

文章编号 1004-924X(2015)01-0302-08

## 基于改进形状上下文特征的二值图像检索

吴晓雨<sup>1</sup>, 何彦<sup>1\*</sup>, 杨磊<sup>1</sup>, 张宜春<sup>2</sup>

- (1. 中国传媒大学 信息工程学院, 北京 100024;
2. 中国艺术科技研究所, 北京 100061)

**摘要:**提出了改进的形状上下文算法以克服传统的形状上下文算法不具备旋转不变性这一缺点。该算法利用找寻包含采样点数最多的角度区间的方式改变图像角度,对相对应的区域进行比较,并计算匹配代价,从而为形状上下文加入旋转不变性。为提高运算速度,算法也引入了剪枝方法,解决了进行直方图距离计算时遍历采样点的问题。实验显示,本文的算法在公开数据库上测试得到的精确度召回率(PR)曲线与郑提出算法的 PR 曲线性能接近,但是计算速度较其提升了近 1 倍;与传统的形状上下文算法相比,提出算法的 PR 曲线更为优越,且检索精度有较大提高。因此,提出的算法综合检索性能更好,能够有效地应用于二值图像检索领域。

**关键词:**二值图像;图像检索;形状上下文;旋转不变性;剪枝

**中图分类号:**TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20152301.0302

## Binary image retrieval based on improved shape context algorithm

WU Xiao-yu<sup>1</sup>, HE Yan<sup>1\*</sup>, YANG Lei<sup>1</sup>, ZHANG Yi-chun<sup>2</sup>

- (1. School of Information Engineering, Communication University of China, Beijing 100024, China;
  2. Art Research Institute of China, Beijing 100061, China)
- \* Corresponding author, E-mail: zwjllhtt@scut.edu.cn

**Abstract:** An improved shape context algorithm is proposed to overcome the shortcoming of traditional shape context algorithm in lacking of rotation invariance ability. The algorithm looks for the direction where the most sampling points are included to change the image angle. Then it compares the corresponding regions in the image and calculates the match cost to add the rotation invariance ability into the algorithm. To improve the calculation speed, the pruning is induced in the algorithm to address the problem of traversing sample points in calculating the histogram distance. The experiment in the case of the same recall rate shows that the Precision Recall Line (PR) curve of proposed algorithm is closed to that of the Zheng', but the calculating speed is double that of above mentioned. Moreover, the PR curve of this algorithm is obviously better than that of traditional shape context algorithm, and the retrieval speed is increased greatly. Therefore, the overall performance of the algorithm is improved, and it is more suitable for the binary image retrieval.

**Key words:** binary image; image retrieval; shape context; rotation invariance; pruning

收稿日期:2014-09-03;修订日期:2014-11-01.

基金项目:国家科技支撑计划资助项目(No. 2012BAH01F01-01, 2012BAH02B03)

## 1 引言

随着社会与科技的不断发展,人们无论在工作上,还是在生活上对信息获取的需求都越来越大。原始传播媒介虽然能够给人们提供足够的信息,但事后搜索感兴趣的信息较为困难。互联网技术水平不断提高,各种搜索引擎层出不穷,很好地解决了信息获取与信息检索的问题。近些年,人们越来越重视用户体验。早期的文本检索形式固然有着很好的检索效果,但是对于图像检索而言,人为标注的工作量却十分庞大,与此同时,只通过用户去提炼图像信息形成几个关键词,也显得过于主观。因此,许多研究人员渐渐把检索主体放在了图像本身的一些特征上。

图像的特征主要包括图像的颜色特征、纹理特征和形状特征等。Zhao Q等人提出利用由颜色对比度的多尺度邻域构造的加权颜色加权直方图进行图像检索<sup>[1]</sup>。颜色特征虽能较好地描述图像的整体信息,但是难以突出人们所关注的主要物体,从而导致在检索中会得到许多与待检索图像主要内容无关的图像。Zheng X利用纹理元模式的共生矩阵特征进行图像检索<sup>[2]</sup>。纹理特征也是一种用于描述图像全局的特征,其与颜色特征存在类似的问题,即无法反映出物体的本质属性。Kekre H B和 Thepade S D把颜色特征和纹理特征结合起来,利用 Walshlet Pyramid 进行图像检索<sup>[3]</sup>。而形状特征可以有效利用图像中人们感兴趣区域来进行检索,检索出的图像往往包含待检索图像中的主要内容。在图像检索中,越来越多的研究者将形状特征作为图像的主要特征,主要包括尺度不变特征变换(Scale Invariance Feature Transform, SIFT)特征,形状上下文特征(Shape Context, SC)和傅里叶形状描述符等等。Ledwich L等人利用降维 SIFT特征进行图像检索和定位<sup>[4]</sup>。

本文选择形状上下文特征实现二值图像检索。传统的形状上下文特征是由 Serge Belongie等人提出的一种用于描述形状轮廓的特征描述符<sup>[5]</sup>,具有很好的平移不变性,此外形状上下文特征在目标发生微小几何扭曲以及存在异常点的时候具有较好的鲁棒性,对二值图像检索而言,有较高的精确度。为了达到更好的匹配效果,Line等

