

利用特征点平均矩特征的商标图像检索

黄元元 刘宁钟

(南京航空航天大学计算机科学与技术系, 南京 210016)

摘要 提出了一种新的基于多特征点平均矩特征的商标图像检索方法。首先根据图像的参照圆与形状主方向将图像划分为若干个同心圆,并在每个同心圆内确定一些特征点,这些特征点在图像中的相对位置不受旋转、尺度、平移等因素的影响。然后提出了基于多特征点平均矩特征的概念,该特征不仅具有良好的鲁棒性,而且对于噪声以及图像边缘的细微变化并不敏感,非常适合用来描述商标这种特定的图像。实验结果证明,利用该算法检索的结果兼顾了商标图像在局部和整体上的一致性,能够较好地满足人的视觉感受。

关键词 商标图像检索 特征点 平均矩特征

中图法分类号:TP391 文献标志码:A 文章编号:1006-8961(2010)04-637-08

Trademark Retrieval Based on Feature Points' Average Moments

HUANG Yuanyuan, LIU Ningzhong

(Department of Computer Science and Technology, Nanjing University of Aero and Astronautics, Nanjing 210016)

Abstract A new method of trademark retrieval based on average moments of feature points is proposed in the paper. First, the trademark image is divided into several concentric cells, and some special feature points are located in each sub-image according to the image's reference circle and principal orientation. The relative positions of these feature points have the invariability with respect to translation, scaling and rotation. After that, the new idea of average moments of these feature points is proposed. This feature descriptor has good robustness and is not so sensitive to noise and the delicate changes in image's edges. The experiments show that this method has good stability and can give attention to image's local features and global features at the same time. Therefore, the retrieval results match human visual percept ionk well.

Keywords trademark retrieval, feature points, average moments

0 引言

商标库是商标图像的集合。商标局建立和管理商标库就是要将待注册的商标与商标库中已经注册过的商标进行比照,以决定该商标是否具有注册资格。现在每年都有数以万计的商标申请注册,而目前的商标库采用以“分类号”为关键词的检索模式^[1],图像的相似性主要靠人工识别,工作量大、效率低。因此,为了加强商标的管理,建立一种准确高

效的商标自动检索系统具有非常重要的意义。

关于商标的检索方法,国内外许多学者进行了较深入的研究。早期的 Cortelazzo 等人用链码串来描述商标的形状特征^[2],用字符串匹配方法来度量链码串的相似程度,Chang 等人使用的 2 维隐马尔可夫模型进行的变形商标检索^[3],Jain 等人提出的商标分级检索技术^[4],Mehre 等人对链码、傅里叶描述子、UNL 特征、Hu 不变矩组、Zernike 矩和伪 Zernike 矩等诸图像特征用于商标检索进行了比较研究^[5],Yin 等人提出了用边界内角字符串特征进

基金项目:江苏省自然科学基金项目(DK2007588)

收稿日期:2008-11-28;改回日期:2009-02-20

第一作者简介:黄元元(1975—),女,副教授。2003年于南京理工大学获模式识别与智能控制专业博士学位。主要研究方向为多媒体技术、图像处理、模式识别。E-mail:hyy_nust@sohu.com

行检索^[6],还有姚玉荣等人利用小波变换提取图像边缘,再利用改进后的矩特征来描述图像边缘的形状特征^[7]等。上述这些方法,例如字符串匹配不具备旋转或尺度不变性,小波变换需要大量的计算,傅里叶描绘子只适用于描绘封闭边界,而高阶统计矩对图像边缘的变化比较敏感^[8],还有一些相对简单的形状描述子,例如曲率、离心率、狭长率等无法实现准确的识别。此外现有的商标检索技术,大都基于图像的全局特征,而往往忽略局部特征对图像整体视觉效果的影响,虽然文献[9-11]提出对图像提取子图像或逐级分块,但这些方法或者不具备旋转不变性,或受噪声影响比较大,或需要将图像进行旋转而计算量大增。因此现有的商标检索技术在检索精度、检索范围、检索效率、图像的复杂性及检索结果与人主观视觉判断的一致性等方面还存在不足,还需要研究新的方法,并综合应用多种方法。本文提出一种新的基于特征点匹配的商标检索算法,一方面,为了充分考虑局部特征的重要性,该算法对图像进行分块处理,分块方式快速而且具有旋转、尺度、平移不变性,另一方面,该算法对分块图像的特征描述相对噪声以及图像边缘的细微变化并不敏感,具有良好的检索性能。

