

文章编号: 2095-4980(2020)06-1065-08

基于 Zernike 矩与 SIFT 特征的商标检索算法

卜宪宪, 韩仲志, 邓立苗

(青岛农业大学 理学与信息科学学院, 山东 青岛 266109)

摘要: 为降低商标检索算法的误检率, 提出一种结合 Zernike 矩(ZM)和尺度不变特征变换(SIFT)的商标检索算法, 该算法由离线数据库构建和在线检索组成。分别从查询图像中提取 ZM 和 SIFT 特征; 根据查询图像的特征集与数据库中存储的图像的特征集之间的 ZM 特征进行相似度度量, 形成候选商标集; 最后, 利用 SIFT 特征对查询图像与候选图像精准检测, 对相似距离进行排序, 将结果返回给用户。实验结果表明: 与当前流行的商标检索算法相比, 该算法具备更好的检索性能, 在缩放、平移、模糊、透视、斜切、扭曲等变换干扰下, 仍呈现出更理想的 Precision-Recall 曲线以及 F 值。

关键词: 商标检索; Zernike 矩; SIFT 特征; Euclidean 度量; 候选商标; 相似距离

中图分类号: TN957

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2019341

Trademark retrieval based on Zernike Moment and SIFT features

PU Xianxian, HAN Zhongzhi, DENG Limiao

(College of Science and Information Science, Qingdao Agricultural University, Qingdao Shandong 266109, China)

Abstract: In order to reduce the false detection rate of trademark retrieval algorithm, a trademark retrieval algorithm combining Zernike Moment(ZM) and Scale Invariant Feature Transform(SIFT) is proposed. The proposed algorithm consists of offline database construction and online retrieval. Firstly, Zernike Moment and SIFT features are extracted from the query image. Then, according to the similarity measure between the feature set of the query image and the Zernike moment feature set of the images stored in the database, the candidate trademark set is formed. Finally, the SIFT feature is utilized to detect the query image and candidate image accurately, and the similarity distances are sorted, and the result is returned to the user. The experimental results show that, compared with the current popular trademark retrieval, the proposed algorithm has excellent retrieval performance and is effective in scaling, translation, blurring, perspective, skew, distortion and other transformation forms. The scheme shows good Precision-Recall curve and F value, good real-time performance, strong robustness, and has a certain practical role in trademark registration, auditing and protection.

Keywords: trademark retrieval; Zernike Moment; SIFT feature; Euclidean measure; candidate trademark; similarity distance

近年来, 商标检索受到广泛关注。如, 刘婷等^[1]定义了一种 ZM 与颜色空间的商标检索方案, ZM 是一种良好的全局特征描述符, 但采取的颜色空间对商标区域的方向变化不显著, 无法准确地获取局部特征。栾咏红等^[2]定义了一种结合 SIFT 特征与多元词袋的图像检索方案, 但该方法只统计了局部特征, 图像数量较大时, 需要计算的数据量巨大, 实时性不足, 并且缺乏对全局特征进行相似度度量, 算法的鲁棒性不强。Yan 等^[3]定义了一种颜色和空间描述符的商标检索方法, 该方法能够根据颜色特征较好地完成检索, 但对于颜色相似的商标效果不佳, 此外, 在颜色量化过程中计算量较大。刘剑英^[4]提出了一种角点描述与区域特征的商标检索算法, 该方法通过双级匹配技术, 提高检索精确度, 但该算法主要依赖商标的局部特征, 忽略全局特征, 易使特征匹配出

收稿日期: 2019-09-12; 修回日期: 2019-11-09

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(31201133); 山东省自然科学基金资助项目(ZR2017MC041); 山东省重点研发计划资助项目(2017GNC10111)

作者简介: 卜宪宪(1990-), 女, 硕士, 讲师, 主要研究领域为计算机应用、软件工程、模式识别。email:Puxianx1980sdnd@sohu.com

现偏差,限制了检索准确性。Nigam 等^[5]提出基于 SIFT 与色度-饱和度-明度(Hue-Saturation-Value, HSV)的商标检索算法,该算法综合了形状与颜色特征,提高了商标检索能力,但 SIFT 提取过程依赖局部区域的梯度方向,易使特征匹配出现误差,在扭曲与颜色差异性较小的情况下效果不佳。

