

基于双级特征提取与度量的图像检索算法

白鑫^{1,2}, 卫琳²

(1. 郑州升达经贸管理学院 信息工程系, 郑州 451191; 2. 郑州大学 软件与应用科技学院, 郑州 450002)

摘要: **目的** 针对单一低层特征在语义属性中的信息易丢失, 导致其对图像描述能力不强, 使其检索精度不佳的问题, 结合颜色矩 (CM)、角径向变换描述符 (ART) 和边缘直方图 (EH) 等 3 种特征, 定义一种双级特征提取与度量的图像检索方案。**方法** 首先, 将图像转换为 HSV 色彩空间, 并将其分割为若干个非重叠子图像, 通过计算每个子图像的均值、标准差和偏斜度来表征 CM; 再利用 Euclidean 距离, 对查询图像和数据库图像的 CM 进行提取与度量, 将输出的检索结果标记为一个图像集。随后, 提取查询图像与图像集中每个目标的 ART 和 EH 特征; 利用 Euclidean 距离分别度量查询图像与图像集中目标的 ART 与 EH 的相似性; 最后, 对 ART 与 EH 的加权组合, 输出相似性最高的检索图像。**结果** 实验表明, 与当前常见的检索算法比较, 文中算法具有更高的检索精度, 表现出更优异的 Precision-Recall 曲线。**结论** 所提算法具有良好的检索准确度, 在信息处理、包装商标等领域具有一定的参考价值。

关键词: 图像检索; 颜色矩; 角径向变换; 边缘直方图; Euclidean 距离

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2018)21-0198-08

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2018.21.035

Image Retrieval Algorithm Based Double Stage Feature Extraction and Metric

BAI Xin^{1,2}, WEI Lin²

(1. Department of Information Engineering, Shengda Trade Economics & Management college of Zhengzhou, Zhengzhou 451191, China; 2. School of Software and Applied Science and Technology, Zhengzhou University, Zhengzhou 450002, China)

ABSTRACT: Aiming at the problem of information loss in semantic attribute of single low-level feature, the ability of autonomous learning is weak, which leads to poor image expression, three characteristics of Color Moment (CM), Angular Radial Transform (ART) and Edge Histogram (EH) were combined, an image retrieval scheme based on two stage feature extraction and metric was defined. Firstly, the image was transformed into HSV color space and divided into several non-overlapping sub-images. The mean, standard deviation and skewness of each sub image were calculated as CM representation. Secondly, Euclidean distance was used to extract and measure the CM of query image and database image, and output of query was marked as an image set. The ART and EH features of the query image and the image set obtained in the K results were extracted, and then the similarity between the ART and EH of the query image and the first stage image was respectively measured with Euclidean distance. By weighted combination of ART and EH, retrieval images with the highest similarity were output. Experiments showed that: compared with the current retrieval algorithms, the proposed algorithm had excellent precision of retrieval recall and superior Precision-Recall curve. This proposed algorithm has good retrieval accuracy, which has certain reference value in the fields of information processing and packaging trademark.

KEY WORDS: image retrieval; color moment; angular radial transform; edge histogram; Euclidean distance

收稿日期: 2018-01-07

基金项目: 国家自然科学基金 (60673174); 河南省科技攻关项目 (162102210121)

作者简介: 白鑫 (1980—), 女, 硕士, 郑州升达经贸管理学院副教授, 主要研究方向为图像信息处理、计算机应用。

基于内容的图像检索 (CBIR) [1-2] 技术结合了低层和高层的优点, 利用视觉特征相似性进行检索。由于 CBIR 缺少主动学习能力, 对图像内容表达力不强, 存在语义鸿沟问题, 因此单一的特征难以有效适用于复杂的图像集 [3]。

近些年来, 基于 CBIR 的研究大多数只在不同的视觉特征中使用单一的特征。如 HUANG 等 [4] 设计了一种利用颜色与纹理的图像检索技术, 其利用 CM 作为颜色特征并通过 Gabor 滤波器来捕捉纹理特征, 最后将相似结果结合起来完成图像检索。严宇等 [5] 设计了颜色与纹理混合描述符图像检索方案, 其利用非均匀量化的 HSV 颜色模型中获取颜色特征, 并构建了 5 种新的纹理特征来表示图像纹理。通过提取不同颜色的纹理结构获得新的特征表示。WANG 等 [6] 设计了一种新的基于颜色和纹理信息的图像检索方案。其利用泽尼克色度分布矩捕捉彩色内容, Contourlet 域获取纹理特征。