1 算法设计

本文算法思想是:首先对商标图像进行分块处理。为了使分块不受图像旋转、尺度、平移等因素的影响,采用环形划分方式。为了确定分块半径,需要计算图像的一个参照圆,以该参照圆的半径为依据进行图像的环形划分。图像划分完毕后,对于每一个子图像需要确立一些特定的特征点,然后对这些特征点进行特征描述。最后进行相似性对比时,就是将这些特征点的特征分别进行匹配。

1.1 图像分块

不同的商标图像之所以能呈现出不同的形状,一方面是因为 0,1 像素出现的次数不同,另一方面也跟 0,1 像素的空间分布特征有关,因此,在提取特征的时候要兼顾这两方面因素。将图像划分为若干个子图像块,一方面各个子图像块可以反映图像的局部特征,另一方面,子图像特征间的结合又可以体现图像的整体特征。因此对图像进行分块描述比只对图像进行整体描述更能准确地体现图像的内容。为了保证分块的图像特征具有旋转不变性,一种可

行的方法是采用环形的划分方式。假定一幅 $M \times N$ 的二值商标图像,其图像区域的重心坐标为 (\bar{x}, \bar{y}) :

$$\bar{x} = \frac{\sum_x \sum_y x f(x, y)}{\sum_x \sum_y f(x, y)}, \quad (1)$$

$$\bar{y} = \frac{\sum_x \sum_y y f(x, y)}{\sum_x \sum_y f(x, y)}$$

式中, $f(x, y)$ 表示图像在坐标 (x, y) 处的像素值。由于是二值图像,因此只有 0,1 两种取值,0 代表背景像素,1 代表目标像素。图像中所有目标像素到重心的平均距离为

$$R = \frac{\sum_x \sum_y \sqrt{(x - \bar{x})^2 + (y - \bar{y})^2} f(x, y)}{\sum_x \sum_y f(x, y)} \quad (2)$$

由此,定义以 (\bar{x}, \bar{y}) 为中心,以 R 为半径的圆为该二值商标图像的参照圆,如图 1 所示。



图 1 图像的参照圆

Fig. 1 Reference circle of the image

以该参照圆的半径 R 为依据对图像进行环形划分。一般说来,对图像分块越多,则反映的图像信息就越精确,但从另一方面看,过细的分割除了造成信息量的急剧增加外,也会导致描述一般性的损失,所以需要折中考虑。这里划分半径 ρ 取 6 个值,即 $\rho_1 = 0.25R, \rho_2 = 0.5R, \rho_3 = 0.75R, \rho_4 = R, \rho_5 = 1.5R, \rho_6 = 2R$ 。之所以没有采用均匀划分,是考虑到对于绝大多数的商标图像,其大致的形状可能都很相似,例如有很多的圆形、矩形、三角形、菱形等商标图案,它们主要的区别在于其内部的设计图形不同。因此,在对图像进行划分的时候,对于靠近图像重心的部分划分比较精细,而远离重心的部分划分则比较粗,这符合商标图像的特点。而且,通过这样的划分,便于对图像进行多层次的特征描述,各个图像块不同程度地包含了图像的局部和整体的信息。

1.2 特征点的确定

将图像划分为 6 个不同大小的子图像后,接下

来的工作是要在每个子图像上设立一些特征点,以便于后续的特征描述与特征点匹配。考虑到特征点的设定必须具有旋转、尺度、平移不变性。因此,这里需要计算图像的形状主方向。形状主方向由图像的形状特征决定,位于通过重心且倾角为 α 的直线上。由图像形状区域的 KL 变换可知^[12], α 是具有最大特征值的特征矢量的方向,也就是形状区域最佳拟合椭圆的长轴方向。

$$\alpha = \arctan\left(\frac{\mu_{02} - \mu_{20} + \sqrt{(\mu_{02} - \mu_{20})^2 + 4\mu_{11}^2}}{2\mu_{11}}\right) \quad (3)$$

$$\mu_{pq} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad (4)$$

式中, μ_{pq} 是形状所围区域的 $p + q$ 阶中心矩, \bar{x} 与 \bar{y} 表示商标图像的重心坐标。形状的主方向位于倾角为 α 的直线上存在着二义性,即形状的主方向究竟是在正向 α 方向上,还是在反向 $\alpha + \pi$ 的方向上呢?