针对上述问题,本文提出一种结合图像全局特征和局部特征的商标图像检索(Trademark Image Retrieval, TIR)有效解决方案。全局特征捕捉整体形状,而局部特征表示商标的细节信息。本算法将 ZM 作为全局特征, SIFT 为局部特征。首先,从商标中提取 ZM 向量的相异值,并对其进行排序,数据库中的大多数不同图像将被排除并构建候选图像;然后,利用 SIFT 特性对查询图像与候选图像进行精细匹配,输出检索结果;最后,通过实验对所提算法进行验证。

1 Zernike 矩(ZM)

ZM 的核心是在极坐标上表示一组 Zernike 多项式。设强度函数 $f(r,\theta)$, 其重复长度为 q 的 p 阶二维 ZM 表示如下^[6]:

$$Z_{pq} = \frac{p+1}{\pi} \int_0^1 \int_{-\pi}^{\pi} f(r,\theta) r dr d\theta \tag{1}$$

式中: θ 为旋转角度; r 为半径, $|r| \leq 1$ 。ZM 多项式 $V_{pq}(r,\theta)$ 描述如下:

$$V_{pq}(r,\theta) = R_{pq}(r) e^{-j q \theta} \tag{2}$$

式中 j 为一个虚数, $\hat{j} = \sqrt{-1}$ 。真实值径向多项式 $R_{pq}(r)$ 定义如下:

$$R_{pq}(r) = \sum_{k=0}^{\frac{p-|q|}{2}} (-1)^k \frac{(p-k)!}{k! (\frac{p+|q|}{2}-k)! (\frac{p-|q|}{2}-k)!} r^{p-2k} \tag{3}$$

式中 $0 \leq |q| \leq p$, $p-|q|$ 为偶数, $p \geq 0$ 。

由于 ZM 是在 (r,θ) 表示的, $|r| \leq 1$ 。因此, Zernike 多项式的求解需在域 $(x,y) \in R^2$ 进行线性变换。图像尺寸为 $N \times N$ 的 ZM 的离散形式表示如下:

$$Z_{pq} = \frac{p+1}{\pi} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x,y) V_{pq}(x,y) \tag{4}$$

式中 $x^2 + y^2 \leq 1$ 。

使用 ZM 的目的是将图像展开为一系列正交基,因此形状表示的精确度取决于展开中使用的矩的数量^[7]。对于人眼来说,五阶以上的系数太小,无法可靠地测量,可忽略高阶系数。因此,本文计算了前 4 阶 ZM,从而得到最有效、最可靠的全局形状测量结果。表 1 给出了前 4 阶 Zernike 的多项式。

根据前 4 阶 ZM 的值,用 Euclidean 距离计算任意 2 幅商标的相异值,定义如下:

$$d = \sqrt{\sum_{i=1,2,\dots,15} (Z_s(i) - Z_o(i))^2} \tag{5}$$

式中 $Z_s(i), Z_o(i)$ 分别为查询商标与数据库商标中第 i 个 ZM 特征向量。根据式(5)得到的相异值选择最合适的候选商标,并进行排序。

2 SIFT 算子

SIFT 对旋转、缩放、亮度等保持不变性, SIFT 可在大量特征库进行快速、准确的匹配,并且容易与其他的特征向量联合使用^[8]。

表 1 Zernike 多项式

Table 1 Zernike polynomials

P	Q	Zernike polynomials	P	Q	Zernike polynomials
0	0	1	3	1	$\sqrt{8}(3\rho^3 - 2\rho)\cos\theta$
1	-1	$2\rho\sin\theta$	3	3	$\sqrt{8}\rho^3\cos 3\theta$
1	1	$2\rho\cos\theta$	4	-4	$\sqrt{10}\rho^4\sin 4\theta$
2	-2	$\sqrt{6}\rho^2\sin 2\theta$	4	-2	$\sqrt{10}(4\rho^4 - 3\rho^2)\sin 2\theta$
2	0	$\sqrt{3}(2\rho^2 - 1)$	4	0	$\sqrt{5}(6\rho^4 - 6\rho^2 + 1)$
2	2	$\sqrt{6}\rho^2\cos 2\theta$	4	2	$\sqrt{10}(4\rho^4 - 3\rho^2)\cos 2\theta$
3	-3	$\sqrt{8}\rho^3\sin 3\theta$	4	4	$\sqrt{10}\rho^4\cos 4\theta$
3	-1	$\sqrt{8}(3\rho^3 - 2\rho)\sin\theta$			

