

基于颜色基元共生矩阵的旋转图像检索

严 宇, 宋 威, 朱华东

(江南大学 物联网工程学院, 江苏 无锡 214122)

摘 要: 为提高旋转图像的检索准确率, 引入颜色基元共生矩阵, 提出一种新的旋转图像检索方法。设计 8 种具有旋转不变性的基元结构描述符, 得到基元过渡矩阵(MEM)和基元平均矩阵(MAM)用于描述图像的纹理和颜色特征, 并在 MEM 和 MAM 的基础上, 运用统计学方法获取基元序列和对应颜色值出现的频数, 最终得到 $8 \times 8 \times 72$ 的颜色基元共生矩阵作为原始图像和旋转图像的特征矩阵。选取 Corel 标准图像库进行实验, 结果表明, 与 CMM, M&D, SITF, SED, CDH 等图像检索方法相比, 该方法具有较高的检索准确率。

关键词: 基元; 基元过渡矩阵; 基元平均矩阵; 颜色基元共生矩阵; 旋转不变性

中文引用格式: 严 宇, 宋 威, 朱华东. 基于颜色基元共生矩阵的旋转图像检索[J]. 计算机工程, 2017, 43(5): 217-223.

英文引用格式: Yan Yu, Song Wei, Zhu Huadong. Rotated Image Retrieval Based on Color Motif Co-occurrence Matrix[J]. Computer Engineering, 2017, 43(5): 217-223.

Rotated Image Retrieval Based on Color Motif Co-occurrence Matrix

YAN Yu, SONG Wei, ZHU Huadong

(School of Internet of Things Engineering, University of Jiangnan, Wuxi, Jiangsu 214122, China)

[Abstract] In order to increase the retrieval accuracy of the rotated image, this paper proposes a novel rotated image retrieval method by introducing Color Motif Co-occurrence Matrix (CMCM). It designs eight kinds of rotation invariant motifs and gets Motif Excessive Matrix (MEM) and Motif Average Matrix (MAM) to depict the color and texture features of image. Based on MEM and MAM, it uses statistical methods to obtain motif sequence and the occurrence frequency of corresponding color value, and gets an $8 \times 8 \times 72$ CMCM as the characteristic matrix of the original image and rotated image. The experiments are carried out on the standard Corel image dataset, and the results show that the proposed method has higher retrieval accuracy compared with CMM, M&D, SITF, SED and CDH method.

[Key words] motif; Motif Excessive Matrix (MEM); Motif Average Matrix (MAM); Color Motif Co-occurrence Matrix (CMCM); rotation invariance

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2017.05.035

0 概述

随着经济和科技的飞速发展, 互联网应用以及多媒体技术在各个领域扮演着越来越重要的角色, 例如医学图像、数字博物馆、卫星遥感图像、公安系统、商标版权等, 对人们的生活方式和 社会发展产生了重要的影响。因此, 如何从数以万计的图像库中快速准确地找到所需图片, 特别是针对一些特殊的旋转图片, 已成为当前热门的研究课题, 这就需要一种准确且快速的图像检索技术。

基于文本的图像检索技术^[1]通过手动添加文本注释运用于图像检索中。然而, 随着该技术的广泛

运用, 一些不足也随之显现出来。例如, 完全依赖于人工对图像进行标注, 这无疑是一个耗时耗力的工作, 并且由于人的主观意识不同, 不同的人可能有不同的看法, 这就不能避免主观偏差, 目前难以找到标注文本的统一标准。此外, 图像本身所固有的底层特征往往无法通过具体的关键字进行标注, 而且每个人对于图像关键字的理解往往都有自己的见解。伴随着大规模数字图像库的出现, 上述问题成为图片检索过程中的难点, 仅通过基于文本的图像检索方法来描述和检索图像, 需要花费大量的时间和劳动力, 极大地降低了处理效率。

20 世纪 90 年代以来, 基于内容的图像检索

基金项目: 教育部中央高校自主科研计划重点项目 (JUSRP1635B)。

作者简介: 严 宇 (1991—), 女, 硕士研究生, 主研方向为图像检索、数据挖掘、模式识别; 宋 威, 副教授、博士; 朱华东, 硕士研究生。

收稿日期: 2016-03-09 **修回日期:** 2016-05-24 **E-mail:** 18762672458@163.com

(Content Based Image Retrieval, CBIR)^[2] 成为图像信息检索技术领域的一个热门话题。它根据图像本身的特征(颜色^[3-4]、纹理^[5-7]、形状^[8-9]等)建立索引,通过提取图片的特征向量并计算它们之间的相似度来找出匹配的图片,通过图像之间相似度的匹配,对相似度度量的数值进行一定的排序,最后列出前几十张最相似的图片。CBIR 具有较好的实用性及客观性。

