

文章编号:1001-5132 (2007) 04-0438-03

一种基于轮廓的图像检索算法研究

谢昌平, 孙劲光, 崔彩峰

(辽宁工程技术大学 电子与信息工程学院, 辽宁 葫芦岛 125105)

摘要: 针对图像检索存在性能的不稳定性、相对平移、旋转和尺度变换的鲁棒性不好等问题, 提出了一种新的基于形状的图像检索算法. 此算法通过提取轮廓的7个矩不变量和轮廓力矩来描述图像特征, 用图像特征向量的归一化欧氏距离表示图像的相似度, 并用星星形状的图像作为示例图像进行验证, 实验证明该算法具有一定的优越性.

关键词: 图像检索; 图像形状; 矩不变量; 轮廓力矩

中图分类号: TP393

文献标识码: A

形状是图像目标的显著特征之一,许多物体具有不同的颜色,但其形状总是类似的.形状被认为是一条封闭的轮廓曲线所包围的区域,其描述可分为对轮廓的描述以及对轮廓所围区域的描述.而轮廓的描述主要有直线段描述、样条拟合曲线、高斯参数曲线和傅立叶描述子矩等算法.对于区域描述主要有矩、区域面积及区域纵横比等.其中的不变矩方法由于具有良好的平移、旋转、尺度缩放不变性及抗干扰性,在研究中取得了许多重要成果,但检索结果不太符合人的视觉效果^[1,2].为此本文用轮廓力矩和不变矩一起描述图像的轮廓特征,实验证明方法简明有效.

1 算法介绍

1.1 矩不变量

对于形状的统计值而言,矩不变量的表示形式有Legendre矩和Zernike矩等.以下列举矩的相关定义.概率密度分布函数为 $f(x, y)$ 的二维连续随机

函数的 $p+q$ 阶规则矩^[2,3], m_{pq} 的定义为:

$$m_{pq} = \iint x^p y^q f(x, y) dx dy, p, q = 0, 1, 2, \dots, n.$$

二维 $(M \times N)$ 数字化图像 $f(i, j)$ 规则矩为:

$$m_{pq} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f(i, j) i^p j^q, p, q = 0, 1, 2, \dots, n.$$

p 和 q 可取所有的非负整数值,它产生1个矩的无限集.根据唯一性定理(Uniqueness Theorem),若 $f(x, y)$ 为分段连续的有界函数,即只要在 x, y 平面的有限区域内有非零值,则所有的各阶矩均存在,且矩序列 $\{m_{pq}\}$ 唯一地被 $f(x, y)$ 所确定;反之, m_{pq} 也唯一地确定 $f(x, y)$.既然1幅图像的面积是有限的,并且在最坏的情况下也是分段连续的,那么所有阶的规则矩都存在,所求得的矩集可唯一地描述该幅图像所包含的信息.要将1幅图中的信息全部表征出来需要无限多的矩值,但对于实际应用来讲,只需选取矩值的1个子集,只要该子集对于某个特定应用包含表征该图像足够的有用信息即可.图像的 $p+q$ 阶中心矩定义如下:

$$\eta_{pq} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f(i, j) (i - i_0)^p (j - j_0)^q,$$

$$p, q = 0, 1, 2, \dots, n,$$

其中, $i_0 = m_{10} / m_{00}, j_0 = m_{01} / m_{00}$.

通常矩指的是区域的矩, 而这里我们要提取的是边界(曲线)的特征, 即边界的矩. 区域矩的公式不能直接用来计算曲线矩, 所以此时必须对不变矩的计算公式进行修正^[4].

对于区域 $f(x, y)$ 而言, 若将它进行尺度变换 $x' = \alpha x, y' = \alpha y$, 其矩就需乘以 $\alpha^p \alpha^q \alpha^2$, 其中因子 α^2 是由于尺度变化而带来的目标面积变化所引起的. $f(x', y')$ 的中心矩则为 $\eta'_{pq} = \eta_{pq} \alpha^{p+q+2}$. 归一化矩定义 $u_{pq} = \eta_{pq} / (\eta_{00})^\gamma$. 为使归一化矩对尺度变换保持不变, 必有 $u'_{pq} = u_{pq}$, 即 $\eta_{pq} \alpha^{p+q+2} / (\eta_{00} \alpha^2)^\gamma = \eta_{pq} / \eta_{00}^\gamma$, 所以可推导出 $\gamma = (p + q) / 2 + 1$.

