

## 边界特征和区域特征相结合的商标检索算法<sup>\*</sup>

宋瑞霞<sup>1+</sup>, 孙红磊<sup>1</sup>, 王小春<sup>2</sup>, 齐东旭<sup>1,3</sup>

<sup>1</sup>(北方工业大学 理学院, 北京 100144)

<sup>2</sup>(北京林业大学 理学院, 北京 100083)

<sup>3</sup>(澳门科技大学 资讯学院, 澳门)

### Trademark Retrieval Algorithm Based on Combination of Boundary and Region Features

SONG Rui-Xia<sup>1+</sup>, SUN Hong-Lei<sup>1</sup>, WANG Xiao-Chun<sup>2</sup>, QI Dong-Xu<sup>1,3</sup>

<sup>1</sup>(Faculty of Sciences, North China University of Technology, Beijing 100144, China)

<sup>2</sup>(Faculty of Sciences, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China)

<sup>3</sup>(Faculty of Information Technology, Macau University of Science and Technology, Macau, China)

+ Corresponding author: E-mail: songrx880@sohu.com

**Song RX, Sun HL, Wang XC, Qi DX. Trademark retrieval algorithm based on combination of boundary and region features. *Journal of Software*, 2012, 23(Suppl.(2)):85-93 (in Chinese).** <http://www.jos.org.cn/1000-9825/12028.htm>

**Abstract:** The purpose of trademark retrieval is to ensure that new trademarks do not repeat any images of the vast number stored in the trademark registration system. This paper regards the contour of a trademark as a geometric object and represents it precisely in terms of mathematical expressions by employing an orthogonal complete function system, V-system, as a mathematical tool. The boundary feature vector, which captures the overall features of the trademark, is calculated in the frequency domain first. Next, two region feature vectors describing the local characteristics are created by dividing the trademark image into small blocks and considering the distributions of its pixels. Finally, a new trademark retrieval algorithm is achieved by utilizing the weighted Euclidean distance between boundary and region feature vectors. The study conducts different kinds of experiments and adopts several of the evaluation criterions to evaluate the performance of the proposed algorithm. Compared with the methods of classical Fourier descriptor, Zernike moments, Hu invariant moment and combination of Fourier descriptor and Zernike moments, the proposed algorithm has obvious advantages.

**Key words:** V-system; V-descriptor; boundary features; region features; trademark retrieval

**摘要:** 商标图像检索的目的是对商标图像之间的重复性、相似性进行审查. 首先把商标图像的轮廓视为一个几何形状, 通过一类称作 V 系统的正交函数系, 对这个几何形状进行精确的数学表达, 从而在频域求得商标的边界特征向量, 这个特征向量描述了商标的整体特征. 另一方面, 为了描述商标的局部特征, 通过对商标图像区域的划分, 分别考虑各子块像素的比重和子块重心的位置, 得到商标图像的两个区域特征向量, 它们描述了商标的局部特征. 最后利用边界和区域特征向量间的欧式距离的加权, 来进行商标之间的相似度量, 得到一类新的商标检

\* 基金项目: 国家自然科学基金(61272026); 国家重点基础研究发展计划 (973)(2011CB302400); 北京市自然科学基金暨北京市教委科技发展计划(KZ201210009011); 澳门科技发展基金(006/2011/A1)

收稿时间: 2012-05-20; 定稿时间: 2012-09-29

索算法.大量的、各种类型的商标检索实验表明,与 Fourier 描述子、Zernike 矩、不变矩以及 Fourier 描述子和 Zernike 矩相结合的方法等相比,方法在检索性能上有较大优势.

**关键词:** V-系统;V-描述子;边界特征;区域特征;商标检索

商标必须经过国家商标管理部门正式注册后才能得到法律的保护.新商标必须具有足够的独特性,不能与已注册的商标混淆方能注册.因此,商标注册必须对已注册或正在审理的商标进行全面检索,避免商标重复、雷同、相似,商标检索的核心问题就是要解决如何检测出相似的商标图像.据《人民日报》2011年12月30日报道,截至2011年11月底,国家工商总局商标局共审查商标注册申请107.5万件,我国商标累计申请量957.6万件、累计注册量655.9万件、有效注册商标542.3万件,均居世界第一.面对这样一个巨大的商标库,开发出有效、准确的商标图像检索系统十分重要.