2.1 尺度空间极值检测

SIFT 计算的第一步是利用 Gaussian 的差分来检测尺度空间中关键点位置。而尺度空间可由不同的 Gaussian 卷积得到：

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma)I(x, y) \tag{6}$$

式中： $I(x, y)$ 为输入图像； σ 为关键点的尺度，也是 Gaussian 的标准差，表示模糊度； $L(x, y, \sigma)$ 为图像的 Gaussian 尺度空间。 $G(x, y, \sigma)$ 为 Gaussian 核函数^[9]：

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

$D(x, y, \sigma)$ 主要用于检测尺度空间中关键点位置，使用 2 个图像之间的差异来计算：

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) + I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \tag{8}$$

式中 k 为 Gaussian 尺度空间的比例因子。

假设一个 Gaussian 金字塔包含多个组，每一组含有多个层。不同层的 σ 不一样，邻近 2 层间的尺度差异为比例因子 k 。如果每组有 S 层，则 $k = 2^{1/S}$ 。为了检测 $D(x, y, \sigma)$ 的局部极值，需将每一点与同一尺度下的 8 个邻域点进行对比。如果这个值是所有这些点的最小或最大值，则该点就是一个极值，极值被用作筛选关键点。

2.2 关键点定位

通过上述过程得到的点可能并不是实际的极值点，图 1 描述了 2D 离散空间计算的极值点与连续空间极值点的区别。

为增强关键点的精准性，对得到的点拟合优化^[10]：

$$D(X) = D + \frac{\partial D^T}{\partial X} X + \frac{1}{2} X^T \frac{\partial^2 D}{\partial X^2} X \tag{9}$$

式中： $X = (x, y, \sigma)^T$ ； D 为高斯核函数 $D(x, y, \sigma)$ 。

对式(9)求导并等于零，计算每个关键点的 Laplacian 值，可得到极值点的位置为：

$$\hat{X} = -\frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial X^2} \times \frac{\partial D}{\partial X} \tag{10}$$

对应极值点方程的值可表示为：

$$D(\hat{X}) = D + \frac{1}{2} \times \frac{\partial D^T}{\partial X} \hat{X} \tag{11}$$

式中 $\hat{X} = (x, y, \sigma)^T$ 表示偏移值。当它在 (x, y, σ) 上的移位 > 0.5 时，说明中心远离了相邻点，需更改点的位置。

采用的拟合函数具有强烈的边缘响应，需消除不稳定点。通常的方法是获取特征点处的 Hessian 矩阵 H ^[11]：

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix} \tag{12}$$

式中 D_{xx}, D_{xy}, D_{yy} 表示候选点相邻的差分。 $\alpha = \lambda_{\max}$ 表示 H 最大值； $\beta = \lambda_{\min}$ 表示 H 最小值。

随后，计算矩阵 H 的迹 $Tr(H)$ 与行列式 $Det(H)$ ：

$$\begin{cases} Tr(H) = D_{xx} + D_{yy} = \alpha + \beta \\ Det(H) = D_{xx} D_{yy} - D_{xy}^2 = \alpha\beta \end{cases} \tag{13}$$

设 $\gamma = \frac{\alpha}{\beta}$ 表示 $\alpha = \lambda_{\max}$ 和 $\beta = \lambda_{\min}$ 的比值，则：

$$\frac{Tr(H)^2}{Det(H)} = \frac{(\alpha + \beta)^2}{\alpha\beta} = \frac{(\gamma + 1)^2}{\gamma} \tag{14}$$

式(14)中计算的结果与 α, β 的比值有关。当 α, β 值相同时，其值最小，并随 γ 的增加而变大。因此，为判断主曲率处于 T_γ 下，只需判断以下公式是否满足：

$$\frac{Tr(H)^2}{Det(H)} > \frac{(T_\gamma + 1)^2}{T_\gamma} \tag{15}$$

式中 T_γ 代表曲率阈值。

如果满足式(15)，则去除该点，反之保留。通常情况下 $T_\gamma = 10$ 。

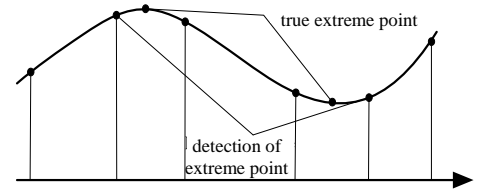


Fig.1 Extreme point detection
图 1 极值点检测

2.3 方向分配

为使特征保持旋转不变性，给每一个特征增加一个方向表示。对于每个图像样本 $L(x,y)$ ，在这个尺度上，梯度大小 $G(x,y)$ 和方向 $\theta(x,y)$ 表示如下：

$$G(x,y) = \sqrt{(L(x+1,y) - L(x-1,y))^2 + (L(x,y+1) - L(x,y-1))^2} \quad (16)$$

$$\theta(x,y) = \arctan(L(x+1,y) - L(x-1,y) / (L(x,y+1) - L(x,y-1))) \quad (17)$$

