

基于兴趣点综合特征的图像检索

宋真, 颜永丰*

(西北农林科技大学 信息工程学院, 陕西 杨凌 712100)

(*通信作者电子邮箱 pyanne@nwsuaf.edu.cn)

摘要:针对环形区域能更好地表达像素空间分布的特点,将其引入到 Gabor 小波纹理特征中,提出了一种基于兴趣点环形区域颜色和纹理特征的图像检索算法。首先采用自适应平滑滤波器对图像进行滤波处理,消除噪声的影响并利用快速鲁棒特征(SURF)算子检测兴趣点;然后计算兴趣点周围局部区域内环形颜色直方图及纹理特征,将其作为图像的综合特征;最后根据图像综合特征相似度,输出相似图像。实验结果表明,该算法使平均检索准确率提高至少 7%。

关键词:SURF 算子;兴趣点;颜色特征;纹理特征;图像检索

中图分类号:TP391 **文献标志码:**A

Image retrieval based on combined features of interest points

SONG Zhen, YAN Yong-feng*

(College of Information Engineering, Northwest Agriculture and Forestry University, Yangling Shaanxi 712100, China)

Abstract: Due to the spatial distribution expression power of the ring areas, this paper proposed a new image retrieval algorithm based on color feature and texture feature of interest points, introducing the ring area into the Gabor wavelet texture features. At first, this algorithm used adaptive smoothing filter to eliminate noises and detected interest points by the Speeded Up Robust Feature (SURF) operator. Then, it calculated the color histogram and texture feature of interest points in the ring area, as image's combined features. Finally, it output similar images according to the similarity of the combined features. The experimental results show that this algorithm improves the average retrieval accuracy by more than 7%.

Key words: Speeded Up Robust Feature (SURF) operator; interest point; color feature; texture feature; image retrieval

0 引言

随着多媒体技术的飞速发展和互联网的普及,直观形象的图像成为目前广为应用的信息载体,对其有效地组织、管理和检索变得尤为重要。目前基于图像的检索算法大部分侧重于考虑图像的全局特征和信息,较少考虑图像中像素点的空间信息^[1-3]。Schmid 等^[4]将计算机视觉中的兴趣点匹配技术引入到图像检索领域,创建了近几年发展迅速的基于兴趣点的图像检索新方法。兴趣点是图像中灰度在 x, y 方向都有很大变化的特殊点,蕴含了丰富的图像信息,且数据量小。图像中的兴趣点集合代表了视觉特征变化较大的区域,以兴趣点周围区域的特征进行检索能有效地提高准确率,且时间复杂度不高。故本研究致力于基于兴趣点的图像检索方法的改进。

已有的兴趣点检测算子中 Harris 算子^[5]较多地应用于图像检索^[6-7],但该算子对尺度的变换适应性较差;尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)算子^[8]已被证明是一种很有效的局部不变特征提取算法,但采用该算子检测兴趣点耗时较多;快速鲁棒特征(Speeded Up Robust Feature, SURF)算子^[9]是 SIFT 算子的改进,具有更高的时效性,且在重复度、独特性和鲁棒性等方面都超越或是接近其他的同类算法。故本文采用 SURF 算子检测兴趣点。

基于兴趣点的特征选取是图像检索的关键。曾智勇等^[10]提出的基于兴趣点的环形颜色直方图在图像检索中得到普遍应用;孙艳红^[11]提出了基于感兴趣区域的方法提取颜

色特征和纹理特征。颜色特征是图像检索领域应用最为广泛的视觉特征,对噪声、图像质量退化、分辨率和方向变化具有很强的鲁棒性,但容易混淆颜色相同而所属类型不同的图像。而纹理特征在区分相似颜色区域时效果比较明显,故本研究中采用将颜色和纹理特征结合的检索方法。

为更好地利用兴趣点的空间分布,本文在采用已有的环形颜色直方图作为图像的颜色特征基础上,将环形思想引入到 Gabor 小波纹理特征^[12],把环形颜色直方图和环形 Gabor 小波纹理特征作为图像检索的综合特征,以提高图像检索的准确率。

