

基于分块颜色体积核特征和 MLBP 的图像检索

刘芳辉, 郭 慧

(华东理工大学 机械与动力工程学院, 上海 200237)

摘 要: 提出了一种基于分块颜色体积核特征和改进的局部二元模式(MLBP)的图像检索算法. 首先对图像进行重叠九分块并提取子块的颜色体积直方图, 并使用高斯核函数将低维颜色特征映射到高维核空间对图像先进行过滤, 再使用 MLBP 算子对返回的图像提取纹理特征, 最后对特征进行相似性度量. 实验结果表明, 相对于以颜色体积直方图、分块颜色直方图、传统 LBP 算子为特征的图像检索方法, 该算法有效地提高了检索结果的精度、改善了相关图像的排序值, 并具有很好的抗噪性.

关键词: 图像检索; 分块颜色体积直方图; 改进的局部二元模式; 核函数

中图分类号: TP391. 3

文献标识码: A

文章编号: 1000—7180(2017)06—0001—07

Image Retrieval Based on Block Color Volume Kernel Feature and MLBP

LIU Fang-hui, GUO Hui

(School of Mechanical and Power Engineering, East China University of
Science and Technology, Shanghai 200237, China)

Abstract: In this paper, a method of image retrieval based on block color volume kernel feature and modified Local Binary Pattern (MLBP) is proposed. First the image is divided into blocks and nine overlapping sub block histogram to extract color volume, and low dimensional color feature mapped into high dimensional kernel space of image before filtering using the Gauss kernel function, and then extract texture features of the returned image using MLBP operator, finally the feature similarity measure. The experimental results show that, compared with the image with color volume histogram, block color histogram and LBP operator for feature retrieval method, The algorithm can improve the accuracy of retrieval results, improve the sorting value of related images, and has a good anti noise performance.

Key words: image retrieval; block color volume histogram; modified local binary pattern; kernel function

1 引言

随着网络技术的迅速发展, 基于内容的图像检索技术^[1]也得到了广泛的应用和研究. 目前基于单层图像检索系统的检索结果精度不高, 多层检索系统的开发是当前研究的主要方向之一, 它对于改善检索精度具有非常重要的意义.

当前图像检索主要的索引特征是颜色、纹理、形状和空间关系^[2-4]. 其中颜色和纹理特征是两个主要

的索引特征, 针对这两个索引特征, 许多学者进行了研究, 文献[5-6]提出以颜色体积直方图为特征的图像检索方法. 虽然颜色体积直方图可以描述颜色整体信息和空间信息, 但是由于图像的主要部分在中间区域, 它没有区分图像中的主体和背景部分. 因此, 采用重叠九分块的方法来强调主体部分, 弱化背景部分^[7-8].

受文献[9]的启发, 本文在它的基础上提出一种由 LBP 改进得到的 MLBP 算子, 一种二层图像检

索的方法,即先过滤,再检索的方法.

2 分块颜色体积核特征

本文采用高斯核函数将低维颜色体积直方图特征映射到核特征空间,以解决低维颜色特征在采用传统欧式距离计算相似度时线性不可分的问题,并确定合适的阈值,对图像进行初步过滤,并返回准确的结果^[10].

2.1 颜色空间的选取与量化

根据人眼视觉特征先将图像从 RGB 颜色模型经过非线性变换^[11]成 HSV 模型,同时为了简化计算,将 HSV 颜色空间非等间距量化为 63 种颜色,即将色调 H 分为 7 份,饱和度 S 分为 3 份,亮度 V 分为 3 份.将量化后的 3 个颜色分量合成一个 63 维的特征矢量: $L = 9H + 3S + V$,且 L 的取值范围是 $[0, 1, 2, \dots, 62]$.

2.2 颜色体积直方图

设 $V(x, y)$ 是大小为 $M \times N$ 的彩色图像颜色量化后的索引图像,其中 x 和 y 的取值范围: $x \in [0, 1, 2, \dots, M-1]$, $y \in [0, 1, 2, \dots, N-1]$. 且设颜色索引图像 $V(x, y)$ 的值为 w , $w \in [0, 1, 2, \dots, W-1]$, $Z = (x, y)$ 为图像中像素点的位置, W 为图像量化的总数量. 假设刚开始时在图像的左上角处取一个 3×3 的窗口,且 $Z_0 = (x_0, y_0)$ 为像素点的中心位置,周围八邻域的位置为 $Z_j = (x_j, y_j)$, $j \in [1, 2, 3, \dots, 8]$. 另 (H_0, S_0, V_0) 为中心点像素的颜色值, (H_j, S_j, V_j) , $j \in [1, 2, 3, \dots, 8]$ 表示周围八邻域像素的颜色值. 先设定像素的移动步长为 1, 然后不断的从左到右,从上到下移动初始时取的 3×3 的窗口,则颜色体积直方图的计算公式如下:

$$H(V(x_0, y_0)) = \sum_{x=1}^{M-1} \sum_{y=1}^{N-1} \left\{ \sum_{j=0}^8 \left(1 - \frac{CV_j}{9MN} \right) \right\} \quad (1)$$

$$CV_j = |\pi \cdot S_j^2 \cdot V_j \cdot H_j / 360| \quad (2)$$

式中, CV_j 为像素点 $Z_j = (x_j, y_j)$ 在 HSV 圆柱体模型中所占的体积.

2.3 分块方法

传统的分块策略是 3×3 分块模式,虽然该种分块方法较简单,易实现.但它并没有考虑子块之间的内在联系,不仅图像的目标部分没有得到有效的体现,甚至可能将目标分裂,导致颜色特征提取不完整.因此本文对其进行改进,先采用均匀 4×4 分块模式,共得到 16 个大小相同的子块,如图 1 所示;然后再进行重叠划分成九块,即 $A = (1, 2, 5)$; $B = (3, 4, 8)$; $C = (9, 13, 14)$; $D = (12, 15, 16)$; $E = (2,$

$3, 6, 7)$; $F = (7, 8, 11, 12)$; $G = (5, 6, 9, 10)$; $H = (10, 11, 14, 15)$; $J = (6, 7, 10, 11)$. 与传统 3×3 模式相比,本文每个子块所包含的信息量要更多,同时不仅区分了目标和背景部分,又避免了目标部分产生分裂的现象;此外既可以减少颜色特征的储存量,简化了图像相似度的计算.

1	2	3	4
5	6	7	8
9	10	11	12
13	14	15	16

图 1 4×4 分块方法

2.4 分块颜色体积直方图相似性计算

设 P 为查询图像, Q 为图像库中待检索的图像,且 C_i^P 和 C_i^Q 分别表示查询图像和图像库中图像第 i 个子块的颜色体积直方图特征. 采用欧式距离计算颜色特征的相似性,公式如下:

$$D_1(P, Q) = \sqrt{\sum_{i=1}^9 \sum_{j=0}^{62} |C_i^P(j) - C_i^Q(j)|^2} \quad (3)$$

2.5 分块颜色体积核函数

由于低维特征在采用传统的欧式距离计算相似度时,不可避免会出现相似性距离过于集中或发散的现象,产生相似特征线性不可分的问题,进而导致过滤后返回结果不可靠. 同理,如果直接使用公式(3)计算低维颜色体积直方图特征时,过滤时阈值的大小将很难确定,返回的结果将不可靠. 因此,解决线性不可分问题是提高返回结果精度的关键. 经理论和实验证明,核函数可以解决线性不可分的问题^[12-13],因为它可以将低维颜色特征映射到高维核空间中,如果特征相似,则这些特征将会集中在一起,使相似特征线性不可分的问题变成线性可分,如此将很容易确定一个适当的阈值将图像数据库中的图像过滤. 经过这样阈值过滤返回后的图像相似度就更大.

多项式核函数、高斯核函数和 sigmoid 核函数是目前主要研究的三种核函数,由于主要考虑相距很近的数据点的影响,因此本文通过高斯核函数将低维颜色体积直方图特征映射到高维核空间中. 具体的核函数公式如式(4)所示,其中 x 和 z 分别为两个低维颜色体积直方图特征. 式(5)为分块颜色体积核函数,它可以将低维颜色特征映射到高维核空间,并进行相似特征的精确划分. 其中 φ^2 为两个图像的分块颜色体积直方图之间的相似性,若 φ^2 越

高,则两个样本在核空间中就越集中. 具体的 φ^2 统计矩公式如(6)所示.

$$K(x,z)=\exp(-\|x-z\|^2)$$

(4)

$$K_g(x,z)=\exp(-\varphi^2(x,z))$$

(5)

$$\varphi^2(x,z)=\frac{1}{2}\sum_{i=1}^N\frac{(x_i-z_i)}{x_i+z_i}$$

(6)

3 MLBP 算子特征

采用 MLBP 算子提取由分块颜色体积核特征过滤后返回的图像的纹理特征,再进行相似性度量.

