

基于区域生长耦合多分类器的商标检索算法

田崇峰¹, 陈智豪¹, 刘盈²

(1.江苏农林职业技术学院, 句容 212400; 2.井冈山大学, 吉安 343009)

摘要: **目的** 针对商标检索算法中易出现的语义鸿沟, 底层视觉特征与高层语义相关性不强而导致商标检索精度不理想的问题, 定义一种基于区域生长耦合多分类器的商标检索方案。**方法** 首先对输入的商标进行预处理, 去除图像中的噪声和杂散点, 并通过3D直方图和聚类算法来提取输入图像中的主颜色; 基于区域生长算法, 合并具有相同颜色标签的所有连接点, 以形成颜色区域; 然后根据生成的颜色区域, 分别定义颜色分类器、形状分类器和关系分类器, 利用每个分类器计算查询图像和数据库中图像的检索优势概率; 最后通过决策组合, 根据检索规则和列表长度找到最相似的商标, 并利用动态选择方案进一步提高检索准确率。**结果** 实验结果表明, 与当前商标检索方案相比, 所提检索系统具有更为理想的 Precision-Recall 曲线, 对缩放、扭曲和噪声具有更高的鲁棒性。**结论** 所提方案在各类几何变换下具备较高的检索准确率, 对商标注册、版权保护等行业有较好的借鉴意义。

关键词: 商标检索; 区域生长; 多分类器; 颜色区域; 列表长度; 动态选择

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2019)05-0266-11

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2019.05.037

Trademark Retrieval Based on Region Growth Coupled Multi-classifier

TIAN Chong-feng¹, CHEN Zhi-hao¹, LIU Ying²

(1.Jiangsu Vocational and Technical College of Agriculture and Forestry, Jurong 212400, China;

2.Jinggangshan University, Ji'an 343009, China)

ABSTRACT: The work aims to define a trademark retrieval scheme based on region growth coupling multi-classifier for the semantic gap in the trademark retrieval algorithm and the low accuracy of trademark retrieval due to low correlation between the underlying visual features and the high-level semantics leads to. Firstly, the input trademark was preprocessed to remove noise and spurious points in the image. The main color of the input image was extracted by 3D histogram and clustering algorithm, and the region growing algorithm was implemented to merge all the join points with the same color label to form the color region. Secondly, color classifier, shape classifier and relational classifier were defined based on the generated color region. Each classifier was used to calculate the retrieval advantage probability of the query image and the image in the database. Finally, through the decision-making combination process, the most similar trademarks were found according to the retrieval rules and the length of the list, and the dynamic selection scheme was used to further improve the system performance. Through the experiments, compared with current trademark retrieval schemes, the proposed retrieval system had more ideal Precision-Recall curve, which had higher robustness to scaling, distortion and noise. This algorithm has high retrieval accuracy under various geometric transformations, which has a good reference value for trademark registration, copyright protection and other industries.

收稿日期: 2018-12-11

基金项目: 江西省教育厅科学技术研究项目 (GJJ160750)

作者简介: 田崇峰 (1982—), 男, 硕士, 江苏农林职业技术学院讲师, 主要研究方向为计算机应用、物联网。

KEY WORDS: trademark retrieval; region growth; multi-classifier; color area; list length; dynamic selection

图像检索在商标注册、艺术图像数据库和场景图像数据库查询、指纹识别、人脸搜索等众多应用中发挥着重要作用^[1]。然而，所有这些应用都需要处理大量的图像，因此，自动图像检索方案的开发是解决检索问题的必要手段。商标是一种特殊的图像，主要是由文字、图案等形成，注册后用于区分产品或者服务的一种标记^[2]。在商标检索中，检索所依据的特征有很多，例如颜色、形状、纹理等，也可利用图像中物体的空间关系进行空间相似性测量^[3]。其中，颜色本身是彩色图像的重要属性，因此，可通过颜色属性进行匹配。此外，检索系统的精度还与分类器有着密切的关系，为了提高检索精度，可提高单个分类器的性能，或者采用多个分类器进行决策组合，提高算法性能。通常，单个分类器难以实现完美的解，因此，多分类器方法成为解决模式识别问题的最佳选择。一般来说，如果仔细选择分类器，则多分类器方法优于单一分类器方法，并且多分类器能够利用单个分类器的优点来避免其缺点。

商标图像往往包括丰富的颜色、文字、图形、文字图形混合等信息，相似检测的难度大，同时也存在语义鸿沟，底层视觉特征与高层语义相关性不足。例如康娜^[4]设计了一种形状特征的商标检索方案。该方案在形状上下文 (Shape Context) 的思想下，定义了一种新的角形状上下文 (Inner-Angle Shape Context)。通过引入改进内角，较好地解决商标目标区域位置变化所产生的检索问题。康娜提出的方案中由预处理、特征提取与检索模块构成。预处理阶段进行归一化与高斯滤波去噪。然后，对图像梯度直方图执行边缘检测、轮廓跟踪，完成形状特征提取。最后，引入匈牙利算子匹配计算相似度，输出结果。该方法只考虑了形状特征，没有考虑颜色与纹理特征，缺乏更全面的匹配特征，检索性能不强，易产生语义鸿沟。刘剑英^[5]设计了一种角点描述与区域特征的商标检索方案。分别定义了表示角点的局部邻域特征与空间分布特征，依次记为局部统计分布特征 (Local Statistical Distribution, LSD) 和全局统计分布特征 (Global Statistical Distribution, GSD)。通过 LSD 与 GSD 共同表示图像整体分布结构。在检索阶段，首先利用区域分割的交叉角点匹配完成粗检索，获得结构相似的商标，并划分出候选相似区域。然后，根据局部区域特征完成精筛选，确保细节相似。该方法对平移、伸缩等有较好鲁棒性，对局部相似性的有一定的识别效果。该方法只考虑了角点特征，没有考虑颜色、纹理等其他特征对检索精度的影响。Nigam.A 等^[6]定义了一种 SIFT 和 HSV 相关图加权的商标图像检索方案。该方案结合形状和颜色特征作为商标的组合特征，其