1 兴趣点检测

为使图像中检测出的兴趣点更具代表性,同时消除噪声的影响,兴趣点检测前首先采用滤波器对图像进行滤波处理。

1.1 自适应平滑滤波器

为克服高斯滤波器处理图像时对图像的重要细节及轮廓产生的不利影响,本文采用自适应平滑滤波器^[13]对图像进行滤波处理。该滤波器以各向异性的热扩散方程为基础,借用松弛迭代的思想,随着迭代次数的增加逐渐增强显著边缘处梯度幅度较大的点,而平滑边缘和噪声分布处梯度幅度较小的点。设 I 为任意一幅图像,自适应平滑滤波器算法的具体实现过程为:

1) 计算图像梯度

$$G_x(x, y) = 0.5[I(x+1, y) - I(x-1, y)] \quad (1)$$

$$G_y(x, y) = 0.5[I(x, y+1) - I(x, y-1)] \quad (2)$$

收稿日期:2012-04-13;修回日期:2012-05-22。

作者简介:宋真(1986-),女,山东德州人,硕士研究生,主要研究方向:图像识别、图像检索;颜永丰(1958-),男,重庆人,教授,博士生导师,博士,主要研究方向:高性能计算机及并行分布计算的应用、云计算、图像处理。

2) 计算图像导热系数

$$c(x, y) = \exp\left(-\frac{G_x^2(x, y) + G_y^2(x, y)}{2\alpha^2}\right) \quad (3)$$

3) 由经过 t 次滤波平滑的图像 $I^t(x, y)$ 计算第 $t+1$ 次滤波后的图像 $I^{t+1}(x, y)$, 其中 $I^0(x, y) = I(x, y)$:

$$I^{t+1}(x, y) = \frac{\sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 I^t(x+i, y+j) c^t(x+i, y+j)}{\sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 c^t(x+i, y+j)} \quad (4)$$

1.2 SURF 算子检测兴趣点

图像经过五次自适应滤波平滑处理后再采用 SURF 算子检测兴趣点, 能使检测出的兴趣点更具代表性, 同时 SURF 算子检测的兴趣点满足尺度、平移和旋转的不变性。采用 SURF 算子检测兴趣点主要包括构建 Hessian 矩阵和提取兴趣点描述子两部分。

1.2.1 构建 Hessian 矩阵^[14]

设图像 I 中任意一点 $X = (x, y)^T$, 则在尺度空间 σ 中, Hessian 矩阵 $H(X, \sigma)$ 在 X 处的定义为:

$$H(X, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(X, \sigma) & L_{xy}(X, \sigma) \\ L_{xy}(X, \sigma) & L_{yy}(X, \sigma) \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中, $L_{xx}(X, \sigma)$ 是图像 I 中点 X 与高斯二阶滤波 $\frac{\partial^2 g(\sigma)}{\partial^2 x}$ 的卷积; $L_{xy}(X, \sigma)$ 和 $L_{yy}(X, \sigma)$ 的含义与其相似。

通过计算图像中任意点 X 处 Hessian 矩阵判别式的值, 可判断该像素点是否为极值点; 再将极值点与 3×3 邻域内的像素点进行比较, 将满足条件的极值点确定为图像中的特征点, 即得到用户关注的兴趣点。

1.2.2 提取兴趣点描述子

以每个兴趣点为中心计算半径为 6σ 圆形邻域内的点在 x, y 方向的 Haar 小波响应, 将 60° 范围内的响应相加形成矢量, 将整个圆形区域内最大矢量的方向确定为该兴趣点的主方向。