对于曲线而言, 尺度的变化造成周长的变化, 变化因子相应是 α , 而不是 α^2 . 此时的中心矩就变成了 $u'_{pq} = u_{pq} \alpha^{p+q+1}$. 同样, 为了使归一化矩具有尺度变换不变性, 必须有 $u'_{pq} = u_{pq}$, 即 $\eta_{pq} \alpha^{p+q+1} / (\eta_{00} \alpha)^\gamma = \eta_{pq} / \eta_{00}^\gamma$, 所以可推导出 $\gamma = p + q + 1$.

由此可得出修正后的不变矩, 其定义由三阶规格化后的中心矩非线性组合构成的 7 个量值, 它们对目标的位置、尺度和方向的变化保持不变^[5]. 具体定义如下:

$$\begin{aligned} \varphi_1 &= u_{20} + u_{02}, \\ \varphi_2 &= (u_{20} - u_{02})^2 + 4u_{11}^2, \\ \varphi_3 &= (u_{30} - 3u_{12})^2 + (3u_{21} + u_{03})^2, \\ \varphi_4 &= (u_{30} + u_{12})^2 + (u_{21} + u_{03})^2, \\ \varphi_5 &= (u_{30} - 3u_{12})(u_{30} + u_{12})[(u_{30} + u_{12})^2 - \\ &\quad 3(u_{21} + u_{03})^2] + (3u_{21} - u_{03})(u_{21} + u_{03}) \cdot \\ &\quad [3(u_{30} + u_{12})^2 - (u_{21} + u_{03})^2], \\ \varphi_6 &= (u_{20} - u_{02})[(u_{30} + u_{12})^2 - (u_{21} + u_{03})^2] + \\ &\quad 4u_{11}(u_{30} + u_{12})(u_{21} + u_{03}), \\ \varphi_7 &= (3u_{21} - u_{03})(u_{30} + u_{12})[(u_{30} + u_{12})^2 - \\ &\quad 3(u_{21} + u_{03})^2] - (u_{30} - 3u_{12})(u_{21} + u_{03}) \cdot \\ &\quad [3(u_{30} + u_{12})^2 - (u_{21} + u_{03})^2]. \end{aligned}$$

1.2 轮廓力矩

轮廓力矩 m 描述了轮廓中最长的对角线 d_m 的

长度和 d_m 的垂直对角线 d_p 的比值^[4,6], 如图 1 所示. 它说明了轮廓的整体外形特征, 指出轮廓的大概形状是圆形、椭圆形或者其他形状, 同样也满足物体平移、旋转和尺度不变性. 将 Hu 矩特征量 $\varphi_1 \sim \varphi_7$ 和轮廓力矩 m 合并, 就形成了图像的全局形状特征向量 S , 即 $S = [\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3, \varphi_4, \varphi_5, \varphi_6, \varphi_7, m]$.

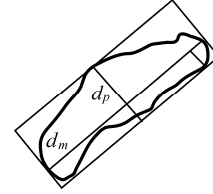


图 1 轮廓力矩的图形化表示

1.3 特征向量归一化

矩不变量中的每个特征元素都具有不同的物理意义, 而且它们的幅度也可能大不相同, 因此在度量相似性距离时, 就会产生很大的偏差, 必须通过特征归一化来消除这种偏差^[3]. 将特征向量记为 $F = [f_1, f_2, \dots, f_8]$, 8 是特征元素的个数, 用 I_1, I_2, \dots, I_M 代表图像库中的 M 幅图像. 对图像 I_i 而言, 其相应的特征向量记为 $F_i = [f_{i1}, f_{i2}, \dots, f_{i8}]$. 这样对于图像库中的 M 幅图像, 就可得到 1 个 $M \times 8$ 的特征矩阵. F 的每列是长度为 M 的特征序列, 表示为 F_j , 计算其均值 m_j 和标准差 σ_j , 然后可用公式 $f_{i,j} = (f_{i,j} - m_j) / \sigma_j$, 将原序列归一化为 $N(0, 1)$ 分布的序列.