中，利用 SIFT 为形状特征，HSV 为颜色特征，并将 SIFT 与 HSV 加权组合，并通过主导特征来改变权重。最后根据距离相似性进行度量，输出结果。该方案结合了形状与颜色特征，提高了商标特征的描述能力，从而改善了检索性能，对旋转、缩放、平移等有较好效果，但是 SIFT 在获取主方向中太依赖局部区域像素的梯度方向，易导致后续特征匹配误差放大。此外，在 HSV 提取过程中，对不同颜色区域不好划分，没有考虑相邻区域的关系，对扭曲与颜色差异性较小的商标检索效果不佳。

为了提高检索精度，文中采用了一种多分类器技术，在多分类器设计中，有 2 个最重要的过程：一种是分类器选择，另一种是决策组合。文中选取了形状分类器 (S 分类器)、颜色分类器 (C 分类器) 和关系分类器 (R 分类器)，形成了一种互补性。其中，形状是最直观特征，反映了商标的高层语义信息。颜色是彩色图像的直观显示，是一种全局特征，对商标的物理变换具有较强鲁棒性。图像关系是指像素点按照一定规律周期性分布的特征。该方法首先采用区域生长技术对图像中具有相同颜色标签的连接像素进行聚类，形成颜色区域，这些颜色区域是所提方法中采用的基本元素。

1 区域生长

区域生长是一种图像分割技术，可将图像中具有相同特征的连通区域划分出来，该技术操作简单，容易实现^[7]。区域生长的思路：首先，获取分割区域中一个种子点；随后，在种子点的邻域搜索与该点相似的像素点，并融入到该区域中。其次，将加入的像素当作新的种子点继续搜索，直到区域中所有相邻像素没有相似点，至此，新的区域就长成了^[8]。对此，根据区域生长的特性，引入到文中的商标检索系统中。利用区域生长技术划分具有不同特征的区域，最终用于基于区域的多分类器彩色图像检索系统。区域生长的目的是找到嵌入在图像中的所有颜色区域。颜色区域 (此后称为区域) 是所有像素具有相同颜色标签的连接区域。颜色区域提取的区域生长算法如下所述。

1) 查找输入图像中的所有颜色区域。假设在该步骤中找到区域为 $N(R_1, R_2 \dots R_N)$ 。

2) 如果输入图像中的区域的归一化直方图比小于阈值 $t_{h1}=0.001$ ，然后将所有这些区域的颜色标签重新标记为 $N+1$ ，区域的归一化直方图比率定义为区域中的像素数除以原始输入图像中的像素数。

3) 在执行步骤 2) 之后找到处理后的图像中的

所有颜色区域。

4) 如果一个区域的归一化直方图比小于阈值 $t_{h1}=0.008$ ，则将其合并到具有最大面积的相邻颜色区域。

5) 返回区域的数量、每个区域的 RGB 颜色值、每个区域的归一化直方图比率以及由各种颜色区域组成的“标签图像”。

步骤 2)合并小于阈值 t_{h1} 的所有连接区域以形成颜色区域，从而防止步骤 4) 中的小区域被合并，并在输入图像中保留颜色区域的拓扑关系。最后，在步骤 5) 中获得区域的数目、每个区域的 RGB 颜色值和归一化直方图比以及由各种颜色区域组成的“标签图像”。

2 文中商标检索算法

所提出的彩色商标检索系统的框图见图 1。在文中，首先，对每个输入图像进行预处理，提取在预处理阶段中嵌入在图像中的颜色区域。然后，获取由多个颜色区域组成的标签图像。在提出的系统中定义了 3 种分类器：形状分类器根据 2 个测试图像中各个颜色区域的形状从图像数据库检索相似图像；颜色分类器根据各个颜色区域的颜色检索相似的图像；关系分类器根据图像中的颜色区域之间的相关性检索相似图像。在特征提取中，逐一输入数据库中的所有图像来提取特征，然后将所有特征存储在数据库中。这些

