

# 基于多尺度特征变换与颜色相关性的商标检索算法

钟瑞泽

(广州美术学院 艺术与人文学院, 广州 510260)

**摘要:** **目的** 提出一种快速有效的商标注册相似性检查方法, 以解决当前基于 SIFT 的商标检索系统易出现漏检、误检, 导致检索精度不高的问题。 **方法** 首先, 利用 SIFT 进行尺度空间创建, 并检测商标的特征关键点, 通过确定关键点的主方向, 可得到具有旋转、缩放、平移、视图变化不变性的图像形状特征描述符。随后, 根据像素与其邻域的颜色和空间位置, 定义一种改进的颜色相关性, 为了有效避免不同商标可能具有相似的颜色特征, 对不同的颜色赋予一个权重因子, 从而得到一个反映颜色空间相关性与颜色排布疏密度的颜色特征。然后, 将 SIFT 与颜色相关特征向量进行加权组合, 并根据实际过程中占主导作用的特征来改变权重。最后, 根据加权组合特征, 引入马氏距离对查询商标与数据库商标进行相似度度量, 输出检索商标。 **结果** 实验结果表明, 与当前先进的商标检索系统对比, 所提算法具有更高的检索准确性与效率。 **结论** 所提算法具有良好的检索准确率与鲁棒性, 在商标注册等领域具有一定的实用价值。

**关键词:** 商标检索; 多尺度特征变换; 颜色相关性; 特征关键点; 主方向; 马氏距离

**中图分类号:** TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2018)23-0200-09

**DOI:** 10.19554/j.cnki.1001-3563.2018.23.033

## Trademark Retrieval Algorithms Based on SIFT and Color Correlation

ZHONG Rui-ze

(School of Arts and Humanities, Guangzhou Academy of Fine Arts, Guangzhou 510260, China)

**ABSTRACT:** The work aims to propose a rapid and effective trademark registration similarity inspection method to solve the problem of low retrieval accuracy induced by missing detection and wrong detection in current SIFT-based trademark retrieval system. Firstly, SIFT was used to create the scale space and detect the key points of trademark feature. Then, the main direction of the key points was determined to obtain the image shape characteristic descriptors with rotation, scaling, translation and view change invariance. Subsequently, according to the color and spatial location of pixels and their neighbors, an improved color correlation was defined to effectively avoid the possibility that different trademarks might have similar color features. A weight factor was applied to different colors, and thus a color feature reflecting the color space correlation and color arrangement density was obtained. Then, SIFT and color correlation feature vectors were weighted and combined, and the weights were changed according to the dominant features in the actual process. Finally, according to the weighted combination features, Mahalanobis distance was introduced to measure the similarity between query trademarks and database trademarks, and the retrieved trademarks were outputted. The experimental results showed that, compared with the current advanced trademark retrieval system, the proposed algorithm had higher retrieval accuracy and efficiency. The proposed algorithm has good retrieval accuracy and robustness which has certain practical value in trademark registration and other fields.

**KEY WORDS:** trademark retrieval; SIFT; color correlation; key points of feature; principal direction; Mahalanobis distance

收稿日期: 2018-08-31

基金项目: 广东省“十二五”规划科学研究项目(2012JK190)

作者简介: 钟瑞泽(1978—), 男, 广州美术学院讲师, 主要研究方向为计算机图像等。

随着市场与包装行业的繁荣发展,成千上万的公司如雨后春笋般出现,各式各样的产品也相继被生产加工出来,为了保护公司与产品的属性,人们通常会向相关部门注册商标<sup>[1]</sup>。商标通常是利用文字、符号、各种形状、颜色等构成的一种图案。对于简单的商标,通常利用形状信息作为全局特征,但凭借单一的形状特征难以充分描述商标图像。由此,对于如何快速、精确地从商标库中返回相似商标的信息是亟待解决的问题<sup>[2-3]</sup>。

近年来,商标检索通常利用形状或颜色特征,在特征匹配和相似度量中依赖的信息不全面。陈刚等<sup>[4]</sup>设计了一种 MHU-SIFT 商标检索方案,在开始阶段,该算法先对商标进行滤波降噪,然后提取商标的 HU 不变矩完成商标的粗检索,为进一步提高精度,再引入 SIFT 特征进行精确匹配,通过欧式距离完成相似度量,返回相似度排名靠前的商标结果。对于较复杂的商标,由于 SIFT 不能充分描述形状信息,所以该技术的检索效果还不能令人满意。王昭<sup>[5]</sup>设计了一种深度学习的商标检索方法,该方法构建了一个商标库,再通过深度学习完成特征提取,为了提高特征提取效率,对其进行哈希编码,利用 K-means 聚类完成相似测量,输出最相似商标。王昭提出的深度学习商标检索系统,利用了深度学习网络层特征的抽取,和以往的技术比较,涵盖了低级的局部内容,同时也具有高级语义特征,但深度学习模型很复杂,需大量的数据来构造,并且参数难以调整。Yan 等<sup>[6]</sup>设计了一种颜色和空间特征融合的彩色商标鲁棒性检索系统,首先将颜色量化和 k-均值结合用于有效的主颜色提取。对于每个提取的主导颜色,基于空间描述符导出局部特征。通过对图像直方图的分析,实现了这 2 个特征的自适应融合,以实现更有效的提取和更精确的图像检索,但该方案没有考虑像素与其邻域之间的相关性,对相似度较高的商标检索效果不太让人满意。Gholam 等<sup>[7]</sup>在尺度不变特征变换(SIFT)的基础上,提出了一种新的检索算法,利用 SIFT 提取图像特征后,对 SIFT 提取的特征矩阵进行 k-均值聚类,然后应用 2 种新的降维方法,使 SIFT 特征在图像检索问题中更有效,但该系统没有考虑颜色信息,稳定性不足。Benois 等<sup>[8]</sup>设计了一种基于颜色和形状特征的图像检索描述符,该系统使用主颜色相关图描述符(DCCD)提取颜色特征,使用方向梯度金字塔直方图(PHOG)提取形状特征。DCCD 是提取全局和局部颜色特征的描述符,而 PHOG 描述符提取图像中形状的空间信息,但不同商标可能具有相似的颜色特征,上述检索方法所采用的颜色相关图对商标的特征描述能力不足,使其检索精度有待优化。

