

# 基于泽尼克矩耦合颜色空间加权度量的商标检索算法

刘婷<sup>1</sup>, 王茜娟<sup>2</sup>

(1. 廊坊燕京职业技术学院 计算机工程系, 廊坊 065200;

2. 井冈山大学 电子与信息工程学院, 吉安 343009)

**摘要:** **目的** 针对商标检索系统中利用单一特征进行识别和度量时, 往往难以充分表征商标特征, 易出现检索精度和鲁棒性不高等问题, 文中拟设计一种泽尼克 (Zernike) 矩耦合颜色空间加权度量的商标检索方案。**方法** 首先, 利用 Zernike 矩作为商标的形状描述符, 充分描述商标的形状信息。随后, 利用颜色空间来描述图像中像素空间信息的颜色分布特征。然后, 分别将输入商标的 Zernike 矩特征、颜色空间特征与存储在数据库中的特征进行匹配, 以计算 Zernike 矩特征的加权 Euclidean 距离与颜色空间度量。最后, 联合颜色空间度量与 Euclidean 距离, 综合考虑形状与颜色特征, 形成新的距离测量规则, 输出与查询商标相似的商标。**结果** 实验数据表明, 与当前商标检索算法相比较, 所提算法具有更高的检索准确率与鲁棒性, 表现出更为理想的 Precision-Recall 以及平均准确率 (Mean Average Precision, MAP)。**结论** 所提算法返回的图像与查询图像相似度较高, 在商标注册、侵权保护等方面中具有一定的参考价值。

**关键词:** 商标检索; 泽尼克矩; 颜色空间度量; 加权 Euclidean; 距离测量; 特征匹配

**中图分类号:** TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2018)23-0216-08

**DOI:** 10.19554/j.cnki.1001-3563.2018.23.035

## Trademark Retrieval Algorithm Based on Zernike Moment Coupled Color Space Weighted Measure

LIU Ting<sup>1</sup>, WANG Xi-juan<sup>2</sup>

(1. Department of Computer Engineering, Langfang Yanjing Vocation Technical College, Langfang 065200, China;

2. College of Electronic and Information Engineering, Jinggangshan University, Ji'an 343009, China)

**ABSTRACT:** The work aims to propose to design a trademark retrieval scheme based on Zernike moment coupled color space weighted measure with respect to the problem that it is difficult to fully characterize the trademark features, which can easily lead to poor retrieval accuracy and robustness during identification and measurement by the use of a single feature in the trademark retrieval system. Firstly, the Zernike moment was used as the shape descriptor of the trademark to fully describe the shape information of the trademark. Subsequently, a color space was used to describe the color distribution features of pixel spatial information in the image. Then, the Zernike moment feature and color space of the input trademark were matched with the features stored in the database to calculate the weighted Euclidean distance and the color space measure of the Zernike moment feature. Finally, combined with color space measure and Euclidean distance, the shape and color characteristics were comprehensively considered to form new distance measurement rules and output the trademark similar to the query trademark. The experiment data showed that, compared with the current trademark retrieval algorithm, the proposed algorithm had higher retrieval accuracy and robustness, indicating more ideal Precision-Recall and Mean Average Precision (MAP). The image retrieved by the proposed algorithm has a higher similarity to the query image, which has a certain reference value in the aspects of trademark registration and infringement protection, etc.

收稿日期: 2018-08-15

基金项目: 河北省高等学校科学技术研究项目 (Z2015085); 江西省教育厅科学技术研究项目 (GJJ160750)

作者简介: 刘婷 (1985—), 女, 廊坊燕京职业技术学院讲师, 主要研究方向为计算机图形图像、信息安全、计算机应用。

**KEY WORDS:** trademark retrieval; Zernike moment; color space measure; weighted Euclidean; distance measurement; feature matching

现今,商标与一个企业已经紧密融合为一体,成为了企业商品、服务、文化的代名词,具有重要的资产价值<sup>[1]</sup>。随着产品种类不断增多,相似的商标层出不穷,导致商标检索的难度不断提高,因此,在商标注册与核查中,应能够保证商标间具有一定的辨别度,如何高效、准确地从海量商标中搜索出相似商标是当前检索的热点问题<sup>[2]</sup>。传统商标检索是将商标分为几个相似形状的组,按特定的类目顺序进行手工匹配,因此,易导致商标侵权问题。这促使需要研究基于内容图像检索(Content Based Image Retrieval, CBIR)技术的来解决这个问题,鲁棒的商标检索系统应该能够确保现有商标是不同的,且能够检索人类感知到的相似的图像,以避免混淆<sup>[3]</sup>。

