

# 利用形状与空间位置特征检索二值商标图象

黄元元 郭丽 杨静宇

(南京理工大学计算机科学系, 南京 210094)

**摘要** 为了充分利用商标图象的内部信息,以提高商标图象的检索精度,提出了一种综合利用商标形状特征与其内部空间位置关系特征来检索二值商标图象的方法。由于二值商标属于人工图象,大多数二值商标都是由一些边界分明的几何形状体构成,因此可把二值商标图象看作是由一些具有显著形状特征的区域构成的集合体。对这些集合体首先利用矩特征进行形状的相似性度量,然后利用投影分类的方法匹配空间位置关系。该方法基于这一思想,既考虑了商标内部各组成部分的形状特征,又兼顾了它们之间的空间位置关系,将整个检索过程分为初级检索与检索求精两个阶段。由于该方法保证了整体与局部的一致性,因此具有很好的检索精度。与仅仅利用图象的形状特征进行检索的实验结果相比,其检索结果更加符合人的视觉感受。

**关键词** 商标图象 形状匹配 空间位置 图象检索

**中图法分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2002)11-1187-05

## Binary Trade-Mark Retrieval Using Shape Feature and Spatial Relationship

HUANG Yuan-yuan, GUO Li, YANG Jing-yu

(Department of Computer Science, Nanjing University of Sci. & Tech., Nanjing 210094)

**Abstract** This paper presents a trade-mark retrieval method in which the shape feature and spatial relationship are both used for the purpose of making full use of image info and improving retrieval precision. Since trade-mark is artificial image and it usually consists of several geometric figures which have sharp edges, so we can look on trade-mark as a combination of such regions. For these combinations, invariant moment is used to measure the shape similarity between two trade-marks firstly and then the spatial relationship inside the combinations is matched by the way of project clustering. The method mentioned in the paper is just based on the idea, considering both the shape feature and spatial relationship of each part of trade-mark at the same time. The whole retrieval process is then divided in two stages, i. e., rough retrieve and refine retrieve. Since we take the two factors of trade-mark into account simultaneously, so we can ensure the consistency in both the whole and local sides. Compared with the way of only using shape feature to retrieve images, the results of experiment show this method has higher precision and the output accords with people's visual feeling better.

**Keywords** Trade-mark, Shape correspondence, Spatial position, Image retrieval

## 0 引言

商标是商品的重要标识,代表着商品的质量与商家的信誉,这决定了商标注册受法律的保护,即不同商品不允许使用同一商标,因而新商标的注册就必须经过将其与已注册过的商标进行比较来决定其

是否具有注册资格<sup>[1]</sup>。随着注册商标数目的不断增加,在进行审批时,这种对比和检索工作量将很大,因此建立一种准确,且高效的商标图象检索系统是非常重要的。这种检索系统通常都是通过直接对图象的内容进行分析来抽取其特征,并按一定规则进行量化,在此基础上,再根据这些量化了的内容特征,通过建立索引来进行检索<sup>[2]</sup>。

目前关于商标图象的检索方法已有了大量的研究. Jain 等提出分别利用边沿方向与 Hu 不变矩组以及变形模板匹配对商标图象进行分级检索<sup>[3]</sup>; Mehtre 等将链码、傅立叶描述子、UNL 特征、Zernike 矩和伪 Zernike 矩等图象特征应用于商标图象的检索,并对其进行了比较研究,但是,从检索的精度以及检索效果与人的视觉感受比较来看,现有的商标图象的检索方法还存在以下几个问题:

(1) 现有的提取商标图象特征的方法大多是针对商标图象全局的. 大家知道,二值商标图象属于人工图象,由于大多数的商标图象是由几个边界分明的几何图象组合而成,因此各个组成部分的特征,即商标的局部特征对商标图象来说,也是非常重要的.