现有的商标检索技术大部分是为通用图像设计的,不能提供有效的商标检索。虽然颜色和空间特征已被广泛用于商标图像检索,但当它们以融合的方式组合时,该类方案通常在它们之间使用固定加权,不能反映这些特征在图像中的重要性。当图像质量因噪

声等各种原因而劣化时,颜色和空间特征的可靠性可能会以不同的方式变化,使得它们之间的权重应该适应这样的变化。

针对上述问题,这里拟设计基于 SIFT 和颜色相关性加权组合的商标检索系统。该系统使用 SIFT 和颜色相关性,将有助于识别查询图像与现有商标的相似性。SIFT 技术与图像旋转、帧角改变、图像大小等变化无关,是处理商标图像时使用的一种有效技术;颜色相关性能有效描述颜色空间相关性与排布疏密度。利用 SIFT 向量和颜色相关性特征加权组合,比较查询商标与数据库中商标的相似度,由此形成一个以相似度降序排列的列表,以确定相似商标。最后,对所提算法进行验证。

## 1 颜色相关性

颜色直方图(CH)显示了不同颜色在图像中的比值,任一幅商标有且只有唯一的直方图,但不同的商标或许有相同的颜色分布,因此出现相同的直方图<sup>[9]</sup>。设  $I$  为大小为  $M \times N$  的图像, $p$  为  $I$  的像素, $m$  为  $I$  的色彩种类, $c_1, c_2, \dots, c_m$  为  $I$  的色彩,那么  $I$  的直方图可描述为<sup>[10]</sup>:

$$C_{ci}(I) = \sum_{p \in I} p \in I_{ci} (1 \leq i \leq m) \quad (1)$$

式中: $I_{ci}$  为  $I$  中色彩为  $c_i$  的像素的集; $C_{ci}(I)$  为  $I_{ci}$  中像素的数量。根据式(1)看出,CH 缺乏考虑不同颜色间空间分布情况。对此,人们设计了一种颜色相关性来进一步描述。

$p_a(x_a, y_a), p_b(x_b, y_b)$  为  $I$  中的 2 个随意像素,两者间的距离  $|p_a - p_b| = \max\{|x_a - x_b|, |y_a - y_b|\}$ 。 $[n]$  为距离的集合,那么,关于某个距离  $d \in [n]$ ,  $I$  的颜色相关性定义为<sup>[11]</sup>:

$$r_{ci,cj}^k(I) = \sum_{p_a \in I_{ca}, p_b \in I_{cb}} [p_b \in c_j \mid |p_a - p_b| = k], i, j \in [n] \quad (2)$$

式中: $r_{ci,cj}^k(I)$  为描述  $I$  中与像素  $p_a$  距离为  $k$ 、色彩为  $c_i$  的像素数量; $k$  为像素距离。据式(2)的描述,颜色相关性的计算量为  $O(i \times j \times k) = O(m^2 d)$ ,由此看出,色彩种类越多,计算量越大。

为避免不同图像出现相似颜色特征,通过考虑不同颜色的空间关系与分布情况,对不同颜色施加一个权值因子,并进行加权组合,以此来改进加权颜色相关性。首先,在一个采集窗口内, $r_{ci,cj}^k(I)$  的计算为:

$$\begin{cases} r_{ci,cj}^k(I) = \frac{\sum_{c_j \in I_{cj}} [c_j \in I_{cj} \mid |p_a - p_b| = k]}{(\sum_{p \in I} [p \in I_{cj}] \cdot P \cdot k)} \\ \sum_{j=1}^m r_{ci,cj}^k = 1 \end{cases} \quad (3)$$