一种比较实用的方法是先将图像旋转 $-\alpha$, 然后由形状的三阶矩决定。有:

$$\varphi = \begin{cases} \alpha + \pi & \mu_{30} > 0 \\ \alpha & \mu_{30} \leq 0 \end{cases} \quad (5)$$

其原理是比较形状 $x > 0$ 与 $x < 0$ 两部分的能量,选取能量小的部分作为形状的主方向。

如图 2 所示,图 2 中的 4 幅图像形状完全一样,只是发生了旋转以及尺度的变化。根据式(3)、式(4),可以得到图 2(a) 主方向约为 150° , 图 2(b) 的主方向约为 60° , 而图 2(c) 的主方向与 x 轴基本重合, 约为 180° , 而图 2(d) 的主方向约为 0° 。若将这 4 幅图像围绕各自的重心旋转 φ , 即可得到与图 2(d) 完全一样的图像, 由此可以看出, 通过确定图像的形状主方向即可消除图像旋转带来的变化, 并且该方向也具有尺度不变性。

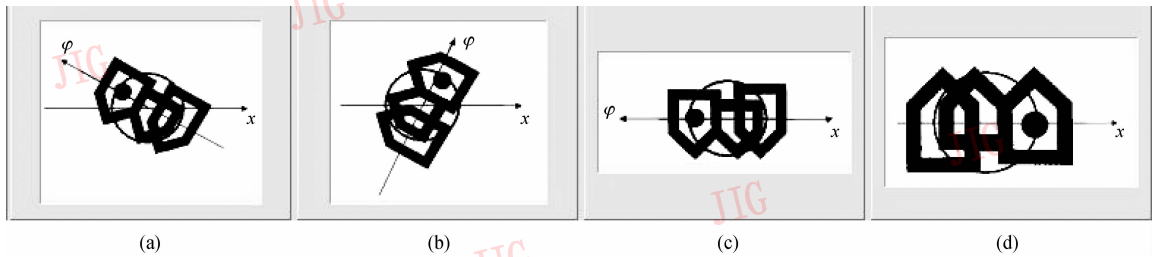


图 2 形状主方向的确定
Fig. 2 Principal orientation of image

确定了图像的形状主方向后,对于半径为 ρ 的子图像,即可确定一个起始特征点 l_1 , 该点的坐标为 $(\bar{x} + \rho \cos \varphi, \bar{y} + \rho \sin \varphi)$, 位于半径为 ρ 的圆环上。该起始点在图像中的相对位置是基本固定的,不受图像旋转的影响。如图 2 中的 4 幅图像所示,观察参照圆上的起始特征点,虽然 4 幅图像旋转角度及缩放尺度各不相同,但起始特征点均在其内部那个实心圆附近。有了该起始特征点后,以该点为基准,将半径为 ρ 的圆环 K 等分,位于圆环上的其余等分点与 l_1 一起,组成半径为 ρ 的子图像特征点集 L , 即 $L = \{l_i \mid i = 1, 2, \dots, K\}$, 其中,特征点的坐标为

$$\begin{cases} x = \bar{x} + \rho \cos\left[\left(i-1\right)\frac{2\pi}{K} + \varphi\right] \\ y = \bar{y} + \rho \sin\left[\left(i-1\right)\frac{2\pi}{K} + \varphi\right] \\ i = 1, 2, \dots, K \end{cases} \quad (6)$$

