

综合颜色及空间特征的图象检索方法

Image Retrieval Based on Color - Space Method

王艳娟 孙劲光 张志艳 崔彩峰 (阜新辽宁工程技术大学电子与信息工程系 123000)

摘要:针对目前的 CBIR, 没能有效地结合图象中对象空间信息的问题, 提出了一种新的图象分割方法, 该方法以线性加权方式融合颜色、纹理特征采用区域增长法对图象进行分割, 避免了传统的由于单独采用颜色或纹理特征分割图象而产生的欠分割或过分割问题。根据分割区域的灰度、形状、位置等特征计算图象间的相似度, 提出采用图象的灰度特征代替彩色信息以提高查询速度。

关键词:基于内容的图象检索 图象分割 纹理特征

1 引言

目前, 多媒体信息迅速膨胀, 传统的检索方法已不能满足发展的需要, 为了能够从大量的多媒体数据中快速、准确地找到所需信息, 基于内容的图象检索 (Content - Based Image Retrieval, CBIR) 技术正越来越成为人们研究的焦点。目前, 比较著名的 CBIR 系统有: QBIC 系统, WebSEEK 系统, Photobook 系统, MARS 系统等。

这些系统大多采用图象的颜色、纹理、形状等低层物理特征进行检索, 没有很好地反映出图象中对象的空间关系。基于此, M Stricker 等提出了分块的颜色直方图和分块的颜色矩^[1]法, 该方法简单方便并可以反映出一定的空间信息, 但却不具有平移旋转不变性。本文在研究传统的图象检索方法基础上, 采用区域生长、区域分裂与区域合并技术分割图象, 并以线性加权方式融合颜色、纹理特征, 特征权重能够自适应调整。对分割区域的描述采用大小、离散度、离心率、重心等结合其灰度特征进行相似度匹配。该方法实现简单, 检索快速准确, 对提高图象检索性能方面起到一定的推动作用。

2 算法描述

2.1 图象的预处理

2.1.1 彩色图象转换为灰度图象

鉴于灰度图象具有占用存储空间少, 处理的计算量小, 并能较完全地表达图象内容信息的特点, 本文采用图象的灰度特征对彩色图象进行查询, 可以在保证查询精度的前提下提高速度。具体变换如下:

给定 RGB 颜色空间的值 (r, g, b) ,

$r, g, b \in [0, 1, \dots, 255]$, 则转换后的灰度值为:

$$Y = 0.3R + 0.59G + 0.11B \quad (1)$$

2.1.2 图象增强

由于采用的图象分割方法是基于区域的, 所以对于子区域而言, 相当于放大了噪声及局部纹理的影响度。为了能在下一步的图象分割中更准确地确定出图象中主要物体所在的范围本文先对欲分割图象进行增强。首先采用 Gauss 滤波器对图象进行平滑来消除噪声和局部纹理特征, 然后采用直方图均衡化^[2]的方法来增加象素灰度值的动态范围, 增强图象整体对比度。

2.2 图象分割

目前的分割算法多单独的采用图象的颜色或纹理特征, 所以只对某一类图象 (有明显的颜色特征或纹理特征) 分割时可以取得良好效果。本文将两类特征结合起来, 并能依据图像条件的变化, 自适应地改变不同类特征在分割中所起的作用。

本算法的基本思想是: 将一幅图象分成一组小的区域, 然后对每个区域进行均匀性检查, 如果这一检查不成功, 那么对该区域再进行分裂操作。重复进行这一过程直到所有的区域是均匀或达到某一给定大小时为止。然后对每一小区域确定其灰度和纹理特征的权重, 综合其灰度及纹理特征进行区域合并。

2.2.1 特征权重的确定

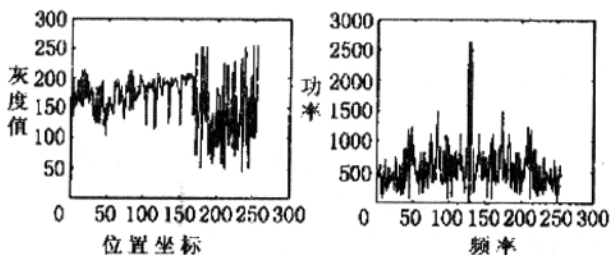
若图像中存在较强的纹理, 则能量分布的中高频谱段就会占有更大百分比的能量。统计得到这种能量分布的百分比, 可以在一定程度上反映纹理特征和颜色特征的不同作用, 本文采用一种扫描线频谱分析法^[3,4]。典型的灰度分布模式及其对应频谱如图 1 所示:

本文对灰度和纹理两类特征采用线性加权方式组合确定不同类特征的作用大小。区域 R 可以描述为:

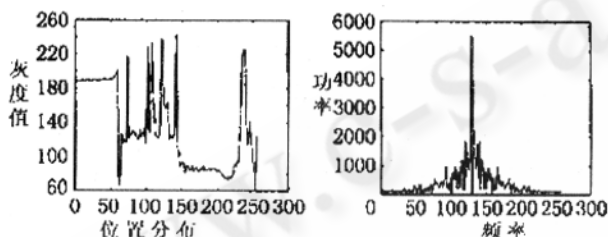
$$F_R = W_{\text{gray}} \bar{S}_{\text{gray}} + W_{\text{texture}} \bar{S}_{\text{texture}} \quad (2-2)$$

其中 W_{gray} , W_{texture} , 是该区域的灰度和纹理特征权重。
 $W_{\text{gray}} + W_{\text{texture}} = 1$ 。

其中: $\bar{S}_{R_{gray}} = \frac{\sum f(p)}{R_k}$ 即该区域的灰度均值。



(a) 纹理的灰度分布 (b) (a) 对应的频谱能量分布
Rh=0.26, RI=0.74



(c) 非纹理的灰度分布 (d) (c) 对应的频谱能量分布
Rh=0.73, RI=0.27

$\bar{S}_{R_{texture}}$ 的求法参见文献^[3,4], 这里不再赘述。

确定颜色、纹理特征所起的不同作用, 就是确定 W_{gray} 和 $W_{texture}$ ^[3,4]。所不同的是文献^[3,4]是针对全图求颜色和纹理特征的权重, 本文是对每个区域求灰度和纹理特征权重: W_{gray} 和 $W_{texture}$ 。

步骤如下:

(1) 均匀抽取 N_h 和 N_v 根水平、垂直扫描线, 水平和垂直抽取的间隔分别为 $\Delta h = W / N_h, \Delta v = H / N_v$, 其中 W, H 分别为图像的宽和高。

(2) 对每根扫描线的灰度分布做 FFT, 得频谱能量分布 $EF(i), i=0, \dots, Size-1$, $Size$ 为图像水平或垂直尺寸。置频谱的直流能量为 0, 计算总能量 ET 。计算中低频区间窗口 $[Size/2 - \Delta w, Size/2 + \Delta w]$ 的能量 ET_i 得比例 $R_i = ET_i / ET, R_h = 1 - R_v$ 。

(3) 统计算得的比例, 并求平均纹理特征比例:

R_{haver} , 平均灰度特征比例: R_{laver} , 令:

$$W_{texture} = R_{haver} \quad W_{gray} = R_{laver}$$

2.2.2 基于子区域的区域增长^[5]

本文采用的区域增长算法相对于文献^[5]中的算法加入了对纹理特征的考虑, 从而避免了只用颜色特征来分割纹理图像而产生的过分分割现象。

我们首先计算图象区域灰度范围大小(用最大值减最小

值), 再检验是否小于某一阈值。设 $f(x, y)$ 为图象像素灰度值, 对大小为 $N \times M$ 的区域 R , 令:

$$M = \max(|x|, x, y \in N, M)$$

$$m = \min(|x|, x, y \in N, M)$$

于是, 如果对于某一灰度信息阈值 T , 区域 R 内的像素灰度值满足: $|M - m| < T$ 则称该区域是均匀的; 否则就是不均匀的, 需要进行分裂。本文使用的分裂方法是将该区域均分成四等份。

在同一区域中, 不同子区域的灰度信息和纹理信息的变化比较平缓。若任意两个子区域的灰度及纹理信息的变化不超过特定的阈值, 则这两个子区域同属于欲分割区域, 即设欲分割区域为 R , 对于 R_k, R_l 两个子区域的特征矢量为:

$$F_{Rk} = W_{Rkcolor} \bar{S}_{Rkcolor} + W_{Rktexture} \bar{S}_{Rktexture} \quad (3)$$

$$F_{Rl} = W_{Rlcolor} \bar{S}_{Rlcolor} + W_{Rltexture} \bar{S}_{Rltexture} \quad (4)$$

