

基于颜色信息与空间特征的自适应商标检索算法

曾金发

(江西财经职业学院, 九江 332000)

摘要: **目的** 为了增强商标检索技术对商标特征的描述能力, 改善其在外来干扰下的检索精度与鲁棒性。**方法** 提出一种基于颜色与空间特征自适应结合的商标检索算法。首先, 引入主颜色描述符 (DCD), 将其作为颜色特征检测器, 并在颜色特征提取时嵌入 k-均值聚类算子, 增强颜色区域, 准确提取颜色特征。随后, 每个商标被量化为 8 个显色的最大值, 以便提取每个颜色分量中的空间分布信息。然后, 通过利用不同的权重来平衡颜色与空间特征的重要性, 定义一种基于模糊直方图分析技术, 计算每个商标自适应系数, 以准确描述彩色商标的图像特征。最后, 通过 Euclidean 距离进行相似度量, 输出检索到的商标。**结果** 实验结果表明, 与当前商标检索方法相比, 所提算法具有更高的检索精度与鲁棒性, 呈现出更理想的 P-R 曲线, 在召回率为 0.7 时, 其检索准确率仍可达到 90%。**结论** 文中检索方法具有较高的检索精度, 在包装商标检测、商标版权保护等领域中具有良好的应用价值。

关键词: 商标检索; 主颜色描述符; 空间特征; k-均值聚类; 模糊直方图分析

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2018)09-0212-08

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2018.09.036

The Adaptive Trademark Retrieval Algorithm Based on Color Information and Spatial Features

ZENG Jin-fa

(Jiangxi Vocational College of Finance and Economics, Jiujiang 332000, China)

ABSTRACT: The work aims to enhance the description ability of trademark retrieval technology for trademark features and improve its retrieval accuracy and robustness under external interference. A trademark retrieval algorithm based on the adaptive combination of color and space features was proposed. Firstly, the dominant color descriptor (DCD) was introduced as the color feature detector; and the k-mean clustering operator was embedded at the time of color feature extraction to enhance the color area and extract the color feature accurately. Secondly, each trademark was quantified as the maximum of eight colors, to extract the spatial layout information of each color component. Then, a technique based on fuzzy histogram analysis was defined by means of different weights to balance the importance of color and space features. The adaptive coefficient of each trademark was calculated to accurately describe the image features of a color trademark. Finally, the Euclidean distance was used to measure the similarity and output the retrieved trademark. The experimental results showed that, the proposed algorithm had higher retrieval accuracy and robustness compared with the current trademark retrieval methods, and presented a more ideal P-R curve. Its retrieval accuracy could still reach 90% when the recall rate was 0.7. The proposed retrieval method has higher retrieval accuracy and good application values in the field of package trademark detection and trademark copyright protection, etc.

KEY WORDS: trademark retrieval; dominant color descriptor; spatial features; k-mean clustering; fuzzy histogram analysis

商标通常可分为 3 种: 文本标志、图形标志、复杂符号。随着商品种类的快速增加, 商标变得越来

越复杂多样, 使商标正确检索面临具体挑战。基于内容的图像检索 (CBIR) 在近年来得到了广泛的研究和

收稿日期: 2017-11-29

基金项目: 江西省教育厅科学技术研究项目 (GJJ161401)

作者简介: 曾金发 (1980—), 男, 硕士, 江西财经职业学院副教授, 主要研究方向为图像处理、信息处理、计算机应用。

应用, 商标检索作为 CBIR 的一个子集, 具有良好的现实意义^[1]。CBIR 方法主要是通过使用可视内容: 颜色、形状、纹理和其他可以从图像本身派生的信息来索引图像^[2], 因此, 它为基于图像的大数据分析提供了一种经济有效的解决方案。当前大多的检索方案只依赖于颜色或者形状特征, 在特征匹配或识别中的可用信息不足, 特别是受到噪声、模糊等影响下的检索性能不理想。尤其是在使用移动设备传输图像时, 会受到压缩和噪声等干扰。对于噪声而导致失真的商标图像, 用户识别有一定的困难, 并且计算机算法可能无法正确识别, 因此, 有必要设计一个具有足够鲁棒性的商标检索技术^[3]。