一个商标表现为一幅图像,图像特征一般有颜色特征、纹理特征以及形状特征等,商标图像的形状特征较颜色特征更为显著,且不会因为颜色的变化而变化,它是商标的本质特征之一.许多商标图像属于单色无纹理的二值图像,因此利用形状特征进行检索将提高效率且更为准确,这也是商标检索中普遍关注的问题.本文的研究就是针对形状的商标检索.形状特征的表达一般有两种方法:一种是基于区域特征,另一种是基于边界特征.前者关系到整个商标的形状区域,而后者则只用到商标图像的外边界.基于区域的方法通常用于图像内部结构和纹理比较复杂或者图像有多个边界的情形,其中使用最普遍的是矩方法,如 Hu 不变矩、几何中心距、Zernike 矩等被广泛用于图像的分类与检索<sup>[1-4]</sup>,在关于矩的方法中,Zernike 矩被认为性能最佳<sup>[4]</sup>.基于图像边界的方法适合于内部结构及纹理较简单的商标的检索,特别是边界清晰且只有一个闭合边界的情形,典型的有 Fourier 描述子、曲率尺度空间描述子等<sup>[4-6]</sup>,在这类方法中,Fourier 描述子被认为是准确率最高的<sup>[4]</sup>.近年各种方法的组合更具效率,如形状特征和拓扑特征相结合<sup>[7]</sup>,区域特征与边界特征的组合<sup>[8-10]</sup>,局部颜色纹理特征和整体形状特征的组合<sup>[11]</sup>,将整体形状和内部结构相结合,组合全局和局部特征的检索<sup>[12]</sup>,还有将图像变换到极坐标系下,考虑图像轮廓点在极坐标下的分布直方图来进行图像检索的方法<sup>[13]</sup>.

商标检索和所有的模式识别问题一样,关键是对商标特征的描述,无论是基于图像边界还是基于图像区域的检索,核心的问题就是提取商标的特征,它直接影响到图像的相似度量以及图像检索的结果.近年众多的研究表明,要取得更好的检索性能,将多个特征组合是一个明智的途径.本文首先基于完备正交函数系 V-系统,将商标形状作为一个几何对象进行精确的数学表达,得到商标的边界特征向量,它描述了商标的整体特征;同时,将商标图像进行区域划分,统计各个子区域的像素分布特性,得到商标的区域特征向量,它描述了商标的局部特征.将整体特征和局部特征进行综合得到商标检索的新算法,实验表明该方法在商标检索性能上可以取得良好的效果.

## 1 V-系统

$k$ 次 V-系统是一类  $L^2[0,1]$  空间的完备正交函数系,它由分段  $k$  次多项式组成,它不仅有  $[0,1]$  区间上的详细数学表达,也有三角域上的精确函数表达.本文用到  $[0,1]$  区间上的 1 次 V-系统,其详细构造过程可查阅文献<sup>[14]</sup>.这里仅给出数学表达.

V-系统是分组分类构造的.1 次 V-系统的第 1 组函数是由  $[0,1]$  区间上的前两个 Legendre 多项式组成的,它的数学表达式为  $V_{1,1}^1(x) = 1$ ,  $V_{1,1}^2(x) = \sqrt{3}(1-2x)$ ;第 2 组称作 V-系统的两个生成元,它们彼此正交,且和第 1 组中的两个函数也正交,它们是 1 次 V-系统中最重要两个函数,将生成 V-系统函数中的两个“类”,其数学表达式为

$$V_{1,2}^1(x) = \begin{cases} \sqrt{3}(1-4x), & 0 \leq x < \frac{1}{2}, \\ \sqrt{3}(4x-3), & \frac{1}{2} < x \leq 1. \end{cases} \quad V_{1,2}^2(x) = \begin{cases} 1-6x, & 0 \leq x < \frac{1}{2}, \\ 5-6x, & \frac{1}{2} < x \leq 1. \end{cases}$$

第  $n(n \geq 3)$  组是由第 2 组经压缩、平移、复制得到的,所有的函数按两个生成元分成了两类.其一般表达式为

$$V_{1,n}^{i,j}(x) = \begin{cases} \sqrt{2^{n-2}} V_{1,2}^i \left[ 2^{n-2} \left( x - \frac{j-1}{2^{n-2}} \right) \right], & x \in \left( \frac{j-1}{2^{n-2}}, \frac{j}{2^{n-2}} \right), i=1,2, j=1,2,\dots,2^{n-2}, n=3,4,5,\dots \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

函数系  $\{V_{1,n}^{i,j}(x), n=1,2,3,\dots; i=1,2; j=1,2,\dots,2^{n-1}\}$  就是 1 次 V-系统,它是一个由无穷多个分段线性函数构成的正交函数系,符号  $V_{1,n}^{i,j}(x)$  指的是 1 次 V-系统的第  $n$  组第  $i$  类的第  $j$  个函数.文献[15]严格证明了 V-系统是一类多小波.V-系统的一个重要特性是:函数系中不仅有光滑函数,更含有大量的间断函数.文献[14]证明了所谓“再生性”:用 1 次 V-系统中有限个基函数可以精确表达由分段线性函数表示的几何信息.利用“再生性”可以将商标图像的轮廓(几何图形)做到精确表达(详见 2.1 节).