人通过引入内部距离替代欧氏距离,提出了内部距离形状上下文特征<sup>[6]</sup>。Xie等将形状上下文与骨架形状特征提取方法相结合,进一步得到了骨架形状上下文特征<sup>[7]</sup>。Roman-Rangel等人提出了方向直方图形状上下文特征<sup>[8]</sup>。黄伟国等人提出形状上下文和主成份分析相融合的(Principal Component Analysis-SC)PCA-SC算法以进行目标形状匹配<sup>[9]</sup>。

但是,形状上下文特征存在着一个致命的缺点,就是不具有旋转不变性。近些年来,研究人员主要通过寻找轮廓点切线的方式获取极坐标系的极轴方向,以克服形状上下文特征的这一弱点。然而获取轮廓点的切线相对较困难,因此 Zheng D等人提出,当两个图像形状匹配时,可通过多角度旋转对图像进行匹配,从而使形状上下文具有旋转不变性<sup>[10]</sup>。这种旋转不变方法虽然简单,思路清晰,准确度高,但是计算量很大。因此 Zheng D又提出通过剪枝方法减少轮廓点数,来提高计算效率。故 Zheng D方法较传统的形状上下文方法不仅检索效果更好,且计算速度明显提高。为了进一步降低计算量,本文采用寻找包含最多采样点的方向的方式为形状上下文添加旋转不变性,与文献<sup>[10]</sup>相比,计算量有所降低,计算速度大大提高,准确度与文献<sup>[10]</sup>相近。

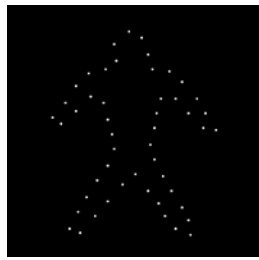
## 2 形状上下文特征原理

最早的形状上下文提取是针对形状质心建立极坐标系,其寻找质心的方法较复杂,为了避免这一缺点,Belongie提出先对目标形状轮廓进行采样,再以每一个采样点为原点建立极坐标系<sup>[11]</sup>,从而大大降低了复杂程度,加强了点与点之间的相对位置关系。



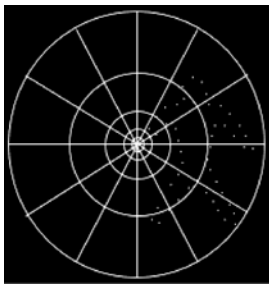
(a)原始二值图

(a) Original binary image



(b)边缘点采样

(b)Sampled edge points



(c)以采样点建立极坐标系

(c) Establishing polar coordinates by using sampling points



(d)统计各区域采样点个数得到形状上下文直方图

(d)Getting histogram of shape context by calculating the number of sampling points in each bin

图 1 形状上下文直方图提取步骤

Fig. 1 Main extraction steps of histogram for shape context

形状上下文特征提取的主要步骤为:首先对图像进行轮廓提取;然后对轮廓进行采样,假设存在  $N$  个采样点,由于其中任意一个点  $p$  都可以与其余  $N-1$  个点建立向量关系,即有距离与方向,对每个采样点建立极坐标系,在距离和方向上进行区块划分,形成若干个容器,统计落入每个容器的采样点个数,从而得出形状上下文直方图,如图 1(d)所示。提取出形状直方图后,计算每两幅图像间的形状上下文直方图距离,得到相似程度。很显然,目标的点数越多, $N$  值越大,所能建立的直方图也就越多,包含的相对位置信息量也就越大,描述目标形状特征也就越准确。

但是,形状上下文特征不具有旋转不变性,即

即使是同一个形状的目标,只要旋转角度不同,就无法得到良好的相似程度。传统的形状上下文算法只能检索简单的形状目标,所检索出的结果还不包含发生旋转的正确结果。因此,在图像检索中,有必要在形状上下文算法上引入旋转不变性。

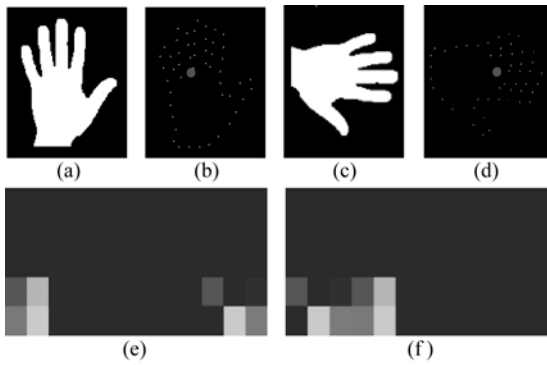
### 3 利用改进的形状上下文特征进行二值图像检索

图像匹配和图像检索中要求只有旋转角度不同,其余特征均相同的两个目标应该具有很高的相似度,而形状上下文特征又缺少旋转不变性,文献[10]中通过固定一幅图像,对另一幅图像进行多次旋转来计算直方图距离,从而得到旋转不变性。虽然这种算法避免了寻找采样点切线带来的困难,思路也很清晰简单,但是计算量相当大。本文决定在图像检索过程中,对待检索图像寻找包含采样点数最多的角度区间进行旋转,只有当采样点数与其所在的区间在误差范围内时,才计算直方图距离,得到相似度。这样一来可以大大缩短计算时间,也引入了旋转不变性。