近年来, 诸多学者提出了一系列的商标检索方案, 汪慧兰等^[4]设计了一种小波变换与 SIFT (Invariant Feature Transform) 特征的商标检索方案。该方案利用小波分解得到低频子图像, 并组合成低频子图像集, 在低频子图像中获取商标的 SIFT 特征。然后, 根据 SIFT 特征完成匹配, 并对检索结果按照相似性排序。该算法在清晰商标图像中获得了良好的检索效果, 对旋转、尺度缩放等形状特征有效, 但是该算法没有利用颜色特征, 对于形状相似但颜色有差异的商标易出现误检。Raymond 等^[5]设计了利用颜色边缘梯度共生直方图的商标检索方案。该方案扩展了颜色边缘相关直方图对象检测 (CECH) 方案。通过引入矢量阶统计量, 颜色边缘检测, 为 CECH 引入更精确的信息, 产生更精确的图像边缘表示。该方案对颜色差异的商标能够有效检索, 由于其只统计了颜色信息, 对于商标的其他特征无考虑, 因此, 对于具有颜色相似或者形状差异的商标检索效果不佳。杨惠^[6]设计了基于颜色和形状特征的商标检索方案。该方案结合了颜色与形状特征, 对于颜色特征, 采用颜色直方图。对于形状特征, 引入 SIFT 算子。并且通过尺度选择建立 Gaussian 尺度空间图。虽然该方法结合了颜色与形状特征, 但是 Gaussian 微分方程与图像中的局部信息不太匹配, 易使得信息丢失, 且 Gaussian 的计算成本随着尺度增加而增大。Akriti 等^[7]设计了一种基于 HSV 相关性与 SIFT 算子的商标检索算法。通过结合形状特征, 从不同的视点或水平拍摄方式来表示的商标图像。再通过引入尺度不变特征变换 (SIFT) 表示图像特征, 可有效识别各种变换, 如旋转、缩放、平移、视图等相关方面变化的图像。并利用 HSV 相关性来描述图像的颜色内容。该方法在商标检索中取得了一定的成效, 但 SIFT 在计算特征主方向过程主要依赖局部区域像素的梯度方向, 难以充分描述目标的特征, 易造成较多的误匹配, 且其无法平衡颜色内容与形状特征的权重, 从而使其检索精度不理想。Pooja 等^[8]设计了一种利用空间分布点和角径向变换的鲁棒直方图的检索方法。此技术兼顾了图像的全局与局

部特征。其全局特征与图像的整体特征有关, 而局部特征描述了图像对象中的细节, 在其混合描述符中, 图像的全局和局部特征用于描述图像形状各个方面。对于全局特征提取, 利用角径向变换, 并采用 MPEG-7 作为一种基于区域的形状描述符。另一方面, 针对局部特征提取, 提出了一种新的局部描述子, 称为空间分布点直方图。根据全局和局部特征结合有效的进行距离度量。通过实验表明该算法具有较好的检索精度, 但针对商标图像的形状, 未能有效全面描述图像的特征, 对形状相似而颜色不同的商标图像检索效果不佳, 易出现误检现象。对此, 为了充分利用商标的颜色与空间特征来提高检索精度, 文中设计一种将颜色与形状特征进行自适应融合的商标检索方案, 然后, 测试所提算法的检索性能。

1 颜色特征提取

1.1 全局颜色描述符

一般来说, 一个彩色商标图像有几个突出的颜色。为了快速提取这些颜色, 主颜色描述子被认为是最有效的方法。LAB (L 为亮度, A 为从绿色-灰色-洋红的变化, B 为从蓝色-灰色-黄色的变化) 是一种非常有效的颜色量化方法, 且计算成本也很低^[9]。设图像 I , RGB 均匀地分为 8 个粗分区, 每个单独的颜色分量分为 2 部分。对于每个分区, 将量化的颜色指定为 $C_i = (\bar{x}_i^R, \bar{x}_i^G, \bar{x}_i^B)$, $i \in [1, 8]$, 其中, \bar{x}_i 为 R, G, B 3 种颜色分量分布的平均值。然后, 计算 2 个相邻 C_i 的互距离。通过加权平均法, 将相似的“颜色桶”合并在一起, 定义为:

$$\begin{cases} x^R = x_1^R \left(\frac{P_{R,1}}{P_{R,1} + P_{R,2}} \right) + x_2^R \left(\frac{P_{R,2}}{P_{R,1} + P_{R,2}} \right) \\ x^G = x_1^G \left(\frac{P_{G,1}}{P_{G,1} + P_{G,2}} \right) + x_2^G \left(\frac{P_{G,2}}{P_{G,1} + P_{G,2}} \right) \\ x^B = x_1^B \left(\frac{P_{B,1}}{P_{B,1} + P_{B,2}} \right) + x_2^B \left(\frac{P_{B,2}}{P_{B,1} + P_{B,2}} \right) \end{cases} \quad (1)$$

式中: P_R, P_G, P_B 分别为 R, G, B 分量占整个图像颜色亮度的百分比。在合并过程进行迭代, 直到相邻的“颜色桶”中心之间的最小 Euclidian 距离大于阈值 T_d 。若剩余颜色的百分比低于 T_m , 则主颜色具有显著性, 它将被合并到最接近的颜色中去。

LAB 可以快速返回最大的 8 个主颜色描述符 (DCD), DCD 在 MPEG-7 中被定义^[10]为 $F_C = \{(C_i, P_i), i=1 \dots M\}$, 其中, C_i 为 3D 的主颜色矢量; P_i 为每个主色的百分比; M 为图像的主颜色的总个数。一个商标颜色量化结果见图 1。该商标中出现了红、黑、绿 3 种颜色, 这些颜色通过 LAB 量化产生的结果完全符合人类视觉。每一种颜色的百分比见表 1。