图像沿关键点及其主方向对齐后构建正方形, 将此区域分割为 16 个 4×4 大小的区域。将每个小区域在垂直和水平方向的 Haar 小波响应的总和 dx, dy 作为该子区域的特征值。同时, 将绝对值 $|dx|$ 和 $|dy|$ 的值累加和作为图像强度变化的极性。每个子区域提取到的特征向量表示为:

$$V = \left(\sum dx, \sum dy, \sum |dx|, \sum |dy| \right) \quad (6)$$

兴趣点邻域内所有子区域提取到的特征向量 V 连接后形成了该兴趣点的 SURF 特征, 特征向量长度为 $16 \times 4 = 64$ 维。

1.3 确定兴趣点检测数目

在兴趣点检测部分关键是确定检测的兴趣点数目, 根据李勇^[15] 对图像库测试的结果可知, 当图像大小为 128×128 时每幅图像检测的兴趣点数平均在 $50 \sim 80$ 能较好地代表图像信息。因本文中图像大小为 256×256 , 故本研究中经测试后将兴趣点最大数目确定为 100, 当兴趣点数目小于 100 时全部作为研究对象; 当大于 100 时, 选取灰度值最大的 100 个兴趣点作为研究对象。

2 基于兴趣点的特征提取

本文借鉴文献^[16] 中的环形区域划分思想, 以兴趣点集合的质心为圆心, 将图像划分为一系列的同心圆, 由里向外形成 N 个等宽圆环, 分别计算各环内每个兴趣点 $n \times n$ 邻域内所有像素点的颜色和纹理特征形成各环的特征向量。

2.1 环形区域划分

环形划分思想如下:

设 I 是任意一幅图像, 令 $m = \{(x, y) | (x, y) \text{ 是兴趣点}\}$, $|m|$ 是图像检测到的兴趣点总数, $O = (x, y)$ 为兴趣点集合的质心, 设 R 是以 O 为圆心的最大圆的半径, 定义为:

$$R = \max_{(x, y) \in m} [(x - \bar{x})^2 + (y - \bar{y})^2]^{\frac{1}{2}} \quad (7)$$

将图像以 O 为圆心, $kR/N (1 \leq k \leq N)$ 为半径划分成 N 个同心圆, 属于每个圆环的兴趣点集合为:

$$r = (x - \bar{x})^2 + (y - \bar{y})^2 \quad (8)$$

$$W^k = \left\{ (x, y) \mid \frac{(k-1)R}{N} \leq r^{\frac{1}{2}} < \frac{kR}{N}, (x, y) \in m \right\} \quad (9)$$

基于兴趣点的环形区域划分示意图如图 1 所示。

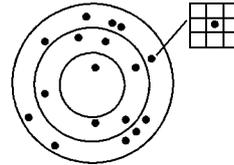


图 1 基于兴趣点的环形区域划分示意图

同心环数目的选择对环形区域划分尤为重要, 划分的环数较多会增加计算量, 较少不能较好地体现颜色和纹理特征的空间信息。通过实验比较, 当图像大小为 256×256 时, 环形个数为 6 较合适, 故本研究中最终将 N 值取为 6。

2.2 颜色特征提取

为使图像更好地符合人眼的视觉特征, 首先将图像从 RGB 空间转换为 HSV 空间, 然后按照文献^[11] 中的非等间隔量化方法, 将色度 H 划分为 7 份, 饱和度 S 划分 2 份, 亮度 V 划分为 2 份, 为灰度留出 8 份, 得到 HSV 空间的 36 维颜色直方图

$$L = \begin{cases} 0, & v < 0.2 \\ \left[\frac{(v-0.2) \times 7}{0.8} \right], & v \geq 0.2, s < 0.2 \\ 4H + 2S + V + 8, & s \geq 0.2, v > 0.2 \end{cases} \quad (10)$$

按照环形区域划分方法将每幅图像的所有兴趣点划分到 N 个环中, 选取各环内以每个兴趣点为中心的 9×9 邻域内所有像素点集合, 统计它们的颜色值获得第 k 个圆环的 36 维环形直方图:

$$H^k = \{h_i^k \mid 1 \leq i \leq 36\}, \forall (x, y) \in W^k$$

$$(x', y') \in \delta((x, y), 9), h_{p, x', y'}^k = h_{p, x, y}^k + 1$$

2.3 纹理特征提取

已有的纹理特征提取方法中使用 Gabor 小波变换提取纹理特征是比较理想的选择, 在 2-D 情况下, 能较好地描述信号空间域和频率域。该方法主要是以提取整个图像的纹理特征为主。本研究在原有 Gabor 小波纹理特征提取方法的基础上引入环形思想, 借助兴趣点及同心环固有的特性使得提取的 Gabor 小波纹理特征具有旋转、几何和尺度等不变性。