式中： $P$  为采样窗口像素数量； $P \cdot k$  为像素被记录的最高量； $\sum_{p \in I} [p \in I_{c_j}]$  为  $I$  中色彩为  $c_j$  的像素数量。然后，对不同色彩  $c_i$  施加一个权值因子  $w_{c_i}$ ， $w_{c_i}$  的计算如下：

$$w_{c_i} = \frac{1}{\sigma_i^2 \sum_{i=1}^m (\frac{1}{\sigma_i^2})} \quad (4)$$

式中： $\sigma_i^2$  为第  $i$  个色彩特征的方差。

得到权重因子  $w_{c_i}$  后，则改进后的商标颜色相关性可定义如下：

$$C_c^k = \sum_{i=1}^m w_{c_i} C_{c_i}^k \quad (5)$$

式中： $C_c^k$  为  $I$  的加权颜色相关性； $C_{c_i}^k$  为色彩  $c_i$  的特征向量。 $C_{c_i}^k$  表示为：

$$C_{c_i}^k = (r_{c_i,c_1}^k, r_{c_i,c_2}^k \dots r_{c_i,c_m}^k) \quad (6)$$

通过分析，改进后的颜色相关性的复杂度为  $O(md)$ 。

## 2 文中商标检索算法

用户可以从不同的视点和深度来得到不同大小的图像，因此，提取这些感知上相似图像的特征变得较为困难。在所提算法中，不将特征提取算法应用于整个商标图像，取而代之的是，首先从图像中提取目标的 SIFT 特征与颜色相关性，再根据特征的重要性进行加权组合，并借助马氏距离完成相似度量，输出相似商标。整个商标算法的检索过程见图 1。

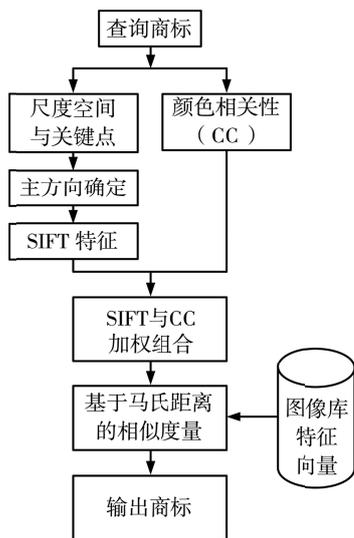


图 1 文中算法流程

Fig.1 Flow chart of the proposed algorithm

### 2.1 SIFT 特征提取

图像分量的 SIFT 向量涉及尺度空间中峰值位置的识别，包括兴趣点及其精确方向定位的知识<sup>[12]</sup>。这种方法通过在  $x$ - $y$  平面中定位 1 个点以及它的主导方

向来实现尺度和旋转不变性。

#### 2.1.1 尺度空间与关键点检测

通过应用 Gaussian 算子的 Canny 或 Laplacian 技术，可以很容易地得到正确的 sigma ( $\sigma$ ) 值进行多尺度分析<sup>[13]</sup>，因此这里采用 sigma 值的 LOG 滤波图像用于创建尺度空间。利用 27 个像素点强度值定位的关键点见图 2，确定某一点是否为关键点的步骤描述如下所述。

1) 在一个特定的比例点创建 1 个  $3 \times 3$  邻域。

2) 同样地，在所选择的尺度之上和之下，创建 1 个  $3 \times 3$  邻域。

3) 以上 2 个步骤形成了 27 个点的集合，这些点可以通过它们的像素位置和尺度来表示，即  $(x, y, \sigma)$ 。

4) 当在 27 个点的集合中考虑时，如果点  $p$  是最大值或最小值的点，它被标记为兴趣点。

为了建立尺度空间，需要获得 Gaussian 的 Laplacian 算子，它可以通过高斯在 2 个不同尺度上的减法来确定：

$$G(x, y, k\sigma) = \frac{1}{2\pi(\zeta\sigma)^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2k^2\sigma^2}} \quad (7)$$

式中： $\zeta$  为调整因子。

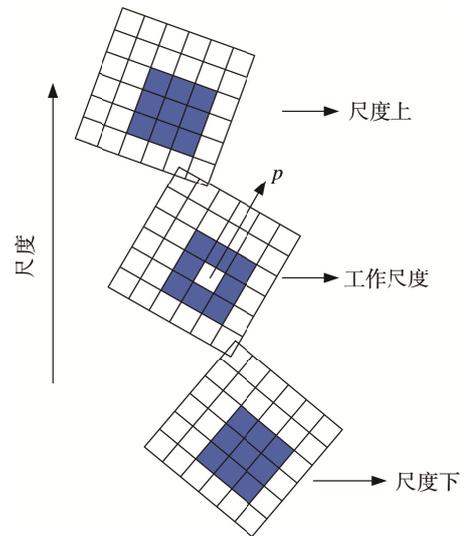


图 2 关键点定位  
Fig.2 Key points location

#### 2.1.2 方向确定

如前面所讨论的，在得到稳定、可抵御噪声干扰的关键点后，实现旋转不变性的另一个关键特征是主方向，使得特征在主方向形成，从而克服由于旋转而出现的差异性。在每个关键点或兴趣点上，计算关键点邻域内导数幅值  $F(x, y)$  和方向  $\theta(x, y)$ ，表示为<sup>[14]</sup>：

$$F(x, y) = \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2} \quad (8)$$

$$\theta(x, y) = \arctan((L(x, y+1) - L(x, y-1)) /$$

$$(L(x+1,y)-L(x-1,y)) \quad (9)$$

式中： $L$  为灰度级。在所期望的邻域方向直方图中创建 8 个接收器，每个接收器包含 10 个连续的角度，见图 3。通过梯度幅值作为像素方向的分配权重，权重最高的像素方向被认为是感兴趣点的方向。