文献[10]提出了一种基于优化后的尺度不变特征转换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)图像检算法,采用高斯核自适应的方法来构建金字塔影像,对于图像的局部位置、尺度、旋转不变量进行特征提取。该算法具有尺度、平移、旋转不变性,但其尺度空间耗时、计算复杂。文献[11]在基元共生矩阵(Motif Co-occurrence Matrix, MCM)^[12]的基础上使用改进的颜色基元共生矩阵(Modified Color MCM, MCMCM)表示图像。上述两者都主要从纹理特征出发通过提出的基元描述符提取图像属性信息,然而,后者过于依赖权值,且对于一些特定的网格在基元提取中存在歧义^[13]。文献[14]提出了颜色差分直方图(Color Difference Histogram, CDH),该方法虽然考虑了图像的颜色以及方向特征,但是未能充分结合图像的纹理空间分布信息。文献[15]提出了一种新颖的结构元素描述符(Structure Elements' Descriptor, SED),将 RGB 颜色空间转换为 HSV 颜色空间,并将颜色空间量化为 72 个 bins,设计了 5 种结构描述符来描述图像的纹理结构。该方法结合了图像的颜色和纹理特征,但因为提取的纹理基元只保留符合条件的像素点,所以容易造成图像信息的失真。

针对上述问题,本文设计 8 种具有旋转不变性 2 × 2 网格的纹理基元结构描述符。首先运用这 8 种纹理基元描述符依次扫描灰度图像矩阵得到基元过渡矩阵(Motif Excessive Matrix, MEM),然后计算出灰度图像的基元平均矩阵(Motif Average Matrix, MAM),最后运用统计学的方法计算基元过渡矩阵中各个纹理基元序列及其对应像素值出现的频数,得到最终的特征矩阵颜色基元共生矩阵。

1 基元结构描述符

1.1 原始的 24 种基元

文献[11-12]对于 2 × 2 像素网格定义了 6 种基元结构,这 6 种基元都是从 2 × 2 网格的左上角开始扫描,扫描顺序遵循像素值变化最小的规则,即最先扫描左上角网格,紧接着扫描与左上角网格的像素差值最小的网格。不同于最先扫描 2 × 2

网格的左上角像素,本文的基元是从 2 × 2 网格中提取出的具有像素值递增特性的空间扫描曲线。针对图 1 所示的 4 个标识,共有 24 种不同的标识组合序列,即存在 24 种基元分类情况,如图 2 所示。



图 1 带有优先级次序的 2 × 2 网格

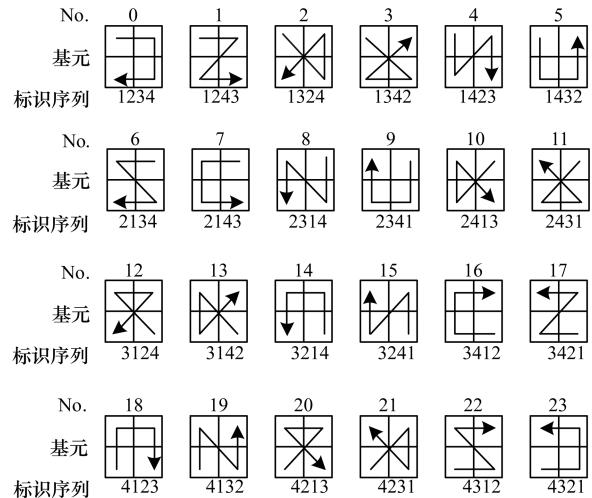


图 2 24 种不同的基元

在 2 × 2 网格中,当像素值相同时,同一个 2 × 2 网格会扫描出 2 种或者多种不同的基元,为了得到唯一的基元,对于网格中每个位置的优先级进行了定义,优先级如图 1 所示,图中标识为 1 的像素具有最高的优先级,标识为 4 的像素具有最低的优先级,因此标识 1 ~ 4 的优先级依次为:1 > 2 > 3 > 4。通过该方法,针对拥有相同像素值的网格,可以提取出唯一的基元,如图 3 所示。在该网格中,标识 1 与标识 3 具有相同的像素值,但是因为标识 1 的优先级高于标识 3 的优先级,所以优先扫描标识 1 而不是标识 3。因此,最终的基于像素值递增规则的基元标识序列是图 3(b)而不是图 3(c)。

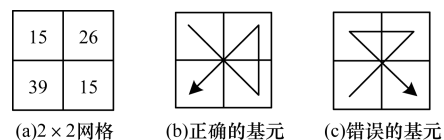


图 3 歧义网格扫描示意图

1.2 改进的 8 种基元

通过优先级定义的 2 × 2 网格,能够唯一获得 24 种纹理基元,但是该 24 种基元无法解决网格旋转(图像旋转)后的问题,观察图 4,图像为原始格式和分别旋转 90°, 180°, 270° 后,会获得 4 种不同的基元。