(2) 现有的方法大多只考虑商标图象的形状特征,而忽略了商标内部的位置信息. 大家知道,由于几个相同的几何图形在不同的位置出现,就会呈现出不同的商标图象信息,因此,各组成部分相似的商标,如果其内部各组成部分位置排列不同,那么给人的视觉感受也会大不相同.

针对上述两个问题,本文提出一种基于图象内部形状特征与位置信息的商标图象检索方法,由于其基本思想就是将商标图象看作是一个由若干具有显著形状特征的几何图形组成的图形集合体,因此,对商标图象的检索就是对各个图形集合体中所包含子图形的形状特征及其空间位置的匹配.

## 1 形状特征的匹配

### 1.1 提取单元图象

由于很多二值商标图象都是由一些互不连通的几何形状构成,因此可以将二值商标图象看作是一些具有一定形状特征的几何图形的集合体,而在这样一个集合体中,则可以根据区域连通准则与连通域的性质,很容易地划分出各个互不连通的形状区域.

有两种可供选择的连通准则<sup>[4]</sup>,一种是4连通,也就是一个像素只有上、下、左、右4个相邻像素可以与它相通;另一种是8连通,就是再加上对角相邻的(45°邻点)像素,其也被认为是可以连通的. 本文选择的是8连通准则,因为通常8连通的结果与人的感觉更接近. 图1是两幅二值商标图象区域划分的示例,并可以将划分后的一些几何形状区域称为原图象的单元图象. 在提取单元图象时,可将面积小于一定阈值的单元图象忽略不计,因为一方面过

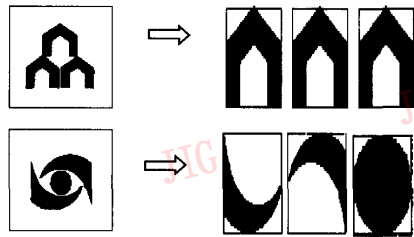


图1 二值商标图象区域划分示意图

小的单元图象不会给人留下强烈的视觉印象,另一方面忽略小面积的单元图象还可以排除噪声的干扰. 由于在二值图象中,0表示背景像素,1表示目标像素,因此单元图象的面积可以由它所包含的目标像素点的个数来确定.

### 2.2 特征提取与形状相似性度量

在进行图象间的形状相似性测度时,可以对各个单元图象先提取某一特征量,然后根据特征量检索出所有包含样本图象中的各个单元图象的商标图象. 假设有两幅商标图象A和B,通过分别提取其单元图象,先得到单元图象序列 $a_0, a_1, \dots, a_n$ 和 $b_0, b_1, \dots, b_m$ ;然后对每一个单元图象分别提取出它们的 $k$ 个特征向量,若单元图象序列 $a_i$ 和 $b_j$ (其中, $0 \leq i \leq n, 0 \leq j \leq m$ )分别对应于其特征向量序列 $F^a = \{f_1^a, f_2^a, \dots, f_k^a\}$ 和 $F^b = \{f_1^b, f_2^b, \dots, f_k^b\}$ ,则可用如下的特征距离来度量两个单元图象形状的相似度:

$$Dis(a_i, b_j) = \sum_{l=1}^k \sqrt{(f_l^a - f_l^b)^2} \quad (1)$$

$$(0 \leq i \leq n, 0 \leq j \leq m)$$

由式(1)可见,距离越小,说明两个单元图象的形状越接近. 然后分别计算待检图象B中的每一个单元图象与样本图象A中的各个单元图象的特征距离,当 $b_j$ 和与其具有最小特征距离,且与距离值低于门限 $Dis_{min}$ 的 $a_i$ 相匹配时,则记作 $a_i \leftrightarrow b_j$ .