图1 商标颜色量化结果
Fig.1 Trademark color quantization results

表1 特征的主颜色
Tab.1 Dominant color of the feature

DCD	Red	Green	Blue	颜色所占的百分比/%
红色	226	132	59	46.49
黑色	136	59	86	31.33
绿色	49	114	36	22.18

如果图像分辨率或噪声很差,由于噪声的影响,LAB不能给出一个合理的量化结果,影响了3D主颜色向量与每一个DCD的百分比。为了提高商标的颜色量化鲁棒性,提出了一种LAB与k-均值整合的聚类算子。由于Manhattan距离(L_1)对噪声具有鲁棒性,因此,采用 L_1 距离来计算质心和集群中的点之间的距离^[11]。虽然k-均值是一种应用广泛的数据聚类方法,其主要缺点是,k值与初始聚类中心很难确定^[12]。LAB利用其主颜色数与3D主颜色矢量,可以完全解决这些不足。此外,k-均值算法迭代地将样本分配到最近的中心,每个中心重新计算所有样本赋予它的值,因此,可以弥补由于LAB颜色量化的不足。在含噪声的商标通过不同方法量化结果见图2。从图2中看出,LAB与k-均值相结合的量化方法具有更优的视觉效果。

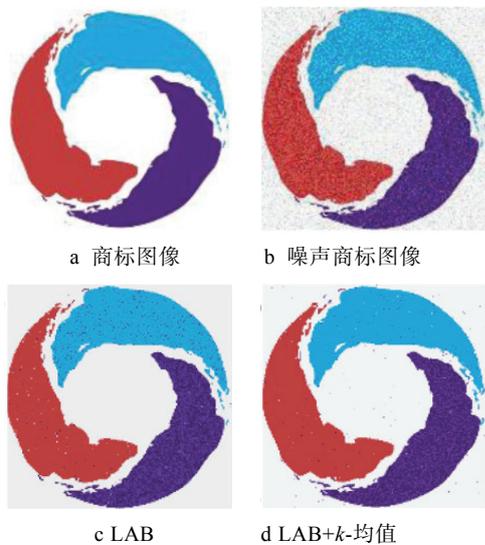


图2 LAB与k-均值结合量化结果
Fig.2 LAB and k-mean combination quantization results

1.2 颜色差异性

在DCD描述符的匹配阶段,图像 I_1 与 I_2 的距离

表示为:

$$D(C_{I_1, I_2}) = 1 - S(I_1, I_2) \quad (4)$$

式中: $D(C_{I_1, I_2})$, $S(I_1, I_2)$ 分别为 I_1 与 I_2 的距离与相似性。 $S(I_1, I_2)$ 定义为:

$$S(I_1, I_2) = \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} a_{i,j} S_{i,j} \quad (5)$$

式中: N_1, N_2 分别为 I_1 与 I_2 主颜色数量; $a_{i,j}$ 为 I_1 与 I_2 之间的相似系数; $S_{i,j}$ 为2种代表色之间的相似性分数,其函数为:

$$S_{i,j} = [1 - |p_q(i) - p_t(j)|] \min(p_q(i), p_t(j)) \quad (6)$$

式中: $p_q(i), p_t(i)$ 为第 i, j 个在查询与目标图像的主颜色。其中, $[1 - |p_q(i) - p_t(j)|]$ 是用于测量2种颜色在其百分比中的差异。 $\min(p_q(i), p_t(j))$ 为 $p_q(i), p_t(i)$ 的交集,表示2种颜色在百分比上的相似性。如果 $p_q(i)$ 等于 $p_t(i)$,那么其百分比相同,颜色相似性由 $\min(p_q(i), p_t(j))$ 确定。否则, $p_q(i)$ 与 $p_t(i)$ 的差异越大,其相似性越小。相似性系数定义为:

$$a_{i,j} = \begin{cases} 1 - d_{i,j} d_{\max}^{-1} & d_{i,j} \leq T_d \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (7)$$

$$d_{i,j} = \|c_i - b_j\| \quad (8)$$

式中: c_i 与 b_j 分别为2个颜色簇; $d_{i,j}$ 为 c_i 与 b_j 之间的Euclidian距离; T_d 为判别2种颜色特征是否相似的阈值,其中 $d_{\max} = \alpha T_d$ 。

2 文中商标检索算法设计

文中算法的检索过程见图3,主要包括特征提取、特征匹配、自适应融合与相似度量。其中,特征提取阶段涉及预处理和特征表示。在图像预处理部分,每个图像被量化为8个显色的最大值,以便提取每个颜色分量中的空间布局信息。特征表示部分从图像的颜色度量、空间描述符和自适应系数中提取出一组特征