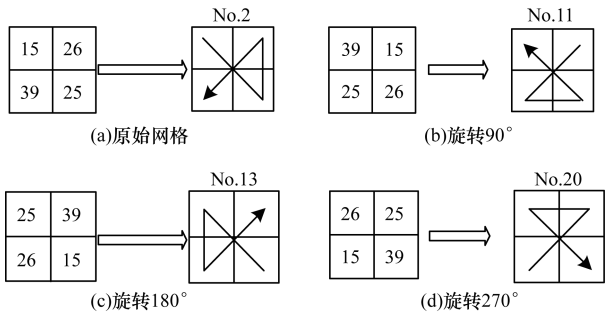


图 4 4 个方向的基元

为解决由于旋转引起的基元的变化, 本文定义一种新的规则, 即在 2×2 的网格中, 保证左上角的标识 1, 2, 4 像素值的和最小, 否则将 2×2 的网格顺时针旋转 90° , 直到标识 1, 2, 4 像素值的和小于等于其他标识组合像素值的和, 算法流程如图 5 所示。

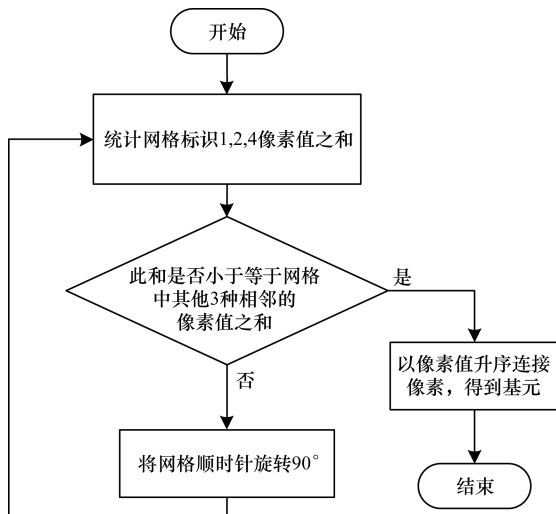


图 5 基元提取流程

遵循图 5 定义的左上三角和最小的基元提取规则, 将原始的 24 种基元缩减到 8 种基元, 如图 6 所示。

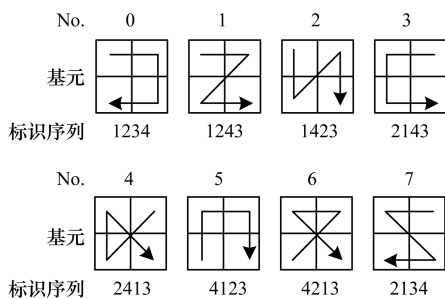


图 6 改进的 8 种基元

图 6 归纳的 8 种基元已经基本可以解决图像旋转的问题, 但是还是存在一些特殊的情况, 会使网络的基元提取存在歧义, 第 1 种如图 7 (a) 所示, 该网格中存在 3 个相等的较大的像素值和一个较小的像素值, 在规定左上三角和最小的提取规则下, 会提取

出 3 种不同基元, 分别为 No. 5, No. 0, No. 7, 为了避免这样的情况, 实验中凡是属于图 7 (a) 所示的情况, 将其定义为第 7 种基元; 第 2 种情况如图 7 (b) 所示, 该网格中存在 2 个相等的较大像素值和 2 个较小的像素值, 在该种情况下, 相等的较大像素值存在相邻或者对角 2 种分布, 对于相邻的分布图 7 (b), 将其归为第 7 种基元, 将对角的分布图 7 (c) 定义为第 6 种基元。通过对于特殊像素网格的归纳, 得到最终的 8 种具有旋转不变性的基元描述符。