由于图像通常含有多种特征和不同的内容。对于一幅图像而言, 颜色、纹理以及形状是一幅图像的三大基本特征。其中, 颜色是图像中最具表现力和最显著的视觉特征之一, 将其用于图像检索, 能够改善检索精度 [7]; 纹理是另一个重要的视觉特征, 它能够区分不同的对象而不需要任何其他信息, 并且描述了目标中区域的结构, 当前, 将纹理特征 [8] 用于图像检索的方法有灰度共生矩阵, Markov 随机场, Gabor 小波; 形状描述符 [9] 可以分为基于轮廓描述符与区域描述符, 轮廓描述符是从外部边界提取特征, 区域描述符是从整个区域提取特征, 典型的基于形状特征的检索技术有泽尼克矩 (ZMS)、角径向变换 (ART)、几何矩等。

利用其中 1 种或者 2 种均难以充分描述图像的特征, 使其检索精度不理想。对此, 文中结合于形状、纹理和颜色特征 3 种视觉特征, 设计一个结合 3 种视觉特征的双级结构的图像检索方案, 通过不同特征的互补性, 提高图像特征的表达力, 以提高检索精度。该方案在第 1 阶段利用颜色特征进行过滤; 在第 2 阶段通过使用形状与纹理特征进行细分, 称之为双级结构。在第 1 阶段提取颜色特征时, 引入 CM 作为颜色特征。在第 2 阶段中, 引入了 ED 作为纹理特征与 ART 作为形状特征, 提取第 1 阶段返回的图像的纹理与形状特征。并对 ART 与 EH 的加权组合, 输出相似性最高的检索图像。最后, 测试了所提算法的检索性能。

1 特征描述符

1.1 颜色矩

基于彩色图像全局分布的彩色索引方法是众多

研究者和研究者共同关注的课题。其中最广泛使用的技术是颜色直方图, 颜色相干矢量与 CM, 但是颜色直方图、颜色相干矢量不能有效捕捉颜色区域的空间关系, 因此, 在文中, 采用 CM 技术。因为 CM 能更健壮地描述彩色图像, 与其他复杂的方法相比, 其效率更高 [10]。

对于彩色图像, RGB 是一种最常见的模型。RGB 并不是唯一的颜色模型, 其不能根据人类的理解来有效描述颜色。HSV 是一种与人类感知更相关的颜色模型, 因此, 将图像从 RGB 转换到 HSV 模型, 并检索每个组件的原始矩。为了提高 CM 技术的辨别力, 将图像水平划分为 3 个非重叠区域, 对于每个区域, 提取每个颜色通道的 3 个成分, 生成了一组 27 个浮点的描述符, 将图像分割成子图像并计算 CM。

通过计算颜色的均值、标准差与偏斜度作为图像的描述符 [11]。分别表示为:

$$E_{r,j} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{i,j}, \quad j = H, S, V \quad (1)$$

$$\sigma_{r,j} = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (I_{i,j} - E_{r,j})^2 \right)^{\frac{1}{2}}, \quad j = H, S, V \quad (2)$$

$$S_{r,j} = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (I_{i,j} - E_{r,j})^3 \right)^{\frac{1}{3}}, \quad j = H, S, V \quad (3)$$

式中: $I_{i,j}$ 为第 i 个图像块中的第 j 个色彩通道的强度; N 为每个区域中的像素数量。对此, CM 的描述符大小计算为:

$$\text{size}(F_{\text{CM}}) = r \times n_c \times n_{\text{CM}} \quad (4)$$

其中, 特征向量 F_{CM} 表示为:

$$F_{\text{CM}} = \begin{bmatrix} E_{1,H} & E_{1,S} & E_{1,V} \\ Q_{1,H} & Q_{1,S} & Q_{1,V} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ E_{r,H} & E_{r,S} & E_{r,V} \\ Q_{r,H} & Q_{r,S} & Q_{r,V} \\ S_{r,H} & S_{r,S} & S_{r,V} \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中: n_c 为色彩通道的数量; n_{CM} 为 CM 的数量。为了提高检索精度, 分别测量每个颜色通道的原始矩。对此, 将图像分割为包含 16 个 25×25 大小的非重叠子块, 从每个子图像中提取每个颜色通道的原始矩, 获得 48×3 浮点的描述符。

