

文章编号:1001-9081(2009)02-0453-03

基于曲率和熵矩阵特征的商标图像检索

苏杰¹,王卫星²

(1. 重庆邮电大学 计算机科学与技术学院, 重庆 400065; 2. 电子科技大学 电子工程学院, 成都 610054)
(suhack2564676@163.com)

摘要:针对二值商标图像的特点,提出了一种综合边界曲率特征和图像分块熵矩阵特征的检索算法。首先,根据微分几何中曲率的定义,计算图像形状边界上每一点的曲率,并统计得到曲率直方图作为边界特征。然后,在图像分块的基础上,计算每一分块子图像的信息熵,得到熵矩阵,求该矩阵的奇异值作为区域特征。最后,综合这两个特征进行检索。实验表明,边界和区域特征综合使用较之单一特征有着更好的检索效果,并具有较好的几何不变性。

关键词:商标图像检索;曲率;曲率直方图;信息熵;熵矩阵

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Trademark image retrieval based on curvature and entropy-matrix feature

SU Jie¹, WANG Wei-xing²

(1. College of Computer Science and Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;
2. School of Electronic Engineering, University of Electronic Science and Technology, Chengdu Sichuan 610054, China)

Abstract: An image retrieval method based on curvature feature and entropy-matrix feature for binary trademark images was proposed. First, according to the definition of curvature in Differential Geometry, every curvature of the fringe point was computed, and curvature-histogram was obtained as boundary feature. Second, the image was parted into several blocks, and then entropy for every block was counted. The entropy-matrix consisted of these entropy of every block. Last, images were retrieved by the two features. Experimental result shows that using the feature of boundary and region is better than using the single one, and it has better anti-geometric distortion effect.

Key words: trademark image retrieval; curvature; curvature histogram; entropy; entropy-matrix

0 引言

商标作为商品的重要标识,注册后受到法律保护。所以在新商标图像注册之前需要将其与已注册的商标进行比较来确认其注册资格。随着注册商标数量的不断增加,人工编码比对的方式速度慢、效率低,所以建立一种基于内容的、快速高效的商标图像检索系统显得十分重要。

对于二值商标图像来说,颜色和纹理特征不能作为相似性判断的标准,因此其检索算法主要针对图像中的形状和空间分布特征。而图像的形状特征概括起来可以分为边界特征和区域特征两大类。边界方向直方图^[1]和傅里叶描述子^[2]都是对形状边界特征的描述,而文献[3]提出的7个不变矩被广泛地应用于对形状区域特征的描述。

综合来说,目前形状特征的提取算法大都是从边界或者区域特征单方面考虑的。本文算法综合了这两个方面来提取特征参数,不仅有良好的几何不变性,而且检索结果也更加符合人的视觉感受。

1 边界曲率特征

1.1 微分几何中曲率的定义

曲线上某点的曲率刻画了该点近旁的弯曲程度。在微分几何中将曲线上某点的曲率定义为:

定义1 令 s 为弧长参数,对于曲线 $C:r=r(s)$ 上点 $P(s)$ 邻近的点 $P'(s+\Delta s)$,设 $a(s)$ 和 $a'(s+\Delta s)$ 分别是

P 点和 P' 点的切线向量,夹角为 $\Delta\varphi$ (如图1)。 $a(s)$ 定义相对于弧长 s 的旋转速度 $\lim_{\Delta\varphi \rightarrow 0} |\Delta\varphi|/|\Delta s|$ 为曲线在 P 点的曲率,记作 $\kappa(s)$ 。

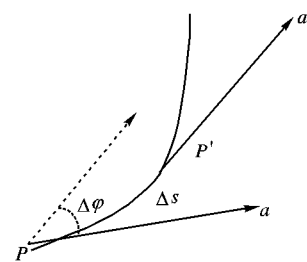


图1 曲率的定义

从以上的定义可以看出,平面曲线的曲率只和切向量斜率变化率以及弧长变化率有关,对曲线旋转、平移等几何变换具有不变性。

1.2 边界曲线上曲率的确定

计算曲率就需要得到图像的边界曲线,本文使用Canny算子进行边缘检测,结果如图2所示。

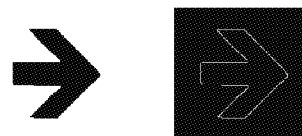


图2 Canny算子检测得到图像边缘曲线

由于微分几何中给出的曲率计算公式是连续形式的,而

收稿日期:2008-09-01;修回日期:2008-10-15。

作者简介:苏杰(1982-),男,河南三门峡人,硕士研究生,主要研究方向:数字图像处理、模式识别;王卫星(1954-),男,湖南长沙人,教授,博士生导师,主要研究方向:计算机图像处理分析、模式识别。