2.3.1 Gabor 小波变换提取特征

采用 Gabor 小波对整个图像提取纹理特征的方法如下, 其中 2-D 的 Gabor 小波定义^[17] 为:

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp[2\pi j u x] \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right)\right] \quad (11)$$

以 $g(x, y)$ 为初始小波, 通过对其进行尺度和方向旋转变换, 得到一组 Gabor 小波滤波器。对任意一幅图像 I , 采用 Gabor 小波滤波器进行小波变换, 用图像在滤波器各尺度和方向上的能量分布的均值 μ 和标准方差 σ 来表示纹理特征, 设尺度总数为 M , 方向数为 P , 则纹理特征描述符可表示如下:

$$g = [\mu_{00}\sigma_{00}, \mu_{01}\sigma_{01}, \dots, \mu_{(M-1)(P-1)}\sigma_{(M-1)(P-1)}] \quad (12)$$

2.3.2 改进的 Gabor 小波变换提取特征

基于以上原理, 在 Gabor 小波纹理特征提取中引入环形思想, 方法如下:

按照环形区域划分方法将待研究兴趣点划分到 N 个环中,选取各环内以每个兴趣点 (x,y) 为中心的 9×9 邻域内所有像素点的集合,对各集合作 Gabor 小波变换,获得各兴趣点的特征向量 $g_{(x,y)}$,向量维数是 $2 \times M \times P$ 维,进而得到第 k 个圆环的 $2 \times M \times P$ 维的纹理特征向量:

$$G^k = \frac{\sum_{(x,y) \in W^k} g_{(x,y)} [i]}{|W^k|}; 0 \leq i \leq 2 \times M \times P - 1 \quad (13)$$

其中 $|W^k|$ 为待查询图像在第 k 个圆环内分布的兴趣点数目。

相对于整个图像环形 Gabor 小波纹理特征的维数为: $N \times 2 \times M \times P$,实验时将尺度数 M 取为 4,方向数 P 取为 6。

3 特征综合与相似性度量

本研究中采用将颜色和纹理特征分别度量相似性后再外部归一化,通过加入权重实现最终的综合。

设 Q 为查询图像, I 为图像库中的任意一幅图像,分别用 $H_Q = \{h_Q^k | 1 \leq k \leq N\}$ 和 $H_I = \{h_I^k | 1 \leq k \leq N\}$ 表示图像 Q 和 I 的环形颜色直方图序列,用 $G_Q = \{g_Q^k | 1 \leq k \leq N\}$ 和 $G_I = \{g_I^k | 1 \leq k \leq N\}$ 表示图像 Q 和 I 的环形 Gabor 小波纹理序列,在图像检索中分别用 $S_{\text{color}}(H_Q, H_I)$ 和 $S_{\text{texture}}(G_Q, G_I)$ 表示图像 Q 与 I 之间的颜色与纹理相似度。图像检索时颜色和纹理相似度测量公式如下:

$$S_{\text{color}}(H_Q, H_I) = \sum_{k=1}^N \frac{|W^k|}{|m|} S(H_Q^k, H_I^k) \quad (14)$$

其中 $S(H_Q^k, H_I^k) = \sum_{i=1}^{36} \min(H_{Q_i}^k, H_{I_i}^k)$ 。

$$S_{\text{texture}}(G_Q, G_I) = 1 - \sum_{k=1}^N \frac{|W^k|}{|m|} S(G_Q^k, G_I^k) \quad (15)$$

其中 $S(G_Q^k, G_I^k) = \sum_{i=1}^{2 \times M \times P} |G_{Q_i}^k - G_{I_i}^k|$ 。