根据当前的研究成果来看,目前的相关技术大多是基于形状或色颜色等单一特征,在特征匹配或度量中的有用信息不足,易受到噪声、模糊、颜色等影响与干扰<sup>[4]</sup>。例田泽宇等<sup>[5]</sup>设计了一种全方向形状特征码的图像检索方案。其通过全方向对形状完成划分,测量形状不同方向不同部分的复杂性,建立形状方向特征码,测量不同形状之间的相似性。该方案对形状的形变有良好的适应性,拥有较好的平移、尺度、旋转不变性。但是其特征识别与度量中只考虑了形状特征,忽略了颜色特征,因此,对于形状相同或相似但颜色不一的图像检索效果不佳。谢莉等<sup>[6]</sup>设计了一种颜色耦合梯度方向的图像检索方案。该方案将图像分割为 $4 \times 4$ 非重叠的基元。然后利用基元的梯度将其划分为均衡块与非均衡块。随后,统计均衡块的平均颜色值,并将得到的结果在HSV空间中量化为72个颜色空间,建立均衡块颜色直方图为颜色特征。在根据各像素点颜色值在HSV空间量化的72颜色空间,得到了全局颜色直方图。非均衡块中建立梯度方向作为形状特征。该方法对颜色较敏感,但只考虑了梯度方向而无幅值,因此降低了形状特征表示,且对均衡块与非均衡块的划分难以准确给出,因此其检索性能还有待提高。Pooja 提<sup>[7]</sup>出一种混合形状描述子,较好地解决了基于形状的检索问题。提出的描述子符合人类视觉感知,计算成本低。由于全局特征与图像的整体特性相关,而局部特征反应了图像对象内的更精细的细节,在所提出的混合描述符中,图像的全局和局部特征都被用来描述图像形状的整体方面。对于全局特征提取,采用角径向变换。另一方面,针对局部特征提取,提出了一种新的局部描述符,称为空间分布点直方图(histograms of spatially distributed points, HSDP)。再通过全局与局部特征采用有效距离度量组合。该方法对形状特征具有优异的代表能力,但其不

足之处是缺少了对颜色特征的考虑,检索性能受到一定影响。

对此,针对上述问题,文中同时考虑颜色与形状2种特征,提出了一种新的商标检索方法,通过将颜色信息作为附加特征,与其他特征进行融合,提高算法的检索准确度。在描述商标的形状特征时,由于基于边界方法不适合表示复杂形状,因此通常采用基于区域的形状描述子。Zernike 矩作为一种基于区域的形状描述子,拥有优异的旋转不变性与易构建高阶矩的优点,使其能够很好地提取图像内部的形状信息。颜色空间特征提取方法简单快速,其可以提供图像中的像素的空间信息和颜色分布,具有低维尺寸。通过引入 Zernike 矩与颜色空间作为形状与颜色特征,分别计算 Zernike 矩的加权 Euclidean 距离与颜色空间的加权 Euclidean 距离,综合考虑了形状与颜色特征的优势,根据二者形成的相似度量得出最终商标。最后,对提出的算法进行验证。

## 1 泽尼克矩

设一幅图像函数 $I(\rho, \theta)$ ,重复 $q$ 的 $p$ 阶复泽尼克矩在极坐标中表示为<sup>[8]</sup>:

$$Z = \frac{q+1}{\pi} \sum_{\rho} \sum_{\theta} [V(\rho, \theta)]^* I(\rho, \theta), \text{条件 } p \leq 1 \quad (1)$$

式中: $V(\rho, \theta)$ 为在单位圆里面形成完全正交集的泽尼克多项式。这些多项式的可表示为:

$$V_{pq}(\rho, \theta) = R_{pq}(\rho)e(-jq\theta) \quad (2)$$

式中: $p$ 为正整数或0; $q$ 为受约束的正整数, $p-|q|$ 为偶数且 $p < q$ ;  $j = \sqrt{-1}$ ;  $R$ 为从原点到向量的长度; $\theta$ 为在逆时针向量 $p$ 与 $x$ 轴间的角度。

对此,径向多项式 $R_{pq}(\rho)$ 可定义为:

$$R_{pq}(\rho) = \sum_{s=0}^{(p-|q|)/2} \frac{(-1)^s (p-s)!}{s! \left(\frac{(p+|q|)-s}{2}\right)! \left(\frac{(p-|q|)-s}{2}\right)!} \rho^{p-2s} \quad (3)$$

如果 $N$ 是沿着图像的每个轴的像素个数,那么式(1)可以用离散形式书写为<sup>[8]</sup>:

$$Z_{pq} = \frac{p+1}{\pi(N-1)} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N V_{pq}^*(\rho, \theta) f(x, y) \quad (4)$$

式中: $x, y$ 为像素坐标,  $\rho = \sqrt{(x^2 + y^2)} / N$ ,  $\theta = \arctan(y/x)$ 。

在提取 Zernike 矩时,通常是将像素点映射到单位圆中,低频部分可由 $p$ 值小的 $V_{pq}^*(\rho, \theta)$ 提取;高频部分可由 $p$ 值大的 $V_{pq}^*(\rho, \theta)$ 提取,因此, Zernike 矩