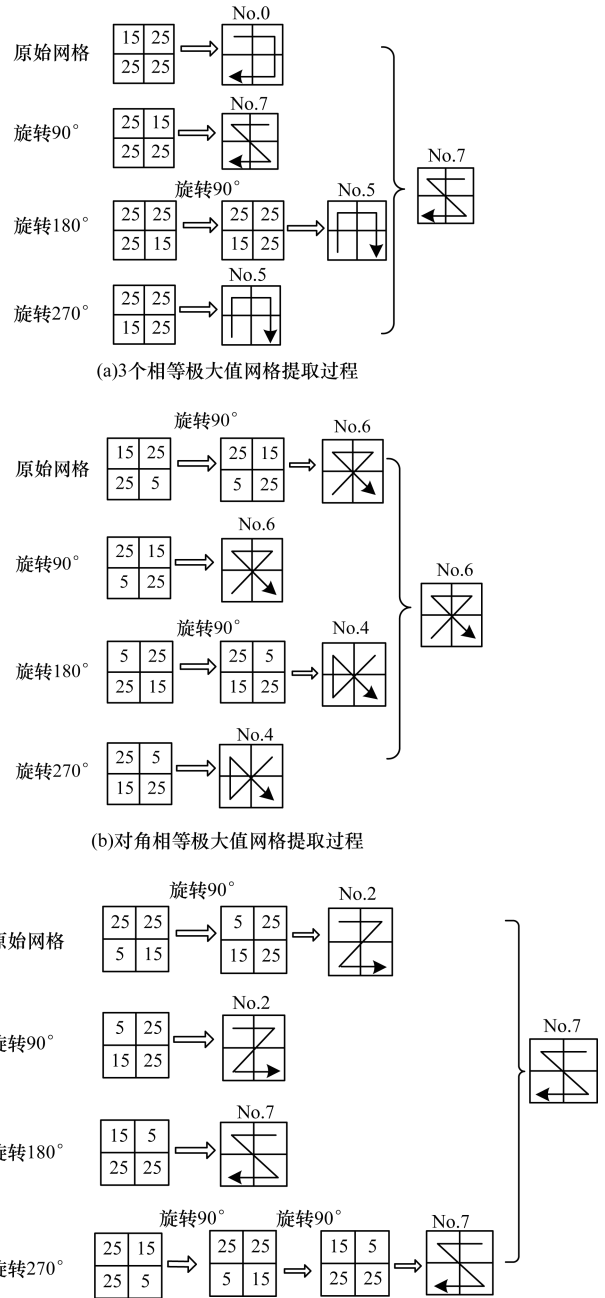


图 7 特殊网格提取过程

本文运用提出的 8 种改进基元, 扫描图 4 中的 2×2 网格, 提取出的基元结果如图 8 所示, 从中分析本

文方法与文献[11-12]方法所提取纹理基元的区别。由图8(a)可以看出,针对原始网格旋转了3个方向的 2×2 网格,本文运用左上三角和最小的规则,仅会提取出同一种基元,而图8(b)中运用CMM^[11]和M&D^[12]的基元设计方法针对旋转了 $90^\circ, 180^\circ$ 及 270° 的 2×2 网格会提取出4种不同的基元。由此可以看出,本文方法能有效解决图像旋转的特征提取问题。

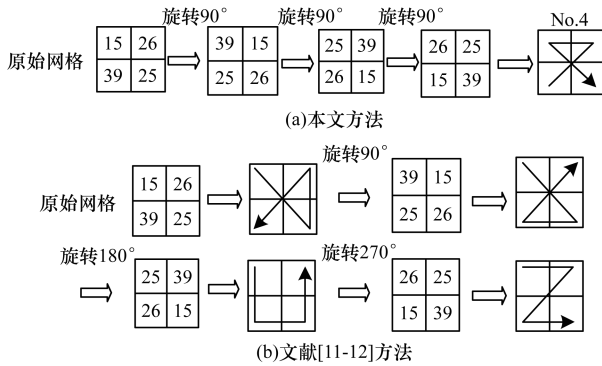


图8 不同基元提取方法的结果对比

2 特征矩阵

2.1 基元过渡矩阵

基元过渡矩阵用来存储原始图像中每个 2×2 网格的基元结构信息,针对 $M \times N$ 的图像矩阵,以从左往右、从上往下的顺序,一次一个步长依次扫描图像矩阵,可以得出基元值为 $0 \sim 7$,大小为 $(M - 1) \times (N - 1)$ 的基元过渡矩阵。本文参考文献[13]的颜色空间的处理方法,将RGB颜色空间转换到HSV颜色空间,并将HSV颜色空间量化为72个bins。将原始图像矩阵转换到基元过渡矩阵的过程如下:

1) 从原始灰度图像矩阵最左上角位置开始,从左往右、从上往下,一次以一个单位步长扫描图像矩阵。

2) 根据左上三角像素值和最小规则,依次提取具有像素值递增特性的 2×2 网格基元。

根据上述过程,对于像素值取值范围为 $0 \sim 71$ 的 8×8 的灰度图像矩阵,依次提取该灰度图像矩阵自身以及其分别旋转 $90^\circ, 180^\circ, 270^\circ$ 的基元过渡矩阵(大小为 7×7),如图9所示。为观察更加直观,将每个基元扫描曲线用图6中对应的基元编号代替。

在图9(a)的最左上角的 2×2 网格中标识 $1 \sim 4$ 的像素值依次为12, 24, 24, 24,该像素网格为图7(a)所示情况,所以,其基元扫描顺序为2134即motif. 7,继续观察图9(a)中的最右下角像素网格,标识 $1 \sim 4$ 的像素值依次为15, 11, 65, 15,为满足标识1, 2, 4像素值和最小原则,需将该 2×2 网格顺时针旋转 270° ,继而得到像素值递增的标识扫描顺序为1243,即motif. 1。

不难发现,当原始图像发生旋转,在对应位置上的基元并没有因为图像的旋转而发生变化。观察图9(c)~图9(f)灰色的网格,随机选择原始图像的第3行,可以发现,旋转 90° 后的倒数第3列、旋转 180° 后的倒数第3行以及旋转 270° 后的第3列,它们的基元序列顺序保持一致。这说明本文提出的8种新基元具有旋转不变性,能够解决图像旋转问题。