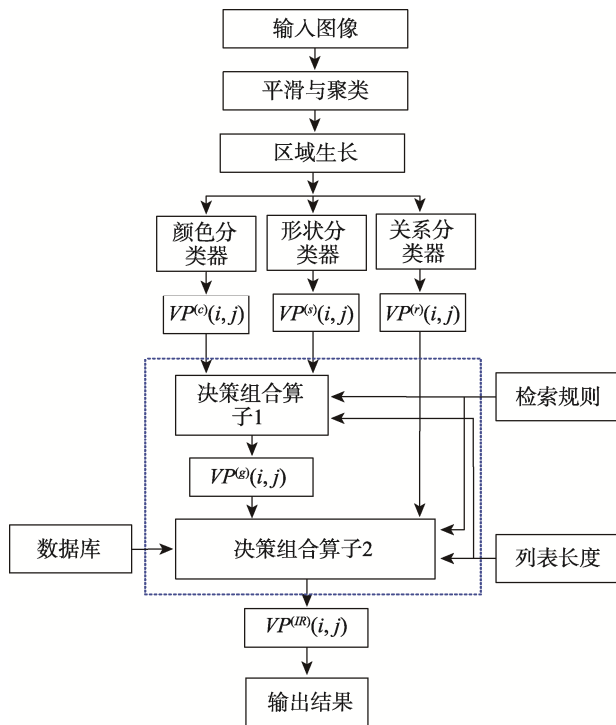


图 1 文中算法的检索过程

Fig.1 Retrieval process of the proposed algorithm

特征包括颜色区域的数目、图像中每个颜色区域的归一化直方图比率、每个颜色区域的 Fourier 描述系数（分类器的特征）、每个颜色区域的颜色（分类器的特征）、空间关系图（分类器的特征）。在查询阶段，从光学扫描仪扫描查询图像。然后，在多个分类器阶段之后，获得图像数据库中图像的分类优势概率和排序。接下来，将优势概率和排序组合起来。最后，通过决策组合过程，根据检索规则和列表长度 T 动态地找到最相似的查询图像。

2.1 预处理

预处理模块的框图见图 2。首先，用平滑技术去除均匀颜色区域之间的噪声和杂散点，然后，通过 3D 直方图和聚类算法提取输入图像中的主颜色。然后，通过执行分类算法，给输入图像中的每个像素分配与其最近颜色（通过归一化颜色距离）相对应的颜色标签。最后，通过执行区域生长算法，合并具有相同颜色标签的所有连接点以形成颜色区域。

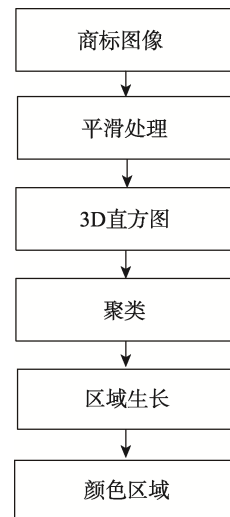


图 2 预处理过程

Fig.2 Pretreatment process

文中采用 RGB 作为颜色系统，图像中的每个像素的 RGB 值对应于 3-D RGB 颜色空间中的点。在 3D 直方图过程中，积累具有相同 RGB 值的像素以形成 3D 直方图。首先，采用平滑技术去除均匀区域之间的噪声和杂散点。然后，采用最大距离聚类算法对相邻颜色点（直方图库）进行聚类，在聚类过程中形成颜色类（主颜色）。在确定了主颜色之后，应用分类算法给图像中的每个像素分配整数颜色标签，该整数颜色标签是离像素最近的主颜色的索引。如果像素的颜色标签与其邻域的颜色标签不同，并且所有邻域具有相同的颜色，则像素被称为噪声点。如果像素的颜色标签不同于其所有邻域的颜色标签，而邻域的颜色标签的数目大于 1，则像素被称为伪点。

2.2 多分类器选择

文中提出的方法中采用了 3 种基于区域的分类器，它们是颜色分类器、形状分类器和关系分类器。颜色分类器根据数据库中查询图像与模板图像的颜色相似性检索相似图像。此外，为决策组合输出一组基于颜色信息的优势概率和排名。形状分类器在执行傅里叶描述子系数(Fourier Descriptor Coefficients, FDC)提取之后，根据查询与模板图像之间的形状相似性检索相似图像。同样地，输出一组排序的形状优势概率和排名。对于关系分类器，它从标签图像中提取空间关系图(Spatial Relational Graph, SRG)。然后，根据查询和模板图像之间的关系相似性检索相似的图像。同样，也输出一组基于关系的优势概率和排名。

2.2.1 颜色分类器

在颜色分类器中，使用了区域生长算法中提取的 2 个特征，一个是每个区域的 RGB 颜色值，另一个是每个区域的归一化直方图比值。在颜色分类器中，2 个测试图像之间的匹配问题是使匹配区域的距离和不匹配区域的惩罚最小化。这种匹配问题称为惩罚问题的二分加权匹配(Bipartite Weighted Matching with Penalty Problem, BWMP) [9]，查询图像和模板图像之间的二分加权图见图 3。其中， w_{ij} 为边缘 (u_i, v_j) 的权重， u_i, v_j 分别为查询图像 U 和模板图像 V 的颜色区域。

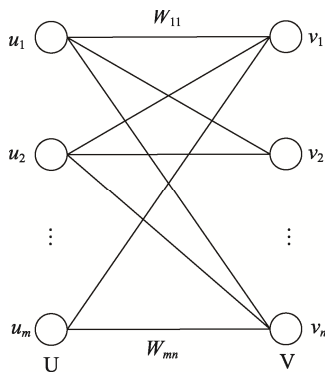


图 3 二分加权图
Fig.3 Two weighted graph

假设 S_i 是一个 u_i 中不匹配顶点的惩罚， t_j 是一个 v_j 中不匹配顶点的惩罚，然后，将 BWMP 最小化，表示为：

$$\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n w_{ij} X_{ij} + \sum_{i=1}^m (1 - \sum_{j=1}^n X_{ij}) S_i + \sum_{j=1}^n (1 - \sum_{i=1}^m X_{ij}) T_j \quad (1)$$