3.1 传统的 LBP 算子

传统的 LBP 算子^[8]的描述步骤如下:定义一个 3×3 的窗口,并取该窗口中心像素点的灰度值为阈值,与周围相距 r 个半径的 p 个邻域像素的灰度值进行比较. 若其灰度值大于或等于阈值时取 1,反之取 0. 通过将阈值化后的值乘以不同的权系数来计算新的像素特征值. 将第二步得到的邻域像素特征值求和作为中心像素点的 LBP 值. 具体的 LBP 计算公式如下:

$$LBP_{p,r}=\sum_{i=0}^{p-1}s(g_p-g_c)*2^p$$

(7)

式中, $s(x)=\begin{cases}1, & x\geq 0 \\ 0, & x< 0\end{cases}$, g_c 为中心像素的灰度值,

式中, g_c 和 g_i 分别为中心像素点和周围邻域像素点的灰度值, p 为邻域像素点的数目, r 为邻域半径值. 若中心像素的坐标是 $(0,0)$ 时,则 g_i 对应的坐标为: $(-R\sin(2\pi p/P),R\cos(2\pi p/P))$.

虽然 LBP 算子运用广泛,但是在提取纹理特征时仍然存在两个主要的问题:(1)LBP 值易受中心像素值得影响,如图 2 所示;(2)不同的结构模式有相同的 LBP 值,纹理特征提取能力差,如图 3 所示.

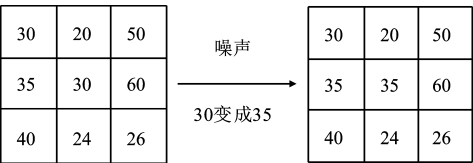


图 2 传统 LBP 中心像素点值受噪声影响

如图 2 所示,受微小的噪声影响后中心像素值将发生改变,进而导致 LBP 值发生改变,由图 3 可知不同模式可以对应相同的 LBP 值.

3.2 MLBP 算子

为了解决传统 LBP 算子存在的两个主要问题,

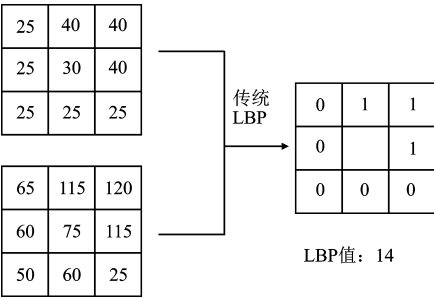


图 3 传统 LBP 中不同模式具有相同 LBP 值

文献[9]提出利用局部灰度均值 μ 代替中心像素点值作为阈值,其中 μ 公式如(8)所示:

$$\mu=\frac{\sum_{i=1}^p g_c+g_i}{p+1}$$

(8)

但那种改进的 LBP 算子在抗噪性、识别不同结构模式时针对性不强,如图 4、5 所示.

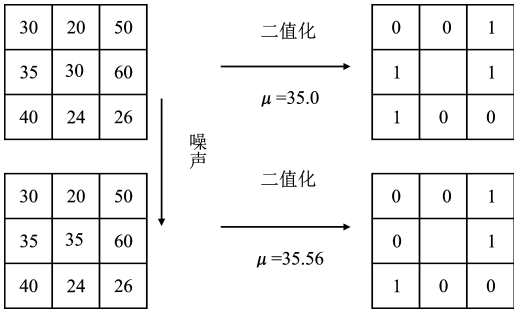


图 4 文献[9]方法中 LBP 算子的抗噪性

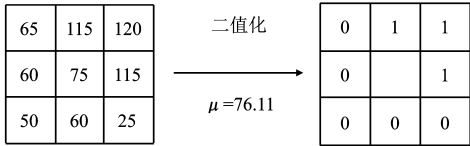
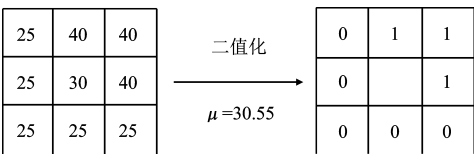