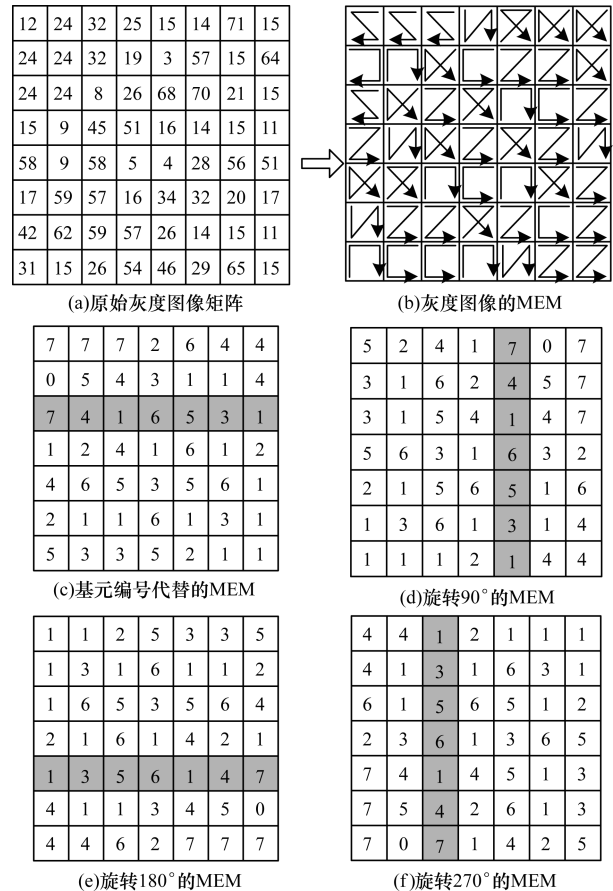


图9 灰度图像矩阵及其基元过渡矩阵

2.2 基元平均矩阵

为更全面地描述图像的特征,本文结合了图像的颜色信息,针对原始的 8×8 灰度图像矩阵,从矩阵(0,0)位置开始,从左往右、从上往下,扫描步长为一个单位间隔,依次求出每个 2×2 的网格的颜色平均值,如图10所示。

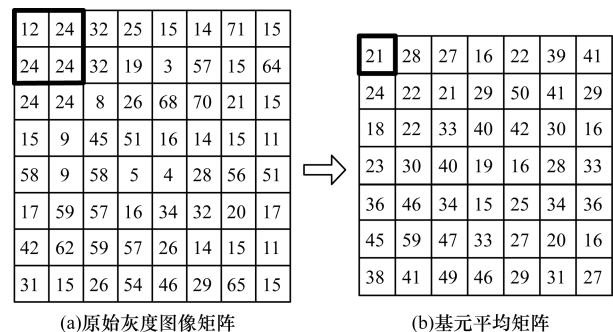


图10 灰度图像矩阵及其基元平均矩阵

图10(a)最左上角的 2×2 网格12,24,24,24的像素平均值为21,向右平移1个单位长度的 2×2 网格中像素24,24,32,32的平均值为28,依次计算出的图10(b)即是原始灰度图像矩阵图10(a)的基元平均矩阵(大小为 7×7)。

2.3 颜色基元共生矩阵

为了描述基元过渡矩阵中8种基元之间的颜色和纹理空间分布关系,本文提出了颜色基元共生矩阵(Color Motif Co-occurrence Matrix, CMCM),不同于灰度共生矩阵,颜色基元共生矩阵描述的是拥有不同颜色值的基元之间的分布情况,是图像颜色基元特征的三阶统计度量,而灰度共生矩阵分析的是图像矩阵中每个灰度值之间的空间关系,是对图像灰度的二阶统计度量。

颜色基元共生矩阵反映的是提取的图像基元关于颜色、方向、相邻间隔、变化幅度的综合信息。通过颜色基元共生矩阵可以分析图像的像素值分布情况、局部模式和排列规则等。由于本文只包含了8种基元结构描述符,因此在一定程度上简化了共生矩阵的规模和计算复杂度。

CMCM中每个元素 $h(i, j, k | d, \theta)$ 描述的是基元过渡矩阵MEM中相隔 d 个单位距离,在角度 θ 方向上出现基元 i 和基元 j 且它们的像素平均值为 k 的点对数,其中 i 和 j 的取值范围为 $[0, 7]$, k 的取值范围为 $[0, 71]$,所以,基元共生矩阵的大小为 $8 \times 8 \times 72$,实验中 d 的取值范围通常为1,2或3, θ 的取值为 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 145^\circ$ 。