其中，当 u_i 与 v_j 匹配时， $X_{ij}=1$ ，否则， $X_{ij}=0$ 。

如果 u_i 为一个不匹配的顶点，那么 $\sum_{j=1}^n X_{ij}$ 为 0， $u_i(S_i)$ 的惩罚被累加。如果 v_j 为一个不匹配的顶点，那么 $\sum_{i=1}^m X_{ij}$ 为 0， $v_j(t_j)$ 的惩罚被累加。在假定任意 2 个对

应匹配区域的距离和任意非匹配区域的罚值的情况下，可以将 BWMP 转移到指派问题 (Assignment Problem, AP) [10]。BWMP 的最优解可以通过以下步骤获得。

1) 约简算法将 BWMP 转换为 AP。约简算法：

输入： \overline{W}, T, S 。

输出：增广方阵 \overline{W}' 。

通过设置对角线元素 t'_i 到 t_i ，根据向量 T 创建方阵 T' ，其中， $T=(t_j)$ 是 V 的惩罚向量。

通过设置对角线元素 s'_i 到 s_i ，根据向量 S 创建方阵 S' ，其中， $T=(s_i)$ 是 U 的惩罚向量。

根据 \overline{W}, T', S' 建立 \overline{W}' ，表示为：

$$\overline{W}' = \begin{pmatrix} \overline{W} & S' \\ T' & O \end{pmatrix} \quad (2)$$

其中， O 为一个零矩阵， $|O|=n \times m$ 。 $|\overline{W}|=n \times m$ ， $|S'|=n \times m$ ， $|T'|=n \times m$ 。

2) 应用 Hungarian 方法求解指派问题 (AP) 的最优解，然后，可以通过 $\sum_{i=1}^{m+n} \sum_{j=1}^{m+n} W'_{ij} X'_{ij}$ 表示得到 BWMP 的最优解。其中， $\sum_{i=1}^{m+n} X'_{ij} = 1$ ， $\sum_{j=1}^{m+n} X'_{ij} = 1$ 。

如果 X 为式 (1) 的可行解，那么， X' 的拓展性可定义如下所述。

对于 $1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$ ，则 $X'_{ij} = X_{ij}$ 。

对于 $i > m, j > n$ ，则 $X'_{ij} = X_{j-n, i-m}$ 。

对于 $1 \leq i \leq m, j > n$ ，则：

$$X'_{ij} = \begin{cases} 1 & i = j - n, \text{ 且 } \sum_{k=1}^n X_{ik} = 0 \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (3)$$

对于 $i > m, 1 \leq j \leq n$ ，则：

$$X'_{ij} = \begin{cases} 1 & j = i - m, \text{ 且 } \sum_{k=1}^m X_{kj} = 0 \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (4)$$

在文中，如果 $1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$ ，那么 W'_{ij} 表示为：

$$W'_{ij} = \begin{cases} |\lambda_i^I - \lambda_j^M| & C_{\text{dist}}(I, M_j) \leq \theta_1 \\ |\lambda_i^I - \lambda_j^M| + \min\{\lambda_i^I, \lambda_j^M\} * C_{\text{dist}}(I, M_j), & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

其中， λ_i^I, λ_j^M 分别为查询图像的 i 区域和模板图像 j 区域的归一化直方图比。 θ_1 为 0.1449。 $C_{\text{dist}}(I, M_j)$ 为查询图像 I 的 i 区域与模板图像 M 的 j 区域的归一化颜色距离，表示为：

$$C_{\text{dist}}(I, M_j) = \sqrt{\frac{(R_i^I + R_j^M)^2 - (G_i^I + G_j^M)^2 (B_i^I + B_j^M)^2}{255^2 \times 3}} \quad (6)$$

R, G, B 分别为红、绿、蓝 3 个颜色通道。如

果 $1 \leq i \leq m, n+1 \leq j \leq m+n$, 那么, W'_{ij} 表示如下:

$$W'_{ij} = S'_{i,j-n} = \begin{cases} \lambda_i^1 & i = j - n \\ \infty & \text{否则} \end{cases} \quad (7)$$

如果 $n+1 \leq i \leq m+n, 1 \leq j \leq n$, 那么 W'_{ij} 表示为:

$$W'_{ij} = T'_{i-m,j} = \begin{cases} \lambda_j^M & i - m = j \\ \infty & \text{否则} \end{cases} \quad (8)$$

对于 $m+1 \leq i \leq m+n, n+1 \leq j \leq m+n$ 时, $W'_{ij} = 0$ 。

区域 i 与区域 j 的颜色距离定义为 $D^{(c)}(i, j)$, 表示为 BWMP 的最优解。然后, i 和 j 之间的颜色优势概率可以定义为:

$$VP^{(c)}(i, j) = 1 - \frac{D^{(c)}(i, j)}{D_{\max}^{(c)}} \quad (9)$$

式中: $VP^{(c)}(i, j)$ 为在颜色分类器中可以 i 与 j 相似的概率。 $D_{\max}^{(c)}$ 是查询和模板图像之间的最大距离。物理上, 在这个式(9)中, 将 $VP^{(c)}(i, j)$ 的值从 0 (对应于最不相似的图像) 扩展到 1 (对应于完全相似的图像)。最后, 按降序方式进行颜色优势概率排序。