图 5 文献[9]方法中对不同模式 LBP 的计算

由图 4、5 明显可知,该种改进的 LBP 算子的抗噪性还是有缺陷,不同的结构模式仍然对应相同的 LBP 值,可知文献[9]中的方法仍有不足,因此本文提出一种新的 MLBP 算子,具体方法如下:设 μ, σ 分别表示为中心像素点 g_c 和邻域像素点 g_i 的均值和标准差,具体的公式如下:

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^p g_c + g_i}{p+1} \quad (9)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^p (g_i - \mu)^2 + (g_c - \mu)^2}{(p+1)}} \quad (10)$$

利用 $(\mu + \sigma, \mu - \sigma)$ 代替局部灰度均值 μ 作为阈值的上下界进行计算, 具体计算公式如式如下:

$$\text{MLBP}_{p,r} = \sum_{i=0}^{p-1} s(g_p - g_c) * 2^p \quad (11)$$

$$s(x) = \begin{cases} 1, & (\mu + \sigma) > x > (\mu - \sigma) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

MLBP 算子考虑到了周围像素的均值和方差, 所以它的抗噪性更强, 具体如图 6 所示. 对于图 5 中不同结构出现相同 LBP 编码的问题, MLBP 算子可以有效的解决, 具体如图 7 所示.

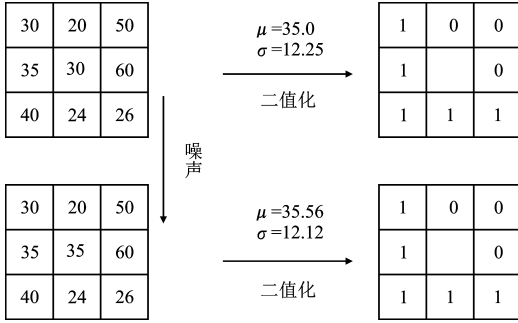


图 6 MLBP 算子的抗噪性

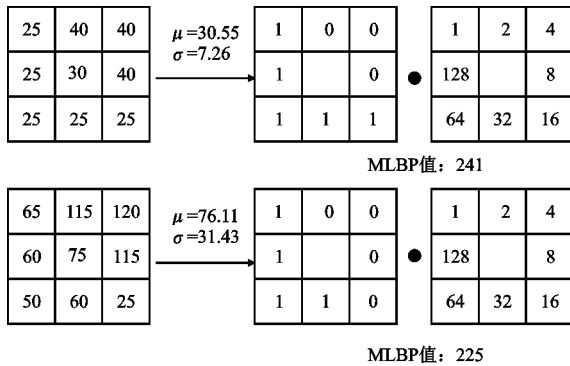


图 7 MLBP 算子计算实例

由图 2、图 4 和图 6 对比可知, MLBP 算子的抗噪性更强. 由图 3、图 5 和图 7 对比可知, 本文的 MLBP 算子更大程度上降低了不同结构有相同 MLBP 值得概率.

由于在本文提出的 MLBP 定义的窗口大小是 3×3 , 且 $p = 8, r = 1$, 所以将会得到 256 种不同的 MLBP 模式. 统计 256 种模式对应的概率到直方图中, 公式如下:

$$H(i) = \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M f(\text{LBP}(x, y), i) \quad (13)$$

$$f(\text{LBP}(x, y), i) = \begin{cases} 1, & \text{LBP}(x, y) = i \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

式中, M 和 N 为 LBP 矩阵的分辨率, i 为 LBP 值.

3.3 分块 MLBP 纹理特征

为了突出主体部分的纹理结构, 本文将 $M \times N$ 大小的图像进行非均匀的分成 5 块, 具体的分块方法如下:

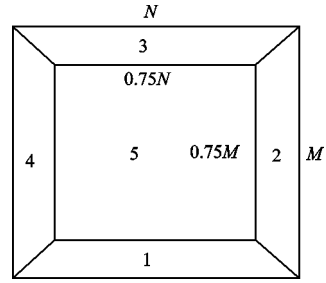


图 8 图像 5 分块

首先利用 MLBP 算子计算图像每个子块的 MLBP 矩阵, 记为 $\text{MLBP}_i (i = 1, 2, 3, 4, 5)$, 然后统计 MLBP 值出现的概率, 得到每块的 MLBP 算子直方图, 则图像的 MLBP 纹理特征表示如下: $T_{\text{tex}} = (h_1, h_2, h_3, h_4, h_5)$.