由此,对于划分出来的 6 个子图像均可按照上述方法分别提取其各自的特征点集。根据上述的计算过程可知,特征点集在图像中的相对位置具有旋转、平

移和尺度不变性。

1.3 特征提取

矩特征在描述图像的区域特征时表现出很好的不变性。对于二值图像,矩特征代表的是图像中所有的目标像素,即 1 像素对于重心是如何分布的度量。由式(4)可以看出,高阶矩对于图像边缘的变化是比较敏感的。这一点对于商标的检索非常不利,因为商标的检索不同于一般的形状匹配方法。形状匹配针对同一场景不同条件下拍摄的图像,尽管有噪声干扰或几何畸变的影响,但由于景物是相同的,就可以由人工设定特征点,通过特征点匹配来计算图像的匹配程度。而在商标图像的同类同组图像中,完全不相似的图像居多,相似的可能仅仅为几幅,完全相同的往往没有。因此,商标的检索就是尽量排除不相似的商标,筛选出相似程度较高的商标图像。若用来表示商标的特征对边缘的些许变化过于敏感,就无法保证大体上相同,局部上可以存小异的商标检索宗旨。由此,提出一种相对于特征点的平均矩特征。

对于特征点集 L 中任一特征点 l_i , 定义该子图像的 $p+q$ 阶中心矩为

$$\mu_{pq} = \sum_x \sum_y \left\{ \left(x - \bar{x} - \rho \cos \left[(i-1) \frac{2\pi}{K} + \varphi \right] \right)^p \times \left(y - \bar{y} - \rho \sin \left[(i-1) \frac{2\pi}{K} + \varphi \right] \right)^q f(x, y) \right\} \quad (7)$$

其中, (x, y) 的取值必须满足 $(x - \bar{x})^2 + (y - \bar{y})^2 \leq \rho^2$ 的条件。

对于由式(7)计算得到的 $p+q$ 阶中心矩, 其代表的是半径为 ρ 的子图像内所有 1 像素对于特征点 l_i (而不是重心) 是如何分布的度量。那么由式(7)导出的二阶和三阶规格化中心矩可以计算得到 7 个对于特征点 l_i 的 Hu 不变矩 $\{\phi_i | i=1, 2, \dots, 7\}$, 该矩组具有尺度、旋转和平移不变性^[13]。按照上述方法, 可以依次计算出对于其余特征点的 Hu 不变矩。最后, 将这 K 个特征点对应的 K 组矩特征的平均值作为该子图像的特征值, 即平均矩特征。由于该平均矩特征对应 K 个特定的特征点, 而且是取均值, 因此它对图像边缘的细微变化不敏感, 而且具有很好的抗噪性。

对图像的每一个子图像都按照上述方法计算其平均矩特征, 这样就可以得到一个特征序列 $T = \{T_i | i=1, 2, \dots, 6\}$, 其中 T_i 表示半径为 ρ_i 的子图像的平均矩特征, 且 $T_i = \{\phi_{ij} | j=1, 2, \dots, 7\}$ 。

1.4 相似性度量

图像之间的相似性度量可以通过匹配特征点的平均矩特征来进行。如果两幅图像各个子图像的平均矩特征均基本匹配的话, 这两幅图像就比较相似, 反之亦然。图像之间的匹配度可以用特征间的欧氏距离来度量。假定对于两幅图像 I 和 R , 它们的特征分别为 $T(I) = \{T_i^I\}$ 和 $T(R) = \{T_i^R\}$, 那么这两幅图像特征之间的欧氏距离为

$$Dis(I, R) = \sqrt{\sum_{i=1}^6 (T_i^I - T_i^R)^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^6 \sum_{j=1}^7 (\phi_{ij}^I - \phi_{ij}^R)^2} \quad (8)$$

显然, 特征间的距离越大表明两幅图像的形状特征差别越大, 两幅图像也就越不相似。反之, 特征间的距离越小则说明两幅图像形状越接近。在利用上式计算图像间的相似度时, 必须考虑到, 图像的特征序列 T 中的每一个元素都具有不同的物理意义, 它们的幅度也有较大的差异, 故而在进行相似性测度时会有很大的偏差。因此在度量前应该对每一个

子图像的 7 个平均矩特征进行归一化处理来消除这种偏差。具体做法是将 ϕ_{ij} 看做是高斯序列, 分别计算其均值和标准差, 然后利用其均值和标准差将它们分别归一化为 $N(0, 1)$ 分布的正态分布序列。对特征序列进行了归一化处理后, 就可以利用式(8)来计算图像间的相似度。