在具体应用时,常常要将 V-系统离散化,一个  $2^n$  阶的离散 V-矩阵的得到过程是:取 V-系统的前  $2^n$  个基函数,对第  $i$  个基函数在  $[0,1]$  区间均匀地取  $2^n$  个值,构成一个  $2^n$  阶方阵的第  $i$  行,当  $i$  取遍  $1,2,\dots,2^n$  时,得到一个  $2^n$  阶方阵;一般来说这个方阵还不是正交矩阵,那么对它正交化即得到离散正交 V-矩阵. $n$  的取值由所处理的信号来决定,处理商标图像,取决于图像轮廓的采样点数,本文每个商标轮廓的采样点为 1 024 个,所以本文  $n$  取 10.

## 2 商标的特征提取及相似度量

首先对商标图像作预处理,包括:(1) 将商标图像的重心移到坐标原点,(2) 利用主成分分析法对图像主方向进行归一化,(3) 用外接圆提取商标的目标区域,(4) 将目标区域图像大小归一到  $200 \times 200$  像素.经过这样的预处理之后,图像对平移、放缩和旋转就具有较好的鲁棒性.

### 2.1 边界特征的提取

对预处理之后的商标图像提取边界,得到边界点列  $\{P_i(x_i, y_i) | i=1,2,\dots,2^n\}$  (可以采用插值方法使其边界点数为  $2^n$ ,本文  $n$  取 10).接下来对这个边界点列进行正交 V-变换:

$$A(x_1, x_2, \dots, x_{2^n})^T = (\lambda_1^x, \lambda_2^x, \dots, \lambda_{2^n}^x)^T, A(y_1, y_2, \dots, y_{2^n})^T = (\lambda_1^y, \lambda_2^y, \dots, \lambda_{2^n}^y)^T,$$

其中  $A$  为前文介绍的  $2^n$  阶的离散正交 V-矩阵.记  $\lambda(j) = \lambda_j^x + i\lambda_j^y$ , 这里  $i^2 = -1$ ,  $\lambda(j)$  称为第  $j$  个 V-描述子.通过上述变换的逆变换(注意  $A$  是正交矩阵):

$$(x_1, x_2, \dots, x_{2^n})^T = A^T(\lambda_1^x, \lambda_2^x, \dots, \lambda_{2^n}^x)^T, (y_1, y_2, \dots, y_{2^n})^T = A^T(\lambda_1^y, \lambda_2^y, \dots, \lambda_{2^n}^y)^T,$$

就可以得到  $\{P_i(x_i, y_i) | i=1,2,\dots,2^n\}$ , 即实现商标轮廓的精确重构(或称作在 V-系统下的正交分解).由于 V-系统具有信息集中的性质,在低频集中了轮廓信息,高频则刻画信息的细节.因此在商标轮廓的重构中,并不需要用到全部的描述子,只需要取出低频的描述子即可实现轮廓的重构(如图 1 所示).

由于 V-系统中含有大量的间断函数,以及 V-系统具有“再生性”,所以用 V-系统的有限个基函数可以精确表达几何形状,特别可以实现“由若干个分离部分组成的几何形状”的数学表达,这个特性是 V-系统与连续函数系的重要区别.由于大量的商标图像都呈现出多个分离部分的组合,因此商标图像在 V-系统下可以得到精确的数学表达.这里仅以一个商标图像为例,来说明 V-系统与 Fourier 函数系在商标的表达方面的差异.图 1(a)是一个由 8 个分离部分构成的运动品牌阿迪达斯的商标图像,图 1(b)是它的轮廓图,图 1(c-f)是用 V-系统(简记 V)对它的重构,图 1(g)~图 1(j)是 Fourier 函数系(简记 F)对它的重构,图中字母 V 和 F 后面的数字分别表示所用 V-系统或 Fourier 函数系中基函数(也是描述子)的个数.从图 1 看到 V-系统用 16 个基函数重构的结果虽然还看不出商标轮廓,但可以得到它的一个关键信息——它是“由 8 个分离部分组成的”,随着基函数的增加,图像轮廓越来越准确,当用 256 个基函数就做到了精确重构;而 Fourier 函数系不能提供图像“是否有分离情况”的信息,也不能对其精确重构(即使再增加基函数),这是因为 Fourier 函数系的基函数都是连续的,而有限个连续函数不可能精确表达间断的信息.这个特性使得 V-系统在对商标特征的提取方面可靠性更高.