3.4 MLBP 纹理特征相似性度量

查询图像 P 和图像库中图像 Q 的 MLBP 纹理特征 T_{tex}^P 和 T_{tex}^Q 分别如式(15) 和式(16) 所示:

$$T_{\text{tex}}^P = (h_1^P, h_2^P, h_3^P, h_4^P, h_5^P) \quad (15)$$

$$T_{\text{tex}}^Q = (h_1^Q, h_2^Q, h_3^Q, h_4^Q, h_5^Q) \quad (16)$$

采用绝对值距离计算直方图之间的距离如式下所示:

$$D(P, Q) = \sum_{i=1}^5 k_i \sum_{j=1}^{256} |h_{i,j}^P - h_{i,j}^Q| \quad (17)$$

式中, k_i 表示对应子块的权值, 其中每块权值的大小取决于每个子块所占的面积, 具体的取值如表 1 所示:

表 1 各个子块的权值

i	1	2	3	4	5
k_i	$\frac{7}{64}$	$\frac{7}{64}$	$\frac{7}{64}$	$\frac{7}{64}$	$\frac{9}{16}$

4 算法描述

首先采用分块颜色体积核特征对图像库进行过滤, 然后用 MLBP 算子对返回的图像进行二次检索, 具体的算法步骤如下:

步骤 1. 将图像数据库中的图像进行重叠九分块,并提取子块颜色体积直方图特征,然后使用高斯核函数将颜色体积直方图映射高维核空间.

步骤 2. 设置阈值 W .

步骤 3. 对查询图像提取九分块颜色体积直方图特征,使用高斯核函数将低维颜色体积直方图映射高维核空间. 利用公式(3)统计查询图像与数据库中每幅图像的颜色体积直方图的相似性,将一系列距离小于阈值 W 的图片返回,其它的不予考虑.

步骤 4. 对查询图像和步骤 3 返回的图像非均匀地分成 5 块,具体分块模式如图 8 所示.

步骤 5. 采用 *MLBP* 算子提取 5 个子块的 *MLBP* 算子直方图,利用公式(17)计算两幅图像之间的相似度值,并根据相似度值由大到小的排序输出,如果输出图像的数目大于 20 幅,则仅向用户输出前 20 幅. 此时检索过程结束.

5 实验结果与分析

实验采用的系统是 Windows XP 操作系统,开发工具为 Visual C++ 6. 0. 图像数据库由 Corel-5 000 图像库中的 6 类图像构成,其中包含人物、海滩、建筑、大象、马和食物,每类图像各 100 幅,总共 600 幅图像. 在实验时从每类图像中随机抽取 10 幅图像作为查询图像进行检索,总共进行 60 次查询,其中每次查询都选取前 20 幅最相似的图像作为实验的结果. 利用查准率、查全率、平均排序比值作为实验性能评价标准,对于每类图像而言,将其 10 次查询结果的查准率平均值和查全率平均值,作为该类图像检索结果的平均查准率和平均查全率;对于平均排序比值 S 的定义如下:设在查询后返回 R 幅图像中含有 M 幅相关图像, N 幅实际相关图像, ρ_r 为相关图像的排序号,则平均排序的计算公式如式(18),若 S 的值越接近 1,则排序效果越好.

$$\begin{cases} S_1 = \frac{1}{M} \sum_{r=1}^M \rho_r \\ S_2 = \frac{N}{2} \\ S = \frac{S_1}{S_2} \end{cases} \quad (18)$$

为了验证本文方法的有效性,分别选用以下五组方法进行实验对比:(1)以颜色体积直方图(CVH)为特征进行图像检索;(2)以九分块颜色体积直方图(9-BCVH)为特征进行图像检索;(3)以传统 LBP 算子进行图像检索;(4)以文献[9]方法进行

图像检索;(5)用本文方法进行图像检索.

图 9 是 5 组实验中检索时的关键图,且 5 组实验检索后的结果分别如图 10 至图 14 所示.