可以构造任意高阶矩。Zernike 矩能够提取图像更多的细节内容；特别是高阶矩，对目标物形状表示效果显著，且其拥有旋转不变性<sup>[9]</sup>。通过对 Zernike 矩归一化的图像，可实现平移与尺度不变性。

为了从极坐标 Zernike 矩得到正方形到圆形的图像变换，因此，对于映射到相同圆的像素，只统计一次泽尼克多项式即可。虽然从正方形到圆形变换得到的 Zernike 矩与矩形图像的真实矩不同，但可作为识别和检索的特征描述子。像素空间从正方形区域到圆形区域的转换过程见图 1。从图 1 看出，图像像素可以被认为沿着同心正方形排列的，并且可以通过以下变换映射到同心圆。如果图像坐标系  $x, y$  是以正方形像素网格中心的原点定义的，那么变换后的圆形图像的像素坐标可以用 2 个字母  $\gamma, \zeta$  表示。 $\gamma$  表示圆的半径， $\zeta$  圆上像素的位置索引。设  $N$  为像素的大小，那么坐标指数的大小范围表示如下<sup>[10]</sup>：

$$-N/2 \leq x, y < N/2; 0 \leq \gamma \leq N/2; 1 \leq \zeta \leq 8\gamma \quad (5)$$

像素  $\gamma, \zeta$  的归一化极坐标  $\rho, \theta$  表示为：

$$\rho = 2\gamma / N, \theta = \pi\zeta / 4\gamma \quad (6)$$

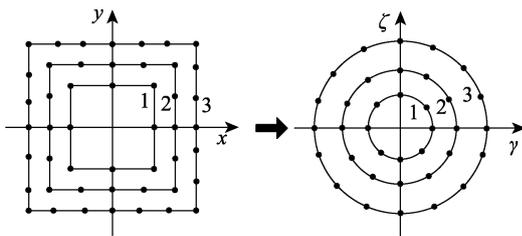


图 1 方方向圆形商标变换

Fig.1 Trademark transformation from square to circular shape

## 2 颜色空间特征

颜色属性在检索领域中起着重要的作用，以往的检索系统中通常采用颜色直方图，但是其主要问题是不提供图像中像素的空间信息，因此，每个图像可以拥有相似的颜色分布<sup>[11]</sup>。文中提出了一种颜色空间特征来描述图像中像素的空间信息的颜色分布，可以使用简单快速的方法提取该特征。

在这项工作中，提取原始图像  $I$  的 27 个颜色空间。图像  $I$  被分为  $3 \times 3$  大小的相同块，每个块由 3 个颜色分量 ( $R, G, B$ ) 组成<sup>[12]</sup>，见图 2。因此，每个块由颜色分量  $R, G$  和  $B$  的 3 个像素的平均值组成。对于  $M \times N$  大小的每个块  $K$ ，由  $c$  的分量组成的  $I^{(k)}$  的平均值被定义为：

$$I_{\mu c}^{(k)} = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N I_c^{(k)}(x, y)}{M \times N} \quad (7)$$

其中， $c = (R, G, B)$  分量。



图 2 颜色空间特征

Fig.2 Color space features

## 3 文中图像检索算法

泽尼克 (Zernike) 矩耦合颜色空间加权度量的商标检索算法过程见图 3。商标数据库包括大量的商标及其特征。如前所述，颜色和形状特征被用来描述商标的特征。当进行检索时，对查询商标分析以提取特征。再分别将输入商标的 Zernike 矩特征、颜色空间与存储在数据库中的特征相匹配，根据匹配特征计算 Zernike 矩特征的加权 Euclidean 距离  $D^z$  与颜色空间度量  $D^s$ 。最后通过  $D^s$  与  $D^z$  结合，形成了新的距离测量，输出检索结果。

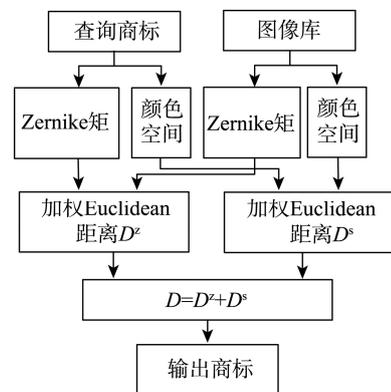


图 3 文中算法框架

Fig.3 Framework of the proposed algorithm

### 3.1 特征提取

特征的选择是根据数据库中的每个商标和查询商标的 Zernike 矩和颜色空间的计算来进行的。为提取 Zernike 矩特征，将所有商标归一化到 100 像素×100 像素。作为特征的 Zernike 矩用一组复数多项式构造，并在单位圆和径向多项式向量中定义。然后在  $p$  和  $q$  中的 0~8 阶的 25 个 Zernike 矩（式（4））和 27 个颜色空间（式（7））的维数被提取出来。8 阶 Zernike 矩分布情况，见表 1。