在对单元图象进行特征提取方面,由于人们希望提取出的特征,对于图象的大小、旋转和平移的变化都是不变的,而且大多单元图象的形状也比较简单,因此本文采用7个Hu不变矩作为单元图象的特征量来进行形状相似性测度. 1962年Hu证明了利用二阶和三阶中心规格矩组成的矩组在物体缩放、平移和旋转时,保持不变<sup>[5,6]</sup>. 由于不变矩组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,且在进行相似性测度时,会有很大的偏差,因此在度量前,应该通过对特征向量进行类内

归一化处理来消除这种偏差。

假设特征向量序列  $F^a$  是一高斯序列, 在进行图象相似性匹配时, 首先计算其特征向量均值  $m^a$  和标准差  $\sigma^a$ , 然后利用下式将特征向量序列  $F^a$  归一化成服从参数为 0, 1 的正态分布序列。

$$f_k^{a_i} = \frac{f_k^{a_i} - m^a}{\sigma^a}, k = 1, 2, \dots, 7 \quad (2)$$

这样, 将所有特征向量序列归一化以后, 就可以利用式(1)来进行图象的形状相似性匹配了。

如果图象  $A$  中的各个单元图象都能在图象  $B$  中找到匹配的单元图象, 即  $A \subseteq B$ , 那么就认为图象  $B$  中包含图象  $A$  的所有形状信息, 也就可以初步认为两幅图象是相似的。如果样本图象中包含多个单元图象, 那么还应该根据它们之间的空间位置关系来对检索出的相似图象进行空间位置的匹配, 以排除空间位置显著不同的图象, 并对由形状匹配检索出的图象进行进一步的精检索。

## 2 空间位置关系的匹配

这里还是以两幅商标图象  $A$  和  $B$  为例来说明空间位置关系的匹配。由于利用矩特征可以计算出各单元图象重心的位置, 因此就可用各单元图象重心位置的坐标  $(x, y)$  来表示其空间位置。如果样本图象  $A$  中的各个单元图象都能在待检图象  $B$  中找到唯一对应的单元图象, 那么就可用式(3)来计算两幅图象空间位置的相似性。为了表示方便, 不同单元图象序列中的两个单元图象  $a_i$  和  $b_j$ , 若通过式(1)的计算, 认定为形状相似, 即形状相互匹配, 则记为  $H(a_i) = b_j$ 。

$$Dis(A, B) = \sum_{i,j=1}^n \sqrt{(dis(a_i, a_j) - dis(H(a_i), H(a_j)))^2} \quad (3)$$

其中,  $dis(a_i, a_j)$  表示在样本图象  $A$  中, 单元图象  $a_i$  和  $a_j$  重心间的距离,  $dis(H(a_i), H(a_j))$  则表示在待检图象  $B$  中分别与  $a_i$  和  $a_j$  的形状相匹配的两个单元图象重心间的距离。在上式中, 计算出的距离值越小, 说明两幅图象内部空间关系越匹配。

但有的时候, 会出现这样的情况, 即在待检图象中找到的与样本图象中某个单元图象匹配的单元图象不只一个(如图 2 所示)。若  $A$  和  $B$  两幅图象的单元图象序列分别为  $\{a_1, a_2, a_3\}$  和  $\{b_1, b_2, b_3, b_4, b_5\}$ , 则根据前面提到的形状相似性的测量, 就可以找到图中所示的两幅图象的匹配关系为:  $H(a_1) = \{b_3, b_4\}$ ,

$H(a_2) = \{b_2\}, H(a_3) = \{b_1, b_5\}$ 。这时若要根据式(3)来度量这两幅图象间的位置匹配关系, 就必须先确定出这样的匹配关系, 即  $H(a_1) = b_4, H(a_2) = b_2$  和  $H(a_3) = b_5$ 。这里介绍一种利用投影归类的方法来表示和确定各个单元图象之间空间关系的方法。