梯度直方图将 $0\sim 360^\circ$ 划分为 36 组，每组为 10° 。如图 2 所示，峰值方向表示点的主方向。为提高鲁棒性，将高于 0.8 倍的主方向峰值作为某点的候选方向。对此，在相同位置与尺度可形成多个不同方向，从而提高匹配的稳定性。

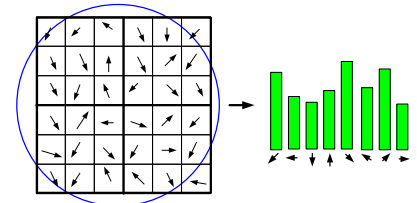


Fig.2 Histogram of key point direction
图 2 关键点方向直方图

2.4 关键点描述

通过一组向量来描述一个关键点，使其具有光照、视角不变性等。这个描述符不仅能表示关键点，同时还含有邻域中的其他信息，可有助于提升特征点正确匹配的机率。SIFT 是关键点邻域梯度计算的表示。将关键点邻域区域划分不同块。描述符利用 4×4 的窗口，测量 8 个方向的梯度，产生 $4\times 4\times 8=128$ 个向量。其计算过程如下：

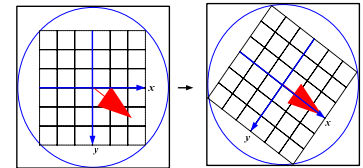


Fig.3 Coordinate rotation
图 3 坐标旋转

1) 确定描述符区域：关键点描述符与其所在的尺度有关，因此，对梯度的计算应在 Gaussian 上完成。将某点邻域分割为 $d\times d(d=4)$ 个子块，每个子块视为一个种子，每个种子有 8 个方向。

2) 将坐标变换为关键点的方位，如图 3 所示。变换后新坐标如下：

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (18)$$

3) 将数据点分配到相应的子块内，将子块内的梯度分派到 8 个方向上，测算其权重 w ：

$$w = m(a + x, b + y) e^{-\frac{(x')^2 + (y')^2}{2(0.5d)^2}} \quad (19)$$

式中： a 和 b 均为常量； d 为子块的长度； m 为子块。

4) 测量每个种子 8 个方向的梯度。图 4 为直方图，对于红色点，对 0 行 3 列的作用设为 dr ，对 1 行 3 列的作用为 $1-dr$ ，邻近两列的作用为 dc ，邻近两行的作用为 do ，累加在每个方向上的梯度可表示如下：

$$weight = wdr^k (1-dr)^{1-k} dc^m (1-dc)^{1-m} do^n (1-do)^{1-n} \quad (20)$$

式中 k,m,n 为常量，其值为 0 或 1。

5) 通过计算 $4\times 4\times 8=128$ 个梯度作为关键点的特征值。特征值生成后，为消除光照变化的干扰，对其执行归一化，生成的向量为 $\mathbf{H} = (h_1, h_2, \dots, h_{128})$ ，归一化表示为 $L = (l_1, l_2, \dots, l_{128})$ 。

6) 对于不均匀光照导致个别方向的梯度巨大，通过设置限值(归一化后取 0.2)排除大的梯度，提高特征的判断力。

7) 特征描述向量进行排序。

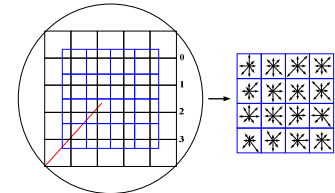


Fig.4 Histogram of descriptor map
图 4 描述符直方图

2.5 SIFT 关键点匹配

假设关键点 p 和 q 的特征描述符分别是 S_p 和 S_q ，则基于 Euclidean 距离测量可定义如下^[12]：

$$d = \sqrt{\sum_{i=1,2,\dots,128} [S_p(i) - S_q(i)]^2} \quad (21)$$

3 本文商标检索算法

本文商标检索系统由离线数据库构建部分和在线图像检索部分组成。离线数据库构建部分旨在通过提取数据库中每个图像的特征集来确保高检索效率。在脱机方式下，将特征集及其相应的图像存储在数据库中。因此，当向系统显示查询图像时，系统不必对每个数据库图像执行在线特征提取。其详细的检索过程如下：