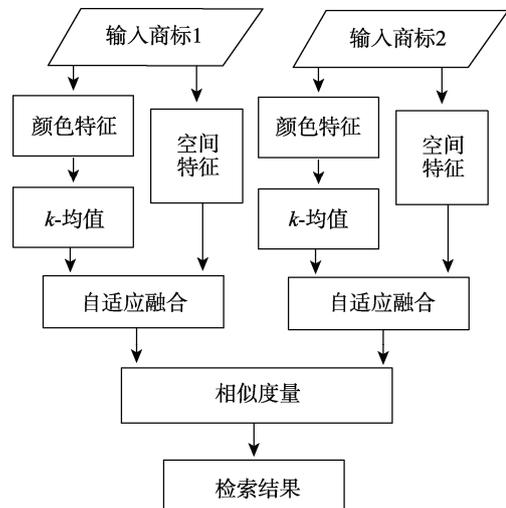


图3 文中算法框架
Fig.3 Framework of the proposed algorithm

向量。在自适应融合阶段，采用基于模糊直方图分析的方法计算每个图像的自适应系数。该系数用于平衡前面提到的 2 个特征之间的权重，以优化匹配和检索性能。由于商标的噪声与退化，颜色描述符不能准确地代表主颜色，因此，需要借助空间布局信息。此外，定义了一种改进的颜色与空间布局特征的自适应融合方案。

2.1 局部空间布局描述符

商标中的空间位置代表了其空间分布信息^[13]，提出了一种空间描述符，空间信息提取主要步骤如下所述。

1) 通过提取主颜色将图像分割成若干层，每个层对应一个主颜色。

2) 在每个颜色图层中，标记连接的成分以生成空间集群。

3) 对于每个集群，设 P 是图像的总像素，定义一个低阈值 $T_l=0.03125\%P$ 与一个高阈值 $T_u=0.625\%P$ 。同时定义密度 $\rho = \frac{N}{l_{\max}^2}$ ，其中， N 为集群的人口， l_{\max} 为集群边界框的最大长度。

4) 丢弃小于阈值的集群，对于小于上限阈值但大于下限阈值的簇，如果 $\rho < 10\%$ ，那么排除它们。

5) 从剩余的空间簇中找到质心位置。然后，定义颜色空间特征向量 V ，表示为：

$$V = \{C_i, P_i, x_{ij}, y_{ij}\}, i \in [1, M], j \in [1, N] \quad (9)$$

式中： C_i, P_i 分别为第 i 个主颜色及其相应百分比； (x_{ij}, y_{ij}) 为在第 i 个颜色层的 j 个空间聚类质心。 M 为 DC 的数量； N 为某一颜色层的空间聚类数。

2.2 空间差异性

设图像 I_q 在第 m 个主颜色层中具有个 i 空间集群，目标图像 I_t 在第 n 个主颜色层中具有个 j 空间集群。如果在 I_q 中的第 m 个主颜色与 I_t 的第 n 个主颜色相似，那么，赋值函数 P 将 I_q 中的每个空间簇 s 映射到 I_t 中最接近的颜色簇 P_s 中。赋值函数 P 定义如下所述。

1) 构建距离矩阵 D_{ij} ，表示为： $D_{ij}=[d_{ij}]_{i,j}$ 。

2) 在 D_{ij} 中寻找使得 $P(a)=b$ 的最小项 (a, b) 。

3) 截断矩阵 D_{ij} 的行 a 与列 b ，如果 D_{ij} 是非退化的，跳回到步骤 2)，当未被击中的行或列的数目为 0 时，矩阵被认为是退化的。

对于每一个匹配的空间簇，使用空间质心进行距离度量，定义为^[14]：

$$d = \min(i, j)^{-1} \sum_{k=1}^{\min(i, j)} \sqrt{(x_k^O - x_{P(k)}^T)^2 + (y_k^O - y_{P(k)}^T)^2} \quad (10)$$

$$D(S) = M^{-1} \sum_{m=1}^M d(m) \quad (11)$$

式中： M 为相似颜色的数量； x, y 为空间坐标值。

2.3 颜色与空间特征的自适应融合

在所提出的检索系统中，首先是判断 2 个商标是否具有相似的颜色特征。如果没有，这对图像被认为是不同的。如果相同，那么进一步测量每个相似颜色层的空间特征差异。总体相异性评估方程定义为：

$$D = (1 - \lambda)D(S) + \lambda D(C) \quad (12)$$

式中： λ 为控制基于颜色与空间特征的权重； $D(S), D(C)$ 分别为颜色相似性与质心相似性。值得注意的是，根据颜色特征的可靠性自适应地确定参数 λ 。对于商标图像，其主颜色往往会产生相应直方图峰值。当商标图像严重退化时，颜色特征变得不可靠，导致无明显峰值。其结果是，颜色特征的可靠性可以通过确定相应图像直方图中峰值的重要性来近似确定，定义如下所述。