1.2 边缘直方图

纹理是图像的一个重要视觉特征, 边缘分布是一个很好的纹理特征, 即使在底层纹理不均匀的情况下, 图像匹配也有效 [12]。边缘直方图描述符 (EH) 是一种捕捉图像纹理特征的广泛使用的统计技术, 通过将整个图像分割成 16 个大小为 4×4 非重叠子图像得到, 见图 1。

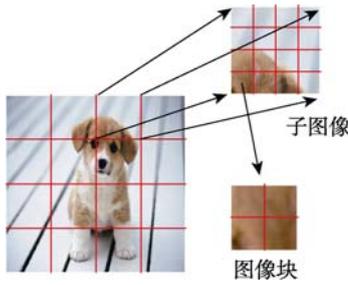


图1 子图像与图像块
Fig.1 Sub image and image block

在EH中,边缘分为5种类型:垂直、水平、45°与135°对角线以及一个非定向边缘。如果图像块没有方向性,则它被视为非定向边缘。此外,当从图像块中提取边缘时,计算每个子图像中的总边缘数目。由于有5种不同类型的边缘,对于每个子图像,存在5个直方图。由于每个子图像是4×4像素,每个图像的总直方图为16×5=80。为了获得上述直方图,对于每个子图像,将其分大小为2×2的4块,并通过使用图2所示的2×2滤波器计算每个子图像的相应边缘强度值。如果边缘的强度值超过给定的阈值,则相应的图像块被认为是边缘块。

1	-1	1	1	√2	0	0	√2	2	-2
1	-1	-1	-1	0	-√2	-√2	0	-2	2
a 水平		b 竖直		c 45°		d 135°		e 非定向	

图2 边缘检测滤波器
Fig.2 Edge detection filter

1.3 角径向变换

角径向变换(ART)是一种基于矩的图像描述方法,该描述符有许多良好的特性,如紧凑的尺寸、对噪声和缩放的鲁棒性、旋转不变性以及复杂对象较强的描述能力^[13]。它的另一个重要的特点是体积小、速度快,可加快图像检索速度。ART是极坐标上基于复数正交正弦基函数在单位圆上定义的复正交变换^[14]。ART系数 F_{nm} 定义为:

$$F_{nm} = \int_0^{2\pi} \int_0^1 V_{n,m}^*(r, \theta) f(r, \theta) r dr d\theta \quad (6)$$

式中: $f(r, \theta)$ 为极坐标中的图像函数; $V_{n,m}^*(r, \theta)$ 为ART基函数,其是沿角方向和径向可分离的复共轭,表示为:

$$V_{n,m}^*(r, \theta) = R_n(r) A_m(\theta) \quad (7)$$

其中, $A_m(\theta)$ 与 $R_n(r)$ 分别表示为:

$$A_m(\theta) = \frac{1}{2\pi} e^{jm\theta} \quad (8)$$

$$R_n(r) = \begin{cases} 1 & n = 0 \\ 2 \cos(\pi nr) & n > 0 \end{cases} \quad (9)$$

式中: n, m 分别为ART的秩序和重复次数。对于一个大小为 $N \times N$ 的离散图像 $f(x, y)$,ART可通过式(10)近似计算:

$$F_{nm} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} f(x_i, y_j) V_{n,m}^*(x_i, y_j) \Delta x_i \Delta y_j \quad (10)$$

式中: x_i, y_i 为单位圆上的坐标,表示为:

$$x_i = \frac{2i+1-N}{D}, y_j = \frac{2j+1-N}{D} \quad (11)$$

式中: $i, j = 0, 1 \dots N-1$ 。研究表明,外部圆的ART效果优于内圆^[14],采用外部圆进行计算。通过使用顺序($n < 3, m < 12$)的ART系数,给出一个包含36个元素的特征向量。是通过使用ART系数的大小来实现了旋转不变性。ART的形状描述符定义为:

$$F_{ART} = (F_{0,0}, F_{0,1} \dots F_{0,11}, F_{1,0}, F_{1,1} \dots F_{1,12}, F_{2,0}, F_{2,1} \dots F_{2,11}) \quad (12)$$