表 1 8 阶 Zernike 矩  
Tab.1 8-order Zernike moment

阶数	Zernike 矩	矩数
0	Z00	1
1	Z11	1
2	Z20, Z22	2
3	Z31, Z33	2
4	Z40, Z42, Z44	3
5	Z51, Z53, Z55	3
6	Z60, Z62, Z64, Z66	4
7	Z71, Z73, Z75, Z77	4
8	Z80, Z82, Z84, Z86, Z88	5

### 3.2 特征匹配

相似商标的检索是将输入商标计算的特征向量与存储在数据库的同一类特征向量相匹配来完成的。一组参考特征向量见表 2。定义一个对应于商标  $k$  的特征向量：

$$V^{(k)} = \{v_1^{(k)}, v_2^{(k)}, v_3^{(k)} \dots v_n^{(k)}\} \quad (8)$$

式中：每个分量  $v_i^{(k)}$  为商标的不变矩函数，所有  $V^{(k)}$  的集合构成特征向量的参考库。

表 2 特征向量  
Tab.2 Eigenvectors

商标	特征向量 1, 2, 3...n
1	
2	
3	$v_1^{(k)}, v_2^{(k)}, v_3^{(k)} \dots v_n^{(k)}$
...	
K	

特征向量生成后，计算 2 个特征向量的欧式距离，表示为：

$$d = |v^i - v^j| = \sqrt{\sum_k (v^i - v^j)^2} \quad (9)$$

通过式（9）计算欧式距离后，再引入最近邻比值技术，利用 BBF（Best Bin First）寻找最近和次近邻特征。如果最近邻距离  $d_1$  与次近邻  $d_2$  的比小于预设设置的阈值  $t$  时，那么认定最近邻特征与该特征为

最优匹配，反之，则作为冗余点，表示为：

$$\frac{d_1}{d_2} < t \quad (10)$$

### 3.3 相似度量

Zernike 矩特征可表征商标的全局形状，而颜色空间特征用图像中像素空间信息来表示颜色分数。这 2 个特征的综合具有显著互补性。为了匹配特征向量，整体特征商标检索系统首先根据 Zernike 矩特征计算  $D^z$ ，表示为：

$$D^z(V', V^{(k)}) = \sqrt{\sum_{i=1}^n \rho_i (v'_i - v_i^{(k)})^2} \quad (11)$$

式中： $V' = \{v'_1, v'_2, v'_3 \dots v'_n\}$ 。 $\rho_i$  为添加到组件  $v_i$  中的权重以平衡动态范围的变化。选择函数  $d$  最小的  $k$  值作为匹配图像索引。列  $v_i^{(k)}$  的方差的倒数经常用作权重  $\rho_i$ ，表示为：

$$\rho_i = \frac{N}{\sum_{k=1}^N (v_i^{(k)} - \bar{v})^2} \quad (12)$$

$$\text{式中：} \bar{v}_i = \sum_{k=1}^N v_i^{(k)} / N。$$

其次，采用查询商标  $Q$  和索引图像  $D$  的颜色空间特征来计算  $Q$  和  $D$  之间的商标匹配距离  $D^s$ 。设  $Q$  与  $D^{cs}$  分别表示为：

$$Q = \left( (q_{r,1}^{cs}, q_{g,1}^{cs}, q_{b,1}^{cs}), (q_{r,2}^{cs}, q_{g,2}^{cs}, q_{b,2}^{cs}) \dots (q_{r,9}^{cs}, q_{g,9}^{cs}, q_{b,9}^{cs}) \right) \quad (13)$$

$$D^{cs} = \left( (qd_{r,1}^{cs}, d_{g,1}^{cs}, d_{b,1}^{cs}), (d_{r,2}^{cs}, d_{g,2}^{cs}, d_{b,2}^{cs}) \dots (d_{r,9}^{cs}, d_{g,9}^{cs}, d_{b,9}^{cs}) \right) \quad (14)$$

通过  $Q$  和  $D$  的 27 个维度表示颜色空间特征的值，作为 Zernike 矩，匹配距离  $D^s$  也使用加权 Euclidean 距离测量<sup>[13]</sup>：

$$D^s(Q, D^{(k)}) = \sqrt{\sum_{l=1}^{27} \rho_l (q_l - d_l^{(k)})^2} \quad (15)$$

随后，通过  $D^s$  与  $D^z$  结合，形成了新的距离测量  $D = D^z + D^s$ 。根据统计结果，输出最接近索引商标  $D$  的最小值作为检索结果。