1) 将彩色标志图像转换为灰度并计算其直方图，其频率归一化为 $[0, 1]$ 。

2) 在一维直方图矢量上应用基于窗口的滤波方法去除噪声，提高正确的峰值位置。为简化操作，过滤窗口设置为 3×3 。每个相邻波峰点间的距离必须小于 T_d 。每个峰点的突出度不低于 T_m 。利用这些约束，成功地去除了噪声引起的峰值点，并提取了正确的峰值点。

3) 对于第 i 个峰值点，设 P_i 为其频率， h_{ij} 为第 i 个峰值点的第 j 个周围点， $i \in [1, m], j \in [1, n]$ 。可靠性 κ_i 定义为：

$$\kappa_i = 1 - \left(P_i^{-1} \sum_{j=1}^n w_{ij} h_{ij} \right) \quad (13)$$

式中： w_{ij} 为权重系数，其函数为：

$$w_{ij} = h_{ij} S_i^{-1}, S_i = \sum_{j=1}^n h_{ij} \quad (14)$$

最后，参数 λ 被确定为所有 κ_i 的平均值。 η 可以作为颜色特征的权重上限，通常设置为 0.5。 λ 定义为：

$$\lambda = m^{-1} \eta \sum_{i=1}^m \kappa_i \quad (15)$$

式中： κ_i 为可靠性； m 为最大峰值点数量。

2.4 相似度量

Euclidean 距离是一种广泛应用于向量间的度量方法^[15-16]，表示为：

$$d = (K(x-r)) \quad (16)$$

式中： x, r 为查询商标特征向量与数据集特征向量； K 为特征向量维度。通过计算查询商标图像与数据集中的 Euclidean 距离，返回距离相对小的前 N 个检索结果，完成检索目的。

3 实验与讨论

为验证算法的性能，从国家商标局中选择 1000

幅商标组成测试数据库。测试环境为：Core I5 四核 CPU，3.5 GHz，8 GB 运行 RAM，Win8 系统。借助 Matlab2012 进行仿真分析。为突显文中方案的优异性，选取具有代表性的检索算法：文献[4]、文献[5]、文献[6]、文献[7]、文献[8]进行对比。经过多次优化试验，参数设置为：参数 $\alpha=2$ ， $T_d=15$ ， $T_m=6\%$ ， $\eta=0.5$ ，置信因子设置为 0.01。

3.1 性能评价

为准确衡量算法的性能，引入 Precision-Recall 作为评价标准，其中，Precision 和 Recall 分别定义为^[17]：

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (17)$$

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_N} \quad (18)$$

式中： T_p 为正确检索商标量； F_p 为误检商标量； F_N 为漏检的商标量。

3.2 试验结果

实验中选择 10 幅商标图像作为检索对象，每一幅商标图像进行了不同方式操作（旋转、噪声、模糊、缩放），得到了 20 种基准图像，因此，这 10 幅商标生成了 200 幅基准图像，再加上原来数据库中的 1000 幅图像，总共形成了 1200 幅图像。设置信因子为 0.01 每次返回最相似的 12 幅商标。



图 4 部分商标示例
Fig.4 Part of trademark examples

图 5 是以“七匹狼”为检索对象，通过文中设计的检索方案测试，返回的 12 幅图像结果见图 5。依据图 5 中看出，图 5a 为查询商标，5b 为返回结果，文中方案返回的 12 个结果中，其中有 11 个是与查询商标相关的，存在 1 个不相关商标。说明了文中方案对旋转、缩放、噪声、模糊（及组合形式）等造成的商标退化时有效，能够稳健地检索出与查询商标相似的结果。



图 5 文中算法检索结果
Fig.5 Retrieval results of the proposed algorithm

为体现文中方案的先进性，利用当前流行的 5 种算法进行比较，在相同的条件下完成商标检索任务，结果见图 6—11。根据返回的 12 幅结果来看，文献[8]与文中检索方案得到的效果较好，与查询商标的相似度最高，只出现了一张与查询商标不同类别的检索结果，分别见图 10—11。在图 6—9 中，均出现了多张与查询商标不相符合的商标图像：例如文献[4]出现了 4 张不相关商标，文献[5]出现了 3 张不相关商标，文献[6]、文献[7]出现了 2 张不相关商标，文献[8]中出现了 1 张不相关商标图像，与给定的查询图像差异较大。文中商标检索方案取得如此优异的成绩主要是引