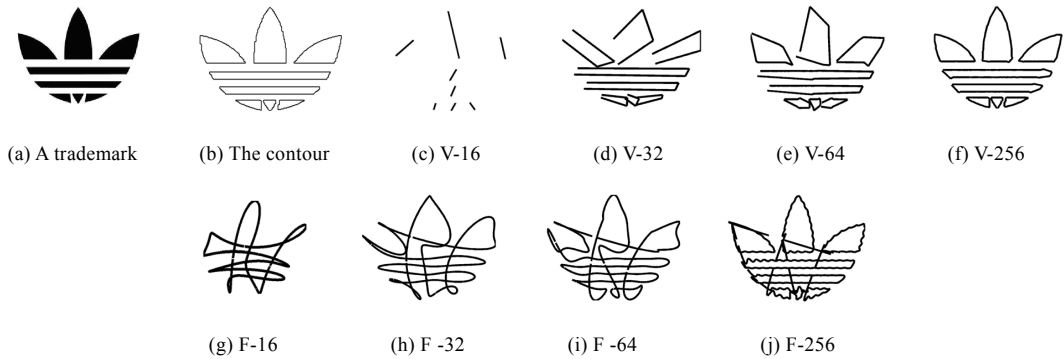


Fig.1 Comparison of a trademark reconstruction using V-system and Fourier function system (the number behind letters is the number of basis function used)

图1 V-系统与 Fourier 函数系对一个商标轮廓的重构比较(数字表示所用基函数的个数)

得到 V-描述子  $\lambda(j)$  之后,令  $d_j = \frac{\|\lambda(j)\|}{\max_{1 \leq k \leq 2^n} \|\lambda(k)\|}$ ,  $j=1,2,\dots,2^n$ ,文献[14]证明了  $d_j$  在平移、旋转、放缩下不变,

于是商标的特征向量就可以取作  $\{d_1, d_2, \dots, d_{2^n}\}$ .为了区别下文得到的特征向量,这里得到的特征向量称作边界特征向量,显然它刻画了商标的整体轮廓特征.设两个商标的边界特征向量分别为  $\{d_1^A, d_2^A, \dots, d_{2^n}^A\}$  和  $\{d_1^B, d_2^B, \dots, d_{2^n}^B\}$ ,按特征向量之间的欧氏距离:

$$D_1 = \sqrt{(d_1^A - d_1^B)^2 + (d_2^A - d_2^B)^2 + \dots + (d_{2^n}^A - d_{2^n}^B)^2} \tag{1}$$

就可以进行商标相似程度的度量,距离越小表示相似程度越高,由此可以实现商标的分类和检索.

### 2.2 区域特征的提取

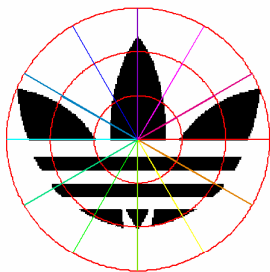


Fig.2 Local feature extraction based on region

图2 基于区域的局部特征提取

将图像目标区域的外接圆半径  $R$  等分为  $M$  段,用半径为  $kR/M$  的同心圆( $k=1,2,\dots,M$ ),以及射线  $y=x\tan(2\pi j/N)$  ( $j=1,2,\dots,N$ )划分目标区域,将图像分为  $MN$  个子区域(如图 2 所示),按照逆时针方向,从外到内,将各分块编号.通过选择  $M,N$  的值,可以控制子块个数以及对图像内容描述的精度. $M,N$  的值越大,块数越多,对图像的描述就越精确,但是计算复杂度也会相应的增大.本文  $M$  取 4, $N$  取 24.

将目标区域划分为多个分块后,就可以对每一个分块  $B_i$  ( $i=1,2,\dots,96$ )抽取相应的形状特征,本文提取了以下两个特征用来表示分块形状:

1) 分块中目标像素的比重

$$\lambda_i = \frac{\sum_{(x,y) \in B_i} f(x,y)}{\sum_{(x,y) \in B_i} 1}$$

2) 分块质心到原点的距离  $\mu_i$ , 设  $(x_{i0}, y_{i0})$  为第  $i$  块的质心,则  $\mu_i = \sqrt{x_{i0}^2 + y_{i0}^2} / R$ .这里除以  $R$  是用于对距离进行归一化,使得距离特征不受图像尺度的影响,具有缩放不变性.为了避免噪声点的干扰,若该分块中目标像素的比重小于某个阈值,距离  $\mu_i$  设为 0.

抽取每一分块的两个形状特征,按照分块编号排列,分别得到整幅图像的像素比重向量  $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{MN})$  和重心距离向量  $\mu = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_{MN})$ ,这两个向量统称为图像的区域特征向量,它刻画了商标的局部特征.