如果这两个子区域满足条件:

$$|F_{Rk} - F_{Rl}| < F \quad (5)$$

则有 $R_k \in R$ 且 $R_l \in R$, 其中 F 为信息变化阈值。

本文采用图象中心区域作为起始区域 R_0 , 然后以 R_0 为中心得到其上、下、左、右 4 个方向的子候选区域, 再分别得到 4 个候选区域的灰度向量, 然后计算各个候选子区域与起始区域的特征矢量差。当小于或等于指定阈值 F 时, 则将候选区域标记为分割区域, 同时产生该子区域 4 个方向的候选子区域, 重复判断过程, 直到不存在候选区域为止。

具体算法:

- (1) 选择起始子区域 R_0 , 并得到该区域的特征向量 F_0 ;
- (2) 建立初始子区域的 4 个相邻子区域, 并用该 4 个子区域初始化候选子区域集合, 记为 $C = \{\text{候选子区域}\}$;
- (3) 如果候选子区域 C 不为空, 则从 C 中任选一个候选子区域 R_1 , 得到其特征向量 F_1 ;
- (4) 计算候选子区域和起始区域的灰度向量距离和纹理度量矩阵的距离如下:
 $\Delta F = |F_0 - F_1| \quad (6)$
- (5) 如果 $\Delta F \leq F$, 则候选子区域为分割区域的一部分。再构造该区域的 4 个相邻子区域, 并且将新的候选子区域并入候选集合 C (集合中已存在的候选子区域不再并入), 返回 (3)。
- (6) 如果 $\Delta F > F$, 则删除该候选子区域, 返回 (3)。
- (7) 如果候选子区域 C 为空, 则处理已合并的区域返回。

2.3 特征提取

当分割区域的大小 $r < 1\%$ 时, 其特征可忽略不计。一幅图像的主要内容就由这些大小 $r > 1\%$ 对象的灰度、位置和形状等特征来表示。

- (1) 灰度特征。某区域的灰度特征可以用该区域的平均

灰度值代表:

$$I_i = \frac{\sum_{R_i} f(\rho)}{R_i} \quad (7)$$

(2) 位置特征: 对象的位置用其重心的归一化坐标^[2]表示:

$$\bar{O} = \left| \frac{\bar{x}}{\text{width}} - \frac{\bar{y}}{\text{height}} \right| \quad (8)$$

(3) 形状特征: 包括形状的大小 ρ , 形状的离散度 v 和扁度 e ^[6,7]:

$$\rho = \frac{\text{分割区域内像素数}}{\text{图像像素数}} = \frac{R_i}{N} \quad (9)$$

$v = \sqrt{\sum[(x-\bar{x})^2 + (y-\bar{y})^2]} / R_i / \max(\text{width}, \text{height})$
(10)

$$e = \frac{m_{20} + m_{02} + \sqrt{(m_{20} + m_{02})^2 - 4m_{20}m_{02} + 4m_{11}^2}}{m_{20} + m_{02} - \sqrt{(m_{20} + m_{02})^2 - 4m_{20}m_{02} + 4m_{11}^2}} \quad (11)$$

这里: $m_{pq} = \sum \sum f(i, j) |i|^p |j|^q$ 。

最终, 对象 i 的特征用矢量表示为:

$$F_i = (I_i, \bar{x}_i, \bar{y}_i, \rho_i, v_i, e_i) \quad (12)$$

含有 m 个主要对象的图像的特征矢量表示为 $\{F_1, F_2, \dots, F_m\}$ 。

2.4 相似度计算

我们采用高斯函数计算任意对象 i, j 之间各特征的相似程度^[6,8]。相似度的计算公式如下:

$$(1) \text{ 灰度相似度: } S_1 = \frac{|I_i - I_j|}{\sigma_1^2} \quad (13)$$

(2) 位置相似度:

$$S_2 = \exp \left| -\frac{(\bar{x}_i - \bar{x}_j)^2 + (\bar{y}_i - \bar{y}_j)^2}{2\sigma_2^2} \right| \quad (14)$$