## 4 实验与分析

实验过程选择 1000 幅各不同的商标作为商标库，部分商标见图 4。为验证商标检索算法的有效性，选取了 10 幅商标作为对象，每一种商标经过 10 种篡改（旋转、缩放、平移、噪声、模糊等），组合形成了 10 幅相似的商标，对此，形成了 100 幅商标集。实验平台为：Intel（R）Core（TM）I5-4590CPU@3.30.GHz 四核，8GB ROM，Windows10 系统。实验过程中借助 Matlab 2014 仿真分析。为体

现算法的优越性，利用先进商标检索方法作对照组：文献[5]、文献[6]、文献[7]、文献[16]、文献[17]。实验中的参数设置如下： $c = (R, G, B)$ ， $M \times N = 256 \times 256$ ，阈值  $t = 0.05$ 。

#### 4.1 评价标准

文中引入检索系统中常用的准确率 (Precision) - 召回率 (Recall) 以及平均准确率 (Mean Average Precision, MAP) 测量作为评价标准，其中，Precision 和 Recall 分别定义如下<sup>[14]</sup>：

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \tag{16}$$

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_N} \tag{17}$$

式中： $T_p$  为检索相关商标； $F_p$  为检索不相关商标； $F_N$  为漏检的商标。

Precision 与 Recall 通常是利用无序的文档集合进行计算，只能衡量检索性能的一个方面。优异的检索性能是 Precision 与 Recall 均要高，因此，人们提出了一种 MAP，将 Precision 当作为 Recall 的函数  $P = f(R)$ ，表示随着 Recall 从 0 到 1，Precision 的变化情况。定义如下<sup>[15]</sup>：

$$M = \int_0^1 P(r) dr = \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R \frac{r}{\text{position}(r)} \tag{18}$$

式中： $R$  为相关商标的总数； $P(r)$  为前  $r$  个商标的 Precision。

#### 4.2 实验结果

实验中选择 12 幅商标作为检索对象，见图 4，每一幅商标分别执行有差异性的操作（旋转、平移、噪声、模糊、遮挡、缩放）等变化，每一幅商标生成了 20 种基准图像。实验过程中返回 12 幅商标作为检索结果。



图 4 商标示例  
Fig.4 Trademark example

在相同的实验环境中，利用对照组算法及文中算法进行检索测试。实验过程中选择图 5 为查询商标，图 6—11 依次为文献[5]、文献[6]、文献[7]、文献[16]、文献[17]及文中算法。根据结果看出，图 9 中文中算法得到的检索效果最优，返回的 12 幅商标中出现了 11 幅相关商标，只有一幅不相关商标。图 8 中返回的商标中出现了 2 幅不相关商标。而文献[7]、文献[16]、文献[17]算法的检索结果中均有 2 幅商标是错误的，分别见图 8—10。图 6、图 7 中分别出现了 3 幅不相关商标。文中算法取得良好成绩主要是结合了 Zernike 矩作的形状描述符与颜色空间特征来描述商标特征，有效提取了目标物形状与空间信息的颜色分布。根据匹配特征计算 Zernike 矩特征的加权 Euclidean 度量与颜色空间度量。综合考虑了形状与颜色特征，因此大大提高了商标检索的精度与鲁棒性。文献[5]中只采用了形状描述符，忽略了颜色特征，因此，特征度量是参考的依据不足，检索效果不佳。

文献[6]只考虑了梯度方向而无幅值大小，因此降低了形状特征表示，且对均衡块与非均衡块的划分难以准确给出，因此其检索性能还有待提高。文献[7]中缺少了对颜色特征的考虑，检索性能受到一定影响。文献[16]中采用了颜色与空间信息组合，在一定程度上提高了商标检索精度，但是其没有考虑商标的形状特征，使其检索精度要略低于所提技术。文献[17]中采用 SIFT 和深卷积神经网络 (CNN)，其对商标的形状特征识别与判断能力强，获得了具有竞争力的精确性能，但是该算法仅考虑了单一的形状，使其对商标的描述能力不足，导致其检索准确性有待进一步提升。