2.2.2 形状分类器

在形状分类器中, 首先, 提取每个颜色区域的 Fourier 描述系数 (Fourier Descriptor Coefficients, FDC) [11]。然后, 通过执行 BWMP 算法得到形状距离。FDC 特征提取过程的框图见图 4。该算法的输入是由一个彩色区域组成的图像, 该图像是从整个标签图像中提取的。然后, 输出表示输入颜色区域形状的 FDC 集合。在轮廓跟踪模块中, 提取输入颜色区域的轮廓上的点。随后, 在临界点提取模块中利用小波变换检测轮廓上的临界点。最后, 利用 Fourier 变换获得 FDC 提取模块中的一组 FDC。FDC 的数量 (FDC 的顺序) 取决于需求。一般来说, 如果 FDC 阶数较高, 那么形状的辨别能力也更强。

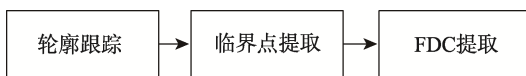


图 4 FDC 特征提取过程
Fig.4 FDC feature extraction process

如果 2 个曲线具有相同的形状和起始点, 但在尺度、方向、平移方面不同, 不同起点的同一曲线, 或者这 2 条曲线是彼此的镜像。那么它们的傅里叶描述系数的振幅部分将是相同的, 因此, 采用 FDC 的振幅部分来测量图像的形状相似性是合适的。在实验中, FDC 的顺序设置为 15。

查询图像 I 的 i 区域与模板图像 M 的 j 区域之间的归一化形状距离表示为:

$$S_{\text{dist}}(I_i, M_j) = \sum_{n=1}^N \frac{|A_n - A'_n|}{\max\{A_n, A'_n\}} \quad (10)$$

其中, A_n, A'_n 分别为 I 的 i 区域与 M 的 j 区域的

FDC 的振幅部分。在相同的方式下, 采用 BWMP 算法计算查询与模板图像间的距离。

当 $1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$ 时, W'_{ij} 表示为:

$$W'_{ij} = |\lambda_i^I - \lambda_j^M| + \min\{\lambda_i^I, \lambda_j^M\} * S_{\text{dist}}(I_i, M_j) \quad (11)$$

然后, 将 i 和 j 之间的形状优势概率定义为:

$$VP^{(s)}(i, j) = 1 - \frac{D^{(s)}(i, j)}{D_{\max}^{(s)}} \quad (12)$$

式中: $VP^{(s)}(i, j)$ 为形状分类器 i 与 j 相似的概率; $D_{\max}^{(s)}$ 为查询和模板图像之间的最大距离; $VP^{(c)}(i, j)$ 的值从 0 (对应于最不相似的图像) 扩展到 1 (对应于完全相似的图像)。最后, 输出具有递减形状概率和排序并用于决策组合。

2.2.3 关系分类器

假定图像中的颜色区域是图的节点, 区域的拓扑关系是图的边, 从而可得到表示标签图像 (在区域生长过程中定义) 的空间关系图 (Spatial Relational Graph, SRG) [12]。2 个区域之间存在 2 种拓扑关系, 一种是当 2 个区域彼此相邻时的相邻关系, 另一种是当一个区域包含在另一个区域中时包含关系。提出的关系距离图匹配方法, 得到查询图像的 SRG 与每个模板图像的 SRG 之间的关系距离。通过应用 Cinque 等 [13] 提出的关系距离图匹配方法, 得到查询图像的 SRG 与每个模板图像的 SRG 之间的关系距离。在文中, 进一步修改以及改进 Cinque 提出的方法, 以适应该应用。在 Cinque 等定义了一个婚姻函数, 该函数是从一组女子 (第 1 图的顶点) 到另一组男子 (第 2 图的顶点) 的映射, 用于估计 FCM 问题中的最小成本。在文中的方法中, 当节点 u 与节点 l 匹配时, 错误估计如下:

$$\text{error}(u, l) = |\text{deg}(u), \text{deg}(l)| \quad (13)$$

式中: u 与 l 为查询和模板图中的不匹配顶点; $\text{deg}(u)$ 为连接到节点 u 的边缘的总数。此外, 包含节点 u 与 l 的每个边的另一个顶点也不在匹配图中。当在第 1 个图中而不是在第 2 个图中时, 出现边缘缺陷, 那么, 可以根据式 (14) 计算 i 与 j 之间的归一化关系距离:

$$D^r(i, j) = \frac{\min(E)}{\max\{|E_i|, |E_j|\}} \quad (14)$$

式中: $\min(E)$ 为图像 i 的 SRG 与图像 j 的 SRG 之间的最小关系距离; $|E_i|$ 为图像 i 的 SRG 边缘大小; $|E_j|$ 为图像 j 的 SRG 边缘大小。

类似地, 图像 i 和图像 j 之间的关系优势概率可表示为:

$$VP^{(r)}(i, j) = 1 - \frac{D^{(r)}(i, j)}{D_{\max}^{(r)}} \quad (15)$$

式中: $VP^{(r)}(i, j)$ 为关系分类器中 i 与 j 相似概率;