$|W^k|$ 为图像 Q 在第 k 个圆环内分布的兴趣点数目, $|m|$ 为图像兴趣点总数, $|W^k|/|m|$ 表示兴趣点在每一个圆环内的比例,目的是加大主要部分相似对整体相似程度的影响。

采用 Gaussian 模型对计算出的颜色纹理相似度分别进行外部归一化处理,得到最终加权相似度:

$$S(Q, I) = w_c S_{\text{color}}(H_Q, H_I) + w_t S_{\text{texture}}(G_Q, G_I) \quad (16)$$

其中 $w_c + w_t = 1$ 。

图像检索时将计算出的查询图像与图像库中各图像的相似度进行降序排列,将前 n 幅图像输出即为检索结果,相似度越大说明两者越相似。

4 实验结果

实验采用 SIMPLcity 系统^[18]使用的测试集,从 Corel 图像库中抽取的 1 000 幅图像,共 10 类,每类 100 幅,包括风景、动物、公共汽车、食物等。实验时从每类图像中随机抽取 10 幅图像共 100 幅作为查询图像,统计返回图像总数分别为 10 幅、20 幅和 30 幅时各类的平均检索准确率。

为证明改进的 Gabor 小波提取纹理特征的有效性,将是否引入环形方法进行了比较,检索结果见表 1 (其中 \bar{P}_{10} 、 \bar{P}_{20} 、 \bar{P}_{30} 分别代表返回图像数为 10 幅、20 幅、30 幅时的平均准确率,计算方法: $\bar{P}_n = n/T$, n 为查准图像数目, T 为返回图像总数)。

为更好分配两个特征的权重,分别采用颜色和纹理特征对图像进行检索,确定各特征对检索准确率的影响,实验得出纹理特征对大象和花卉准确率的影响稍大于颜色特征,其余类别影响相差不大。故本文将 w_c 和 w_t 均设为 0.5。

图 2 是颜色纹理特征综合后检索的结果,左上角是查询

图像,其余 19 幅是检索结果,其中查准图像数为 19 幅。

表 1 Gabor 小波纹理特征有无环形检索准确率比较 %

测试图像集	\bar{P}_{10}		\bar{P}_{20}		\bar{P}_{30}	
	有环形	无环形	有环形	无环形	有环形	无环形
非洲居民	30.0	25.0	23.5	18.5	18.0	16.7
海滩	25.0	19.0	20.0	17.5	13.0	17.0
建筑	30.0	25.0	25.0	22.5	17.0	21.0
公共汽车	35.0	27.0	27.5	23.5	22.7	20.0
恐龙	86.0	51.0	74.5	39.5	58.7	35.0
大象	43.0	30.0	38.5	30.0	15.3	28.3
花卉	79.0	80.0	70.5	76.0	65.0	69.3
马	60.0	34.0	46.0	28.5	12.7	25.3
山川	22.0	18.0	16.5	13.0	16.3	14.7
食物	30.0	25.0	26.5	21.5	20.0	20.7