设有两个商标  $A$  和  $B$ , 它们之间的近似程度, 可以由像素比重向量  $\lambda^A, \lambda^B$  间的欧氏距离  $D_2$  来度量, 也可以由重心距离向量  $\mu^A, \mu^B$  间的欧氏距离  $D_3$  来度量. 其中

$$D_2 = \sqrt{(\lambda_1^A - \lambda_1^B)^2 + (\lambda_2^A - \lambda_2^B)^2 + \dots + (\lambda_{96}^A - \lambda_{96}^B)^2} \quad (2)$$

$$D_3 = \sqrt{(\mu_1^A - \mu_1^B)^2 + (\nu_2^A - \mu_2^B)^2 + \dots + (\mu_{96}^A - \mu_{96}^B)^2} \quad (3)$$

通过大量的实验, 我们发现就区域特征的检索性能而言, 两个距离的加权  $0.5D_2 + 0.5D_3$  准确率更高. 因此下文涉及区域特征的检索时, 均采用这两个区域特征度量的平均值来计算准确率.

### 2.3 商标相似度量

第 2.1 节和第 2.2 节介绍的 V-描述子提取边界特征法, 和区域划分提取区域特征法, 理论上来说, 它们在一定程度上都刻画了商标图像的某些特征, 实验结果也有不错的检索性能. 特别是 V-描述子, 因其有精确的重构图形的能力, 所以特征比较准确. 但是毕竟 V-描述子只是一个边界整体特征, 它没有完全刻画商标图像的区域局部特征, 因此我们综合边界特征和区域特征来进行商标检索.

对两个商标, 由 V 描述子得到它们的边界特征向量, 用公式(1)得到距离  $D_1$ ; 通过对区域的划分得到两个区域特征向量, 按照公式(2)和(3)得到距离  $D_2, D_3$ . 为了综合边界特征和区域特征, 首先我们把  $D_1, D_2, D_3$  归一到  $[0, 1]$  之间, 再考虑加权距离

$$D = \omega_1 D_1 + \omega_2 (D_2 + D_3), \text{ 其中 } \omega_1 + 2\omega_2 = 1 \quad (4)$$

这里  $D_2, D_3$  的权重之所以选择相同, 是经过大量的实验总结所得, 在第 2.2 节中已作了说明. 特别地, 当  $(\omega_1, \omega_2) = (1, 0)$  时, 就是第 2.1 节中仅考虑边界特征的 V-描述子距离; 当  $(\omega_1, \omega_2) = (0, 0.5)$  就是 2.2 节中仅考虑区域特征的距离. 通过距离(4)来度量两个商标图像的相似度, 距离越小表示两个商标越相似, 这样我们得到了一个边界特征和区域特征相结合的商标检索新算法, 简记为 B&R 算法.

## 3 商标的分类和检索实验

本节给出商标检索的新算法 B&R 与经典的基于边界特征的 Fourier 描述子、基于区域特征的 Zernike 矩、Hu 不变矩的比较实验, 文献[16]说明了将 Fourier 描述子和 Zernike 矩相结合, 比单独使用它们中的一个有更好的准确率, 所以本文还和 Fourier 描述子和 Zernike 矩加权算法(简记为 F&Z)作了比较, 这也是一种边界特征和区域特征相结合的算法.

本文初始的实验商标数据库含有 5 000 幅各不相同的商标图像, 作为例子图 3 给出其中 50 个. 为了检验本文方法的检索性能, 我们设计两类实验——失真变形实验和视觉相似实验.

对商标检索的性能分析, 本文采用 3 个指标: Nearest Neighbor (NN)、First-tier (FT) 和 Second-tier (ST), 它们分别是考虑最接近查询对象的 1 个(不含查询对象本身)、 $m$  个和  $2m$  个商标(包含查询商标本身)来计算检索正确率, 这里  $m$  是每类商标中的商标数(本文  $m=10$ ), 即 FT 和 ST 是分别考虑检索结果的前  $m$  个和前  $2m$  个的正确率. 对时间效率的分析, 我们给出全部被检索商标“从输入到检索到最相似的  $2m$  个商标”的平均时间. 本文实验环境为: CPU Intel Core i5 M520 2.4GHZ, 内存 4G, 32 位 Win7 操作系统, Matlab R2009a 编程.



Fig.3 Sample images in experimental database

图 3 实验数据库中的商标举例

3.1 失真变形检索实验

本实验中设计 100 个商标,分成 10 类,每类 10 个,同一类的商标是由某一个商标分别做轻微的挤压、水波纹、球形化等失真变形所得(如图 4 所示).将这 100 个商标加入初始数据库,这样数据库有 5 100 个商标,从这 5 100 个商标中检索设计的 100 个(这 100 个均作为查询对象).这个实验用于检验算法抗干扰的鲁棒性.

