

# 基于图像敏感区域纹理特征的图像检索

朱梅<sup>1</sup>, 李章维<sup>2</sup>

(1. 浙江科技学院 信息与电子工程学院, 杭州 310023; 2. 浙江工业大学 信息工程学院, 杭州 310023)

**摘要:** 提出一种基于敏感区域动态特征的彩色图像识别方法, 模拟人眼视觉特性, 在小波变换域内利用  $K$  均值聚类提取敏感区域图像, 提取敏感区域的动态纹理特征来表示图像内容, 并以此计算图像间的相似度、对图像进行分类和检索。仿真实验结果表明, 该方法能够较准确地查找出目标图像, 并且明显地提高了检索精度。

**关键词:** 图像检索; 敏感区域; 离散小波变换

**中图分类号:** TP391

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1671-8798(2010)01-0031-05

## Image retrieval based on texture features at sensitive area

ZHU Mei<sup>1</sup>, LI Zhang-wei<sup>2</sup>

(1. School of Information and Electronic Engineering, Zhejiang University of Science and Technology, Hangzhou 310023, China; 2. College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

**Abstract:** The paper proposes a method of the color image retrieval based on the dynamic characteristics of the sensitive areas. In conjunction with the human visual system characteristics, the scheme uses  $k$ -means clustering in the wavelet transform domain to extract the image from the sensitive area. The dynamic texture features being obtained from sensitive area represent the image content, which are employed to calculate the similarities between images and to perform image categories and retrieval. Simulation results show that the images can be precisely found out by this method, thus the retrieval accuracy will be significantly improved.

**Key words:** image retrieval; sensitive area; discrete wavelet transform

基于内容的图像视频检索技术是近几年图像视频处理技术研究的热点。基于内容的图像检索方法主要分为全局特征方法和局部特征方法<sup>[1]</sup>。全局特征方法特征多, 且难以有效提取和表达, 只能用在某些特殊场合; 局部特征方法处理的信息较少, 且特征明显, 所以应用广泛。

基于敏感区域的检索技术就是一种典型的局部特征方法。但也存在不足: 一是只能在空间域内描述敏感区域; 二是多采用静态参数来描述敏感区域图像的局部特征; 三是相似计算的模型不够合理。为此提出一种基于敏感区域的图像检索新方法, 该方法结合人眼视觉感知特性, 采用小波变换域内的相关参数描

---

**收稿日期:** 2009-09-25

**基金项目:** 浙江省科技计划项目(2008C21080)

**作者简介:** 朱梅(1970—), 女, 浙江嘉兴人, 讲师, 硕士, 主要从事图像处理、网络通信技术研究。

述敏感区域,并提出一种能够较准确地描述敏感区域纹理特征的动态参数模型。

## 1 敏感区域的提取及分类

由小波分析可知:在小波变换域内,图像纹理特性越复杂,局部小波系数方差越大;反之,背景区域的小波系数方差就越小<sup>[2-3]</sup>。因此,可以通过计算图像局部区域的小波系数方差来区分敏感区域和背景<sup>[4]</sup>。另一方面,彩色图像的亮度信息是视觉形成过程中最为敏感的信息,因此在提取纹理特征时,先将彩色图像转换为亮度图像,再在亮度分量上提取敏感区域<sup>[5]</sup>。提取过程描述如下:

1) 对彩色图像的亮度分量  $V$  进行 1 级小波变换,得到小波系数矩阵  $U$ 。

2) 将小波系数矩阵  $U$  的高频子带 HH 等分成  $K \times L$  块互不重叠的图像子块,计算每一个图像子块的小波系数方差,并以此特征对图像进行分割。设小波系数矩阵  $U$  的高频子带 HH 大小为  $M \times N$ ,  $U_{mn}$  ( $0 \leq m < K, 0 \leq n < L$ ) 为第  $m \times n$  个图像子块,每个图像子块的像数分辨率为  $k \times l$  ( $k = M/K, l = N/L$ ),而小波系数块 HH 内的系数方差为

$$\sigma_{mn} = \sum_{i=0}^k \sum_{j=0}^l (|u(i, j)| - \mu_{mn})^2$$

其中  $u(i, j)$  为第  $m \times n$  图像子块的小波系数,  $\mu_{mn}$  为第  $m \times n$  图像子块的小波系数平均值:

$$\mu_{mn} = \frac{1}{k \times l} \sum_{i=0}^k \sum_{j=0}^l (|u(i, j)|)$$

则小波系数块的块内系数方差  $\sigma_{mn}$  即可作为图像分割的特征。

3) 利用  $K$  均值聚类算法对上述图像分割特征进行聚类,聚类中心分别为敏感区域图像和背景区域图像;图像分割特征  $\sigma_{mn}$  数值越大,表示该空间域图像块属于敏感区域;反之属于背景区域。