颜色基元共生矩阵用于统计各基元的平均像素与对应基元在图像中出现的频数。本文用 $CMCM_{0^\circ}$ 表示矩阵中的元素为 $h(i, j, k | 1, 0^\circ)$, $CMCM_{90^\circ}$ 表示矩阵中的元素为 $h(i, j, k | 1, 90^\circ)$, $CMCM_{0^\circ}$ 计算代码如下:

```

if MEM(m, n) = i && MEM(m, n + 1) = j
    && average(MAM(m, n), MAM(m, n + 1)) = k
else if
    MEM(m, n + 1) = i && MEM(m, n) = j
    && average(MAM(m, n + 1), MAM(m, n)) = k
then CMCM0°(i, j, k) = CMCM0°(i, j, k) + 1
CMCM90°计算代码如下:
if MEM(m + 1, n) = i && MEM(m, n) = j
    && average(MAM(m + 1, n), MAM(m, n)) = k
else if
    MEM(m, n) = i && MEM(m + 1, n) = j
    && average(MAM(m, n), MAM(m + 1, n)) = k
then CMCM90°(i, j, k) = CMCM90°(i, j, k) + 1

```

实验中,将 $CMCM_{0^\circ}$ 和 $CMCM_{90^\circ}$ 矩阵合并,见式(1),得到最终的颜色基元共生矩阵CMCM作为图像的特征矩阵。

$$CMCM(i, j, k) = CMCM_{0^\circ}(i, j, k) + CMCM_{90^\circ}(i, j, k) \quad (1)$$

其中, $i \in [0, 7]$, $j \in [0, 7]$, $k \in [0, 71]$,则CMCM是一张 $8 \times 8 \times 72$ 的三维矩阵,并将该矩阵作为图像最终的特征矩阵。

3 实验结果与分析

3.1 相似度度量

怎样在数量庞大的数据库中找到所需要的图像,需要通过相应的相似度度量算法,度量图像之间的相似性,从而检索出与检索图像相似的图像。对于图像检索,相似度度量是一个非常重要的环节,它直接决定了检索的时间以及检索结果的正确性,本文采用文献[13]采用的相似度评价函数,如式(2)所示。

$$D(Q, F) = \sum_{i=0}^7 \sum_{j=0}^7 \sum_{k=0}^{71} \frac{|q(i, j, k) - f(i, j, k)|}{1 + q(i, j, k) + f(i, j, k)} \quad (2)$$

上式不涉及到元素的平方或者开方运算,一定程度上减少了计算的复杂度,其中,向量 $Q = \{q(i, j, k) | i = 0, 1, \dots, 7, j = 0, 1, \dots, 7, k = 0, 1, \dots, 71\}$ 表示查询图片对应的 $8 \times 8 \times 72$ 的特征向量CMCM,向量 $F = \{f(i, j, k) | i = 0, 1, \dots, 7, j = 0, 1, \dots, 7, k = 0, 1, \dots, 71\}$ 表示图像数据库中所有图像所对应的 $8 \times 8 \times 72$ 的特征向量。由式(2)可以看出, $D(F, Q) \geq 0$,当 $D(F, Q)$ 越接近0表示2张图片相似度越高,反之 $D(F, Q)$ 越大,2张图片差异越大。

3.2 图像数据库

本文采用Corel标准图像数据库^[16-17]对旋转图像检索方法进行测试。Corel标准图像数据库是目前图像检索领域使用最为广泛的数据库,将与本文CMCM进行对比的CDH^[11],CCM^[12],M&D^[13]和SED^[14]方法在各自引文中都采用Corel图像库中进行了检索测试。其中Corel-1k图像库中包含人类、沙滩、建筑、大巴、恐龙、大象、花、马、山、食物共10个类别,每个类别包括100张图像,共1000张图像。Corel-4000图像库中包含了4000张图像,包含Corel-1k标准图像库的原始1000张图像以及每张图像顺时针旋转 $90^\circ, 180^\circ, 270^\circ$ 后的3000张图像,每张图像的尺寸为 256×384 像素或 384×256 像素^[18]。Corel-5k包含日落、汽车、老虎等50类RGB

彩色图像,每类 100 张,图像大小为 128×192 像素或 192×128 像素。

3.3 实验结果

精确度 (Precision) 与召回率 (Recall) 是信息检索领域中使用最为频繁的 2 种评价度量值,本文将 PR 值作为衡量检索系统性能好坏的标准,其中精确度是指检索到的相关图像数与当前检索到的所有图像总数的比例,用于衡量图像检索的查准率。召回率是指检索到的相关图像数与所有与检索图像相关的图像数的比例,用于衡量图像检索的查全率^[13]。