3.2 视觉相似检索实验

这个实验依然设计 10 类商标图像作为检索对象,每类 10 幅.每一类中的 10 幅商标图是由某一个商标经过局部改动得到的,从视觉上说同一组的商标是相似的,如图 5 所示.同样将这 100 个商标加入初始数据库,从 5 100 个商标中检索这 100 个(这 100 个均作为查询对象).

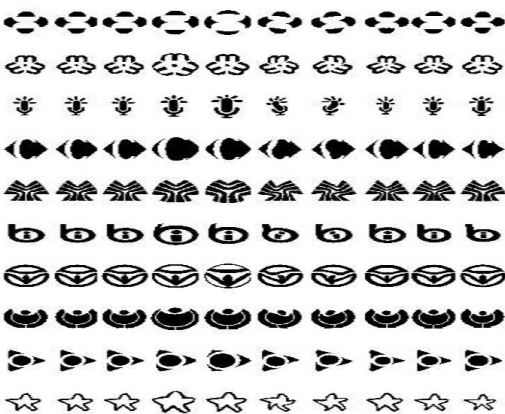


Fig.4 Trademark images in distortion experiment  
图4 用于失真变形实验的商标图像

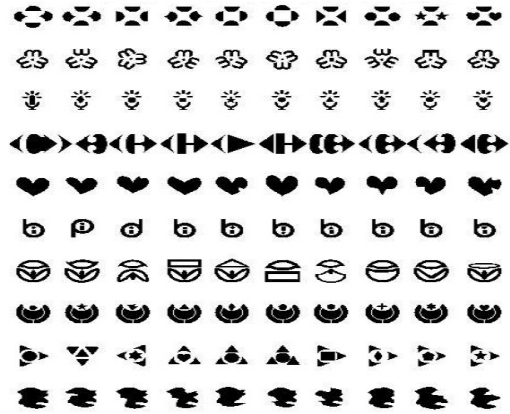


Fig.5 Trademark images in visual similitude experiment  
图5 用于检测视觉相似的商标图像

由于 B&R 以及 F&Z 算法都涉及权系数的选择,因此我们先试验不同权系数下两个算法的检索性能,结果见表 1 和表 2.表 1 看出 B&R 算法中 V-描述子的权重较大时准确率较高,当 V-描述子的权重达到 0.9 时各项指标达到最高,表 2 则说明 F&Z 算法在失真变形实验中,权重比例取 8:2 时最高,但在视觉一致性实验中则不好选择固定的权重比例.因此在接下来的 B&R 算法、F&Z 算法的实验比较中,均选择他们各自最优权系数下的实验结果,详细实验结果见表 3 和表 4.

Table 1 Retrieval performance of two kinds of experiment using the proposed

B&R algorithm with different weigh assignment (%)

表 1 本文算法 B&R 中选择不同权系数在两类实验中的检索性能 (%)

		$\omega_1$ (Boundary)	1	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2	0.1	0
		$\omega_2$ (Region)	0	0.05	0.1	0.15	0.2	0.25	0.3	0.35	0.4	0.45	0.5
Visual similitude	NN		92.0	<b>95.0</b>	94.0	93.0	92.0	90.0	90.0	89.0	86.0	86.0	85.0
	FT		68.6	<b>71.1</b>	66.3	62.8	60.6	58.3	56.1	54.6	52.7	50.6	49.2
	ST		73.4	<b>77.0</b>	72.4	66.6	63.5	61.7	59.9	58.0	56.7	55.5	53.8
Distortion	NN		97.0	<b>100</b>	100	100	99.0	99.0	98.0	98.0	98.0	96.0	96.0
	FT		77.6	<b>85.8</b>	85.7	84.3	82.2	79.7	76.7	75.1	73.6	71.9	70.1
	ST		82.5	<b>88.1</b>	87.8	86.8	85.6	83.8	81.8	80.1	78.7	77.1	76.6