4) 图像敏感区域的分类及矩形化。利用  $K$  均值聚类法获得的图像子块可能分属于不同的敏感区域图像,因此将所有图像子块按照 8 连通准则划分为满足如下条件的敏感区域图像块  $S_0, S_1, \dots, S_{P-1}$  ( $P$  为连通集个数),且满足如下条件:

①  $\cup S_k = S$  ( $0 \leq k < P$ )  $S$  即所有的敏感区域图像连通集组成了整个目标集合;

②  $S_i \cap S_j = \Phi$  ( $i \neq j, 0 \leq i, j < P$ ),  $\Phi$  为空集。

假设敏感区域图像块连通集  $S_k$  共包含有  $M_k$  个敏感区域图像子块,记  $P(x_i^{(k)}, y_i^{(k)})$  ( $0 \leq i < M_k, 0 \leq x_i^{(k)} < L, 0 \leq y_i^{(k)} < W$ ) 为敏感区域  $S_k$  中第  $i$  个图像子块。取变量

$$l_k = \min \{x_0^{(k)}, x_1^{(k)}, \dots, x_{M_k-2}^{(k)}, x_{M_k-1}^{(k)}\}$$

$$r_k = \max \{x_0^{(k)}, x_1^{(k)}, \dots, x_{M_k-2}^{(k)}, x_{M_k-1}^{(k)}\}$$

$$t_k = \min \{y_0^{(k)}, y_1^{(k)}, \dots, y_{M_k-2}^{(k)}, y_{M_k-1}^{(k)}\}$$

$$b_k = \max \{y_0^{(k)}, y_1^{(k)}, \dots, y_{M_k-2}^{(k)}, y_{M_k-1}^{(k)}\}$$

则可以定义一个矩形  $R = \{(l_k, t_k), (r_k, b_k)\}$  为敏感区域图像块连通集  $S_k$  的标准化连通矩形,记为  $R(S_k)$  ( $0 \leq k < P$ );标准化连通矩形区域中不属于敏感区域的图像子块的小波变换系数清为零。图像敏感区域连通集  $S_k$  的连通面积为  $A(S_k) = |r_k - l_k| \cdot |b_k - t_k|$ 。选取图像敏感区域连通集集合  $\{S_k\}$  ( $0 \leq k \leq P-1$ ) 中连通面积较大的连通集  $\Omega_i$  (连通面积大于 2% 的连通集),则其标准化连通矩形  $R(\Omega_i)$  即为所要提取的敏感区域。

## 2 敏感区域的动态特征提取

经过上述图像处理,得到了一系列反映图像内容的敏感区域,这些敏感区域的特征表示方法是表示这些敏感区域的关键<sup>[6-7]</sup>。

### 2.1 纹理特征的提取

#### 2.1.1 连通集的标准化

设敏感区域的任意一个连通集的为  $R$  (大小为  $m \times n$ ),  $m$  和  $n$  不一定为 2 的指数值,为了较方便地获取

图像的纹理特征,必须将该连通集的大小变化为2的指数值,即调整图像大小为 $k \times l$ ,其中 $k = \text{int}(\log_2 m)$ , $l = \text{int}(\log_2 n)$ , $\text{int}()$ 函数为取整函数,则连通集图像变换 $R'(k \times l)$ ,变化后连通集的一级小波变化像素值用原图像值的4邻域均值表示:

$$R'(i, j) = \{R[\text{int}(i \cdot m/k), \text{int}(i \cdot n/l)] + R[\text{int}(i \cdot m/k) + 1, \text{int}(i \cdot n/l)] + \\ R[\text{int}(i \cdot m/k), \text{int}(i \cdot n/l) + 1] + \\ R[\text{int}(i \cdot m/k) + 1, \text{int}(i \cdot n/l) + 1]\} / 4$$

### 2.1.2 连通集中一级小波系数的二值化

连通集中的一级小波系数包含了图像敏感区域的纹理特征,对该系数进行二值化,可丢弃原图像的非纹理信息,简化了纹理信息提取的计算。二值化方法:计算图像一级小波变换后HH区域的小波系数均值,并以该值作为HH区域二值化的域值,对HH区域进行二值化。

### 2.1.3 纹理特征分析

纹理通常定义为图像的某种局部性质,是相邻像素的灰度(颜色)空间相关性或空间位置变化的视觉表现。基于小波变换的敏感区域纹理特征提取方法如下:

1) 对上述二值化的一级小波变换后的HH区域,再进行多级小波变换,直到第 $i$ 级小波变换后的LL区域的大小为 $2 \times 2$ ,记为 $X_1$ 。