2 文中图像检索算法设计

在文中,定义了一种双级结构的图像检索技术,其过程见图3。首先根据包含许多有用属性的CM特征向量对图像进行粗分类,因为CM是图像中最具表现力和最显著的视觉特征,所以通过CM可以快速有效地进行初步判别,得到与查询图像相似的结果,因此,在第1阶段,只使用CM特征来进行图像的初步检索。其次,为了进一步提高检索精度,针对某些颜色相似但形状或纹理不同的图像,对第1阶段得到的粗检索结果引入ART和EH特征提取与相似度量,通过ART和EH特征进行再次检索,利用ART和EH良好的鲁棒性、旋转不变性以及复杂纹理的较强的描述能力,过滤色彩相似的图像,对目标图像进行精确检索。

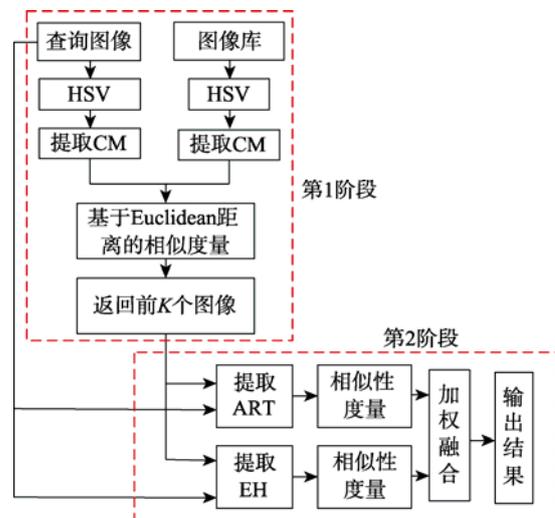


图3 文中算法的检索过程
Fig.3 Retrieval process of algorithm in this paper

文中算法主要分为2个阶段,具体步骤描述如下。

第 1 阶段：提取 CM 特征，输出相似图像。

1) 查询和数据库图像大小调整为 100×100 像素。

2) 将图像从 RGB 空间转换到 HSV 色彩空间，转换方程如下：

$$H \leftarrow \begin{cases} 60(G-B)/(V-\min(R,G,B)) & V=R \\ 120+60(B-R)/(V-\min(R,G,B)) & V=G \\ 240+60(G-B)/(V-\min(R,G,B)) & V=B \end{cases} \quad (13)$$

$$S \leftarrow \begin{cases} \frac{V-\min(R,G,B)}{V} & V \neq 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

$$V \leftarrow \max(R,G,B) \quad (15)$$

3) 将图像（查询和数据库）用 H, S, V 3 个颜色通道表示，然后将每个通道分为若干个子图像。在所提算法中，将每个 HSV 组件分为 16 个非重叠的区域。

4) 计算每个子图像的均值、标准差与偏斜度。然后根据式 (5) 生成一个具有 48×3 个特征的描述符 F_{CM} 。

5) 利用 Euclidean 距离，将查询图像与数据库图像的颜色特征进行相似度量^[15]。

6) 检索到最相似的 K 个图像，并将此阶段的输出用作下一阶段的数据集。

第 2 阶段：在这个阶段，利用 ART 和 EH 描述符提取查询图像与第 1 阶段得到的图像集的形状和纹理。由于 ART 可提取全局形状信息，EH 可提取非重叠子图像的局部纹理信息，因此，这 2 种特征是相辅相成的，具有互补性。具体步骤如下所述。