在利用式(8)进行相似性度量时, 每一个子图像对于整幅图像的重要程度都被看做是一样的。但正如前面提到的, 商标图像属于人工图像, 往往很多商标图像在外形上都比较相似, 主要区别就在于其细节或局部区域, 因此在进行相似性度量时, 考虑为不同的子图像赋予不同的权值, 将会使商标检索的结果更加符合人的视觉感受。假定为每一个半径为 ρ_i 的子图像赋予的权值为 w_i , 且满足 $\sum_{i=1}^N w_i = 1$, 其中 N 表示子图像的数量。那么式(8)就应该改为

$$Dis(I, R) = \sum_{i=1}^6 \sqrt{w_i (T_i^I - T_i^R)^2} = \sum_{i=1}^6 \sqrt{w_i \sum_{j=1}^7 (\phi_{ij}^I - \phi_{ij}^R)^2} \quad (9)$$

2 实验结果

为了验证本文方法的有效性, 利用一个包含 2 000 余幅图像的商标库进行了实验。实验中, 特征点的数量 K 取 6。权值定为 $w_1 = w_2 = 0.1$, $w_3 = w_4 = 0.15$, $w_5 = w_6 = 0.25$ 。实验分两步进行, 首先是不变性实验, 即验证本文方法对于图像旋转、尺度、平移以及几何畸变的不变性, 然后才是相似性实验, 即验证利用本文方法来检索二值商标图像, 检索出的图像是否与人的视觉感受相符。

2.1 不变性实验

如图 3 所示的一组图像, 表 1 是图 3(b) 至图 3(i) 这 8 幅图像与图 3(a) 之间的特征距离, ρ_i 代表半径为 ρ_i 的子图像。为了证明权值的有效性, 还对比列出了不加权值和加权值的特征距离。同时, 为了证明平均矩特征的有效性, 还计算了基于重心的矩特征的距离, 其结果如表 2 所示。

由表 1 中的数据可以看到, 根据本文算法提取到的基于不同层次的分块图像特征具有较好的鲁棒性。缩放变化在理论上应该对矩特征没有任何影响, 但是由于二值图像数据在做相应变换时像素点



图 3 不变性实验组图

Fig. 3 Images used to testify the invariability

的近似,可能导致相关度的偏差。即便如此,表 1 中,图 3(d)和图 3(e)与图 3(a)的总距离及加权距离也是最近的。而表 2 中的结果却不是这样,图像的尺度变化对矩特征的影响很大,这使得计算出来的距离结果并不符合我们人的视觉心理。显然,基于特征点的平均矩特征,其稳定性要更高一筹。

2.2 相似性实验

图 4 是检索结果。一方面,为了证明基于特征点的平均矩特征的有效性,进行了基于分块图像重心矩特征的检索实验,也就是利用分块图像的矩特征作为特征描述子;另一方面,为了证明对图像进行分块描述的有效性,还做了基于整幅图像特征点平均矩特征的检索实验,具体做法就是不将图像做分块处理,而是按照本文前述的方法仅在图像的参照圆上提取 K 个特征点,然后分别计算整幅图像相对于这些特征点的矩特征,最后将这 K 个特征点的矩特征的平均值作为特征来检索图像。同时,为了验证本文算法的优越性,还特地与文献[11]中的检索算法做了对比。最终的检索结果如图 4 所示。输出了与样本图像最相似的前 20 幅图像。按输出位置由左到右,再由上至下的顺序与样本图像的相似度依次递减。

表 1 基于子图像特征点平均矩特征的计算结果

Tab. 1 Results based on sub-block images' average moments

图 3	图 3(a)						总距离	加权距离
	ρ_1	ρ_2	ρ_3	ρ_4	ρ_5	ρ_6		
(b)	0.124 9	1.061 7	0.827 3	3.224 8	6.719 7	9.082 7	21.041 2	4.677 1
(c)	4.368 5	0.870 5	0.818 4	1.095 1	1.437 5	1.757 0	10.347 1	1.609 6
(d)	0.644 1	1.415 6	0.866 8	0.313 7	0.187 8	0.709 7	4.137 6	0.607 4
(e)	3.504 4	0.398 2	0.480 0	0.810 6	1.159 8	1.475 0	7.828 0	1.242 5
(f)	0.274 7	1.583 8	0.094 2	2.364 2	6.070 9	8.848 0	19.235 8	4.284 3
(g)	3.120 2	1.970 7	0.285 9	2.165 1	5.905 7	8.677 7	22.125 2	4.522 6
(h)	6.209 8	0.974 5	0.510 0	2.720 0	6.436 3	9.139 6	25.990 1	5.096 9
(i)	0.819 3	2.425 6	0.638 6	1.835 4	5.674 6	8.324 2	19.717 9	4.195 3