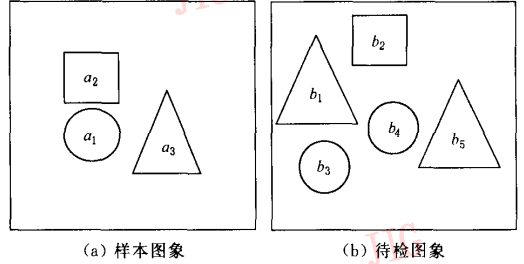


图 2 空间关系示例

假设对于一幅图象  $\Omega$ , 若将其单元图象重心的坐标分别向  $x$  轴和  $y$  轴投影, 则可得到相应的  $x$  轴坐标集合序列  $X^{(\Omega)} = \{X_1^{(\Omega)}, \dots, X_p^{(\Omega)}\}$  与一个  $y$  轴坐标集合序列  $Y^{(\Omega)} = \{Y_1^{(\Omega)}, \dots, Y_p^{(\Omega)}\}$  (其中, 上标  $\Omega$  表示图象, 下标  $p$  表示该幅图象中单元图象的个数), 这里将这两个集合看作是图象的一种划分方式, 也就是说, 每一个坐标值都代表相应的单元图象; 然后在集合中做聚类分析, 即当单元图象的投影坐标相差小于一定的阈值时, 就将其归为一类, 也就是当  $|X_i^{(\Omega)} - X_j^{(\Omega)}| < \epsilon_x$  或  $|Y_i^{(\Omega)} - Y_j^{(\Omega)}| < \epsilon_y$  时, 则认为  $X_i^{(\Omega)} = X_j^{(\Omega)}$  或  $Y_i^{(\Omega)} = Y_j^{(\Omega)}$ , 其中,  $\epsilon_x$  和  $\epsilon_y$  是事先确定的阈值。为了明确起见, 不失一般性, 下面仍以图 2 中的两幅图象为例来说明。

在图 3(a)中, 对样本图象  $A$  可以得到经过归类分析的  $x$  轴坐标集合序列  $X^{(A)}$  和  $y$  轴坐标集合序列  $Y^{(A)}$ :  $X^{(A)} = \{X_1^{(A)}, X_2^{(A)}\}, Y^{(A)} = \{Y_1^{(A)}, Y_2^{(A)}\}$ 。其中,  $X_1^{(A)} = \{a_1, a_2\}, X_2^{(A)} = \{a_3\}; Y_1^{(A)} = \{a_1, a_3\}, Y_2^{(A)} = \{a_2\}$ 。这时图象  $A$  中的各个单元图象可以用  $X^{(A)}$  和  $Y^{(A)}$  集合序列中元素的交集来表示

$$\begin{cases} a_1 = X_1^{(A)} \cap Y_1^{(A)} \\ a_2 = X_2^{(A)} \cap Y_2^{(A)} \\ a_3 = X_1^{(A)} \cap Y_2^{(A)} \end{cases} \quad (4)$$

对图 3(b)的  $x$  轴坐标集合序列和  $y$  轴坐标集合序列也进行同样的聚类分析, 即可得到  $X^{(B)} = \{X_1^{(B)}, X_2^{(B)}, X_3^{(B)}\}, Y^{(B)} = \{Y_1^{(B)}, Y_2^{(B)}, Y_3^{(B)}\}$ , 其中,  $X_1^{(B)} = \{b_1, b_3\}, X_2^{(B)} = \{b_2, b_4\}, X_3^{(B)} = \{b_5\}; Y_1^{(B)} = \{b_3\}, Y_2^{(B)} = \{b_1, b_4, b_5\}, Y_3^{(B)} = \{b_2\}$ 。对于  $x$  轴坐标集合序列, 如果  $X_i^{(A)}$  中包含的单元图象都能够