离散的图像边界曲线不能直接套用,所以在本文中使用时曲率的定义 $|\Delta\varphi|/|\Delta s|$ 来近似计算。

设 P_{n-1}, P_n, P_{n+1} 为边界曲线上三点, P_n 的曲率可以由 P_{n-1}, P_{n+1} 在 P_n 8邻域中的位置关系求得(如图3)。

3	2	1
4	P_n	0
5	6	7

图3 P_n 的8邻域

首先,在 P_n 的8邻域中,对于弧长变化量有:

$$\Delta s = \begin{cases} 1, & i/2 = 0, i \in \mathbf{N}, 0 \leq i \leq 7 \\ \sqrt{2}, & i/2 = 1, i \in \mathbf{N}, 0 \leq i \leq 7 \end{cases}$$

对于线段 $P_{n-1}P_n, P_nP_{n+1}$ 的斜率变化量有:

$$\Delta\varphi = \begin{cases} \pi/2, & -\pi/2 \\ \pi/4, & -\pi/4 \\ 3\pi/4, & -3\pi/4 \\ \pi \end{cases}$$

式中 $\Delta\varphi$ 的正负值由 P_{n-1}, P_n, P_{n+1} 三点组成线段的开口方向决定。当开口背向图像质心 (x_0, y_0) 时为正,反之则为负。质心 (x_0, y_0) 可由式(1)、(2)求得:

$$m(u, v) = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N x^u y^v f(x, y) \quad (1)$$

这里, $f(x, y)$ 是二值商标图像, M, N 是其大小。则图像质心 (x_0, y_0) 可表示为:

$$x_0 = \frac{m_{10}}{m_{00}}, y_0 = \frac{m_{01}}{m_{00}} \quad (2)$$

综上,在 P_n 的8邻域中,由 $\Delta s / \Delta\varphi$ 确定了10种不同的曲率,如表1。

表1 10种曲率形式

种类	$\frac{\Delta s}{\Delta\varphi}$	种类	$\frac{\Delta s}{\Delta\varphi}$	种类	$\frac{\Delta s}{\Delta\varphi}$
1	$\frac{2}{\pi}$	5	$\frac{1+\sqrt{2}}{3\pi/4}$	9	$\frac{1+\sqrt{2}}{\pi/4}$
2	$\frac{2\sqrt{2}}{\pi}$	6	$-\frac{1+\sqrt{2}}{3\pi/4}$	10	$-\frac{1+\sqrt{2}}{\pi/4}$
3	$\frac{2}{\pi/2}$	7	$\frac{2\sqrt{2}}{\pi/2}$		
4	$-\frac{2}{\pi/2}$	8	$-\frac{2\sqrt{2}}{\pi/2}$		

最后计算图像曲线上每一像素点的曲率,统计其属于上述10种曲率的哪一种,得到曲线的曲率直方图。但是这样的曲率直方图的幅值是各不相同的,所以要对其进行归一化处理,即 $r_i = \frac{r_i}{\sum_i r_i}$ 。归一化的曲率直方图如图4所示。

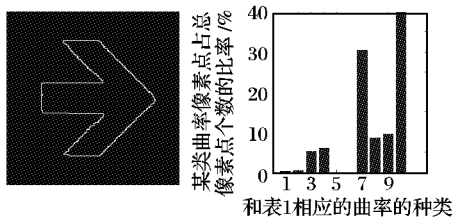


图4 图像曲线的曲率直方图

2 分块熵矩阵特征

2.1 图像的信息熵

Shanon 将信息的量值定义为系统中被消除掉的不定性

大小,而不定性在概率论中是用随机事件来描述的。假设有随机事件的集合 X_1, X_2, \dots, X_N , 它们出现的概率分别为 p_1, p_2, \dots, p_N , 满足条件:

$$0 \leq p_i \leq 1; i = 1, \dots, N; \sum p_i = 1$$

则信息熵的定义为:

$$H(p_1, p_2, \dots, p_N) = - \sum p_i \lg p_i \quad (3)$$

对于数字图像来说,不同灰度的像素点以不同的概率分布填充不同的区域,从而使得不同的图像表现出不同的形状特征。而对于二值商标图像,其像素灰度只有0和1两种取值,因此,它的信息熵可以写成:

$$H(p_0, p_1) = -p_0 \lg p_0 - p_1 \lg p_1 \quad (4)$$

其中, p_0, p_1 分别是0,1两种像素点在图像中出现的概率。

2.2 分块图像的熵矩阵

由熵的定义可以看出,图像整体的信息熵仅考虑了图像的全局统计信息,而丢弃了图像的空间分布信息。具有相同信息熵的图像可能在视觉上是完全不同的。因此,为了有效地反映图像在空间上的分布信息,需要将图像进行分块,然后分别计算每一子图像块的熵。