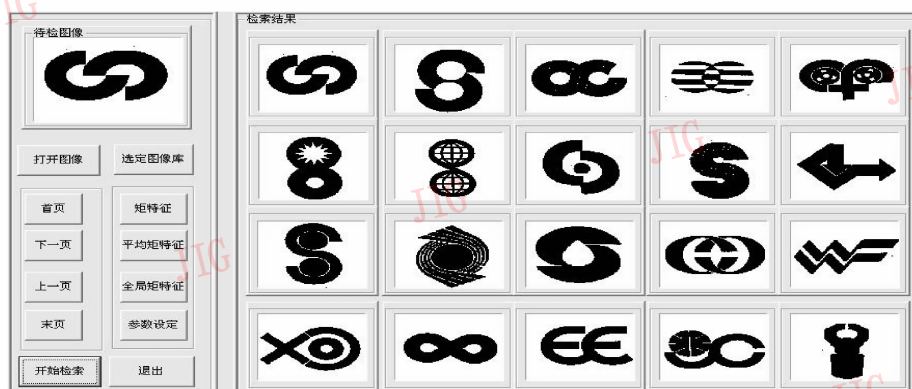
表 2 基于子图像矩特征的计算结果

Tab. 2 Results based on sub-block images' moments

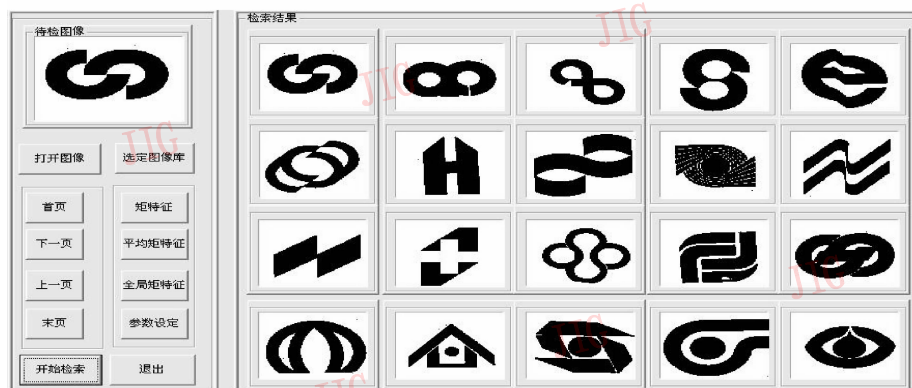
图 3	图 3(a)						总距离	加权距离
	ρ_1	ρ_2	ρ_3	ρ_4	ρ_5	ρ_6		
(b)	13.282 9	10.334 5	10.733 0	10.088 8	12.133 9	10.025 0	66.598 1	11.024 7
(c)	13.230 7	10.742 2	10.908 8	9.969 0	10.422 7	6.192 8	61.466 1	9.682 8
(d)	9.849 6	8.944 2	11.429 6	9.786 6	9.885 3	9.876 2	59.771 6	10.000 2
(e)	12.676 7	9.244 9	10.684 6	9.756 0	9.947 0	10.234 7	62.543 8	10.303 7
(f)	11.368 7	4.803 7	10.796 4	9.782 0	9.876 8	9.583 0	56.210 7	9.569 0
(g)	11.453 0	5.700	9.886 1	8.955 0	9.658 7	9.685 3	55.338 0	9.377 4
(h)	12.448 6	4.977 3	10.626 6	10.370 0	9.395 6	9.596 7	57.354 8	9.634 2
(i)	12.406 3	4.898 0	9.651 0	8.552 7	9.635 3	9.605 7	54.794 4	9.271 3