2) 第 $i-1$ 级小波变换后的LL区域的大小为 $4 \times 4$ ,记为 $X_2$ 。

3) 第 $i-2$ 级小波变换后的LL区域的大小为 $8 \times 8$ ,记为 $X_3$ 。

4) 第 $i-3$ 级小波变换后的LL区域的大小为 $16 \times 16$ ,记为 $X_4$ 。

因为敏感区域图像的特征向量为 $\mathbf{W} = \{X_1, X_2, X_3, X_4\}$ 为不同级别小波变换中的特征值,因此称 $\mathbf{W}$ 为动态特征参数。

### 2.1.4 图像纹理特征分类库的构建

由上述分析可知,敏感区域图像的特征向量为 $\mathbf{W} = \{X_1, X_2, X_3, X_4\}$ ,该特征向量之中含有一定的冗余信息,即 $X_1$ 到 $X_4$ 的信息依次包含在这4个特征值中,信息的精练度逐个降低,所以可以对图像的纹理进行逐级分类管理:

$$s_{xi} = 1 - \frac{1}{Q_i} \sum_{xi} |[X_i(R_i) - X_i(R_j)]|$$

其中: $Q_i$ 为 $X_i$ 的小波系数个数; $R_j$ 为初始类,若 $S_{x1} = 1$ ,则 $R_i$ 属于 $R_j$ 类,否则为不同类;当 $R_i$ 不属于任何一个初始类时,则 $R_i$ 作为一个新类添加到初始类中。同理,可利用 $X_2, X_3, X_4$ 计算 $S_{x2}, S_{x3}, S_{x4}$ ,再将区域小波系数分为多个子类,最后得到一个完整的四级纹理分类表。

## 2.2 位置特征

考虑到计算方便,敏感区域 $R$ 的位置特征 $P$ 用其重心的归一化坐标表示,即

$$P = \left[ \frac{\bar{x}}{M}, \frac{\bar{y}}{N} \right]$$

这里, $\bar{x}, \bar{y}$ 表示重心坐标, $M$ 和 $N$ 是图像的宽和高。

## 2.3 颜色特征

原始彩色图像为 $I = \{I(i, j), 0 \leq i < M, 0 \leq j < N\}$ , $I(i, j)$ 代表原始彩色图像的第 $i$ 行、第 $j$ 列像素的颜色值。敏感区域的颜色特征用该区域的颜色均值和均方差表示。设感兴趣区为 $R$ (大小为 $m \times n$ ),则其颜色均值与颜色均方差分别为

$$\mu_i = \frac{\sum_{x=0}^{m-1} \sum_{y=0}^{n-1} I_i(x, y)}{m \times n}$$

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{\sum_{x=0}^{m-1} \sum_{y=0}^{n-1} (I_i(x, y) - \mu_i)^2}{m \times n}}$$

其中,  $I_i(x, y)$  为感兴趣区  $R$  内像素点  $(x, y)$  的第  $i$  个颜色分量。选用能够较好符合人眼视觉感知特性的 HSV 颜色空间, 可以得到感兴趣区  $R$  的颜色特征向量  $C_i = (\mu_i, \sigma_i)$ 。

### 3 图像相似性的测量

经过上述变换, 第  $i$  个敏感区域  $R_i$  的特征用向量表示为  $T_i = (W_i, C_i, P_i)$ , 而含有  $m$  个敏感区域的图像的特征向量表示为  $\{T_0, T_1, T_2, \dots, T_{m-2}, T_{m-1}\}$

采纳高斯函数计算任意敏感区域  $R_i, R_j$  之间各特征的相似程度, 使得总的相似度  $S$  总在  $[0, 1]$  之间<sup>[8-9]</sup>。相似度的计算方法如下:

#### 1) 颜色相似度

$$s_c = \exp\left[-\sum_{g \in \{H, S, V\}} [(\mu_g(R_i) - \mu_g(R_j))^2 + (\sigma_g(R_i) - \sigma_g(R_j))^2]\right]$$

#### 2) 位置相似度

$$s_p = \exp[-(\bar{x}(R_i) - \bar{x}(R_j))^2 - (\bar{y}(R_i) - \bar{y}(R_j))^2]$$

#### 3) 纹理相似度

如果已建好的纹理分类库表中没有完全匹配的纹理, 则纹理的相似度用四级分类相似度的平均值来表示, 即

$$S_w = \frac{S_{x1} + S_{x2} + S_{x3} + S_{x4}}{4}$$

于是, 图像中任意两个敏感区域  $R_i, R_j$  之间的相似度是各特征相似度的加权平均, 即

$$S_R(R_i, R_j) = w_C S_C + w_W S_W + w_P S_P, \text{ 且 } w_C + w_W + w_P = 1$$

假设示例图像  $Q$  有  $m$  个敏感区域, 数据库中任意图像  $I$  有  $n$  个敏感区域, 则图像  $Q$  相对于  $I$  的相似度为:

$$S(Q, I) = \sum_{i=0}^{m-1} W_i S_R(R_i, P_i(R_i)), \text{ 且 } \sum_{i=0}^{m-1} W_i = 1$$