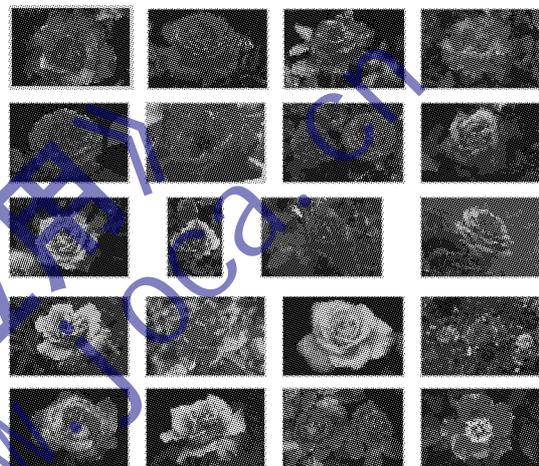


图 2 基于兴趣点颜色纹理特征的图像检索

为进一步验证本文算法的检索性能,基于相同的软硬件平台将该算法与文献[11]中的检索算法的平均准确率进行了比较,结果见表 2。

表 2 本文算法与文献[6]算法的检索准确率比较 %

测试图像集	\bar{P}_{10}		\bar{P}_{20}		\bar{P}_{30}	
	本文算法	文献[11]算法	本文算法	文献[11]算法	本文算法	文献[11]算法
非洲居民	57.0	53.0	51.5	49.0	45.7	43.0
海滩	40.0	40.0	32.0	32.5	28.7	29.6
建筑	64.0	60.0	57.5	58.0	49.7	50.7
公共汽车	65.0	59.0	50.0	49.5	42.3	43.3
恐龙	99.0	93.0	97.5	90.0	95.0	88.3
大象	58.0	34.0	46.0	34.5	42.0	32.6
花卉	81.0	72.0	75.0	67.5	66.7	63.6
马	85.0	80.0	78.0	73.5	71.0	69.0
山川	39.0	33.0	31.5	29.5	28.7	27.3
食物	70.0	64.0	54.5	53.5	48.3	46.3

由以上结果分析可得,本文提出的算法在所有测试集上的检索准确率优于文献[11]算法。

5 结语

本研究提出了一种基于兴趣点颜色和纹理特征的图像检索算法,该算法采用自适应平滑滤波器对图像处理消除噪声影响后用 SURF 算子检测出兴趣点;以兴趣点环形区域为单元计算 Gabor 小波纹理特征,增强了纹理特征的几何不变性,

(下转第 2847 页)

内部像素灰度值有差别,因此当求得的阈值相同或相近时,需要舍弃一些阈值。即在求得阈值后判断阈值之间的差值,若小于一

定灰度值差值(本文取 10)则舍弃,见表 3 倒数第 2 列求得的最终分割类数和最终阈值。

表 3 本文方法在不同参数下获得的阈值及运行时间

图像	分类数 $C(rph)$			阈值 ($rph = 0.2$)	最终分类数 (C)、阈值 ($thre$)		时间/s
	0.1	0.2	0.3		C	$thre$	
Scenery. jpg	5	4	2	[99,100,137]	3	[99,137]	0.032
Objects. jpg	8	4	3	[122,177,199]	4	[122,177,199]	0.054
Path. jpg	8	5	4	[75,112,136,146]	4	[75,112,136]	0.062
Wallplant. jpg	11	9	5	[57,98,139,163,174,175,181,183]	6	[57,98,139,163,174]	0.105

4 结语

本文首先对 Fisher 准则进行了简化,简化之后再采用递推算法,减少运算时间,并将简化后的 Fisher 准则和直方图势函数融合进行多阈值图像分割。本文的算法能将各个目标从图像中分割出来,且花费时间少,适合于实时应用。

参考文献:

- [1] 张新明,李振云,郑延斌. 两种二维交叉熵阈值法等价性证明及快速实现[J]. 计算机应用, 2011, 31(8): 2210-2213.
- [2] ZHANG X M, YAN L. A fast image thresholding method based on chaos optimization and recursive algorithm for two dimensional Tsallis entropy [J]. Journal of Computers, 2010, 5(7): 1054-1061.
- [3] 张新明,孙印杰,郑延斌. 二维直方图准分的 Otsu 图像分割及其快速实现[J]. 电子学报, 2011, 39(8): 1778-1784.
- [4] CHERIET M, SAID J N, SUEN C Y. A recursive thresholding technique for image segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(6): 918-921.
- [5] 陈果. 图像阈值分割的 Fisher 准则函数法[J]. 仪器仪表学报, 2003, 24(6): 564-567.
- [6] 温淑焕,唐英干. 基于 Fisher 准则的多阈值图像分割方法[J]. 激光与红外, 2008, 38(7): 741-744.