$D_{\max}^{(r)}$ 为查询和模板图像间的最大距离； $VP^{(r)}(i, j)$ 的值从 0（对应于最不相似的图像）扩展到 1（对应于完全相似的图像）。最后，输出具有递减关系概率和排序，并用于决策组合。

2.3 决策组合

决策组合的框图见图 5。3 种优势概率 $VP^{(c)}(i, j)$ ， $VP^{(s)}(i, j)$ ， $VP^{(r)}(i, j)$ 分别表示颜色分类器、形状分类器和关系分类器。然后，将 $VP^{(s)}(i, j)$ 与 $VP^{(r)}(i, j)$ 馈入决策组合运算符 1 以决定几何优势概率 $VP^{(g)}(i, j)$ 。主要是因为几何分类器必须同时包括形状和关系属性。随后，将 $VP^{(g)}(i, j)$ 与 $VP^{(c)}(i, j)$ 馈入决策组合运算符 2 以决定整体优势概率 $VP^{(IR)}(i, j)$ 。此外，根据检索规则和列表长度 T 动态地确定每个运算符中的操作。

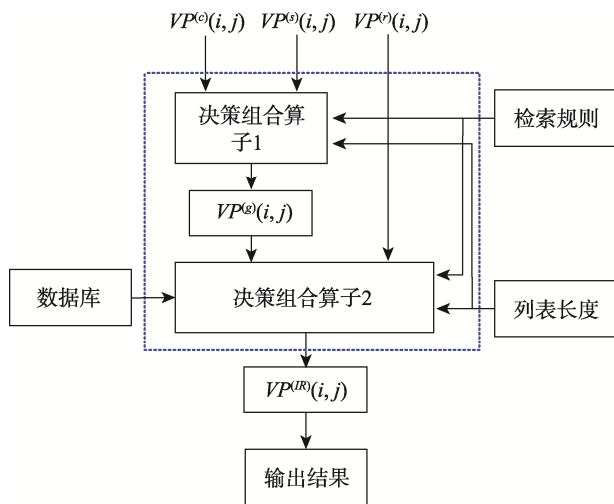


图 5 决策组合过程
Fig.5 Decision combination process

2.3.1 决策组合算子 1

在决策组合算子 1 模块中包含了加法 (+)、乘法 (×) 及取最大值 (max) 3 个操作，为便于记录，决策组合算子 1 简称为 OP1，几何优势概率 $VP^{(g)}(i, j)$ 定义为：

$$VP^{(g)}(i, j) = \begin{cases} VP^{(s)}(i, j) \times VP^{(r)}(i, j) & , OP1 \text{ 为 } + \text{ 时} \\ 1 - \frac{[VP^{(s)}(i, j) + VP^{(r)}(i, j)]}{2 - VP_{\min}^g} & , OP1 \text{ 为 } \times \text{ 时} \\ \max\{VP^{(s)}(i, j), VP^{(r)}(i, j)\} & , OP1 \text{ 为 } \max \text{ 时} \end{cases} \quad (16)$$

式中： $VP^{(g)}(i, j)$ 模板图像 i 与查询图像 j 关于几何外观(包括形状和关系属性)相似的概率； M 为数据库中的图像数量； VP_{\min}^g 为 $VP^{(g)}(i, j)$ 的最小值。

由于几何优势概率需被馈入决策组合运算符 2

以进一步组合，这些值在输出之前必须从 0 到 1 进行归一化。在加法 (+)、乘法 (×) 及取最大值 (max) 运算中，将 $VP^{(g)}(i, j)$ 范围定义为 0（对应于最不相似的图像）到 1（对应于完全相似的图像）。最后，输出对应于数据库中模板图像的几何优势概率列表。

2.3.2 决策组合算子 2

类似地，在决策组合算子 2 模块中包含了加法 (+)、乘法 (×) 及取最大值 (max) 2 个操作，为便于记录，决策组合算子 2 简称为 OP2，整体优势概率 $VP^{(IR)}(i, j)$ 定义为：

$$VP^{(IR)}(i, j) = \begin{cases} VP^{(g)}(i, j) \times VP^{(c)}(i, j) & , OP2 \text{ 为 } \times \text{ 时} \\ \frac{[VP^{(g)}(i, j) + VP^{(c)}(i, j)]}{2} & , OP2 \text{ 为 } + \text{ 时} \\ \max\{VP^{(g)}(i, j), VP^{(c)}(i, j)\} & , OP2 \text{ 为 } \max \text{ 时} \end{cases} \quad (17)$$

式中： $VP^{(IR)}(i, j)$ 为模板图像 j 与整个系统中查询图像 i 相似的概率。整体优势概率不需要进一步结合，因此，这些值只需归一化小于 1。最后，输出具有递减优势概率的排序相似图像。

3 实验结果与分析

为检验所提方案的性能，从注册商标中选取 200 幅构建一个数据库，9 张商标实例见图 6。该次实验采用的平台为 Intel (R) Core i5 CPU，3.50 GHz，4 GB 内存，Windows 8 操作系统，并利用 VS2010+OPENCV 仿真分析。为体现所提方案优越性，选取文献[4]、文献[5]、文献[6]作为对比。实验过程中的参数为： $\theta_1=0.1449$ ，FDC 的阶数为 15，列表长度 $T=12$ 。