在对图像分块之前,为了保证其平移不变性,先将图像中的目标形状移动至图像的左上角,如图5所示。



图5 目标移动至图像左上角

然后,将大小为 $M \times N$ 的图像划分为 $P \times Q$ 个大小相等的矩形子图像,并利用式(4)计算每个子图像块的信息熵 H_{ij} ($1 \leq i \leq P, 1 \leq j \leq Q$),这些分块熵保持在图像中的相对位置不变,从而组成了图像的分块熵矩阵 Q_{ij} 。

$$Q_{ij} = \begin{bmatrix} H_{11} & H_{12} & \dots & H_{1P} \\ H_{21} & H_{22} & \dots & H_{2P} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ H_{Q1} & H_{Q2} & \dots & H_{PQ} \end{bmatrix} \quad (5)$$

由于熵矩阵中的每一子图像块的熵代表了图像局部单元的统计特征,所以这样的子图像熵组成的矩阵不仅描述了图像的局部特征也反映了图像的空间分布特征,这就解决了采用图像整体熵描述图像特征所造成的熵相同而形状不同的问题。

同时需要说明的是,用分块熵矩阵描述图像形状特征,其准确度与图像分块的细粒度有关。也就是说,每一子图像块越小,原图像分块越多,图像特征的描述就越准确。但是分块的增多会造成熵矩阵的维数增大,影响检索的速度。实验表明,对于 256×256 的图像采用 16×16 的分块即可取得较好的效果。

2.3 熵矩阵的奇异值

图像分块熵矩阵确定之后,可以直接比较两图像的熵矩阵来判断它们的相似性。但是,考虑到熵矩阵中会有相当一部分的信息冗余,为了消除这些信息冗余,同时降低图像特征矢量的维数,可以对熵矩阵做进一步的特征提取。例如计算矩阵的特征值^[4]和使用HU不变矩来描述矩阵^[5]。但是,矩阵特征值易受噪声的影响,而不变矩的旋转不变性也不是很理想。所以,本文算法使用矩阵的奇异值来描述熵矩阵的特征。

奇异值在图像中的应用是Hong在1991年引入的^[6]。矩阵的奇异值向量具有较好的稳定性以及转置、旋转、平移和镜像变换的不变性,其定义可表述为:

设 A 是 $m \times n$ 的矩阵, 其秩为 r , 即 $\text{rank}(A) = r$, 则存在正交矩阵 $U \in \mathbf{R}^{m \times m}$, $V \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 使得:

$$A = U \begin{pmatrix} \sum_r & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} V^T \quad (6)$$

其中, $\sum_r = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_r)$, $\sigma_1, \dots, \sigma_r$ 是 A 的全部奇异值, 即矩阵 $A^T A$ 相应特征值的平方根。

根据上述奇异值的定义, 对熵矩阵 Q_{ij} 进行奇异值分解, 得到熵矩阵的奇异值向量 $\Sigma_r = (\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r)$ 。此向量和上述的曲率直方图同时作为图像的特征向量来进行比较检索。

3 相似性度量

在图像特征提取的基础上, 每一查询图像 q 和目标图像 t 之间的相似度采用下述的方法来计算:

对于图像的曲率直方图 $h[m]$, 采用直方图相交距 D_c 来计算其相似度:

$$D_c(q, t) = 1 - \frac{\sum_{m=0}^{M-1} \min(h_q[m], h_t[m])}{|h_q|} \quad (7)$$

其中, $|h| = \sum_{m=0}^{M-1} h[m]$ 。

而对于熵矩阵的奇异值向量 $\Sigma_r = (\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r)$, 采用欧几里德距 D_s , 有:

$$D_s = \left[\sum_{m=0}^{M-1} (\Sigma_q - \Sigma_t)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (8)$$

而两幅图像的综合相似度为:

$$D(q, t) = \frac{w_c D_c + w_s D_s}{w_c + w_s} \quad (9)$$

其中 w_c 和 w_s 分别为曲率直方图和熵矩阵奇异值向量的加权。

4 实验和结论

为了验证文中算法的有效性, 从商标图像库中 600 多幅图像中抽取多幅不同特点的图像作为目标图像进行检索实验。由于图像库中图像大小为 256×256 , 所以采用 16×16 的分块, 而对于综合相似度中的权值, 取 $w_c = w_s$ 。

将从商标图像库中选取的查询图像分别做旋转和尺度变化, 由于本文算法中的曲率直方图有着明显的平移不变性, 而求取分块熵矩阵时已经对图像做了平移的规范化处理, 所以不必进行平移不变性的验证。旋转的角度包括: $10^\circ, 25^\circ, 45^\circ, 60^\circ, 75^\circ, 90^\circ$ 和 180° ; 缩放的比例有: $5\%, 15\%, 30\%, 50\%$ 。将这些变形后的图像也加入商标图像库参加检索。图 6 给出了其中一幅商标图像的检索结果, 即结果的图像序列和相似距离(图像下方的数字)。同时, 使用边界方向直方图和熵矩阵不变矩的方法也进行了检索实验, 其结果如图 7, 8。