1) 通过式 (12)，分别计算数据库图像与查询图像的 ART 特征向量，通过将其调整为 100×100 大小并将其转换为灰度模式。

2) 通过 Euclidean 距离来测量查询图像的 F_{ART} 与数据库图像的相似性。

3) 依据 1.2 节过程，提取查询图像与第 1 阶段产生的数据库图像的 EH 特征向量。

4) 再次通过 Euclidean 距离测量查询图像和数据库图像的 F_{EH} 间的相似性。

5) 根据步骤 2) — 4) 获得的 ART 与 EH 的相似性，利用一定的权重进行组合。在提出的框架中，通过 ART 和 EH 特征距离自适应计算权重。ART 能较好捕捉全局的细节，EH 描述符对捕捉局部边缘细节效果良好。

通过基于 L2 范数分别计算查询图像与数据集中 ART 特征和 EH 特征之间的距离，表示为：

$$D_{ART}(F_{ART}^Q, F_{ART}^T) = \sqrt{\sum_{i=1}^{36} (F_{ART}^Q - F_{ART}^T)^2} \quad (16)$$

$$D_{EH}(F_{EH}^Q, F_{EH}^T) = \sqrt{\sum_{i=1}^{80} (F_{EH}^Q - F_{EH}^T)^2} \quad (17)$$

在计算 ART 和 EH 的特征相似距离后，得到的结果可能处于不同的范围，有的非常高，有的可能非

常小。由此，通过归一化方法，以使所有的纹理和形状特征距离处于同一范围内。对于 ART 和 EH 的特征向量的距离 D_{ART} , D_{EH} ，通过归一化计算，表示为：

$$D_{ART}^n = \frac{D_{ART} - \min\{D_{ART}\}}{\max\{D_{ART}\} - \min\{D_{ART}\}}, \forall T, Q \quad (18)$$

$$D_{EH}^n = \frac{D_{EH} - \min\{D_{EH}\}}{\max\{D_{EH}\} - \min\{D_{EH}\}}, \forall T, Q \quad (19)$$

式中： \min , \max 为特征向量 A 的最小值与最大值。最后，通过不同权重对 D_{ART} , D_{EH} 进行组合计算：

$$D_{ART+EH} = w_4 D_{ART}^n + w_5 D_{EH}^n \quad (20)$$

式中：在 D_{ART}^n 为 ART 特征之间的归一化距离； D_{EH}^n 为 EH 特征之间的归一化距离； w_4 , w_5 为权重因子，表示为：

$$w_4 = \frac{P_{ART}}{P_{ART} + P_{EH}}, w_5 = \frac{P_{EH}}{P_{ART} + P_{EH}} \quad (21)$$

式中： P_{EHD} 和 P_{ART} 为 EH 和 ART 描述符的平均精度。

图像相似性通常是通过评估图像特征集间的距离，相似性越高，距离越短，并且度量的选择依赖于特征向量的类型。为了测量查询图像 Q 与训练图像 T 之间的距离，通过采用 Euclidean 距离进行 CM 度量。利用一种加权颜色通道方案，经过多次实验后，给每个颜色通道的 CM 距离赋予不同的权重。最后确定饱和度对 HSV 色彩空间的影响最大，因此，赋予 S 分量更多的权重。例 w_2 的值高于 w_1 , w_3 ，因此，CM 相似性度量定义为：

$$D_{COL}(F_{COL}^Q, F_{COL}^T) = w_1 d^H + w_2 d^S + w_3 d^V \quad (22)$$

$$\begin{cases} w_1 = 0.20 \\ w_2 = 0.60 \\ w_3 = 0.20 \end{cases}, d^j = \sum_{i=1}^r (\sqrt{(E_{ij}^Q - E_{ij}^T)^2} + \sqrt{(Z_{ij}^Q - Z_{ij}^T)^2} + \sqrt{(S_{ij}^Q - S_{ij}^T)^2}), j = H, S, V \quad (23)$$

式中： F_{COL}^Q 为查询图像的颜色特征向量； F_{COL}^T 为数据库图像的颜色特征向量； R 为图像区域； E_{ij}^Q , E_{ij}^T 为查询和数据库图像强度的区域均值； Z_{ij}^Q , Z_{ij}^T , S_{ij}^Q , S_{ij}^T 分别为查询和数据库图像区域的标准差和强度偏差； d^H , d^S 和 d^V 为不同通道测量的距离，由于 RGB 到 HSV 模型转换时已经正则化，因此， d^H , d^S 和 d^V 的值介于 0 和 1 之间。