图 6 部分商标
Fig.6 Some trademarks

3.1 评价指标

为准确测量检索性能,文中采用常用的精确率-召回率(Precision-Recall)以及F值作为性能指标。设查询商标 q_i ,集合 D 。 I_i 为 D 中查询对象 q_i 的商标集合; s_i 为集合 I_i 的大小; R_i 为检索结果; u_i 为 R_i 中归属于 I_i 的商标数量; v_i 为 R_i 不属于 I_i 的商标,对此,精确率和召回率定义为^[14-15]:

$$\text{精确率: } P(R_i|I_i) = \frac{P(I_i \cap R_i)}{P(R_i)} = \frac{u_i}{u_i + v_i} \quad (18)$$

$$\text{召回率: } P(I_i|R_i) = \frac{P(I_i \cap R_i)}{P(I_i)} = \frac{u_i}{s_i} \quad (19)$$

精确率反映检索的准确性,但不考虑完整性。召

回率表示返回商标的完整度,主要是体现稳定性。根据精确率与召回率可构成P-R曲线图,精确率与召回率越高,表示检索算法稳定性与准确性越优良。这两者又是相互矛盾的,如果提高召回率,那么可能返回更多不相关商标,从而减低检索准确性,反之,如果提高精确率,那么得到的返回商标数量就会降低,导致召回率下降。

3.2 实验结果

利用所提出的商标检索系统,进行了5次实验,计算得到12幅商标,并分别计算精确率与召回率,见表1。平均精确率为86.66%,平均召回率为94.36%。从表1中看出,所提算法具有较好的精确率与召回率。

表1 Precision与Recall统计
Tab.1 Statistics of Precision and Recall

组号	返回数量	数据库中的相关图像数量	相关检索数量	精确率/%	召回率/%
1	12	11	10	91.7	90.9
2	12	10	10	83.3	100
3	12	11	10	91.7	90.9
4	12	10	9	83.3	90
5	12	10	10	83.3	100

在该次实验中,选取100幅商标为标准商标,分别对每张商标进行12次不同变换,构成了一个容量为1200幅的商标库。2组实验检索结果分别见图7与图8,依次定义为实验1、实验2。以图7a、8a为查询对象,通过文献[4]、文献[5]、文献[6]及文中算法进行实验,返回了相似性最高的前12张图像,见图7、图8。从实验结果可看出,文献[4]、[5]算法返回的12张商标中,有9张商标是符合要求,有3张是不相关商标。文献[6]算法返回的结果中有2张不相关商标,文中算法只出现了一种不相关商标。依据得到的结果可得,所提算法对商标检索效果最优,准确性高,对缩放、平移、扭曲以及颜色等各种变化均有较好的鲁棒性。文中算法取得如此优异的成绩主要是预处理中去除图像中的噪声和杂散点,并通过3D直方图和聚类算法提取输入图像中的主颜色,通过执行区域生长准确形成颜色区域。再分别定义了颜色分类器、形状分类器和关系分类器。利用每个分类器,计算查询图像与数据库中图像的检索优势概率和排序。根据检索规则和列表长度动态地找到最相似的商标。而文献[4]中通过对图像梯度直方图执行边缘检测、轮廓跟踪,完成形状特征提取,可以较好地完成形状特征提取与检测,但是其没有考虑颜色与纹理特征,缺乏更全面的匹配特征,对于一些形状相似但是色彩不同的商标检索效果不佳。文献[5]通过局部统计分布特

征LSD和全局统计分布特征GSD来表示商标特征。利用LSD与GSD共同表示图像整体分布结构。并根据局部区域特征完成精筛选,确保细节相似,但是该方法没有涉及到颜色、纹理等其他特征,对颜色及空间关系的相似性检索效果弱,故检索效果也不太满意。文献[6]结合了形状与颜色特征,可以提高商标特征的描述能力与检索性能,对旋转、缩放、平移等有较好的鲁棒性,但是采用的SIFT依赖于局部区域像素的梯度方向,易导致特征匹配误差放大。此外,在HSV提取过程中,对不同颜色区域不好划分,没有考虑相邻区域的关系,对扭曲与颜色差异性较小的商标检索效果不佳。

4种算法的P-R曲线见图9,在Recall为0.68时,文中算法Precision为0.72,如图9中虚线所示,而文献[4]、文献[5]、文献[6]的Precision分别为0.38, 0.50, 0.59。在保证一定的Recall情况下,所提检索方案具有最高的Precision。这表明文中算法的检索性能具有一定的优势。

3.3 效率测试

为更全面评价所提算法的性能,对其效率进行了统计,结果见图2。根据返回商标的数量不同,效率测试分为2种情况,返回数量分别为 $N=6$, $N=12$ 。依据表2中看出,当 $N=6$ 时,耗时为2.23s;当 $N=12$



图 7 实验 1 的检索结果
Fig.7 Retrieval results of Experiment 1



图8 实验2的检索结果
Fig.8 Retrieval results of Experiment 2

时,耗时为 4.75 s。文献[4]、文献[5]由于只提取了形状特征,计算量较少,故耗时低,但是这 2 种算法的检索精度不太理想。文献[6]采用了于 SIFT 和 HSV