其中,  $W_i$  为敏感区域  $R_i$  的权重。本文将  $W_i$  初始化为敏感区域  $R_i$  占整个图像面积的百分比, 从而使权重  $W_i$  与该敏感区域  $R_i$  的面积成正比。 $P_i(R_i) (i = 0, 1, \dots, m-1)$  表示图像  $Q$  的敏感区域  $R_i$  与图像  $I$  中敏感区域之间的映射关系。

### 4 实验结果

为了验证本文方法, 文中选用了标准人脸图像库中的一些典型图像进行基于内容的人脸图像检索实验, 并与 SIMPL Icity 方法<sup>[4]</sup>进行了对比。实验中, 选取了图像数据库多幅男女人脸图片作为实验样本。如图 1 所示, 从左到右, 分别编号为 1~10。

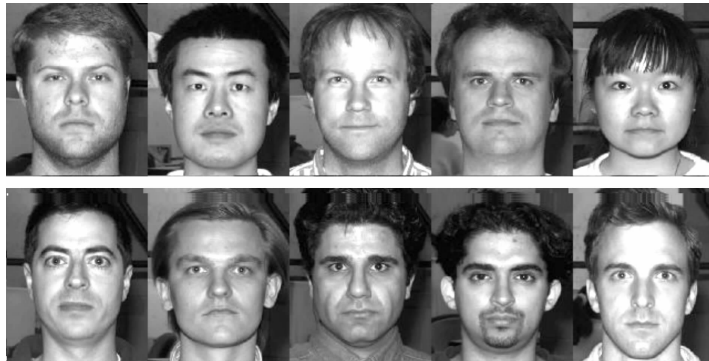


图 1 实验人像

Fig. 1 Experimental portrait

如图 1 所示,随机抽取 10 幅人脸图像,构建人脸图像分类库。再分别对每幅图像叠加灯光效果、做旋转变换,各产生 5 幅新图像,共 110 幅图像,进行图像识别实验,总共构成 110 次查询。对于每类图像而言,计算其查询结果的查准率和查全率的平均值,并将其作为该类图像的平均查准率和平均查全率。实验结果如表 1 所示。

表 1 图像查准率和查全率比较

Table 1 The comparison of image retrieval accuracy

方法	查准率	查全率
颜色提取方法	65.5	66.7
熵提取方法	67.2	65.4
SIMPL Icity 方法	69.7	70.7
本文方法	75.2	77.1

## 5 结 语

本文提出了一种新的基于敏感区域的小波域彩色图像检索方法。实验结果表明,该算法不仅具有较好的检索性能,而且检索结果能较好地接近人的视觉感知效果。今后,可对以下几方面作进一步的研究:

- 1)研究三维图像的敏感区域提取方法,并结合其他特征提取方法提取图像特征;
- 2)探索在灯光背景改变时更为有效的敏感区域提取方法,并增加敏感区域的重要性指标;
- 3)结合相关反馈和机器学习技术,进一步提高查询效率。

## 参考文献:

- [1] PIZURICA A, PHILIPS W. A versatile wavelet domain noise filtration technique for medical imaging[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2003, 22(3): 323-331.
- [2] ROMBERG J, WAKIN M, CHOI H, et al. A Geometric Hidden Markov Tree Wavelet Mode[C]//Proceedings of SPIE Conference on Wavelets Applications in Signal and Image Processing X, San Diego: SPIE, 2003: 80-86.
- [3] 王艳娟,陈晓红. 基于感兴趣区域的图像检索方法[J]. 科学技术与工程, 2008(20): 5593-5596.
- [4] 王冰. 基于感兴趣区域的彩色图像检索[J]. 计算机仿真, 2008(7): 216-219.
- [5] ROMBERG J, WAKIN M, BARANIUK R. Multiscale geometric image processing[C]//Proceedings of SPIE Conference on Visual Communications and Image Processing, Lugano: SPIE, 2003: 1265-1272.
- [6] 周静,郝红卫. 基于用户感兴趣区域的图像检索方法[J]. 计算机应用研究, 2007(9): 282-297.
- [7] 罗敏,朱晓岷,李小红,等. 基于径向小波变换的图像特征提取算法[J]. 武汉大学学报:信息科学版, 2008, 33(1): 29-31, 40.
- [8] PENNEC E L, MALLAT S. Sparse geometric image representations with bandelets[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(4): 423-438.
- [9] ZHU S C. Statistical modeling and conceptualization of visual patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(6): 691-712.