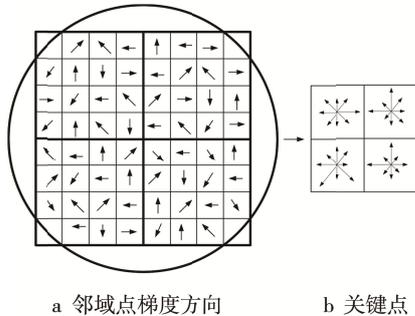


图 3 关键点特征向量描述  
Fig.3 Key point feature vector description

### 2.1.3 关键点的商标图像描述符

识别关键点后，下一步是找到它们的特征描述符，为保持特征的稳定性，使用梯度方向来计算其描述符。SIFT 描述符确定的主要步骤如下所述。

- 1) 选取以关键点为中心的  $16 \times 16$  的窗口。
- 2) 将窗口中的像素根据 Gaussian 加权划分为  $4 \times 4$  的区域。
- 3) 将像素点与关键点的相对方向进行 Gaussian 加权放入含 8 个像素的方向直方图，使得 SIFT 保持旋转不变性。
- 4) 通过步骤 2 和 3 获得  $4 \times 4 \times 8 = 128$  维的 SIFT 描述符。

### 2.2 颜色相关性提取

颜色是图像的另一个显著特征，在过去的类似工作中，颜色表示可利用 CH 来完成，但 CH 具有提取全局颜色信息的固有局限性，且 CH 无法考虑颜色的局部变化<sup>[15]</sup>。为了克服当前工作中的这种局限性，使用二维 HSV 相关图技术，该技术可捕获颜色强度值的空间分布信息。

该算法所涉及的步骤如下所述。

- 1) 将 RGB 图像转换为 HSV 颜色空间。
- 2) 对于任何特定的 HSV 平面，建立 1 个  $256 \times 256$  二维矩阵来存储相关图值；将色调  $H$  值存储在  $Corr\_H$  中，饱和度  $S$  和亮度  $V$  的相似值分别存储在  $Corr\_S$ ,  $Corr\_V$  中；对于任何强度值  $T$ ，如果强度值“ $j$ ”的像素位于  $5 \times 5$  邻域内，则将  $Corr\_H(i, j)$  的值增加 1，同样地增加  $S$  和  $V$  平面的值；并根据灰度等级 255 来完成每个相关图值的归一化。

### 2.3 加权组合

在上面的工作中，结合所讨论的特征，即 SIFT 和颜色相关性，所开发的系统利用这 2 个特征向量的

加权组合。特征向量的权重是灵活的，可以根据需要强调的特征来决定。特征向量加权组合的关系表示为：

$$V_F = \frac{W_{VS}V_S + W_{VCC}V_{CC}}{W_{VS} + W_{VCC}} \quad (10)$$

式中： $V_F$  为最终特征向量； $V_S$  为 SIFT 特征向量； $W_{VS}$  为 SIFT 特征的权重； $V_{CC}$  为颜色相关性特征向量； $W_{VCC}$  为  $V_{CC}$  的权重。从式 (10) 可以看出，2 个特征向量的权重在  $0 \sim 1$  范围内是可变的，使得 2 个权重之和为 1。由此，可以根据需要在结果中占主导地位的特征来改变权重。

### 2.4 基于相似性检索

为了测量查询商标与图像集合的相似性，通过计算加权组合得到查询商标和数据库的特征向量，并利用马氏距离度量对 2 个向量进行比较<sup>[16]</sup>：

$$d(Q, D) = \sqrt{(D-Q)^T \Lambda^{-1} (D-Q)} \quad (11)$$

式中： $Q, D$  分别为查询商标与数据库商标特征向量； $\Lambda$  为  $Q, D$  的协方差矩阵。采用马氏距离度量优于 Euclidean 距离，因为其考虑了向量之间的相关性，可提高检索精度。

## 3 实验结果与分析

为测试所提算法的检索性能，从已注册的商标中选择 200 幅商标图像形成一个数据库，部分商标见图 4。测试平台为 Intel® Core TM i5 处理器，4 GB 运行内存，Windows 8 系统，采用 VS2010+OPENCV 进行仿真。实验过程中，以 200 个商标为标准商标，分别对每个商标进行 10 次不同变换，从而得到 10 个基准商标，形成文中 2000 幅图像的商标库。为体现所提系统的先进性，利用文献[4—8]作参考，为便于记录，将这 5 种方法依次简写为 A, B, C, D, E 算法。为了确定 SIFT 和相关图特征的权重，分别改变  $W_{VS}$  与  $W_{VCC}$ ，并满足  $W_{VS} + W_{VCC} = 1.0$ ，进行一系列的试验，统计得到的平均召回率见表 1。由表 1 可以看出，当  $W_{VS} = 0.7, W_{VCC} = 0.3$  时，算法的召回率最高。



图 4 部分商标  
Fig.4 Part of trademarks

表1 SIFT与颜色相关性权重测试  
Tab.1 SIFT and color correlation weight test

$W_{SV}$	$W_{CCV}$	平均召回率
0.1	0.9	0.72
0.3	0.7	0.75
0.4	0.6	0.82
0.5	0.5	0.86
0.6	0.4	0.92
0.7	0.3	0.98
0.8	0.2	0.87
0.9	0.1	0.81