- Step1: 分别提取查询图像 A 的 ZM,SIFT 特征。
- Step2: 对于数据库 B 中的任意图像, 设 B 的特征集为 F_b 。
- Step3: 系统根据查询图像 A 的特征集与数据库 B 中存储的图像的特征集之间的 ZM 特征来测量相似性。
- Step4: 根据 Euclidean 距离的大小, 按升序对 ZM 相似度排序, 创建候选商标集。
- Step5: 设图像 A 的特征为 F_a , 根据 Euclidean 距离, 对于每个元素 K_i , 使用最优节点优先(Best Bin First, BBF)搜索算法^[13]计算出 k 最近邻。假设 f_1, f_2 是返回的 2 个最近邻结果。
- Step6: 取距第一个最近邻点的距离与距第二个最近邻点的距离之比 d_1/d_2 来确定关键点 f_1 是否与 K_i 匹配。
- Step7: 对所有 K_i 重复 1~6 过程, 并计算 F_b 中匹配的关键点 n 的数量。
- Step8: 重复 4~7, 计算查询图像 A 与候选商标集中匹配的关键点数目。
- Step9: 对匹配的关键点进行排序, 并返回结果, 完成检索, 算法结束。

4 实验与分析

为了验证所提算法的检索性能, 随机选择 100 幅常见的标准商标, 将所选的商标进行一系列的变换, 以生成一个含有 1 200 幅图像的商标库。为体现该算法的先进性, 分别选择文献[1]、文献[2]、文献[3]作为对照组。图 5 是以“长安商用”为对象, 将标准商标进行一系列的变换, 生成了 9 张变换商标。



Fig.5 Example of trademark transformation
图 5 商标变换示例

4.1 评价指标

为准确评价算法性能, 引入当前流行的 Precision-Recall 与 F 值, Precision 表示返回结果中正确商标比例, Recall 是指所关注的结果中召回商标的比例, 定义如下^[14]:

$$\text{Precision} = \frac{T_p}{T_r} \quad \text{Recall} = \frac{T_p}{T_s} \tag{22}$$

式中: T_p 表示相关商标; T_r 表示检索结果中的图像总数; T_s 表示数据库中相似商标的数量。

F 值是 Precision-Recall 的综合评价, 根据式(22)可得 F 值^[15]:

$$F = \frac{2PR}{P+R} \tag{23}$$

式中: P 代表返回结果中正确商标的数量; R 代表召回商标的数量。

4.2 实验结果

利用所提算法, 在生成的数据库中进行了 6 次实验, 统计每次实验的检索商标数量(见表 2)。从表 2 可看出, 在 6 组实验中, 平均 Precision 为 91.66%, 平均 Recall 为 76.39%。表 3 是以“长安”商标为对象的 Zernike 多项式计算结果, 其中, 取 $\rho=0.5, \theta=30^\circ$ 。根据前 4 阶 ZM 的值, 用 Euclidean 距离计算任意商标的相异值 $d=0.091 2$ 。表 4 是以“美的”商标为对象, Zernike 多项式计算的结果, 其中 $\rho=0.8, \theta=60^\circ$ 。根据前 4 阶 ZM 的值, 用 Euclidean 距离计算任意商标的相异值 $d=0.076 6$ 。

表 2 Precision 与 Recall 统计
Table2 Statistics of Precision and Recall

group number	return quantity	number of related images	unrelated trademarks	Precision	Recall
1	10	9	1	90%	75%
2	10	10	0	100%	83.33%
3	10	9	1	90%	75%
4	10	10	0	100%	83.33%
5	10	8	2	80%	66.66%
6	10	9	1	90%	75%
average value				91.66%	76.39%

表 3 “长安” 商标的 Zernike 多项式计算结果

Table3 Zernike polynomials results of "Chang'an" trademark

P	Q	Zernike polynomial	P	Q	Zernike polynomial
0	0	1.000 0	3	1	-1.388 1
1	-1	0.500 0	3	3	0
1	1	0.866 1	4	-4	0.171 1
2	-2	0.530 3	4	-2	-1.263 4
2	0	-0.866 2	4	0	-1.111 0
2	2	0.306 3	4	2	-0.935 8
3	-3	0.353 6	4	4	-0.098 8
3	-1	-0.620 9			