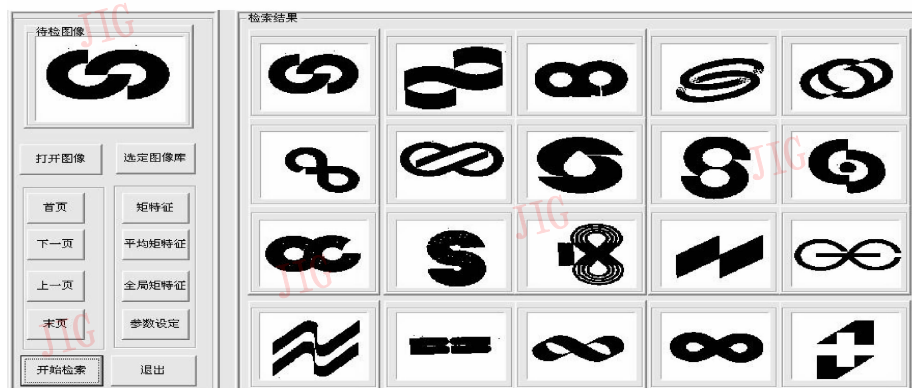
(a) 基于分块图像特征点平均矩特征的检索结果



(b) 基于分块图像矩特征的检索结果



(c) 基于整幅图像特征点平均矩特征的检索结果



(d) 基于文献[11]中的算法的检索结果

图 4 检索结果示意图

Fig. 4 Retrieval results

从输出的结果来看,在图4(a)中,由于是对多个特征点的矩特征取均值,因此基于特征点的平均矩特征稳定性最好,而且对图像的分块描述可以更好地体现图像内容,故而检索到的前20幅图像基本都有相似之处,都是有效图像,没有完全不相似的图像,而且相似图像的输出位置都比较靠前;图4(b)的检索结果,基于重心的矩特征,也即通常所说的矩特征,对由于旋转或尺度变化带来的图像边缘的偏差比较敏感,因此检索结果的精度不是很高,在检索返回的前20幅最相似的图像中,第10、15和20幅图像与样本图像完全不相似,属于无效图像;至于基于整幅图像的平均矩特征的检索效果,如图4(c),由于其描绘的区域过大而导致描述的精细度下降,因此使得检索返回的相似度最高的前20幅图像中有很多都与样本图像完全不相似,例如第5、7、12、13、14等;至于图4(d)的检索结果,该算法是将图

像的目标区域提取出来后将对其进行分级的4叉树分解,并将分解出的子图像块的多个特征融合来进行检索,一方面目标区域受图像变形影响较大,而且该算法是利用将图像旋转至其形状主方向来消除旋转带来的影响,因此计算量比较大。由它的检索结果来看,虽然优于图4(b)和图4(c)的检索结果,但一方面,它所耗的检索时间大于本文的算法,另一方面,在它检索返回的前20幅最相似图像中,虽然只有1幅无效图像,但从结果的输出位置上看,一些与样本图像很相似的图像位置靠后。

图5是这4种方法对应的PVR(Precision & Return)曲线^[10]。在相同的检索回招率下,检索精度越大表明检索性能越好。因此,由PVR曲线与坐标轴围成的面积越大,就表明图像的检索性能越好,越小则表明检索性能越差。那么,由曲线图可以看出,基于子图像特征点平均矩特征的检索性能是最好的。