3 实验与分析

为验证提出算法的有效性，在 Corel-1K 数据集进行测试。Corel-1K 由 10 种图像组成^[16]：非洲、海滩、建筑、公共汽车、恐龙、花、小汽车、马、山川与食物，共 1000 幅，见图 4。测试环境为：Intel i5 4 核 CPU，3.50 GHz，8 GB RAM，64 位 WIN8 系统。

借助 Matlab2010 进行仿真分析。为显示算法的先进性,选取文献[7]、文献[8]、文献[9]作为对照。测试过程中的参数设置如下: $K=12$, 阈值 $\tau=11$, $w_1=0.20$, $w_2=0.60$, $w_3=0.20$, $w_4=0.56$, $w_5=0.44$ 。



图4 Corel-1K 图像示例
Fig.4 Example of Corel-1K image

3.1 评价指标

为衡量算法的检索性能的优劣,选择常用的评价指标:查准率(Precision)和召回率(Recall),其反应了算法的“过滤能力”,即使相关图像“通过”,“阻止”无关图像。其中,Precision和Recall分别定义如下^[17]:

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (24)$$

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_N} \quad (25)$$

式中: T_p 为返回的相关图像; F_p 为返回的无相关图像; F_N 为误检的相关图像。

算法精度 A_C 定义如下:

$$A_C = \frac{T_p + T_N}{T_p + F_p + T_N + T_N} \quad (26)$$

式中: T_N 为漏检的相关图像。

利用 Precision 和 Recall,可对每一次测试进行检索性能评估。每进行一次检索,都统计 Precision 和 Recall,将每次结果在坐标中标记。通过多次的检索实验,就可以得到算法的 $P-R$ 曲线。

3.2 实验结果

在相同的环境中,利用提出的算法与对照组算法在 Corel-1K 中测验,给定一幅查询图像,通过算法返回前 12 幅作为实验结果。其中,查询图像见图 5,文献[7—9]以及文中算法返回的结果见图 6—9。依据图 6—9 中实验结果得知,文中算法返回的结果中与输入的查询图像相似度最高,得到的 12 幅图像中都具有“公共汽车”主体目标,且颜色、形状均较接近查询图像。图 6 中出现了 2 幅与查询图像不相关图像(“建筑物”与“小汽车”)图 7 中返回的结果中也存在了无相关图像(“建筑物”与“货车”)。图 8 中得到的结果中存在 1 幅无相关图像(“建筑物”)。从返回结果中得出,提出的算法检索性能优于这 3 种算法,主要原因是提出的方案中采用了双级特征提取与度量,结合了颜色矩、角径向变换描述符和边缘直方图多种低层特征的互补信息,首先通过 CM 进行相似度量,完成粗检索,输出相似度最高的前 12 幅图像作为第 2 阶段的训练集,然后分别利用 ART 与 EH 特征进行相似度量,再将二者进行加权结合,完成相似度量,输出最后的结果。文献[7]、文献[8]、文献[9]中只采用了颜色、纹理与形状特征中的其中 2 个进行相似度量,对图像的描述能力不足,难以充分利用图像中的特征。此外,对照组算法只进行了一次相似度量,检测性能不稳定。

通过在 Corel-1K 多次检索测试,得到了系统的 $P-R$ 曲线图,见图 10。从 $P-R$ 图中看出,提出算法的性能最优。随着 Recall 值增加,Precision 值不断降低,但是文中算法下降的幅度最缓慢。当 Recall 值 ≤ 0.2 时,4 种算法的 Precision 具有较高的值,当 Recall 值超过 0.5 时,3 种对照算法的 Precision 下降较快,说明提出算法具有良好的检索性能,鲁棒性强。主要是文中综合了颜色、纹理与形状 3 种特征的互补性,能够有效描述图像特征,且通过 2 个阶段进行相似度量,进一步提高到了检索性能。测试不同返回图像数量下算法的精度结果见图 11。从图 11 中看出,当返



图5 查询图像
Fig.5 Image query



图 6 文献[7]结果
Fig.6 Results of literature [7]



图 7 文献[8]结果
Fig.7 Results of literature [8]



图 8 文献[9]结果
Fig.8 Results of literature [9]