本文在 Corel 标准图像数据库中进行了检索实验。每类图像中随机抽取 10 张图像作为查询图像,因此,针对 Corel-1k 库中的 10 个类共 100 次检索,Corel-5k 库中共 500 次检索,计算每张检索图像在 Recall 值分别为 0.1, 0.2, ..., 1.0 所对应的 Precision,再分别计算 100 次检索的平均 Precision 和 500 次检索的平均 Precision 作为评价指标。将本文提出的 CMCM 方法与 SIFT^[10], MCMCM&DBPSP (简称 M&D)^[11], CCM^[12], CDH^[13] 和 SED^[14] 5 种方法进行 PR 值比较,实验对比结果见图 11 和图 12。

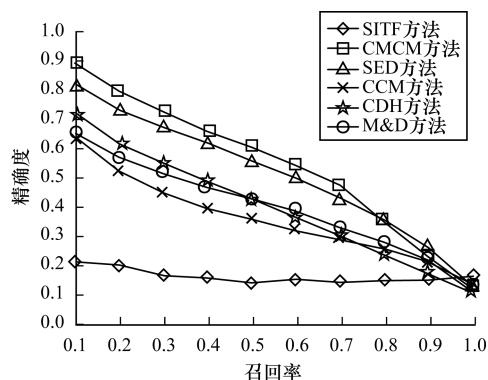


图 11 PR 值对比 (Corel-1k)

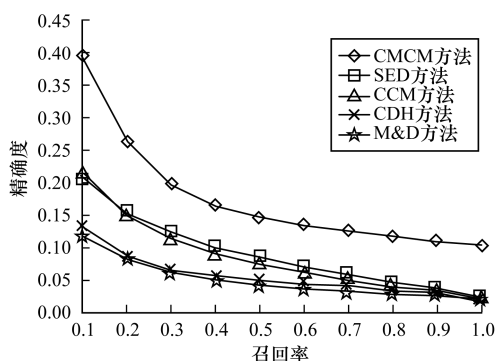


图 12 PR 值对比 (Corel-5k)

针对 Corel 标准图像库中 10 种不同类别的图像,从各个类别中随机抽取 20 张图像,统计检索图像前 12 张图像的平均查准率,计算得出各类别图像前 N 张图像平均查准率,如表 1 所示。该表显示了 Corel 图像库中 10 类图像前 12 张图像的平均检索准确率,可以看出,本文的方法在各个类别中检索准确率均为最高。

表 1 6 种检索方法前 N 张图像检索准确率 %

图像	CMCM	CCM	CDH	M&D	SED	SIFT
人类	95.83	60.42	55.90	54.51	77.43	25.69
沙滩	61.90	41.07	32.14	44.05	29.76	23.21
建筑	96.43	55.16	85.71	65.08	73.41	26.98
大巴	99.14	77.59	86.21	53.16	90.80	28.74
恐龙	100.00	92.29	69.17	92.50	95.42	65.83
大象	74.40	36.90	47.62	39.29	54.17	25.60
花	99.56	68.86	64.47	84.65	84.65	31.58
马	99.67	71.00	92.33	89.33	82.67	27.00
山	65.42	24.17	28.33	26.25	44.17	14.58
食物	90.62	43.75	75.52	63.54	59.90	14.58

相比于本文的方法, SIFT^[10] 方法只提取了图像中具有代表性的特征点进行特征匹配,没有结合图像全局特征,且计算复杂度较高。SED^[15] 方法运用 5 个简单的结构元素描述符提取图像的纹理特征,该方法只保留符合描述符特征的网格,是一种有损压缩的算法。CCM^[12] 方法以及 D&M^[11] 方法都主要从图像的纹理特征出发提取图像的特征,后者过于依赖权值,且未能很好地考虑图像的其他特征。CDH^[14] 方法将 RGB 颜色空间转换到 LAB 颜色空间,这一过程计算复杂度高,它结合了图像的方向和颜色特征,计算量大、复杂度高。

从图 11 和图 12 的对比实验结果可以看出,对于 Corel-1k 和 Corel-5k 标准图像库, CMCM 方法在召回率相同的情况下,具有更高的准确率,这是因为本文方法合理地结合了图像的颜色和纹理特征,应用颜色基元共生矩阵,能够很好地表示图像。为了佐证本文对于旋转图像检索的有效性,图 13 展示了从 Corel-4k 图像库中随机抽取 2 张图像的检索结果。

根据相似性度量值由小到大的顺序,依次列出最相似的前 24 张图像,从图 13 检索花和马的具体实例可以看出, CMCM 方法能够准确检索出同类别的图像以及它们旋转后的图像,这说明 CMCM 方法具有旋转不变性,能够解决由于图像旋转带来的检索困难问题。