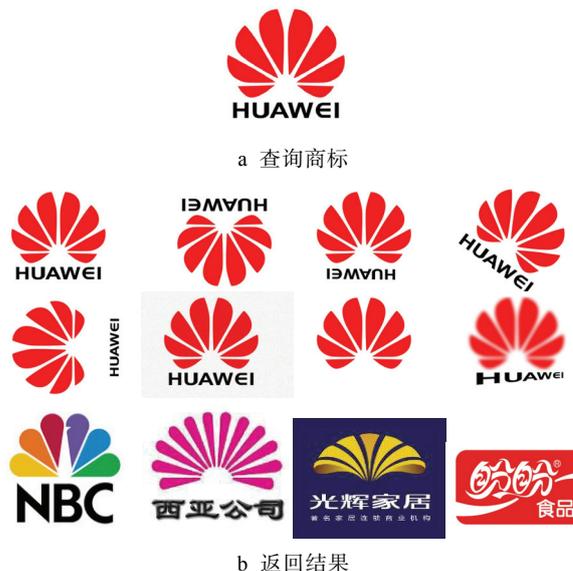


图 6 文献[4]检索结果
Fig. 6 Literature [4] retrieval results

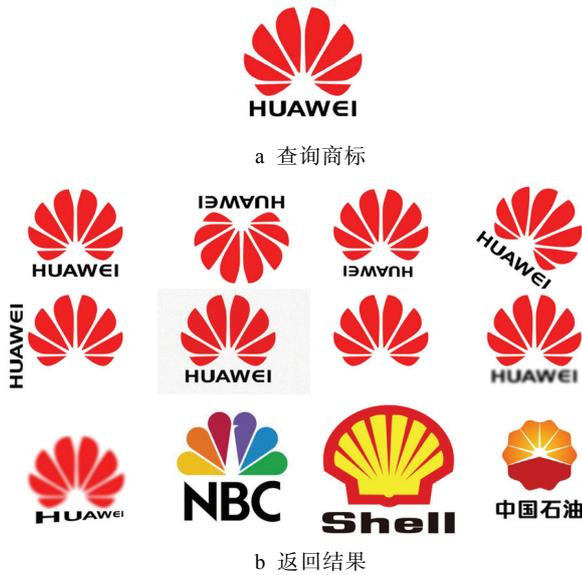


图 7 文献[5]检索结果
Fig.7 Literature [5] retrieval results

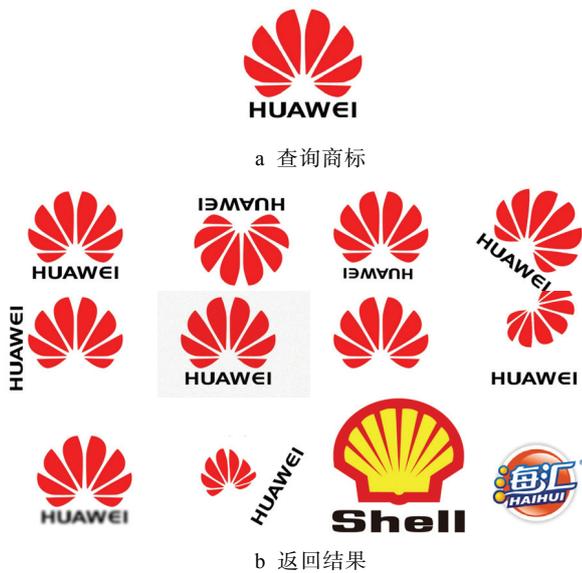


图 8 文献[6]检索结果
Fig.8 Literature [6] retrieval results

入了主颜色描述符作为颜色特征检测器，且在颜色特征提取时加入 k -均值聚类算子，增强颜色区域，更精确提取颜色特征。同时对商标图像提取其形状特征。针对颜色与空间特征的重要性，通过模糊直方图分析技术计算每个图像的自适应系数对颜色与形状特征融合，从而准确地表示商标特征。文献[4]中只统计了形状特征，忽略了颜色特征，因此对颜色相似商标易出现误检。文献[5]中依赖颜色边缘梯度提取商标特征，因此对形状相似的商标易产生误检。文献[6]中虽然结合了颜色和形状特征，但是其二者融合效果不佳，且采用的 Gaussian 微分方程与商标中的局部信息不太匹配，易导致信息丢失。文献[7]算法利用 SIFT 来描述商标的形状特征，在计算特征主方向时，主要

依赖局部区域像素的梯度方向，忽略了图像的全局特征，使其特征匹配精度不理想，而且难以平衡颜色与形状特征的在描述图像特征过程中的权重，从而易出现误检索。文献[8]算法与所提算法类似，兼顾了图像的全局与局部特征，对各种几何变化也有较高的鲁棒性，但是，此技术模糊了商标的颜色特征，对形状相似而颜色不同的商标图像检索效果不佳，易出现误检现象。