**Table 2** Retrieval performance of two kinds of experiment using F&Z algorithm with different weigh assignment (%)

**表 2** F&Z 算法中选择不同权系数在两类实验中的检索性能 (%)

$\omega_1$ (Fourier)		1	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2	0.1	0
$\omega_2$ (Zernike)		0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1
Visual similitude	NN	91.0	97.0	<b>97.0</b>	97.0	96.0	96.0	96.0	94.0	93.0	92.0	89.0
	FT	58.9	65.2	67.4	68.6	69.2	<b>69.6</b>	68.7	67.8	65.5	63.4	61.8
	ST	63.4	69.9	72.4	73.7	<b>75.1</b>	74.1	73.6	73.1	71.1	68.6	66.3
Distortion	NN	97.0	98.0	<b>99.0</b>	98.0	98.0	98.0	96.0	95.0	92.0	92.0	88.0
	FT	72.8	77.5	<b>77.0</b>	76.6	76.2	75.2	73.3	70.3	68.0	65.8	63.3
	ST	76.4	80.5	<b>80.9</b>	79.6	78.3	77.3	76.2	74.4	72.3	70.3	68.6

**Table 3** Comparison of retrieval performance and time efficiency in the visual similitude experiment

**表 3** 各类算法在视觉相似实验中的检索性能和时间效率比较

Algorithm		B&R(the proposed)	F&Z	Fourier	Zernike moments	Invariant moments
Accuracy rate (%)	NN	95.0	<b>97.0</b>	91.0	89.0	27.0
	FT	<b>71.1</b>	69.6	58.9	61.8	11.3
	ST	<b>77.00</b>	75.1	63.4	66.3	16.0
Average time (s)		0.064 1	0.061 9	<b>0.061 8</b>	0.061 9	0.063 3

**Table 4** Comparison of retrieval performance and time efficiency in the distortion experiment

**表 4** 各类算法在失真变形实验中的检索性能和时间效率比较

Algorithm		B&R(the proposed)	F&Z	Fourier	Zernike moments	Invariant moments
Accuracy rate(%)	NN	<b>100</b>	99.0	97.0	88.0	46.0
	FT	<b>85.8</b>	77.0	72.8	63.3	21.5
	ST	<b>88.1</b>	80.9	76.4	68.6	28.2
Average time (s)		<b>0.061 7</b>	0.063 8	0.061 8	<b>0.061 7</b>	0.063 7

表 3 和表 4 说明本文算法的检索准确率除视觉相似实验中的最近邻(NN)指标不如 F&Z 算法外,其余均为最高.但是由于本文算法在提取商标特征的过程中,包含较多的运算,相似度量又涉及 3 个距离的加权,因此本文算法在时间效率上没有明显的优势.

### 3.3 分类实验

设计实验商标 1 600 幅,分成 80 类,每类包含在视觉上相似的 20 个商标,图 6 显示其中 3 类.这个实验用于检验算法对相似商标的分类能力.我们依据 Nearest Neighbor 和 Bull's eye 将这 1600 个商标做分类实验评价,即对每个商标图像都进行一次检索,Nearest Neighbor 是考察与它最相似的那个(不包含自身)商标是否属同类,Bull's eye 是考察前 40 个商标(包含自身)是否属同类,其结果见表 5.相应的检索 PR 曲线如图 7 所示,实验结果说明本文的 B&R 算法,在检索性能上优于所比较的全部 4 种算法,在运算速度方面,对 Bull's eye 略有优势,但对 Nearest Neighbor 没有优势.

**Table 5** Comparison of retrieval performance and time efficiency in the classification experiment

**表 5** 分类实验中的检索性能和时间效率比较

Algorithm	Accuracy rate (%)		Average time(s)	
	Nearest Neighbor	Bull's eye	Nearest Neighbor	Bull's eye
B&R(the proposed)	<b>81.37</b>	<b>50.95</b>	0.015 5	<b>0.159 4</b>
F&Z	79.25	47.63	<b>0.009 3</b>	0.162 4
Fourier	76.31	48.08	0.010 8	0.167 4
Zernike moments	65.13	37.82	0.010 6	0.162 1
Invariant moments	41.50	25.38	0.009 4	0.167 1