图 5 查询商标  
Fig.5 Query trademark



图 6 文献[5]检索结果  
Fig.6 Document [5] retrieval results



图 7 文献[6]检索结果  
Fig.7 Document [6] retrieval results

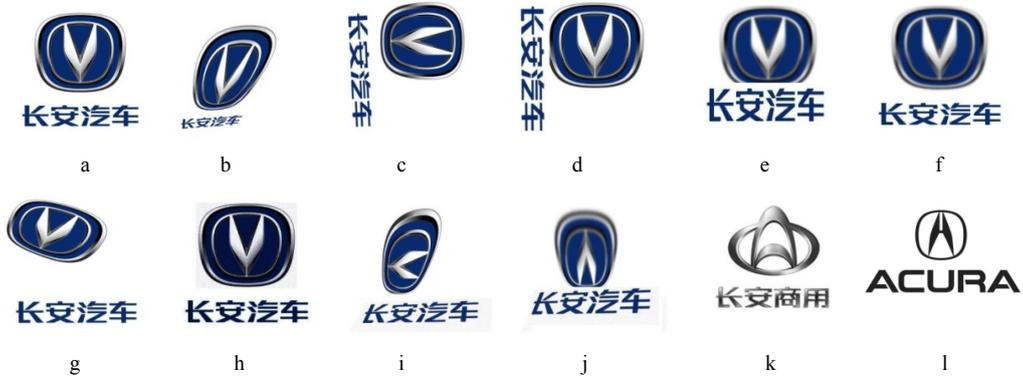


图 8 文献[7]检索结果  
Fig.8 Document [7] retrieval results

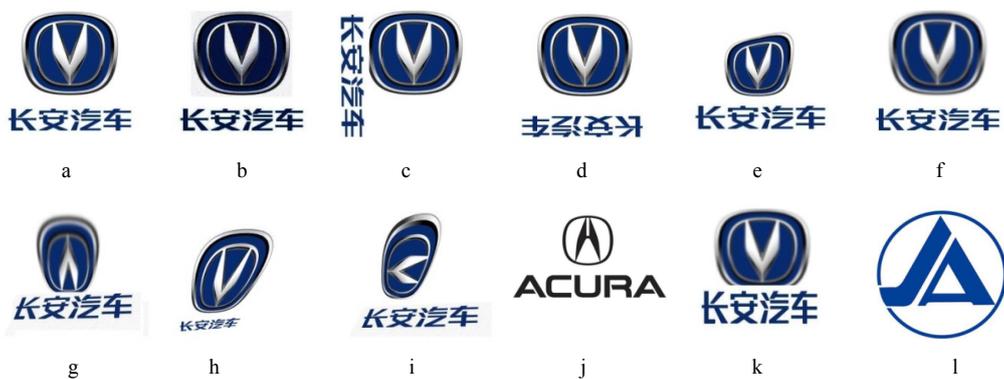


图 9 文献[16]的检索结果  
Fig.9 Document [16] retrieval results

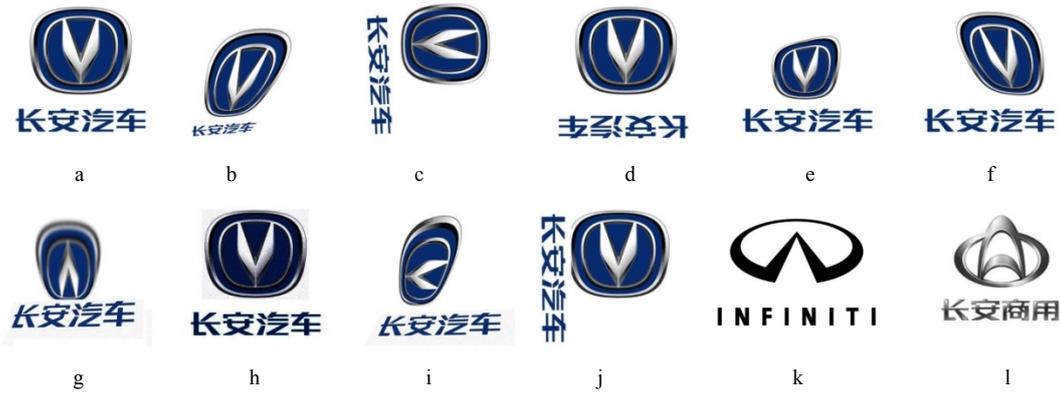


图 10 文献[17]检索结果  
Fig.10 Document [17] retrieval results

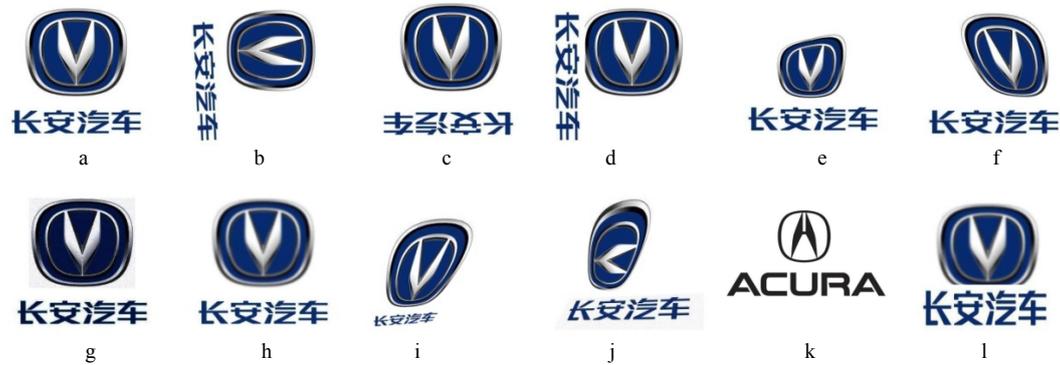


图 11 文中算法检索结果  
Fig.11 Retrieval results of the proposed algorithm

为了全面反映算法性能，记录了 Precision 与 Recall 的关系，形成了  $P-R$  图，见图 12。从图 12 中看出，文中算法的  $P-R$  曲线更为理想，具有更高的 Precision 与 Recall 结果。此外，表 3 中给出返回商标数  $k=10$  与  $k=20$  的 MAP 与运行时间统计。依据表 3 得知，文献[16]的检索效率最高，当  $k=10, 20$  时，其耗时分别为 1.12, 2.65 s，但其检索精度不佳，对应的 MAP 值不理想，分别为 0.61, 0.57，而所提算法不仅具有与文献[16]相近的检索效率，而且检索精度要高于文献[16]，当返回商标数  $k=10$  时，MAP 值为 0.73，运行时间为 1.63 s；当返回商标数  $k=20$  时，MAP 值为 0.71，运行时间为 3.69 s。