3.1 评价指标

为准确测量检索性能，这里采用常用的 Precision-Recall 以及  $F$  值作为性能指标。其中，准确率 Precision ( $P$ ) 和召回率 Recall ( $R$ ) 定义为<sup>[17]</sup>：

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (12)$$

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_N} \quad (13)$$

式中： $T_p$  为相关商标的总数量； $F_p$  为不相关商标的总数量； $F_N$  为漏检图像的总数量。

由式 (12—13) 可知， $P$ - $R$  测量具有很强的直观性，能够反映检索结果的全局性，且体现了检索商标的排序关系，但未有效体现 2 个检索对象的优劣，对此，为弥补  $P$ - $R$  检测的不足，这里采用  $F$ -测量，表示为<sup>[18]</sup>：

$$F = \frac{2PR}{P+R} \quad (14)$$

3.2 实验结果

利用所提出的商标检索方法进行 5 组实验，每次返回前 10 幅图像来进行统计，结果见表 2。由表 2 可以看出，所提算法取得了较好的表现。

表2 文中算法的性能测试  
Tab.2 Performance test of the proposed algorithm

组号	商标总数量	相关图像数量	正确检索数量	$P$	$R$
1	10	8	8	0.8	1.0
2	10	9	8	0.8	0.89
3	10	9	8	0.8	0.89
4	10	9	9	0.9	1.0
5	10	8	8	0.8	1.0

实验结果采用返回的前 10 幅商标为目标，这里以图 5 为查询商标，在相同的测试平台中进行检索实验。A 算法、B 算法、C 算法、D 算法、E 算法及文中方案的结果见图 6—11。从实验结果中看出，A 算法返回的商标中出现了 3 个不相关商标，属于误检

索；B 算法、C 算法、D 算法中均出现了 2 个不相关商标；E 算法和所提算法结果中仅出现了 1 个不相关商标。由此可见，所提算法的检索精度高于其他 3 种方案，主要原因是文中所提方案利用 SIFT 和颜色相关性加权组合技术，通过 SIFT 获得了具有旋转、缩放、平移、视图变化不变性的图像形状特征描述符。为了获取商标的颜色特征，定义了一种改进的像素相关性，为避免不同的商标或许出现相同的颜色相关性，对不同的颜色施加 1 个权重因子，从而得到了 1 个反映颜色空间相关性与颜色排布疏密度的颜色特征。将 SIFT 与颜色相关性特征向量进行加权组合，并根据实际过程中占主导作用的特征来改变权重。为返回相似商标，根据加权组合特征，引入马氏距离对查询商标与数据库商标进行相似度量。文中方法结合了形状和颜色特征，有效提高了商标特征表征能力，并对各种形状的变化具有很好的鲁棒性。A 算法中通过提取商标的 HU 不变矩完成商标的粗检索，并进一步引入 SIFT 特征进行精确匹配，通过欧式距离完成相似度量，但其只提取了商标的形状特征。B 算法为了提高特征提取效率，对特征进行哈希编码，利用 K-means 聚类完成相似测量，输出最相似的图像，但 B 算法中参数众多，难以调整为最优状态。C 算法通过将颜色量化和 K-means 聚类结合用于有效的主颜色提取，通过对图像直方图的分析，实现了这 2 个特征的自适应融合，以实现更有效的提取和更精确的图