相关图加权组合,需依次计算 2 种不同的特征,所需时间相对较长。文中算法采用了 3 种分类器,剔除不相关商标,有效减少检索时间。

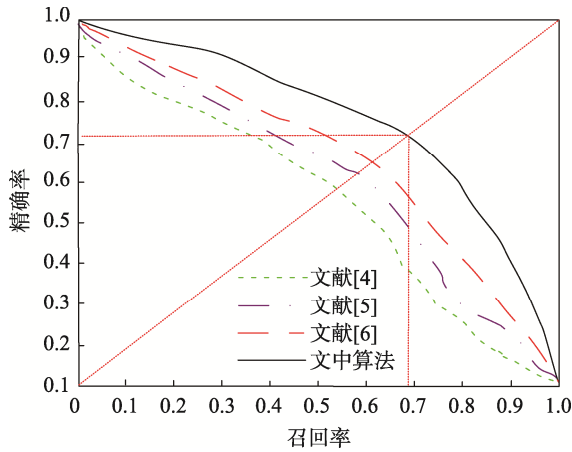


图 9 P-R 曲线
Fig.9 P-R diagram

表 2 不同算法的检索时间

Tab.2 Retrieval time of different algorithms

算法	运行时间/s	
	N=6	N=12
文献[4]	1.24	2.98
文献[5]	1.83	3.59
文献[6]	2.51	5.37
文中算法	2.13	4.45

4 结语

提出了一种基于区域生长耦合多分类器的商标检索算法。在分类器选择阶段，选择了颜色分类器、形状分类器和关系分类器 3 个具有互补区域的分类器。图像的特征包括颜色区域的数量、图像中每个颜色区域的归一化直方图比率、每个颜色区域的 FDC 和颜色、图像的空间关系。在分类器决策组合过程，根据检索规则和列表长度 T 动态地确定每个运算符中的操作，利用测量依赖机制和动态选择来提高检索性能。实验结果表明，所提出的方法在解决商标检索问题上可行的。所提方法的性能被证明优于其他方法，计算效率能够满足使用要求。

参考文献：

[1] 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.

[2] TANG Xu, JIAO Li-cheng. Two-stage Reranking for Remote Sensing Image Retrieval[J]. IEEE Transactions

on Geoscience and Remote Sensing, 2017, 55(10): 5798—5817.

[3] 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.

[4] 康娜. 基于形状特征的商标图像检索系统[D]. 北京: 北京理工大学, 2016.
KANG Na. Trademark Image Retrieval System Based on Shape Features[D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2016.

[5] 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.
LIU Jian-ying. Trademark Image Detection Based on Corner Description and Regional Characteristics[D]. Xi'an: Xidian University, 2017.

[6] 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.

[7] 陶彬娇, 陈倩, 潘中良. 基于 Grab Cut 和区域生长的服装图像前景提取算法[J]. 华南师范大学学报(自然科学版), 2017, 49(5): 115—119.
TAO Bin-jiao, CHEN Qian, PAN Zhong-liang. Foreground Extraction Algorithm Combined with Grab Cut and Region Growing for Clothing Image[J]. Journal of South China Normal University (Natural Science Edition), 2017, 49(5): 115—119.

[8] 罗杰, 孔韦韦, 刘睿. 基于 NSST 和区域生长的红外与可见光图像融合算法[J]. 中国科技论文, 2016, 11(14): 1673—1678.
LUO jie, KONG Wei-wei, LIU Rui. An Infrared and Visible Image Fusion Method Based on NSST and Region Growing Algorithm[J]. Chinese Scientific Papers, 2016, 11(14): 1673—1678.

[9] QI Nan, ZHANG Hui-sheng, ZHANG Lin. Energy-Efficient Parallel Two-way Relaying Networks with Energy Harvesting[J]. International Journal of Future Generation Communication, 2017, 10(5): 79—96.

[10] LE P. Competitive Equilibrium in the Random Assignment Problem[J]. International Journal of Economic Theory, 2017, 13(4): 369—385.

[11] BHALKE D G, RAJESH B, BORMANE D S. Automatic Genre Classification Using Fractional Fourier Transform Based Mel Frequency Cepstral Coefficient and Timbral Features[J]. Archives of Acoustics, 2017, 42(2): 213—222.

[12] XU Zheng, XUAN Jun-yu, LIU Yun-huai. Building Spatial Temporal Relation Graph of Concepts Pair Us-

- ing Web Repository[J]. Information Systems Frontiers, 2017, 19(5): 1029—1038.
- [13] CINQUE L, YASUDA D, SHAPIRO L G. An Improved Algorithm for Relational Distance Graph Matching[J]. Pattern Recognition, 2016, 29(2): 349—359.
- [14] 汤鹏杰, 谭云兰, 许恺晟. 基于GoogLeNet多阶段连带优化的图像描述[J]. 井冈山大学学报(自然科学版), 2016, 37(5): 47—57.
TANG Peng-jie, TAN Yun-lan, XU Kai-sheng. Image Description Based on Multi-Stage Joint Optimization of Google LeNet[J]. Journal of Jinggangshan University (Natural Science Edition), 2016, 37(5): 47—57.
- [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 Rui-ze. Trademark Retrieval Algorithms Based on SIFT and Color Correlation[J]. Packaging Engineering, 2018, 39(23): 200—208.