从检索效率与精度两方面综合考虑，对比于其他算法，文中算法取得了良好的 MAP 值，说明其综合检索性能良好，且时间成本也不算很高。主要是因为文中采用的 Zernike 矩与颜色空间具有低维性，操作简单。文献[5]中只采用了形状特征，操作简单，效率更高些。文献[6]中利用颜色耦合梯度方向，需要计算颜色特征与像素的梯度值，计算量较大，耗时最多。文献[7]中需计算全局特征与局部特征，过程较复杂。文献[16]中采用了颜色与空间信息，无需遍历商标边缘上的每个像素，使其具有较高的检索效率。文献[17]则是利用 SIFT 与

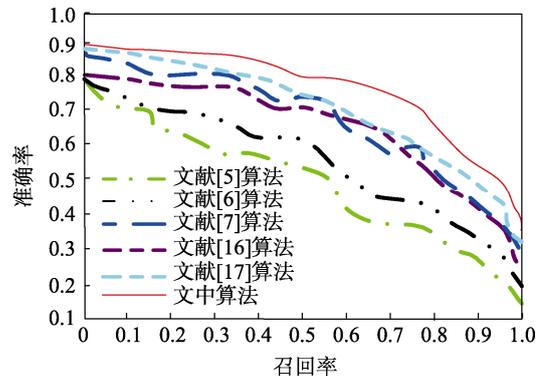


图 12  $P-R$  曲线

Fig.12  $P-R$  curve

表 3 不同算法的 MAP 与运行时间  
Tab.3 MAP and running time of different algorithms

算法名称	MAP		运行时间/s	
	$k=10$	$k=20$	$k=10$	$k=20$
文献[5]	0.58	0.55	1.46	3.15
文献[6]	0.56	0.54	5.66	12.41
文献[7]	0.63	0.59	2.15	5.20
文献[16]	0.61	0.57	1.12	2.65
文献[17]	0.70	0.66	3.58	7.39
文中算法	0.73	0.71	1.63	3.69

卷积网络来实现商标检索,但是,SIFT的维度较高,为128维,且迭代卷积网络的时耗较长,从而增加了该算法的复杂度。

#### 4 结语

为了从海量数据库中准确检索出商标,文中提出了一种Zernike矩与颜色空间的商标检索算法。Zernike矩可以有效描述商标中物体的形状。通过使用颜色空间特征的检索可以获得相似的颜色,但没有考虑到相似的形状。通过综合颜色和形状特征的互补信息,文中将颜色空间和Zernike矩相结合,提出了一种新的商标检索方法。通过将查询商标的Zernike矩特征、颜色空间与存储在数据库中的特征相匹配,根据匹配特征计算Zernike矩特征的加权Euclidean距离度量与颜色空间度量。实验表明,结合颜色空间特征和Zernike矩特征可以增强识别能力,提高商标检索精度与鲁棒性。