图5 查询商标  
Fig.5 Query trademark

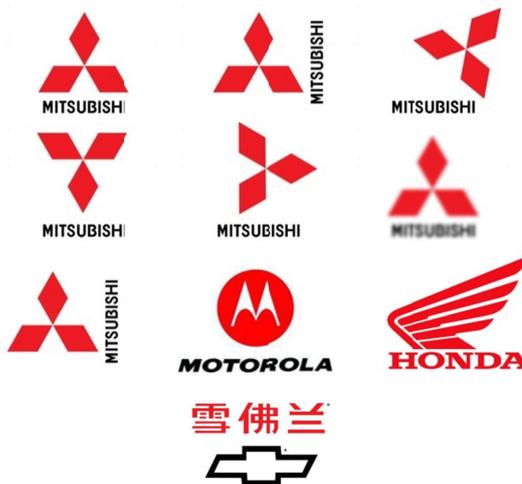


图6 A 算法检索结果  
Fig.6 Retrieval results of algorithm A

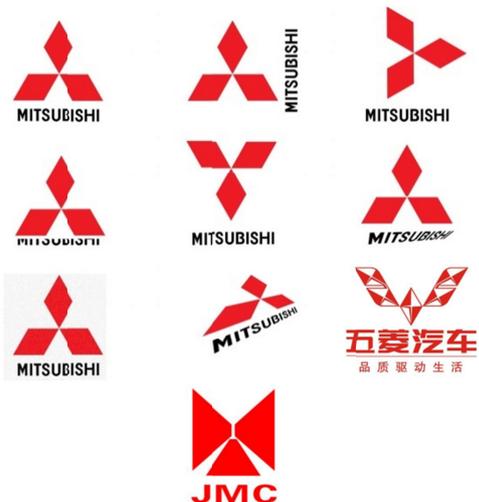


图 7 B 算法检索结果  
Fig.7 Retrieval results of algorithm B

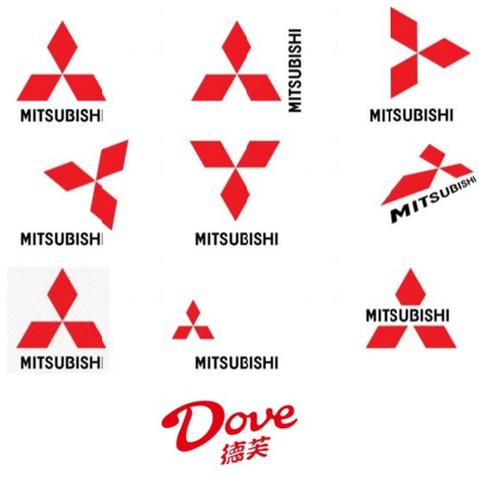


图 10 E 算法检索结果  
Fig.10 Retrieval results of algorithm E

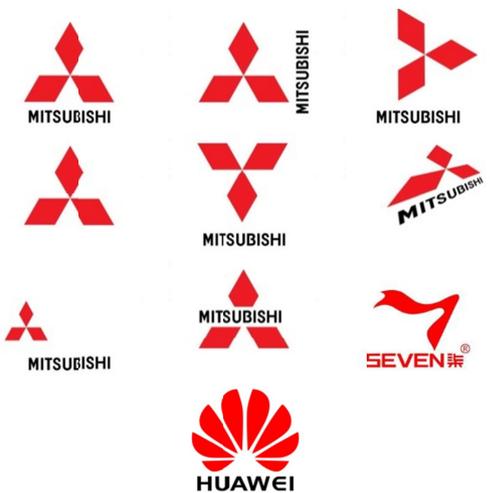


图 8 C 算法检索结果  
Fig.8 Retrieval results of algorithm C

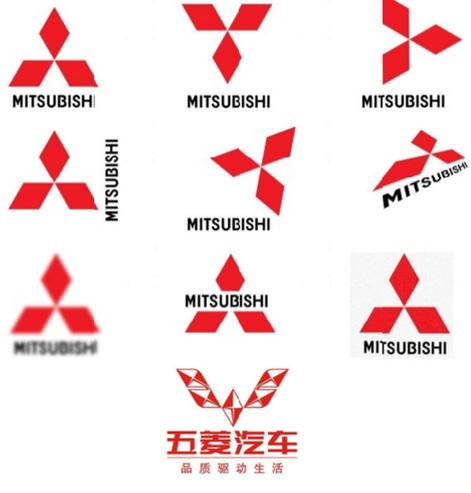


图 11 文中算法检索结果  
Fig.11 Retrieval results of the proposed algorithm



图 9 D 算法检索结果  
Fig.9 Retrieval results of algorithm D

像检索，但该算法只考虑了局部特征，没有考虑特征的全局性与颜色关联性。D 算法由于只统计了形状特征而没有考虑颜色信息，在特征匹配时参考的信息不

全面，使得算法精度稍显不足。E 算法与所提算法相似，同时考虑了商标的形状与颜色特征，利用主颜色相关图与方向梯度金字塔直方图特征，将 2 种特征向量串联来描述商标，使其具有较高的检索准确度。

为进一步显示算法对彩色商标检索的优势，以颜色丰富的“Google”商标进行测试，见图 12，并自行构建了 1 个含 200 张商标的数据库，其中，正确的“Google”商标含有 130 张（包含对其进行各种几何变换的商标）、“Google”改进版的商标 20 张（与谷歌商标类似，但不是正确的）以及 50 张其他商标。A 算法、B 算法、C 算法、D 算法、E 算法及文中方案的结果见图 13—18。由结果可以看出，对于复杂的颜色信息，C 算法、E 算法与所提算法具有较高的检索精度，其中，所提方案的检索结果中只出现 1 张不相关商标，见图 18。E 算法由于考虑了商标的空间特征与颜色特征，使其对颜色丰富的商标描述能力较强，只有 2 个误检结果，见图 17。C 算法与 D 算法的检索结果中有 3 个是错误的，见图 15—16。A 算法、B

算法忽略了商标的形状与颜色特征,使其对颜色丰富的商标特征描述能力较弱,在图 13—14 中出现了 5 张不相关商标。可见,所提算法具有更为理想的鲁棒性,对于复杂形状与颜色丰富的商标,仍然保持较高的检索准确率。



图 12 颜色丰富的待查询商标  
Fig.12 Colorful trademark to be inquired



图 13 A 算法对 Google 商标的检索结果  
Fig.13 Retrieval results of Google trademark by algorithm A



图 14 B 算法对 Google 商标的检索结果  
Fig.14 Retrieval results of Google trademark by algorithm B



图 15 C 算法对 Google 商标的检索结果  
Fig.15 Retrieval results of Google trademark by algorithm C

