非常重要的作用.本文结合 PHOG 形状描述特征和小波金字塔能量分布特征,先根据图像的特点使用 SVM 分类器对图像进行简要分类,再据分类结果

动态调整这两种特征的权值进行综合检索,既有效的利用图像多方面的特征来增强图像检索的效果,又避免了一般的综合方法对不同特征的图像都用相同参数进行检索而造成检索精度下降的缺点.实验证明,该方法相比单 PHOG 形状描述特征和单小波金字塔能量分布特征检索效果总体上要好.本方法可广泛应用于包括互联网等各种情况下的图像检索中.下一步将在以下三个方面进行改进:(1)构造和提取更好的低层特征来反映图像的视觉本质.(2)使用降维方法降低特征向量的维数以适应大规模数据集上的应用.(3)进一步提高动态权值结合方法的实时检索速度.

### 参考文献

- [1] Krystian Mikolajczyk, Cordelia Schmid. Scale & affine invariant interest point detectors[J]. International Journal of Computer Vision 2004, 60(1):63 – 86.
- [2] Anna Bosch, Andrew Zisserman, Xavier Munoz. Representing shape with a spatial pyramid kernel[A]. CIVR[C]. Amsterdam, Netherlands: ACM, 2007. 401 – 408.
- [3] 郭俊, 鲁明羽, 刘闯. 基于混合学习框架的 SVM 反馈算法研究[J]. 电子学报, 2010, 38(9):2101 – 2106.  
Wu Jun, Lu ming-yu, Liu Chuang. SVM-feedback scheme within hybrid learning framework for image retrieval[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(9):2101 – 2106. (in Chinese)
- [4] 朱文浩, 马方耀, 魏宝刚. 一种基于圆形区块随机增长的多样图约束纹理合成算法[J]. 电子学报, 2008, 36(12): 2373 – 2377.  
Zhu Wen-hao, Ma Fang-yao, Wei Bao-gang. A constrained multi-sample texture synthesis algorithm based on random expanding of circular patches[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(12):2373 – 2377. (in Chinese)
- [5] Serge Belongie, Jitendra Malik, Jan Puzicha. Shape matching and object recognition using shape contexts[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(24):509 – 522.
- [6] Aniruddha Kembhavi, Behjat Siddiquie, Roland Mieziako, Scott McCloskey, Larry S Davis. Incremental multiple kernel learning for object recognition[A]. ICCV[C]. Kyoto, Japan:

IEEE, 2009. 638 – 645.

- [7] Joao Carreira, Cristian Sminchisescu. Constrained parametric min-cuts for automatic object segmentation[A]. CVPR[C]. San Francisco, USA: IEEE, 2010. 3241 – 3248.
- [8] Stephane G Mallat. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation[J]. PAMI, 1989, 11(7): 674 – 693.
- [9] 徐慧英, 袁杰, 等. 一种基于颜色和纹理的图像检索方法[J]. 计算机科学, 2009, 36(5):282 – 286.  
Xu Hui-ying, Yuan Jie, et al. An image retrieval method based on color and texture[J]. Computer Science, 2009, 36(5):282 – 286. (in Chinese)

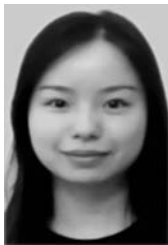
### 作者简介



**袁 杰** 男, 博士研究生, 1981 年生于湖北麻城. 主要研究方向为图像处理、模式识别、机器学习、信息检索等.  
Email: java\_mc@163.com



**魏宝刚** 男, 博士生导师, 教授, 1960 年生于辽宁沈阳. 主要研究领域为人工智能、图像处理、模式识别等.  
E-mail: wbg@zju.edu.cn



**王李冬** 女, 博士研究生, 1982 年生于浙江苍南. 主要研究方向为图像处理、模式识别、信息检索等.  
E-mail: violet\_wld@163.com