表 4 “美的” 商标的 Zernike 多项式计算结果

Table4 Zernike polynomials results of "Mei'di" trademark

P	Q	Zernike polynomial	P	Q	Zernike polynomial
0	0	1.000 0	3	1	-0.090 5
1	-1	1.385 6	3	3	-1.448 1
1	1	0.800 0	4	-4	-1.121 7
2	-2	1.357 6	4	-2	-0.771 2
2	0	0.484 9	4	0	0.855 5
2	2	-0.783 8	4	2	0.445 2
3	-3	0	4	4	-0.647 6
3	-1	-0.156 7			

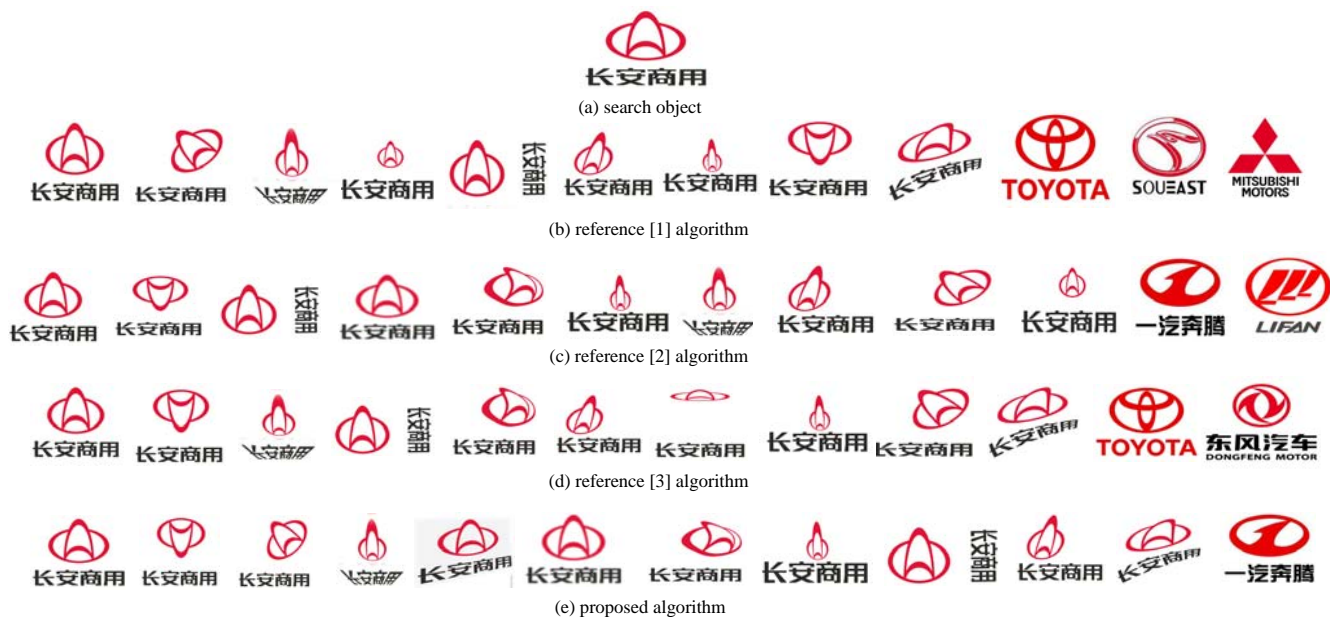


Fig.6 Results of different algorithms in Experiment 1

图 6 实验一不同算法检索结果



Fig.7 Retrieval results of different algorithms in Experiment 2

图 7 实验二不同算法检索结果

图 6、图 7 为对照文献[1]~文献[3]算法与本文算法进行商标检索结果，为便于标记，记录为实验一、实验二。其中图 6(a)、图 7(a)为检索对象，图 6(b)~(e)、图 7(b)~(e)依次为文献[1]~文献[3]与本文算法返回的前 12 个