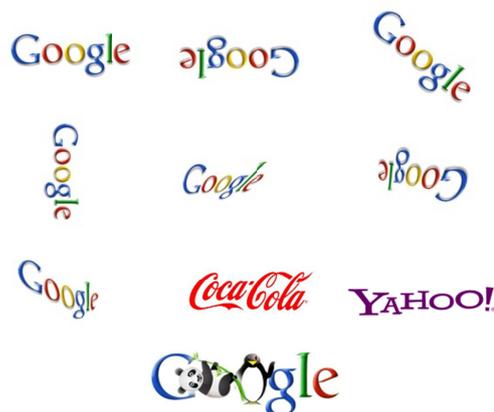


图 16 D 算法对 Google 商标的检索结果  
Fig.16 Retrieval results of Google trademark by algorithm D

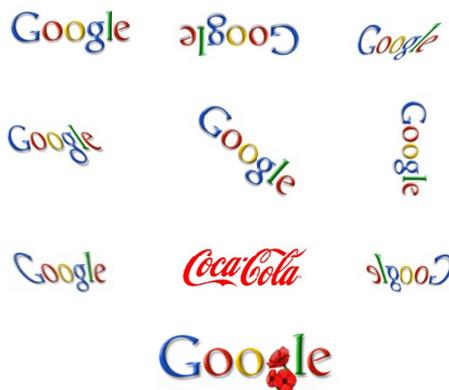


图 17 E 算法对 Google 商标的检索结果  
Fig.17 Retrieval results of Google trademark by algorithm E



图 18 文中算法对 Google 商标的检索结果  
Fig.18 Retrieval results of Google trademark by the proposed algorithm

### 3.3 性能评价

除了主观上观察算法的性能外,还需借助前文提到的评价指标  $P-R$  以及  $F$  值进行定量测量。对照组算法与提出算法的  $P-R$  曲线与在不同返回商标下得到的  $F$  值见图 19,可以看出文中算法的曲线效果最优,具有良好的  $P$  与  $R$  值。由图 19b 可以看出,随

着返回商标的不同，得到的  $F$  值呈下降趋势，但是文中算法仍是 4 种算法中表现最好的。由图 19 可知，文中算法改善了检索精度与鲁棒性。

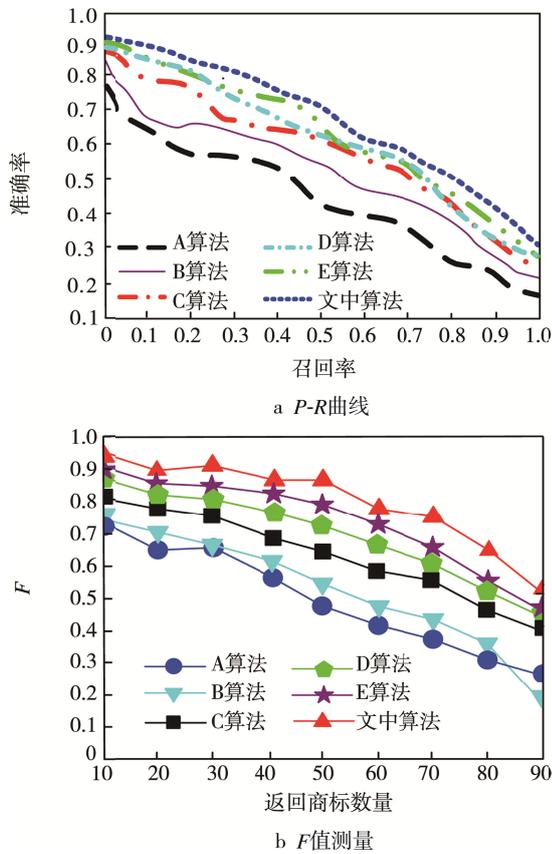


图 19 不同算法性能评价  
Fig.19 Performance evaluation of different algorithms

### 3.4 算法效率测试

为测试算法的效率，在实验过程中分 2 组进行测试，第 1 组返回商标数量  $K=10$ ，第 2 组返回商标数量  $K=20$ ，统计结果见表 3。由表 3 可以看出，文中算法在返回数量为 10 时，运行时间为 2.36 s，返回数量为 20 时，运行时间为 5.50 s。与对照组算法相比，文中算法效率仅比 A 算法要慢，但比 B 算法与 C 算法更快，表明所提算法在效率上取得了一定优势。这主要是因为文中算法采用 SIFT 与颜色相关性同步计

表 3 不同算法的检索时间  
Tab.3 Retrieval time of different algorithms

算法	时间/s	
	$K=10$	$K=20$
A算法	2.24	4.98
B算法	3.16	7.63
C算法	6.72	15.21
D算法	2.81	6.54
E算法	11.36	25.62
文中算法	2.66	5.97

算模式，节约了不同操作的等待与叠加时间，提高了运算速度。A 算法中采用 MHU 与 SIFT 相结合的方式，通过 MHU 粗检索再通过 SIFT 精检索，降低了冗余特征，有效提高了效率。B 算法通过对特征哈希编码，剔除了不相关特征。C 算法采用了颜色和空间特征融合方法，在颜色量化与空间特征提取和融合中消耗了比较多的时间，故而使得其计算效率变慢。D 算法采用了降维方法提取的特征，减少了计算量。E 算法 PHOG 的计算量较大，耗时较多。