由上述三种检索算法的结果比较可以看出:

1) 边界方向直方图的检索算法有着较好的旋转不变性, 旋转后的图像都出现在了检索结果的前 15 位, 但在尺度不变性上不是很理想, 幅度较大的缩放变换图像不能在检索结果中占据靠前的位置。在人眼的视觉感受上, 部分结果图像虽然具有和查询图像在部分边界曲线上的相似性, 但整体上看它们并不是相似的。

2) 熵矩阵的不变矩法较之边界直方图法在尺度不变性上有了改进, 但是旋转幅度较大的图像在检索结果中排列靠后, 旋转不变性的效果并不是非常理想。而检索结果对于人的视觉感觉来说, 其相似度还是比较满意的。

3) 本文算法的检索结果中旋转和缩放的图像都位于 15 位,

因此本文的算法有着较好的旋转和尺度不变性。同时, 本文算法结合了边界和区域的两种特征, 在人的视觉感受上也是令人满意的。而本文的图像间的相似性距离较之另外两种方法, 其范围区间也更小, 这样更加有利于相似度的表示与度量。

实验表明, 本文算法是一种有效的商标图像检索算法, 但由于该算法提取并综合了图像的边界和区域两种特征, 其特征向量维数较大。因此, 在进一步的研究中, 需要更加提高算法的检索效率, 使之能有效地在实际检索系统中加以应用。

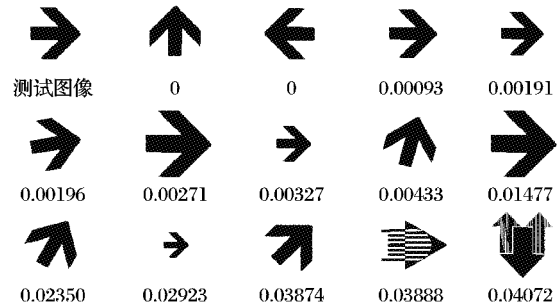


图6 本文算法的检索结果

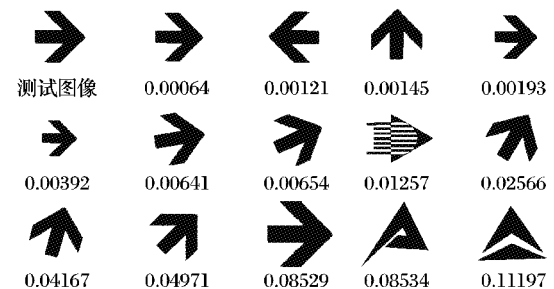


图7 边界方向直方图的检索结果

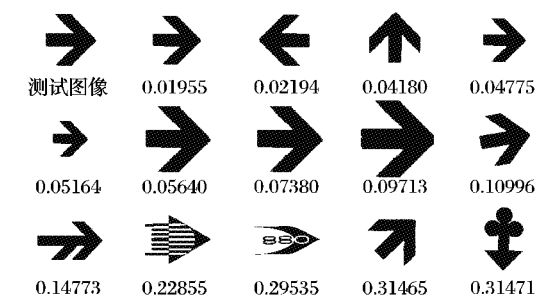


图8 熵矩阵不变矩的检索结果

参考文献:

- [1] JAIN A K, VAILAYA A. Shape-based retrieval: a case study with trademark image databases[J]. Pattern Recognition, 1998, 31(9): 1369 - 1390.
- [2] KAUPPIEN H, SEPANE T. An experiment comparison of autoregressive and Fourier-based descriptors in 2D shape classification[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(2): 201 - 207.
- [3] HU K M. Visual pattern recognition by moment invariant[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1962, 8(2): 179 - 187.
- [4] 孙君顶, 毋小省, 周利华. 基于信息熵的图像检索[J]. 西安电子科技大学学报: 自然科学版, 2004, 31(2): 223 - 228.
- [5] 孙君顶, 毋小省. 基于熵及不变矩的图像检索[J]. 光电工程, 2007, 34(6): 102 - 115.
- [6] HONG ZIQUAN. Algebraic feature extraction of image recognition[J]. Pattern Recognition, 1991, 24(3): 211 - 219.
- [7] 郭克华, 刘广海, 刘传才, 等. 微分几何编码识别物体的形状[J]. 计算机科学, 2007, 34(7): 219 - 234.
- [8] 王文胜, 杨静宇, 陈伏兵. 图像特征抽取的奇异值分解方法[J]. 计算机工程, 2006, 32(8): 32 - 36.