结果。图 6(b)中前 9 张是相关商标，后 3 张是非相关商标，图 6(c)、(d)中前 10 张是相关商标，后 2 张是非相关的。而所提算法返回的 12 张商标中含有 11 张相关商标，1 张非相关。图 7(b)、(c)返回 9 张相关商标，3 张不相关商标。图 7(d)返回了 10 张相关商标，2 张非相关商标。图 7(e)中返回了 11 张相关商标，1 张非相关。从这 4 种检索结果中看出，所提算法检索性能最优，准确性高，对各种变换形式下的商标能够有效识别判断。主要原因是所提算法是分别从查询图像中提取 ZM 和 SIFT 特征。ZM 能够有效描述物体整体形状，具有旋转不变性，SIFT 对旋转、缩放、亮度等保持不变性，能够在大量特征库进行快速、准确的匹配。根据 ZM 特征进行度量，进行排序，形成候选商标集。再利用 SIFT 对查询图像与候选图像完成更精准匹配，并将结果返回。而文献[1]采取的颜色空间对方向、大小等变化较弱，无法有效准确地捕捉对象的局部特征。文献[2]的方法只统计了局部特征，并且缺乏全局特征进行相似度量，算法的鲁棒性不强。文献[3]的方法在颜色量化中无法准确有效识别颜色特征，空间描述符对噪声和模糊表达能力不强，导致该算法检索效果不太理想。

图 8、图 9 为图 6、图 7 实验中的 Precision-Recall、 F 统计分析。在实验一中，当 Recall 为 0.5 时，文献[1]~文献[3]与本文算法的 Precision 值分别为 0.61,0.65,0.72,0.81。在实验二中，当 Recall 为 0.5 时，文献[1]、文献[2]、文献[3]与本文算法的 Precision 值依次为 0.56,0.62,0.70,0.78。从 $P-R$ 曲线图中可看出，本文算法具有良好的查准率与查全率。所提算法曲线平稳，在相同返回商标数量时，得到的 F 值最高，表明算法性能最优。

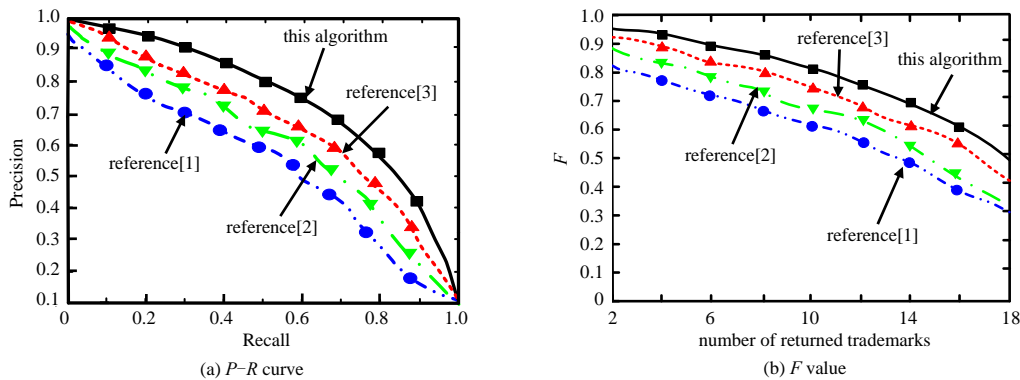


Fig.8 Performance evaluation of Experiment 1

图 8 实验一的性能评价

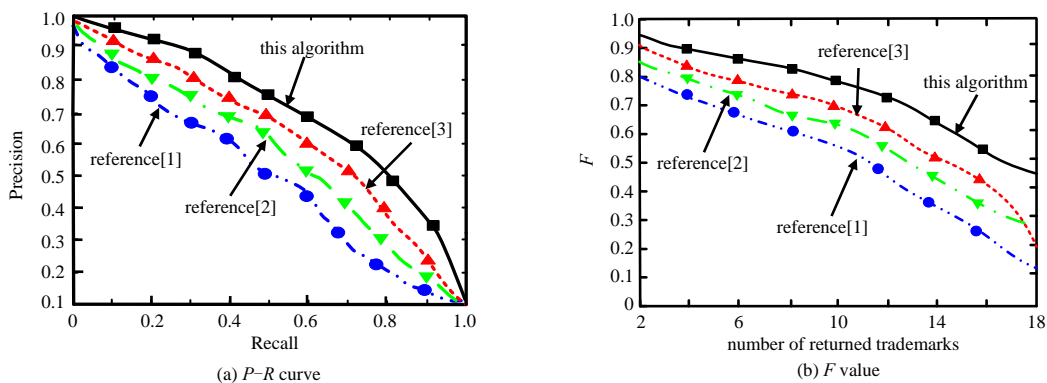


Fig.9 Performance evaluation of Experiment 2

图 9 实验二的性能评价

5 结论

本文提出了一种全局特征与局部特征相结合的商标图像检索方案。利用 ZM 作为全局特征，能够有效捕捉形状本质；选择 SIFT 作为局部特征，能够准确描述商标的内部细节。通过计算商标中 ZM，并对其进行排序，筛选非全局相似商标，形成候选商标集。对于不均匀光照，饱和度变化导致某些方向的梯度值过大情况，通过设置限值并进行归一化处理，可有效消除影响。再利用 SIFT 特性对查询图像与候选图像进行精细匹配，返回检索商标。实验结果表明，该方法提高了检索性能，获得了较好的 Precision-Recall 值与 F 值。