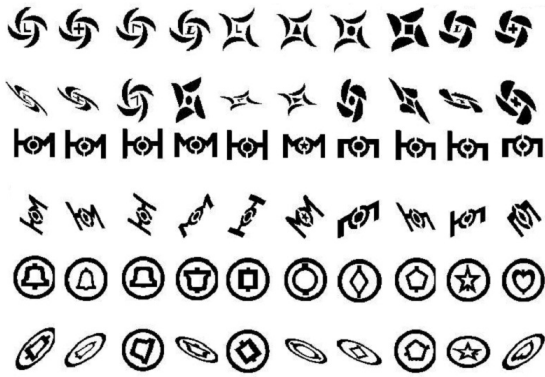


Fig. 6 Sample images in classification experimental database  
图6 分类数据库中的图像举例

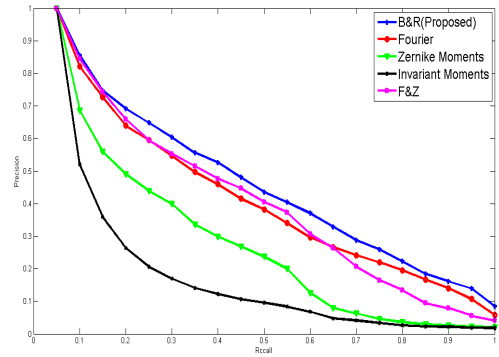


Fig.7 The retrieval PR curves for 1 600 images  
图7 对1 600个商标检索的PR曲线

### 4 结 论

本文采用正交 V-系统对商标轮廓提取整体边界特征,由于 V-系统能够精确表达每一个商标图像的轮廓,所以它在描述商标形状时已经有很高的准确度,但是毕竟 V-描述子没有考虑商标的局部特征,为此,我们通过对商标图像区域的划分,统计各子块的像素分布情况,得到了商标的区域特征.综合这两个特征下的相似程度,我们提出了一个新的商标检索算法——B&R 算法.针对多种实验类型、采用多个评价指标,通过与经典的 Fourier 描述子、Zernike 矩、Hu 不变矩以及 Fourier 和 Zernike 矩结合的 F&Z 算法的实验比较,都显示出本文算法的检索性能优势.但是由于本文算法在提取商标特征的过程中,包含较多的运算,因此在运算速度上没有显示明显优势,将来在计算机程序设计上有待改进.

### References:

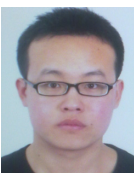
- [1] Hu MK. Visual pattern recognition by moment invariants. IRE Trans. on Information Theory, 1962,8(2):179-187.
- [2] Kim WY, Kim YS. A region-based shape descriptor using Zernike moments, Signal Processing: Image Communication, 2000, 16(1-2):95-102.
- [3] Li S, Lee MC, Pun CM. Complex zernike moments features for shape-based image retrieval. IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics—Part A: Systems and Humans, 2009,39(1):227-237.
- [4] Zhang DS, Lu GJ. Evaluation of MPEG-7 shape descriptors against other shape descriptors. Multimedia Systems, 2003,9:15-30.
- [5] Zhang DS, Lu GJ. Shape-Based image retrieval using generic Fourier descriptors. Signal Processing: Image Communication, 2002, 17(10):825-848.
- [6] Abbasi S, Mokhtarian F, Kittler J. Curvature scale space image in shape similarity retrieval. Multimedia Systems, 1999,7:467-476.
- [7] Alajlan N, Kamel MS, Freeman G. Multi-Object image retrieval based on shape and topology. Signal Processing: Image Communication, 2006,21:904-918.
- [8] Her I, Mostafa K, Hung HK. A hybrid trademark retrieval system using four-gray-level zernike moments and image compactness indices. Int'l Journal of Image Processing, 2011,4(6):631-646.
- [9] Pooja CS. An effective image retrieval using the fusion of global and local transforms based features. Optics & Laser Technology, 2012,44:2249-2259.
- [10] Qi H, Li KQ, Shen YM, Qu WY. An effective solution for trademark image retrieval by combining shape description and feature matching. Pattern Recognition, 2010,43:2017-2027.
- [11] Nigam A, Garg AK, Tripathi RC. Content based trademark retrieval by integrating shape with color and texture information. Int'l Journal of Computer Applications, 2011,22(7):40-45.



- [12] Wei CH, Li Y, Chau WY, Li CT. Trademark image retrieval using synthetic features for describing global shape and interior structure. *Pattern Recognition*, 2009,42(3):386–394.
- [13] Shu X, Wu XJ. A novel contour descriptor for 2D shape matching and its application to image retrieval. *Image and Vision Computing*, 2011,29:286–294.
- [14] Song RX, Ma H, Wang TJ, Qi DX. The complete orthogonal V-system and its applications. *Communication on Pure and Applied Analysis*, 2007,6(3):853–871.
- [15] Huang C, Yang LH, Qi DX. A new class of multi-wavelet bases: V-system. *Acta Mathematica Sinica (English Series)*, 2012, 28(1):105–120.
- [16] Eakins JP, Riley KJ, Edwards JD. Shape feature matching for trademark image retrieval. *Lecture Notes in Computer Science*, 2003,2728:28–38.



宋瑞霞(1963—),女,江西南昌人,教授,主要研究领域为计算机图形学,模式识别,数字几何.



孙红磊(1988—),男,硕士生,主要研究领域为计算机图形学.



王小春(1963—),女,教授,主要研究领域为计算机图形学,数值分析.



齐东旭(1940—),男,教授,博士生导师,主要研究领域为计算机图形学,数值分析,计算机动画,信息隐藏,模式识别.