图 9 文中算法结果
Fig.9 Results of algorithm proposed in this paper

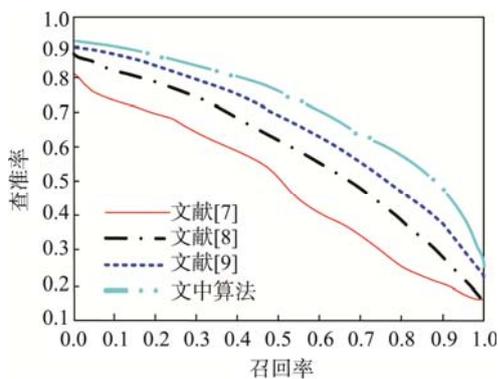


图 10 P-R 曲线
Fig.10 P-R curve

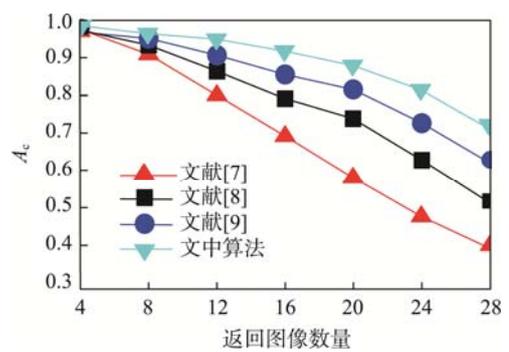


图 11 算法精度测试结果
Fig.11 Results of algorithm accuracy test

回图像数量较少时,检索精度较高,当返回数量超过12时,文中算法仍具有较高的 A_c 值,而其他3种算法的 A_c 下降较快,表明文中方案检索精度较优异。

为进一步反映算法性能,对检索效率进行测量。在Corel-1K数据库中计算返回图像数量 $k=10$ 的运算时间见表1。从表1得知,文献[8]的检索效率最高,其时耗仅为3.32 s,文献[9]的时耗为4.16 s;文中算法的检索耗时间为4.64 s,与文献[7]的检索效率较为接近,其耗时为4.56 s。主要原因是文献[8]只是利用了颜色直方图与纹理特征,利用LBP算子来快速提取相应的特征量,使其复杂度最低。文献[9]则是联合纹理与形状特征来完成检索,虽然也是采用了2个图像特征,但是由于其需要遍历所有图像的像素点来获取其形状特征,使其效率要低于文献[8]。文献[7]则是利用全局颜色直方图与最大颜色块来完成图像检索,此技术属于块检索技术,在寻找最大颜色子块时,需要重复遍历图像,相当于2次特征重复提取,使其时耗较高。所提算法虽然使用了颜色矩、边缘直方图以及角径向变换等3个特征量来完成图像的精确检索,但是边缘直方图与角径向变换的特征维数较低,在一定程度改善了所提技术的检索效率。

表1 算法时间
Tab.1 Algorithm time

检索算法	算法时间/s
	$k=10$
文献[7]	4.56
文献[8]	3.32
文献[9]	4.16
文中算法	4.64

综上所述,虽然文中检索技术采用了颜色矩、边缘直方图以及角径向变换等3个特征量来完成图像检索,在一定程度上增加了算法的复杂度,使其检索时间较高,但是,这3个特征能够互补,显著增强算法对图像的描述能力,从而使其检索精度较为理想。

4 结语

为了进一步提高检索性能,通过一种结合于颜色、纹理与形状的3种视觉特征,利用不同特征的互补性,设计了一种新图像检索方案。该方案是基于人类感知和识别过程,由于人类最初通过颜色感知物体,后来试图利用形状和纹理来感知物体,提出的方案通过在2个不同阶段检索相关图像来模仿识别现象。因为颜色属性比纹理与形状更直观,所以,在第1阶段利用颜色特征进行过滤;在第2阶段通过使用形状与纹理特征进行细分,称之为双级结构。在第1阶段中,引入CM颜色特征,返回前 K 个相似图像。

在第2阶段中,引入了ED纹理特征与ART形状特征,分别进行相似度量并进行加权优化,输出检索结果。通过实验表明,提出的算法具有良好的检索精度与效率。

参考文献:

- [1] 孔超,张化祥,刘丽.基于兴趣区域特征融合的半监督图像检索算法[J].山东大学学报(工学版),2014,44(3):22—28.
KONG Chao, ZHANG Hua-xiang, LIU Li. A Semi-Supervised Image Retrieval Algorithm Based on Feature Fusion of the Region of Interest[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2014, 44(3): 22—28.
- [2] PALLIKONDA S S. Content Based Image Retrieval Based on Different Global and Local Color Histogram Methods[J]. Journal of The Institution of Engineers, 2017, 98(1): 129—135.
- [3] 王小龙,沈新宁,杜建洪.一种基于区域综合特征的图像检索算法[J].计算机工程,2014,40(11):229—232.
WANG Xiao-long, SHEN Xin-ning, DU Jian-hong. An Image Retrieval Algorithm Based on Region Integrating Features[J]. Computer Engineering, 2014, 40(11): 229—232.
- [4] HUANG Zhi-chun. Content-based Image Retrieval Using Color Moment and Gabor Texture Feature[J]. Machine Learning and Cybernetics, 2014, 35(8): 719—724.
- [5] 严宇,宋威.颜色和纹理混合描述符图像检索方法[J].计算机科学与探索,2016,18(6):1—9.
YAN Yu, SONG Wei. Image Retrieval Based on Color and Texture Hybrid Descriptor[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2016, 18(6): 1—9.
- [6] WANG Xiang-yang, YANG Hong-ying, LI Dong-ming. A New Content-Based Image Retrieval Technique Using Color and Texture Information[J]. Computers & Electrical Engineering, 2013, 39(3): 746—761.
- [7] 孙延维,雷建军,苏丹.综合颜色块的直方图图像检索算法[J].华中师范大学学报(自然科学版),2015,49(2):201—205.
SUN Yan-wei, LEI Jian-jun, SU Dan. Histogram Image Retrieval Integrated with Color Lump[J]. Journal of Central China Normal University (Natural Science Edition), 2015, 49(2): 201—205.
- [8] LIU Pei-zhong, GUO Jing-ming, KOSIN C T. Fusion of Color Histogram and LBP-Based Features for Texture Image Retrieval and Classification[J]. Information Sciences, 2017, 390(18): 95—106.
- [9] LU Zong-guang, YANG Jing, LIU Qing-shan. Face Image Retrieval Based on Shape and Texture Feature Fusion[J]. Computational Visual Media, 2017, 4(3): 359—368.

- [10] 张少博, 全书海, 石英. 基于颜色矩的图像检索算法研究[J]. 计算机工程, 2014, 40(6): 252—255.
ZHANG Shao-bo, QUAN Shu-hai, SHI Ying. Study on Image Retrieval Algorithm Based on Color Moment[J]. Computer Engineering, 2014, 40(6): 252—255.
- [11] SINGH S M. Content-based Image Retrieval Using Color Moment and Gabor Texture Feature[J]. IJCSI International Journal of Computer Science, 2014, 9(1): 299—309.
- [12] JOYCE M S, EDLENO S M. Color and Texture Applied to A Signature-Based bag of Visual Words Method for Image Retrieval[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(15): 16855—16872.
- [13] KHATABI A, TMIRI A. Quaternion Angular Radial Transform and Properties Transformation for Color-Based Object Recognition[J]. Pattern Recognition and Image Analysis, 2016, 26(4): 705—713.
- [14] SINGH C D. An Effective Image Retrieval Using the Fusion of Global and Local Transforms Based Features[J]. Optics & Laser Technology, 2015, 44(6): 2249—2259.
- [15] DMITRIY D, LEE H L, GIORGIO O. The Euclidean Distance Degree of Orthogonally Invariant Matrix Varieties[J]. Israel Journal of Mathematics, 2017, 21(1): 291—316.
- [16] 张玉兵, 宋威. 基于局部对角色差描述符的图像检索方法[J]. 计算机工程, 2016, 42(12): 248—253.
ZHANG Yu-bing, SONG Wei. Image Retrieval Method Based on Local Diagonal Color Difference Descriptor[J]. Computer Engineering, 2016, 42(2): 248—253.
- [17] 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.