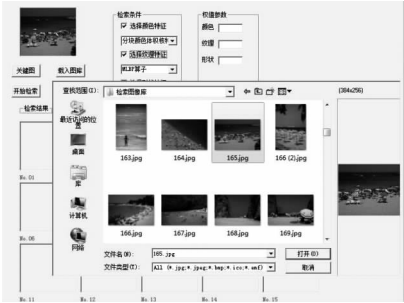


图 9 关键图



图 10 以颜色体积直方图为特征检索的结果



图 11 以九分块颜色体积直方图为特征检索的结果

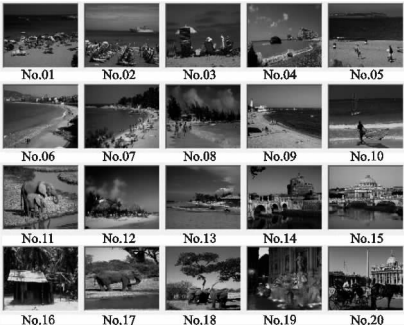


图 12 以传统 LBP 为特征检索的结果

由于阈值的取值大小对检索结果有影响,将第

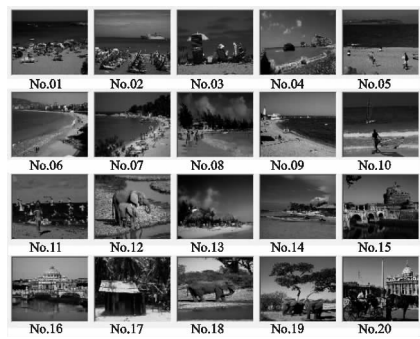


图 13 以文献[9]方法检索的结果

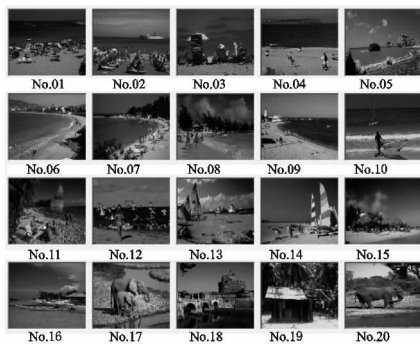


图 14 本文方法检索的结果

一次过滤时阈值 W 的取值大小对海滩、建筑检索结果的影响统计在表 2 中. 由表 2 可知, 当阈值 W 取 0.082 时, 综合检索的效果最好, 且 S 值也更接近 1, 同样在对人物、大象、马和食物图像的检索中得出 W 的取值也在 0.082 左右效果最好. 由于当阈值取得过大时, 颜色特征几乎不起过滤作用; 当阈值取得过小时平均查准率和查全率都会降低, 因此, 除表 2 中 W 的范围外, 其他取值将不予考虑, 故本文其他实验数据都是在 W 取 0.082 的基础上得到的.

表 2 本文阈值 W 对海滩图像检索结果的影响

阈值 W	海滩		建筑	
	平均查准率/%	比值/ S	平均查全率/%	比值/ S
0.070	58.2	1.67	56.4	1.71
0.075	70.5	1.38	67.5	1.50
0.080	77.4	1.25	72.2	1.36
0.081	79.5	1.18	76.0	1.28
0.082	80.2	1.12	78.6	1.22
0.083	79.1	1.15	79.5	1.20
0.084	78.4	1.19	76.5	1.25
0.085	77.6	1.21	70.2	1.41
0.090	65.7	1.55	65.5	1.57
0.095	61.3	1.62	63.6	1.64

表 3 为 5 种检索方法对海滩图像经过 10 次检

索后的结果统计, 表 4 为 5 种方法对图像库检索后的结果统计.

表 3 5 种检索方法对海滩的检索结果统计

检索方法	平均查准率/%	平均排序比值/ S
CVH	45.6	1.84
9-BCVH	53.8	1.67
传统 LBP	60.2	1.58
文献[9]	64.1	1.51
本文方法	80.2	1.12

表 4 5 种检索方法对每类图像的平均查准率/%

检索方法	人物	海滩	建筑	大象	马	食物
CVH	41.3	45.6	46.2	44.1	52.7	42.0
9-BCVH	48.5	53.8	57.0	49.7	59.4	48.6
传统 LBP	50.2	60.2	62.5	41.2	66.5	42.8
文献[9]	52.8	65.7	64.7	56.0	81.5	52.4
本文方法	72.7	80.2	78.6	68.8	87.3	66.5

由表 3 可知, 用 5 种检索方法对海滩图像检索, 结果表明采用本文方法检索时的平均查准率最高, 且平均排序比值 S 也最接近 1.