## 4 结语

为了提高自动化程度和增强相似商标检索能力的过程，提出了 SIFT 和颜色特征向量加权组合的方法。SIFT 特征向量对缩放、平移和旋转具有不变性，可以有效捕捉到任何基于原始图像的变换。为了更全面表征商标特征，引入颜色相关性作为颜色特征，有效表示商标的颜色空间相关性与颜色排布疏密度。通过 SIFT 特征结合颜色相关性可以很好地处理缩放、旋转以及颜色信息变化等问题。此外，根据特征的重要性，在融合阶段调整权重变化，突出主导特征的作用。通过实验表明，所提算法具有良好的  $P-R$  及  $F$  值，能够准确返回相似商标，提高了商标的检索精度与效率。

### 参考文献：

- [1] FATAHIYAH M A, ROSSITZA S, LAI Y K. Trademark Image Retrieval using an Integrated Shape Descriptor[J]. Expert Systems with Applications, 2013, 40(1): 105—121.
- [2] 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 Gradient Direction Symbiotic Histogram[J]. Computer Engineering and Applications, 2016, 52(10): 181—186.
- [3] 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 Integrating Wavelet Transform and SIFT Feature[J]. Computer Technology and Development, 2015, 25(4): 89—92.
- [4] 陈刚, 高晓莉, 杨青. 一种集合型 MHU-SIFT 商标检索方法的研究[J]. 沈阳理工大学学报, 2017, 36(6): 78—83.  
CHEN Gang, GAO Xiao-li, YANG Qing. The Method of Trademark Retrieval Based on HU Modified Invariant Moments and SIFT Features[J]. Journal of Shenyang Ligong University, 2017, 36(6): 78—83.

- [5] 王昭. 深度学习方法在商标检索管理中的应用研究[D]. 北京: 北京化工大学, 2017.  
WANG Zhao. Application of Deep Learning Method in Trademark Retrieval Management[D]. Beijing: Beijing University of Chemical Technology, 2017.
- [6] 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.
- [7] GHOLAM A M, DAVAR G. Content Based Image Retrieval System Using Clustered Scale Invariant Feature Transforms[J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2015, 126(18): 1695—1699.
- [8] BENOI J, PEREZ H, NAKANO M. An Effective Visual Descriptor Based on Color and Shape Features for Image Retrieval[J]. *Mexican International Conference on Artificial*, 2014, 22(6): 336—348.
- [9] 陈博洋. 彩色遥感图像的亮度直方图局部线性化增强[J]. *光学精密工程*, 2017, 25(2): 502—508.  
CHEN Bo-yang. Local Linear Enhancement of Luminance Histogram of Color Remote Sensing Image[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, 25(2): 502—508.
- [10] 万智萍. 结合视觉特性与灰度拉伸的直方图均衡化红外图像算法[J]. *计算机工程与设计*, 2016, 37(3): 714—719.  
WAN Zhi-ping. Infrared Image Histogram Equalization Algorithm Based on Visual Characteristics and Gray Stretch[J]. *Computer Engineering and Design*, 2016, 37(3): 714—719.
- [11] 叶继华, 陈亚慧, 胡蕾. 融合加权颜色相关性和改进LBP的彩色人脸图像识别[J]. *小型微型计算机系统*, 2015, 36(12): 2778—2783.  
YE Ji-hua, CHEN Ya-hui, HU Lei. Color Face Image Recognition of Combining the Weighted Color Correlogram with the Improved LBP Method[J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2015, 36(12): 2778—2783.
- [12] QUANG T N, DUY B. Speech Classification Using SIFT Features on Spectrogram Images[J]. *Vietnam Journal of Computer Science*, 2016, 4(3): 247—257.
- [13] BALLESTER A C. Multiscale Analysis of Similarities between Images on Riemannian Manifolds[J]. *Multiscale Model Simulation*, 2014, 12(2): 616—649.
- [14] 齐冰洁, 刘金国, 张博研. 高分辨率遥感图像 SIFT 和 SURF 算法匹配性能研究[J]. *中国光学*, 2017, 10(3): 331—339.  
QI Bing-jie, LIU Jin-guo, ZHANG Bo-yan. Research on Matching Performance of SIFT and SURF Algorithms for High Resolution Remote Sensing Image[J]. *Chinese Optics*, 2017, 10(3): 331—339.
- [15] ASHWINI V M, SIDDHARTH A L. Pixel Based Image Forensic Technique for Copy-move Forgery Detection Using Auto Color Correlogram[J]. *Procedia Computer Science*, 2016, 79: 383—390.
- [16] 鲍文霞, 余国芬, 胡根生. 基于马氏距离谱特征的图像匹配算法[J]. *华南理工大学学报(自然科学版)*, 2017, 5(10): 114—120.  
BAO Wen-xia, YU Guo-fen, HU Gen-sheng. Image Matching Algorithm Based on Mahalanobis Distance Spectral Features[J]. *Journal of South China University of Technology Natural Science Edition*, 2017, 5(10): 114—120.
- [17] AKRITI N, TRIPATHI R C. Trademark Image Retrieval Using Weighted Combination of Sift and HSV Correlogram[J]. *International Journal of Computer Applications in Technology*, 2016, 54(1): 61—67.
- [18] 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(3): 212—219.  
ZENG Jin-fa. The Adaptive Trademark Retrieval Algorithm Based on Color Information and Spatial Features[J]. *Packaging Engineering*, 2018, 39(3): 212—219.