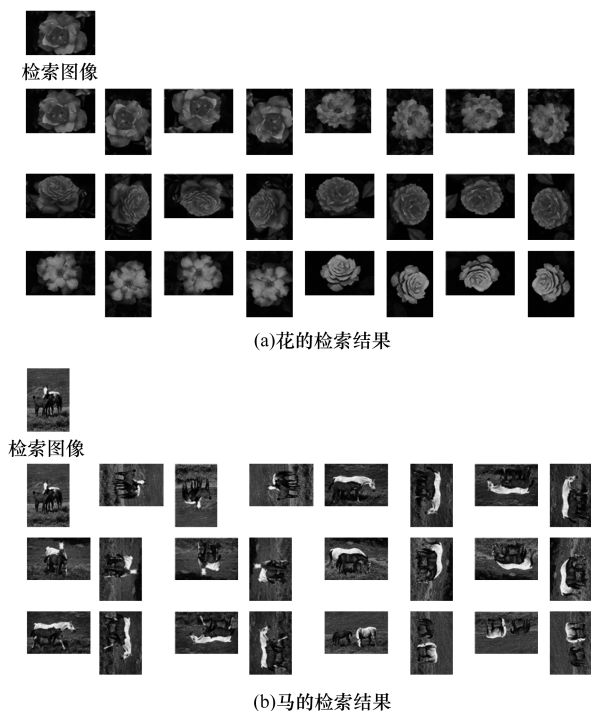


图 13 Corel-4k 图像库中花和马的检索结果

4 结束语

本文设计了 8 种具有旋转不变性的基元结构描述符, 利用这 8 种基元计算出 HSV 颜色空间下图像矩阵的基元过渡矩阵和基元平均矩阵, 最后运用统计学的方法计算出不同的基元序列及像素值的分布情况, 得到特征矩阵颜色基元共生矩阵。在 Corel-1k, Corel-4k 和 Corel-5k 图像库中分别进行了实验, 结果证明本文方法具有较好的检索效果, 能够避免因图像旋转导致的检索不准确现象。本文方法结合了图像的颜色和纹理特征, 但未能融合更多的底层特征, 下一步将对此进行研究, 使定义的基元结构描述符能够提取出更多原始图像信息。

参考文献

- [1] 刘士林. 基于内容的图像检索[J]. 佳木斯大学学报(自然科学版), 2001, 19(3): 257-259.
- [2] 陈湘涛, 王爱云, 谢伟平, 等. 基于内容图像检索的聚类算法研究[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(12): 3546-3549.
- [3] Lin Chuenhorng, Huang D, Chan Y, et al. Fast Color-spatial Feature Based Image Retrieval Methods [J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(9): 11412-11420.
- [4] Gouiffès M, Zavidovique B. Body Color Sets: A Compact and Reliable Representation of Images [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2011, 22(1): 48-60.
- [5] Celik T, Tjahjadi T. Bayesian Texture Classification and Retrieval Based on Multiscale Feature Vector [J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(2): 159-167.
- [6] Thang N D, Rasheed T, Lee Y K, et al. Content-based Facial Image Retrieval Using Constrained Independent Component Analysis [J]. Information Sciences, 2011, 181(15): 3162-3174.
- [7] Zhan Kun, Zhang Hongjuan, Ma Yide. New Spiking Cortical Model for Invariant Texture Retrieval and Image Processing [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2009, 20(12): 1980-1986.
- [8] Zagoris K, Ergina K, Papamarkos N. Image Retrieval Systems Based on Compact Shape Descriptor and Relevance Feedback Information [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2011, 22(5): 378-390.
- [9] El-ghazal A, Basir O, Belkasim S. Invariant Curvature-based Fourier Shape Descriptors [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2012, 23(4): 622-633.
- [10] 吴建波, 赵建民, 朱信忠, 等. 基于一种 SIFT 优化算法的图像检索[J]. 微型电脑应用, 2011, 27(5): 4-7.
- [11] Subrahmanyam M, Wu Q M J, Maheshwari R P, et al. Modified Color Motif Co-occurrence Matrix for Image Indexing and Retrieval [J]. Computers & Electrical Engineering, 2013, 39(3): 762-774.
- [12] Lin C, Chen R, Chan Y. A Smart Content-based Image Retrieval System Based on Color and Texture Feature [J]. Image and Vision Computing, 2009, 27(6): 658-665.
- [13] 朱华东, 宋 威. 基于像素差分基元矩阵的图像检索[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(10): 3151-3155.
- [14] Liu Guanghai, Yang Jingyu. Content-based Image Retrieval Using Color Difference Histogram [J]. Pattern Recognition, 2013, 46(1): 188-198.
- [15] Wang Xingyuan, Wang Zongyu. A Novel Method for Image Retrieval Based on Structure Elements' Descriptor [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2013, 24(1): 63-74.
- [16] Liu Yang, Jin Rong, Mummert L, et al. A Boosting Framework for Visuality-preserving Distance Metric Learning and Its Application to Medical Image Retrieval [J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(1): 30-44.
- [17] Walia E, Pal A. Fusion Framework for Effective Color Image Retrieval [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2014, 25(6): 1335-1348.
- [18] 余 胜, 曾接贤, 谢 莉. 基于多特征融合的图像检索算法[J]. 计算机工程, 2012, 38(24): 216-219.

编辑 金胡考