#### 参考文献:

- [1] 汪慧兰,毛晓辉,杨晶晶.融合小波变换和SIFT特征的商标检索方法[J].计算机技术与发展,2015,25(4):89—92.  
WANG Hui-lan, MAO Xiao-hui, YANG Jing-jing. Trademark Retrieval Method Combining Wavelet Transform and SIFT Features[J]. Computer Technology and Development, 2015, 25(4): 89—92.
- [2] YAN Yi-jun, REN Jin-chang, LI Yin-sheng. Adaptive Fusion of Color and Spatial Features for Noise-robust Retrieval of Colored Logo and Trademark Images[J]. Multidimensional Systems and Signal Processing, 2016, 27(4): 945—968.
- [3] 胡明娣,孔波.基于矩形区域重叠分块加权的图像检索[J].西安邮电大学学报,2017,16(6):1—6.  
HU Ming-di, KONG Bo. Image Retrieval Based on Overlapped Block Weighting in Rectangular Region[J]. Journal of Xi'an University of Posts and Telecommunications, 2017, 16(6): 1—6.
- [4] GIUSEPPE A, FABRIZIO F, LUCIA V. Aggregating Binary Local Descriptors for Image Retrieval[J]. Multimedia Tools and Applications, 2018, 77(5): 5385—5415.
- [5] 田泽宇,门朝光,汤亚楠.应用全方向形状特征码的图像检索方法[J].哈尔滨工业大学学报,2016,8(11):129—134.  
TIAN Ze-yu, MEN Chao-guang, TANG Ya-nan. Image Retrieval Based on the Omnidirectional Shape Feature Ccode[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2016, 8(11): 129—134.
- [6] 谢莉,成运,曾接贤.基于颜色和梯度方向共生直方图的图像检索[J].计算机工程与应用,2016,52(10):181—186.  
XIE Li, CHENG Yun, ZENG Jie-xian. Image Retrieval Based on Color and Motif Gradient Direction Co-occurrence Histogram[J]. Computer Engineering and Applications, 2016, 52(10): 181—186.
- [7] POOJA S. Improved Shape Matching and Retrieval Using Robust Histograms of Spatially Distributed Points and Angular Radial Transform[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2017, 145(6): 346—364.
- [8] 华珊珊.基于Zernike特征提取和LDA的人脸图像识别方法[J].控制工程,2018,25(2):198—203.  
HUA Shan-shan. Face Recognition Method Based on Zernike Feature Extraction and LDA[J]. Control Engineering of China, 2018, 25(2): 198—203.
- [9] 王胜,解辉,张福泉.利用边缘检测与Zernike矩的半脆弱图像水印算法[J].计算机科学与探索,2018,12(4):629—641.  
WANG Sheng, XIE Hui, ZHANG Fu-quan. Semi-Fragile Image Watermarking Algorithm by Using Edge Detection and Zernike Invariant Moments[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2018, 12(4): 629—641.
- [10] HAMID S H, WAN A, WAN A. Authentication of Images Using Zernike Moment Watermarking[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(1): 577—606.
- [11] 龙满生,刘清,曾小荟.基于颜色特征的油茶叶片病斑分割研究[J].井冈山大学学报(自然科学版),2017,38(2):47—54.  
LONG Man-sheng, LIU Qing, ZENG Xiao-hui. Segmentation of Leaf Spot of Camellia Oleifera Based on Color Characteristics[J]. Journal of Jinggangshan University (Natural Science Edition), 2017, 38(2): 47—54.
- [12] 范赐恩,冉杰文,颜佳.颜色空间统计联合纹理特征的无参考图像质量评价[J].光学精密工程,2018,26(4):916—926.  
FAN Ci-en, RAN Jie-wen, YAN Jia. No-reference Image Quality Assessment Using Joint Color Space Statistical and Texture Feature[J]. Optics and Precision Engineering, 2018, 26(4): 916—926.
- [13] 郭风成,李参海,李宗春.引入欧氏距离的各向异性扩散相干斑抑制[J].中国图象图形学报,2017,22(3):342—348.  
GUO Feng-cheng, LI Can-hai, LI Zong-chun. Speckle Reduction by Euclidean Distance Anisotropic Diffusion[J]. Journal of image and Graphics, 2017, 22(3): 342—348.
- [14] 王博.基于视觉特征与机器学习的图像分类和图像检索方法研究[D].西安:西安电子科技大学,2015.  
WANG Bo. Research on Image Classification and Image Retrieval Based on Visual Features and Machine Learning[D]. Xi'an: Xi'an Electronic and Science University, 2015.
- [15] 任夏荔,陈光喜,曹建收.基于深度学习特征的图像检索方法[J].计算机工程与设计,2018,39(2):503—510.  
REN Xia-li, CHEN Guang-xi, CAO Jian-shou. Image Retrieval Method Via Deep Learning Features[J]. Computer Engineering and Design, 2018, 39(2): 503—510.
- [16] 曾金发.基于颜色信息与空间特征的自适应商标检索算法[J].包装工程,2018,39(9):212—219.  
ZENG Jin-fa. Adaptive Trademark Retrieval Algorithm Based on Color Information and Spatial Features[J]. Packaging Engineering, 2018, 39(9): 212—219.
- [17] ZHOU Wen-gang, LI Hou-qiang, SUN Jian. Collaborative Index Embedding for Image Retrieval[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 40(5): 1154—1166.