参考文献:

- [1] 刘婷,王茜娟. 基于泽尼克矩耦合颜色空间加权度量的商标检索算法[J]. 包装工程, 2018,39(23):216-223. (LIU Ting, WANG Xijuan. Trademark retrieval algorithm based on Zernike Moment color space weighted measure[J]. Packaging Engineering, 2018,39(23):216-223.)
- [2] 栾咏红,汤晓燕,张军朝. 结合 SIFT 特征和多元词袋模型的图像检索方法[J]. 计算机工程与设计, 2018,39(4):1142-1147. (LUAN Yonghong,TANG Xiaoyan,ZHANG Junchao. Image retrieval method combining with group SIFT features and multi-bag-of-words model[J]. Computer Engineering and Design, 2018,39(4):1142-1147.)
- [3] YAN Yijun,REN Jinchang,LI Yinsheng. 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.
- [4] 刘剑英. 基于角点描述和区域特征的商标图像检索[D]. 西安:西安电子科技大学, 2017:37-51. (LIU Jianying. Trademark image retrieval based on corner description and region feature[D]. Xi'an,China:Xidian University, 2017:37-51.)
- [5] NIGAM A,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.
- [6] ALLEN Piers,CALCAHNI Antonio,ROBSON Anthony. Investigating the potential of Zernike polynomials to characterise spatial distribution of macular pigment[J]. PloS ONE, 2019,14(5):166-175.
- [7] 郭文诚,崔昊杨,马宏伟. 基于 ZM 特征的电力设备红外图像目标识别[J]. 激光与红外, 2019,49(4):503-506. (GUO Wencheng,CUI Haoyang,MA Hongwei. Infrared image target recognition of power equipment based on Zernike Moment[J]. Laser & Infrared, 2019,49(4):503-506.)
- [8] SHIJI T P S,REMYA V T. Computer aided segmentation of breast ultrasound images using Scale Invariant Feature Transform (SIFT) and bag of features[J]. Procedia Computer Science, 2017(115):518-525.)
- [9] 张勇,耿国华. 基于不变尺度特征变换和有界失真映射的受损文物图像匹配方法[J]. 厦门大学学报(自然科学版), 2019,58(3):449-454. (ZHANG Yong,GENG Guohua. Matching method of damaged cultural relic images based on scale invariant feature transform and bounded distortion mapping[J]. Journal of Xiamen University(Natural Science), 2019,58(3):449-454.)
- [10] 赵康. 基于形状索引的 DoG 特征结合 GPRT 的人脸关键点检测算法[J]. 计算机测量与控制, 2019,27(5):203-206. (ZHAO Kang. Shape index based DoG feature and GPRT face key detection algorithm[J]. Computer Measurement & Control, 2019,27(5):203-206.)
- [11] JAKOB Hultgren,MAGNUS Önnheim. An optimal transport approach to Monge-Ampère equations on compact Hessian manifolds[J]. Journal of Geometric Analysis, 2019,29(3):1953-1990.
- [12] 吕清秀,李弼程,高毫林. 基于距离度量学习的 DCT 域 JPEG 图像检索[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2014,12(1):112-118. (LYU Qingxiu,LI Bicheng,GAO Haolin. JPEG image retrieval in DCT domain based on distance metric learning[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2014,12(1):112-118.
- [13] LIU Haifeng,DENG Mike,XIAO Chuangbai. An improved best bin first algorithm for fast image registration[C]// International Conference on Electronic and Mechanical Engineering and Information Technology. Harbin,China:IEEE, 2011:1250-1257.
- [14] PRIYANKA S,SUDHAKAR M S. An effective image retrieval framework in invariant feature space merging GeoSOM with modified inverted indexing[J]. Multimedia Tools and Applications, 2019,78(14):19961-19977.
- [15] 钟瑞泽. 基于多尺度特征变换与颜色相关性的商标检索算法[J]. 包装工程, 2018,39(23):200-208. (ZHONG Ruize. Trademark retrieval algorithms based on SIFT and color correlation[J]. Packaging Engineering, 2018,39(23):200-208.)