- [7] 谢明霞,郭建忠,陈科. 基于高维映射 Fisher 判别分析的图像分割[J]. 计算机工程, 2010, 36(2): 194-196.
- [8] 张超,曹焱,陈运聪. OTSU 和互信息熵在多阈值分割中的应用[J]. 长春工业大学学报:自然科学版, 2011, 32(1): 57-60.
- [9] NAKIB A, OULHADJ H, SIARRY P. Non-supervised image segmentation based on multiobjective optimization [J]. Pattern Recognition Letters, 2008, 29(2): 161-172.
- [10] LIAO P S, CHEN T S, CHUNG P C. A fast algorithm for multilevel thresholding [J]. Journal of Information Science and Engineering, 2001, 17(1): 713-727.
- [11] YAN F X, ZHANG H, KUBE C R. A multistage adaptive thresholding method [J]. Pattern Recognition Letters, 2005, 26(1): 1183-1191.
- [12] 李哲学,陈树越. 快速多阈值图像分割法[J]. 计算机应用, 2010, 30(5): 1335-1337.
- [13] 刘艳,赵英良. Otsu 多阈值快速求解算法[J]. 计算机应用, 2011, 31(12): 3363-3365.
- [14] 裴继红,谢继信. 势函数聚类自适应多阈值图像分割[J]. 计算机学报, 1999, 22(7): 758-762.
- [15] 张志佳,黄莎白,史泽林. 一种改进的势函数聚类多阈值图像分割算法[J]. 光电工程, 2005, 32(8): 64-68.

(上接第 2842 页)

更好地表达了图像的空间分布,利用环形颜色和纹理综合特征检索,有效提高了图像检索的准确率。

参考文献:

- [1] 刘瑞,王冲. 基于一次反馈的色彩空间图像检索技术研究[J]. 桂林电子科技大学学报, 2011, 31(5): 373-376.
- [2] 罗军,况夯. 基于内容的多特征融合图像检索[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(1): 153-155.
- [3] 孙挺,王浩川,耿国华. 一个多特征结合的图像检索技术[J]. 中州大学学报, 2008, 25(3): 123-125.
- [4] SCHMID C, MOHR R. Local gray value invariants for image retrieval [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(5): 530-534.
- [5] HARRIS C, STEPHENS M. A combined corner and edge detector [C]// Proceedings of 4th Alvey Vision Conference. Manchester: [s. n.], 1988: 147-151.
- [6] 何姗,郭宝龙,洪俊标. 基于兴趣点颜色特征的图像检索方法[J]. 微电子学与计算机, 2006, 23(3): 40-46.
- [7] 孟繁杰,郭宝龙. 使用兴趣点局部分布特征及多示例学习的图像检索方法[J]. 西安电子科技大学学报:自然科学版, 2011, 38(2): 47-53.
- [8] LOWE D G. Distinctive image features from scale invariant key points [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [9] BAY H, TUVTELLARS T, van GOOL L. SURF: Speeded up robust feature [EB/OL]. [2012-01-01]. <http://www.vision.ee.>

ethz.ch/~surf/eccv06.pdf.

- [10] 曾智勇,安志勇,周利华. 显著兴趣点颜色及空间分布熵的图像检索方法[J]. 红外技术, 2007, 29(3): 160-163.
- [11] 孙艳红. 基于感兴趣区域的融合多特征图像检索方法研究[D]. 重庆:重庆交通大学, 2010.
- [12] MA W Y, MANJUNATH B S. Texture features and learning similarity [C]// CVPR'96: Proceedings of the 1996 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 1996: 425-430.
- [13] PERONA P, MALIK J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(7): 629-639.
- [14] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T. Speeded-up robust features [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346-359.
- [15] 李勇. 基于内容的图像检索技术研究[D]. 长春:吉林大学, 2009.
- [16] 孟繁杰,郭宝龙. 一种基于兴趣点颜色及空间分布的图像检索方法[J]. 西安电子科技大学学报, 2005, 32(2): 256-259.
- [17] MANJUNATH B S, MA M Y. Texture features for browsing and retrieval of image data [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(8): 837-842.
- [18] WANG J Z, LI J, WIEDERHOLD G. Semantics-sensitive integrated matching for picture libraries [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(9): 947-963.