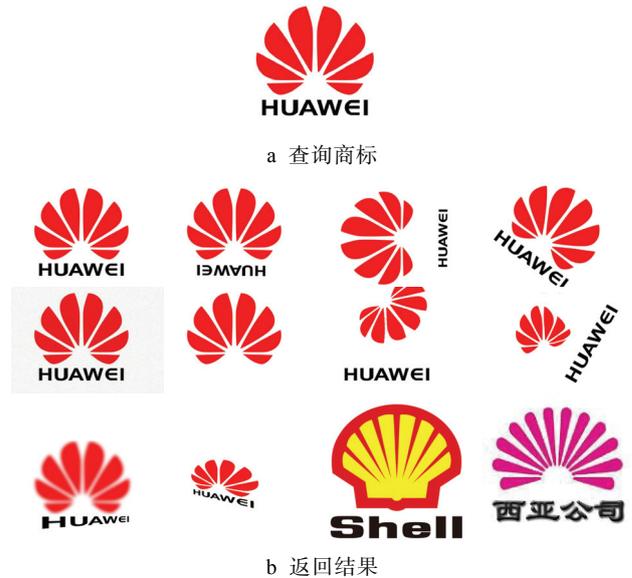


图 9 文献[7]检索结果
Fig.9 Literature [7] retrieval results

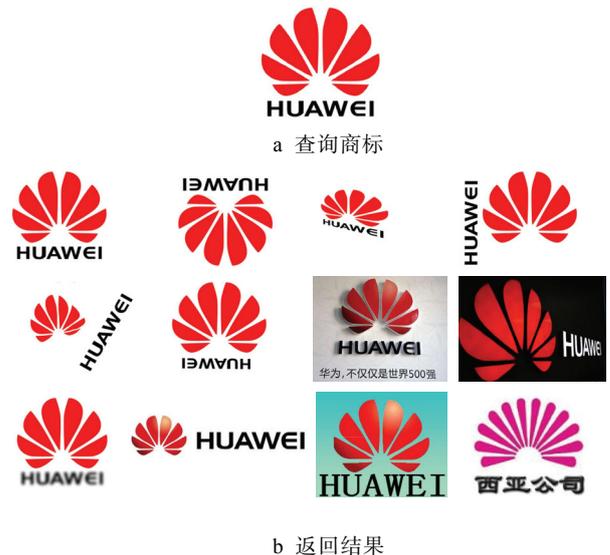


图 10 文献[8]检索结果
Fig.10 Literature [8] retrieval results

为了定量衡量各算法的检索性能，通过多次试验，统计了各算法的 Precision-Recall 图，见图 12。依据图 12 看出，文中算法同时考虑了商标的颜色特征与空间特征，反映目标的内部细节，且文中技术采用了基于模糊直方图分析法来计算每个图像的自适

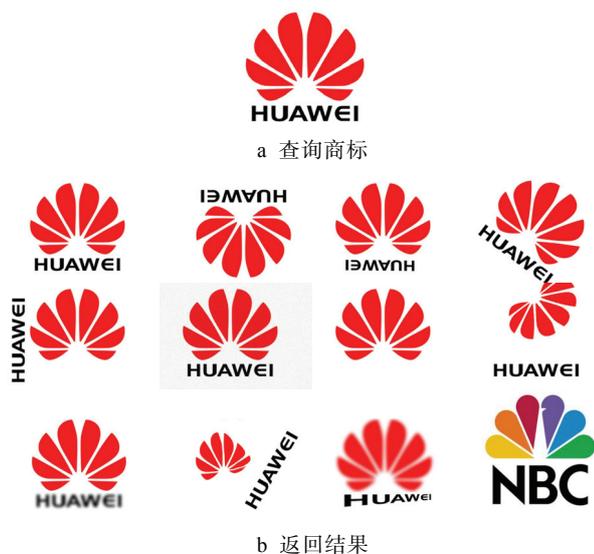


图 11 文中算法检测结果

Fig.11 Detection results of the proposed algorithm

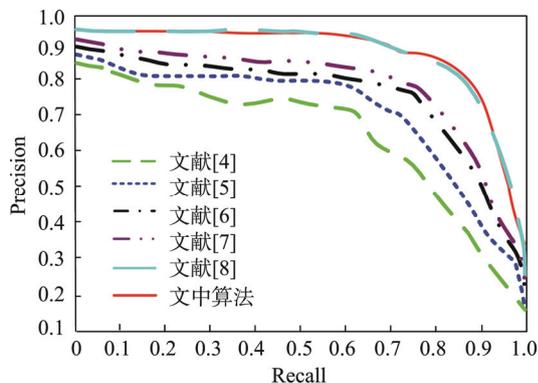


图 12 P-R 曲线

Fig.12 P-R curve

应系数,使其能够较好地平衡颜色与形状特征之间的重要性,从而更准确提取商标特征,最终优化匹配和检索性能,使其同样具有较高的检索精度。文献[8]技术考虑了商标图像的全局与局部特征,表现的 Precision-Recall 曲线与文中较为接近。

算法在返回商标 N 分别为 10 与 20 的时间统计见表 2。从表 2 中看出,文献[4]的检索效率最高,当 $N=10$ 时,其耗时仅为 0.61 s,而文中方案的消耗的时间为 1.12 s,要低于文献[4],但是要优于其他 4 种技术。 $N=20$ 时,文献[4]算法的效率仍然是最高的,其