(3) 形状相似度:

$$S_3 = \exp \left| -\frac{w_p(\rho_i - \rho_j)^2 + w_v(v_i - v_j)^2 + w_e(e_i - e_j)^2}{3\sigma_3^2} \right| \quad (15)$$

有 $w_p + w_v + w_e = 1$ 其中, w_p, w_v, w_e 分别为大小, 离散度和扁度的权重。

图像中任意两个对象 i, j 之间的相似度是各特征间相似度的加权平均:

$$S_{\text{object}}(i, j) = \sum_{r=1}^3 w_r S_r, \quad \sum_{r=1}^3 w_r = 1 \quad (16)$$

假设查询图像 Q 有 m 个主要对象, 数据库中任意图像 I 有 n 个主要对象, 则图像 Q 相对于 I 的相似度为:

$$S(Q, I) = \sum_{l=1}^m w_l S_{\text{object}}(I, P_l(I)), \quad \sum_{l=1}^m w_l = 1 \quad (17)$$

其中 w_l 为对象 l 的权重。由于图像中各对象的面积不同, 因此重要程度各不相同。我们考虑将 w_l 初始化为 ρ_l , 使对象权重与该对象的面积成正比。 $P_l(I), l=1, 2, \dots, m$, 表示 Q 的对象 l 与 I 中对象间的映射关系, 返回图像 I 中与 Q 的第 l 个对象最相似的对象 $S(Q, I)$ 。具体算法^[6,8]如下:

(1) 令 $S(Q, I) = 0$, 建立相似度矩阵 $S_{mn} = [S_{ij}]_{mn}$ 其中

S_{ij} 是图像 Q 的第 i 个对象与图像 I 的第 j 个对象之间的相似度;

(2) 在相似度矩阵 S_{mn} 中寻找最大的元素 S_{ij} , 则 $P_l(I) \rightarrow j, S(Q, I) + w_l S_{ij}$;

(3) 去掉相似度矩阵 S_{mn} 的第 i 行, 第 j 列。如果矩阵的行数或列数为 0, 则停止并返回相似度 $S(Q, I)$ 否则转到步骤 (2) 继续执行。

按照上面的计算公式, $S(Q, I)$ 与 $S(I, Q)$ 的值一般是不同的。图像 I 与 Q 的总体相似度定义为 $S_{QL} = \frac{S(Q, I) + S(I, Q)}{2}$ 最终, 使用 S_{QL} 相似度公式计算数据库中的每一幅图像 I 与查询图像 Q 之间的相似度。

3 结论

(1) 针对一般图像数据库的 CBIR 问题, 提出了一种综合利用图像的灰度及纹理特征的图像分割算法, 该算法可以使图像的颜色、纹理特征有机融合, 并能依据图像的变化, 自适应地改变不同类特征在分割中所起的作用。从而可以更准确地进行图像分割。增加了检索的查全率和查准率。

(2) 通过彩色图像到灰度图像的转化可以节省存储空间, 提高查询速度。

该方法适用于各类图像, 并且在保证更好的检索性能的同时可以得到更快的检索速度。但是, 如何更加准确有效地建立描述图像内容的数据模型更好的结合语义分析与相关反馈技术仍是今后长期需要解决的问题。

参考文献

- 1 M Stricker, A Dimal. Color indexing with weak spatial constraints[C]. in: IS&T/SPIE Conference on Storage and Retrieval for Image and Video Databases IV, San Jose, CA, 1996; 2670: 29~40.
- 2 章毓晋, 图像工程(上册)[M], 清华大学出版社, 1999.
- 3 樊昀, 王润生, 面向内容检索的彩色图像分割, [J] 计算机研究与发展, 2002, 3.
- 4 樊昀, 基于内容图像检索的一些关键技术研究 国防科学技术大学 工学博士学位论文.
- 5 朱学芳, 多媒体信息处理与检索技术[M], 电子工业出版社, 2002.
- 6 王涛, 胡事民, 孙家广, 基于颜色-空间特征的图像检索, [J] 软件学报, 2002, 13(10): 2031-06.
- 7 Leu, J. G. Computing a shape moments from its boundary. [J] Pattern Recognition, 1991, 24(10): 949~957.
- 8 刘芳, 王涛, 周登文, 基于颜色-空间二维直方图的图像检索, [J] 计算机工程与应用, 2002, (12): 85.