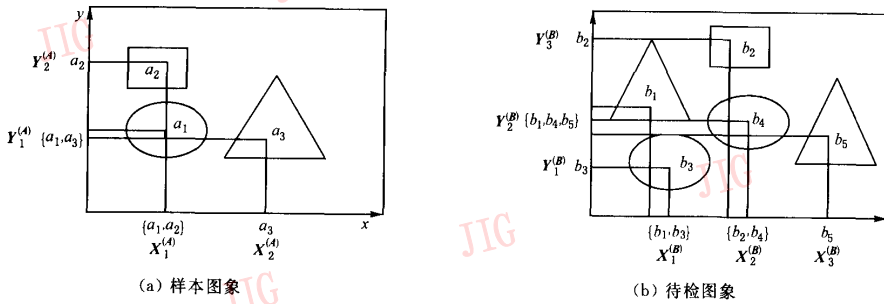


图3 空间关系匹配示例

$X_j^{(B)}$  中找到与之形状相似,也即形状相匹配的单元图象,则认为  $X_i^{(A)}$  与  $X_j^{(B)}$  是对应的,并将其记作  $H(X_i^{(A)})=X_j^{(B)}$ ,其中,  $i \leq j$ . 两个图象空间位置关系的匹配,首先是判断  $x$  坐标集合序列  $X^{(A)}$  中的各个元素是否都能在  $x$  坐标序列  $X^{(B)}$  中,找到对应的元素,如果不能,则说明两幅图象空间位置不匹配;然后对  $y$  轴坐标集合序列  $Y^{(B)}$  也做相同的判断. 由于在图 3 (b) 中可找到  $H(X_1^{(A)})=X_2^{(B)}$ ,  $H(X_2^{(A)})=X_3^{(B)}$ ,  $H(Y_1^{(A)})=Y_2^{(B)}$ ,  $H(Y_2^{(A)})=Y_3^{(B)}$ , 因此对应于式(4)中的关系,可以得到

$$\begin{cases} H(X_1^{(A)}) \cap H(Y_1^{(A)}) = X_2^{(B)} \cap Y_2^{(B)} = b_4 \\ H(X_1^{(A)}) \cap H(Y_2^{(A)}) = X_2^{(B)} \cap Y_3^{(B)} = b_2 \\ H(X_2^{(A)}) \cap H(Y_1^{(A)}) = X_3^{(B)} \cap Y_2^{(B)} = b_5 \end{cases} \quad (5)$$

与式(4)比较,可得到最终的匹配关系为  $a_1 \leftrightarrow b_4$ ,  $a_2 \leftrightarrow b_2$ ,  $a_3 \leftrightarrow b_5$ . 这样在得到了确定的一对一匹配关系后,就可利用式(3)进行空间位置匹配度的计算了.

上面结合具体实例介绍了一种利用坐标投影归类来确定位置匹配关系的方法. 该方法比较直观,计算也不复杂,其实质就是利用单元图象间的相对位置关系来确定唯一的匹配关系.

### 3 用于二值商标图象检索的形状与空间位置匹配方法

利用形状与空间位置匹配检索二值商标图象的方法归纳如下:

(1) 将图象分割为互不连通的单元图象,同时提取每个单元图象的 7 个矩特征,并进行类内的归一化.

(2) 根据形状特征检索出与样本图象形状匹配的图象.

(3) 如果样本图象中,只包含一个单元图象,则将由步骤(2)中保留下来的图象,按特征距离从近到

远的顺序输出检索到的图象,检索过程结束. 如果样本图象中,包含一个以上的单元图象,则转步骤(4).

(4) 利用投影聚类法确定样本图象与待检图象中,单元图象的一对一的匹配关系,如果找不到一对一的匹配关系,则说明两幅图象在空间位置分布上有较大差距,此时应将该待检图象删除;然后对确定了一对一匹配关系的图象,再根据式(3)进一步计算最终空间位置的匹配性;最后根据空间位置匹配性的大小,输出检索出的图象.

由上述步骤可以看出,本文实际上采用了分层的检索方法,即第 1 步是利用形状相似性来进行检索,第 2 步是在形状相似的基础上,通过匹配空间位置关系来进行检索求精.