1.4 算法总结

算法的基本思想是用图像的不变矩 $\varphi_1 \sim \varphi_7$ 和轮廓力矩 m 作为图像的形状特征索引, 使用适当的相似性距离定义, 计算出 2 幅图像的相似性距离. 当距离足够小时, 就认为 2 幅图像是相似的.

形状检索算法步骤为: (1) 计算被检索图像的形状特征 S , 并从图像数据库中获取图像的形状特征索引; (2) 对特征向量进行归一化; (3) 用欧式距离计算归一化后的图像数据库中各图像(形状特征 $S' = \{s'_i | i = 1, 2, \dots, 8\}$) 与示例图像(形状特征 $S = \{s_i | i = 1, 2, \dots, 8\}$) 之间的相似性距离; (4) 按序输出检索结果.

2 实验结果分析

图像库中包括简单几何形状、树叶、飞机和花卉、人体等 120 幅图像,其中星星形状图像 6 幅. 图 2 是实验的结果. 第 1 幅图是被检索图像,后面的图像为检索结果. 从图 2 可以看出,该算法对于图像的扭曲形变具有不变性,并对图像的基本形状特性具有鲁棒性,在具有一定形变干扰的情况下,仍得出较好的图像检索结果;且检索结果排列的顺序与人的主观视觉判断大致相同,检索精度较好.

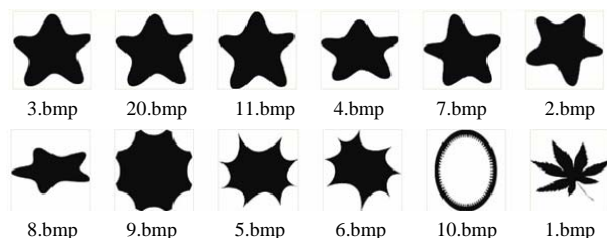


图 2 检索实例

3 结论

本文提出了一种新的基于形状的图像检索方法,它实现了形状特征的全自动索引. 用不变矩和

轮廓力矩代表形状可视特征,不仅减少了部分运算量,而且也减少了形状不相关信息对检索结果的不良影响. 实验结果表明,此方法简单、有效,匹配简单快速,具有一定的实用意义. 如果与颜色直方图联合使用,可进一步提高检索精度,并可用在远程教育、PACS、建筑和室内装潢设计、商标图像管理等多个领域,具有广泛的应用前景.

参考文献:

- [1] Teh C H, Ch R T. On image analysis by the methods of moments[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 7:496-513.
- [2] Hu M K. Visual pattern recognition by moment invariants [J]. IEEE Trans on Information Theory, 1962, 28:179-187.
- [3] Bober M. MPEG-7 visual shape descriptors[J]. IEEE Transaction on Circuits and Systems for Video Technology, 2001, 11(6):715-716.
- [4] 姚玉荣, 章毓晋. 利用小波和矩进行基于形状的图象检索[J]. 中国图象图形学报, 2000, 5(3):206-210.
- [5] 边肇祺. 模式识别[M]. 北京: 清华大学出版社, 1998.
- [6] 陈晔, 杨轶, 董育宁. 用于图象检索的 MPEG-7 形状描述子[J]. 数字电视与数字视频, 2003(4):18-21.

A Contour-based Image Retrieval Method

XIE Chang-ping, SUN Jin-guang, CUI Cai-feng

(Institute of Electronic and Information Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China)

Abstract: Two main drawbacks are identified in the recent shape-based image retrieval systems, the first is performance instability, and the other is the insufficient robustness with respect to motion, rotation and scaling. To redress these problems, a new shape-based image retrieval algorithm is proposed in this paper. The algorithm employs a set of seven moment invariants and the contour moment to extract the features of image. To describe the similarity, the Euclidean distance between two images' normalized vectors is used. The algorithm is tested with the given image of fires of heaven, and the experimental results indicate the certain advantages of the proposed algorithm.

Key words: image retrieval; image shape; moment invariant; contour moment

CLC number: TP393

Document code: A

(责任编辑 章践立)