表 2 不同算法的检索时间

Tab.2 Retrieval time of different algorithms s

算法	$N=10$	$N=20$
文献[4]	0.61	1.53
文献[5]	3.58	7.43
文献[6]	10.81	52.64
文献[7]	2.63	6.52
文献[8]	2.27	5.93
文中算法	1.12	2.65

相应的耗时为 1.53 s。文中算法的检索时耗为 2.65s,相对于文献[4]花费的时间成本要略高一点,但是比文献[5—8]消耗时间低,主要是文中方法通过模糊直方图分析法计算图像的自适应系数,减少了冗余计算,说明了文中技术具有更高的检索速度。

4 结语

提出了一种用于彩色商标的有效检索方案。将颜色量化与 k -均值聚类相结合,更为准确地提取主颜色作为全局特征。通过空间描述符可以成功获取其局部空间特征。为了更好结合颜色信息与空间特征,定义了一种基于模糊的直方图分析技术,将其作为特征融合策略,根据商标图像中颜色与空间的重要性,自动调整权重因子,从而更准确提取商标特征。根据自适应得到商标特征,进行相似度量,完成检索任务。测试结果表明了提出方案的有效性,在各种模糊、噪声、尺度变化等复杂情况下具有较强的鲁棒性。

参考文献:

- 王荣芝,王莉,李佑婷. 基于字典统计耦合归一化多重距离的图像检索算法[J]. 包装工程, 2017, 42(5): 228—233.
WANG Rong-zhi, WANG Li, LI You-ting. Image Retrieval Algorithm Based on Dictionary Statistics Coupling Normalized Multiple Distance[J]. Packaging Engineering, 2017, 42(5): 228—233.
- MADIHA L, SHARIFULLAH K, MUHAMMAD M. Image Retrieval Based on Fuzzy Ontology[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(21): 22623—22645.
- LIU X, ZHANG B. Automatic Collecting Representative Logo Images From the Internet[J]. Tsinghua Science and Technology, 2014, 18(6): 606—617.
- 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.
- RAYMOND P, DIMITRIOS A. Logo and Trademark Retrieval in General Image Databases Using Color Edge Gradient Co-occurrence Histograms[J]. Image Analysis and Recognition, 2014, 18(6): 674—685.
- 杨惠. 基于颜色特征的商标检索技术研究[D]. 芜湖: 安徽工程大学, 2014.
YANG Hui. Research on Trademark Retrieval Technology based on color Features[D]. Wuhu: Anhui Engineering University, 2014.
- AKRITI N. Trademark Image Retrieval Using Wei-

- ghted Combination of SIFT and HSV Correlogram[J]. International Journal of Computer Applications in Technology, 2016, 54(1): 61—67.
- [8] 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: 346—364.
- [9] TALIB A, MAHMUDDIN M, HUSNI H. A Weighted Dominant Color Descriptor for Content-Based Image Retrieval[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2013, 24(3): 345—360.
- [10] YANG N, CANG W, KUO C. A Fast MPEG-7 Dominant Color Extraction with New Similarity Measure for Image Retrieval[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2015, 19(2): 92—105.
- [11] 柯佳佳, 胡建中. 基于 Manhattan 距离与随机邻域嵌入的故障特征提取算法[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(10): 2992—2995.
KE Jia-jia, HU Jian-zhong. Fault Feature Extraction Method Based on Manhattan Distance and Stochastic Neighbor Embedding[J]. Application Research of Computers, 2015, 32(10): 2992—2995.
- [12] 薛印玺, 许鸿文, 李羚. 基于样本密度的全局优化 K 均值聚类算法[J]. 计算机工程与应用, 2017, 10(5): 1—6.
XUE Yin-xi, XU Hong-wen, LI Ling. Global Optimized K-means Clustering Algorithm Based on Sample Density[J]. Computer Engineering and Applications, 2017, 10(5): 1—6.
- [13] 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.
- [14] KIM Y G, KIM M J. Scaled Norm-Based Euclidean Projection for Sparse Speaker Adaptation[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2015, 12(1): 1—7.
- [15] 张明, 田娜, 纪志成. 基于适应值欧式距离比的均衡蜂群算法[J]. 系统仿真学报, 2015, 27(5): 980—989.
ZHANG Ming, TIAN Na, JI Zhi-cheng. Balanced Bee Colony Algorithm Based on Fitness Euclidean-distance Ratio[J]. Journal of System Simulation, 2015, 27(5): 980—989.
- [16] 吴晓雨, 何彦, 杨磊. 基于改进形状上下文特征的二值图像检索[J]. 光学精密工程, 2015, 23(1): 302—309.
WU Xiao-yu, HE Yan, YANG Lei. Binary Image Retrieval Based on Improved Shape Context Algorithm [J]. Optics and Precision Engineering, 2015, 23(1): 302—309.
- [17] 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.