由表 4 的数据统计结果显示, 由于以重叠九分块颜色体积直方图为特征的检索不仅描述了颜色整体特征和空间特征, 而且还突出了主体部分, 弱化了背景部分, 所以该方法比以颜色体积直方图为特征检索的平均查准率更高, 同时 MLBP 算子明显优于传统 LBP 算子和文献[9]中提出的 LBP 算子, 具有更强的纹理特征描述性能, 所以该方法比以传统 LBP 算子、文献[9]中提出的 LBP 算子为特征检索的平均查准率更高. 更重要的是, 在本文方法中, 先采用了分块颜色体积核特征对图像进行过滤, 再采用 MLBP 算子描述纹理特征, 所以各类图像的平均查准率都有很大的提高, 可见, 本文检索方法的检索效果要比以颜色体积直方图、九分块颜色体积直方图、传统 LBP 算子、文献[9]中的 LBP 算子为特征进行检索时的效果更好. 由图 15 描述的平均查准率和平均查全率的关系可知, 本文检索方法的检索性能明显高于其它四种方法. 综上所述, 本文算法该有效地提高了检索精度、改善了相关图像的排序值, 并具有很好的抗噪性.

6 结束语

本文提出了一种基于分块颜色体积核特征和 MLBP 算子的图像检索算法, 分块颜色体积直方图核特征可以有效解决在相似度计算时线性不可分的

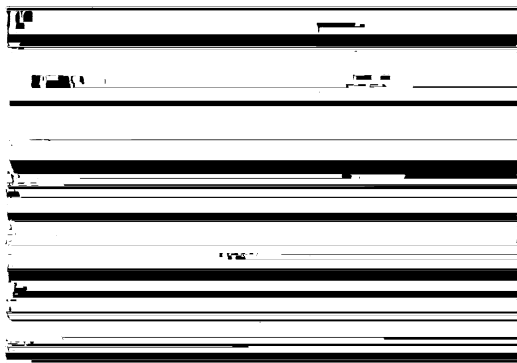


图15 5种方法的平均查准率和平均查全率

问题,并达到较好的过滤效果;同时本文的MLBP算子改善了传统LBP方法和文献[9]中改进的LBP中的缺陷,增强了算法的抗噪性,具有更强的纹理特征描述性能.通过实验数据表明,该算法有效地提高了检索结果的精度、改善了相关图像的排序值,并具有很好的抗噪性.

参考文献:

- [1] 蒋琳琼,戴青云. 一种改进的基于内容的图像检索系统研究[J]. 软件导刊,2013,12(1):168-170.
- [2] Bai C, Zou W, Kpalma K, et al. Efficient color texture image retrieval by combination of color and texture features in wavelet domain[J]. Electronics Letters,2012, 48(23):1463-1465.
- [3] 张永库,李云峰,孙劲光. 基于多特征高效索引的图像检索[J]. 计算机工程与应用,2016, 52(7): 181-186.
- [4] 孙君顶,郭启强,周雪梅. 基于颜色和纹理特征的彩色图像检索[J]. 计算机工程与应用,2010, 46(29): 176-178.
- [5] Berens J, Finlayson G D, Qiu G. Image indexing using

compressed color histograms [J]. IEE Proc vision Image Signal Process,2000,147(4):349-355.

- [6] 刘广海,吴璟莉. 基于颜色体积直方图的图像检索[J]. 计算机科学,2012,39(1):273-276.
- [7] Ren J, Jiang X, Yuan J. Noise-resistant local binary pattern with an embedded error-correction mechanism [J]. IEEE Trans. Image Process, 2013, 22(10): 4049-4060.
- [8] Ojala T, Pietiainen M, Hardwood D. A comparative study of texture measures with classification based on feature distribution [J]. Pattern Recognition,1996,29(1):51-59.
- [9] 王锋,殷珍珍,李彬. 基于分块局部二值模式的图像检索研究[J]. 微电子学与计算机,2014, 31(5): 21-24.
- [10] Wang Qi, Peng Jing Ye, Guo Shanshan. Approach for image retrieval based on hybrid features kernel[J]. Computer Engineering and Applications, 2012, 48(15):168-171.
- [11] Ota S, Tamura M, Fujita K. A hybrid method for real-time animation of trees swaying in wind fields[J]. The Visual Computer,2004,20(10):613-623.
- [12] 任双桥,魏玺章,黎湘,等. 基于特征可分性的核函数自适应构造[J]. 计算机学报,2008,31(5):803-809.
- [13] 吴今培,基于核函数的主成分分析及应用[J]. 系统工程,2005,23(2):117-120.

作者简介:

刘芳辉 男,(1991-),硕士研究生.研究方向为计算机图形学、图像检索.

郭慧(通讯作者) 女,(1964-),博士,副教授.研究方向为计算机图形学、逆向工程. E-mail:ghcad@163.com.