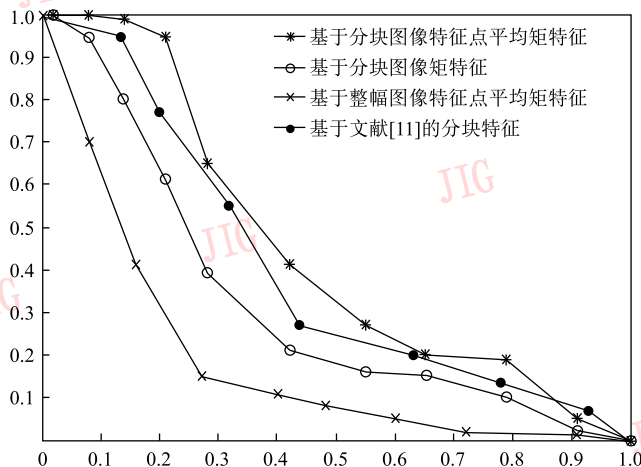


图5 四种检索方法的PVR曲线

Fig. 5 The four methods' PVR graphics

3 结论

本文方法在检索二值商标图像的实验中取得了比较好的效果。由于采用分层次的方法来描述图像特征,而且提取的特征具有良好的不变性,因此检索的结果比较符合人的视觉感受。但是,值得注意的是,对图像进行形状特征的提取仍然是一项非常艰巨的任务,因为至今对“形状”仍无严格的数学定义,因此,给形状的描述带来了一定的困难。利用特征来检索图像时的一个最大的问题就是:检索是以计算机为中心,这样就必然会出现有些图像计算机

认为相似而人却认为不相似的情况,因而检索结果中总会出现看起来与样本图像完全不一样的图像。要解决这个矛盾,就应该在检索过程中加入相关反馈功能,通过用户的交互,缩小人的高级感知与图像低层信息之间的语义差别,这将是今后基于内容的图像检索技术研究的重点。

参考文献 (References)

- [1] Chen Shihong, Wang Xuan. Trademark database storage model and retrieval algorithm researching [J]. Journal of Wuhan University, 2003, 49(1): 63-66. [陈世鸿,王轩. 商标数据库存

- 储模式及其检索算法研究[J]. 武汉大学学报:理学版,2003,49(1):63-66.]
- [2] Cortelazzo G, Wian G A, Vezzi G, et al. Trademark shapes description by string-matching techniques[J]. Pattern Recognition, 1994,27(8):1004-1018.
- [3] Chang Minja, Chen Shuyuan. Deformed trademark retrieval based on 2D pseudo-hidden markou model[J]. Pattern Recognition, 2001,34(6):953-967.
- [4] Jain A K, Vailaya A. Shape baed retrieval: A case study with trademark image database[J]. Pattern Recognition, 1998,31(9):1369-1390.
- [5] Mehtre B M, Kankanhalli M S, Lee W F. Shape measures for content-based image retrieval: A comparision [J]. Information Processing&Management, 1997,33(3):319-337.
- [6] Yin Pengyeng, Yeh Chengchung. Content based retrieval from trademark databases [J]. Pattern Recognition Letters, 2002,23(1):113-126.
- [7] Yao Yurong, Zhang Yujin. Shape-based image retrieval using wavelet and moments[J]. Journal of Image and Graphics, 2000,5(3):206-210. [姚玉荣, 章毓晋. 利用小波和矩进行基于形状的图像检索[J]. 中国图象图形学报, 2000,5(3):206-210.]
- [8] Zhang Dengsheng, Lu Guojun. Rewiew of shape representation and description techniques [J]. Pattern Recognition, 2004,37(1):1-19.
- [9] Huang Yuanyuan, Guo Li, Yang Jingyu. Binary trademark retrieval using shape and special features [J]. Proceedings of SPIE: Multispectral Image Processing and Pattern Recognition, 2003,5286:81-84.
- [10] Sun Xinghua, Guo Li, Yang Jingyu. Trademark image retrieval based on combination of multiple subimage features[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2002,15(1):14-20. [孙兴华, 郭丽, 杨静宇. 基于子图像多特征组合的商标图像检索[J]. 模式识别与人工智能, 2002,15(1):14-20.]
- [11] Guo Li, Huang Yuanyuan, Yang Jingyu. Using sub-block image features to retrieve trademark image [J]. Journal of Computer-aided Design & Computer Graphics, 2004,16(7):968-972. [郭丽, 黄元元, 杨静宇. 用分块图像特征进行商标图像检索[J]. 计算机辅助设计与图图形学学报, 2004,16(7):968-972.]
- [12] Wu Jiankang. Analysis of Digital Image [M]. Beijing: Posts&Telecom Press, 1989:28-31. [吴健康. 数字图像分析[M]. 北京:人民邮电出版社, 1989:28-31.]
- [13] Liao S X, Pawlak M. On image analysis by moments[J]. IEEE Transactions. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996,18(3):254-266.