### 4 实验及结果

为检验本文方法的效果,对一个包括 1000 多幅商标图象的商标图象库进行了检索实验,并与只利用形状相似性匹配方法的检索结果做了比较,其输出的与样本图象最相似的 16 幅图象如图 4 所示. 待检图象为包含 3 个简单图形的单元图象. 实验结果表明,只利用形状匹配进行检索,由于只注重单元图象局部形状的一致,而忽略了单元图象整体上的分布信息,因此其检索结果与人的视觉感受有时是不相符的,例如图 4(a) 中输出的第 2、3、6、7、9、11、12、15 和第 16 幅图象,虽然样本图象中的各单元都能在这些图象中找到形状大致匹配的对象,但由于图象内部各个单元图象具有与样本图象不同的空间分布信息,因而呈现出的整体面貌与样本图象并不相同;而利用本文介绍的方法对图象进行形状与位置上的分层检索,由于一方面考虑了单元图象局部形状的相似,另一方面又兼顾考虑了单元图象整体空间分布的一致性,因此检索效果要优于前者. 在进



(a) 只利用形状相似性匹配方法检索的结果



(b) 形状与空间位置相结合方法检索结果

图 4 商标检索结果

行图象检索性能评价时,以检索精度与检索召回率曲线为评价指标,其中,检索精度定义为检索出的有效图象数与检索出的图象总数的比率,而检索召回率定义为检索出的有效图象数与图象库中总有效图象数的比率.有效图象是指图象库中,与样本图象相似的图象.由图 5 可知,在相同检索召回率的情况下,本文方法的检索精度比起只基于整体形状特征的检索精度有明显提高.

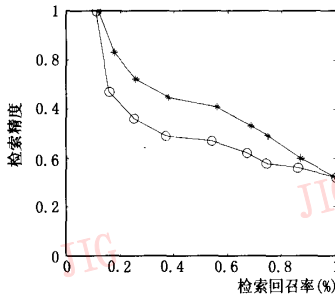


图 5 检索精度与检索召回率曲线

### 5 结束语

本文介绍了一种综合利用图象的形状与空间位置分布特点来检索二值商标图象的方法.该方法先从形状相似入手,在形状相似的基础上,再根据图象内部各部分间的位置关系来搜索出空间信息也相似的图象,由于该方法可以兼顾图象在局部和整体上的一致性,因而具有很好的检索效果.

值得注意的是,在对单元图象的特征提取方面,不变矩虽具备了好的形状特征所应该具备的某些性质,但它们并不能确保在任意特定的情况下都具有这些性质,由于一个物体形状的唯一性是体现在一个矩的无限集之中的,因此所采用的矩特征不可避免地会出现不同的形状具有几乎相同的特征向量的

情况,也就是说,如何提取形状的有效形状特征还是一个值得深入研究的问题.

### 参考文献

- 1 夏叔华. 商标法要论[M]. 北京:中国政法大学出版社,1989.
- 2 Subramanya S A. A distributed algorithm for the classification of image on a network of workstations [A]. In ACM Multimedia'99 Proceedings[C], Orlando, Florida, USA, 1999: 83~86.
- 3 Jain A K, Vailaya A. Shape-based retrieval: A case study with trade-mark image database [J]. Pattern Recognition, 1998, 31(9):1369~1390.
- 4 朱志刚,林学周,石定机等译. 数字图象处理[M]. 北京:电子工业出版社,1998.
- 5 Abumostafa Y S, Psaltis D. Recognitive aspects of moment invariants [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Maching Intellegence, 1984, 6(6):698~707.
- 6 Liaos S X, Pawlak M. On image analysis by moments[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Maching Intellegence, 1996, 18(3):254~266.

**黄元元** 1975 年生,1997 年获南京理工大学工学学士学位,2000 年获南京理工大学工学硕士学位,现为南京理工大学计算机科学系博士生.主要研究方向为模式识别、图象处理、图象检索等.



**郭丽** 1975 年生,1997 年获南京理工大学工学学士学位,2000 年获南京理工大学工学硕士学位,现为南京理工大学计算机科学系博士生.主要研究方向为多媒体技术和模式识别.



**杨静宇** 1941 年生,南京理工大学计算机科学系主任,教授,博士生导师.主要研究领域为计算机视觉、模式识别和智能机器人等.已在该领域发表学术论文逾百篇.