#### 3.1 添加旋转不变性

旋转不变性是指图像中目标旋转,但目标的特征不会发生改变的性质。传统的形状上下文不具备旋转不变性,在检索时,即使待检索图像与库中的某些图像形状完全相同,但只要发生旋转,最终的匹配度也会很低。如图 2 所示,图 2(a)和 2(c)是形状相同的两幅图像,选取相同的采样点得到的直方图结果分别如图 2(e)和 2(f)所示,两者完全不同。但是很明显只要图 2(a)向右旋转 3 个角度区间,再进行直方图距离计算,就可以得到与图 2(c)相似度很高的直方图。

因此,在检索中,只需在待检索图像中找到包含轮廓采样点数最多的角度区间,并找到库中图像包含采样点数与其相比在误差范围内的区间,相减即可得到旋转区间个数,并进行旋转,最后计算直方图距离,得到相似度,这就在形状上下文中引入了旋转不变性。



(a)、(c)目标形状相同而方向不同的两幅图像;(b)、(d)图(a)、(c)的轮廓采样点,红色的点为相同点;(e)、(f)以(b)和(d)为极点建立极坐标系后得到的形状上下文直方图。  
(a),(c) Two images of target with the same shape and different directions. (b),(d) Sampled edge points of (a) and (c), and the red point represents the same nature point in (b) and (d). (e),(f) Histograms of shape context of (b) and (d).

图2 提取形状上下文特征

Fig. 2 Extraction of shape context features

本文提出的添加旋转不变性的方法,计算量低于文献[10]中逐个区间进行旋转比较的方法。文献[10]中,在进行直方图卡方距离计算之前,先进行了剪枝处理,而后再利用形状上下文进行形状匹配时,计算全部直方图之间的相似度。然而形状上下文特征和采样点位置的相关度很大,相距甚远的两个点得到的直方图,关系并不密切,还浪费了大量的计算时间。所以本文设定了距离阈值,当两点间的距离大于阈值时,直方图之间的差异很大,直接令匹配代价为一个很大的值。由此一来很好地解决了采样点进行直方图运算所耗费的时间。

### 3.2 基于改进的形状上下文的二值图像检索流程

利用改进的形状上下文特征进行二值图像检索的主要步骤如下:

第一步,对目标进行轮廓提取,并对轮廓进行均匀采样,获得采样点数  $N$ 。

第二步,对每个点建立对数极坐标。使用笛卡尔坐标系  $(x, y)$  表示图像中像素的位置。将笛卡尔坐标系上的点通过以下变换映射到极坐标系  $(r, \theta)$  上:

$$r = \sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2}; \quad (1)$$

$$\theta = \arctan((y - y_0) / (x - x_0)), \quad (2)$$

其中:  $(x_0, y_0)$  是当前极坐标极点在笛卡尔坐标系中的位置。为了尺度变换的计算方便,再把极坐标系转换为对数极坐标系  $(\log r, \theta)$ 。

第三步,对采样点进行归一化。为了保证尽可能多的点在容器中,采用经验密度对采样点进行归一化处理。令  $H_x$  和  $H_y$  分别为采样点在  $x$  轴坐标值和在  $y$  轴坐标值的集合,则归一化后的结果为:

$$h_x(i) = H_x(i) / \sum_{i=1}^N H_x(i). \quad (3)$$

$$h_y(i) = H_y(i) / \sum_{i=1}^N H_y(i). \quad (4)$$

第四步,进行形状上下文的直方图统计。把极坐标的距离以及角度分别分为  $R$  个区间和  $\Theta$  个区间,容器的个数  $Num$  可表示为:

$$Num = R \cdot \Theta. \quad (5)$$

求得落在每一个容器里的采样点数,从而获得直方图。显然有多少个轮廓的采样点就能生成多少个直方图。

第五步,保证特征的旋转不变性。这一步是本文提出的改进形状上下文算法的核心部分。对于待检索图像的  $N$  个直方图,分别找到包含轮廓采样点数最多的角度区间  $T_{max}$ ,并在库中图像上找到所包含的采样点数与  $T_{max}$  中所包含的采样点数的差小于误差值的角度区间  $T_{find}$ ,以这两个区间的角度差对待检索图像进行旋转。

第六步,进行剪枝。对图像旋转后,在同一个坐标系下计算待检索图像和库中图像的采样点之间的欧氏距离,若距离大于某一阈值,则直接赋予匹配代价一个较大的值,不进行直方图距离的计算。为了方便与文献[10]比较,本文设定的阈值与文献[10]的相同。

第七步,计算点与点之间的匹配代价。剪枝后,计算剩下采样点的直方图距离,采用卡方距离作为匹配代价,如式(6)所示,匹配代价值越小,则匹配度越高:

$$\text{cost} = 0.5 \sum_{k=1}^N [g(k) - h(k)]^2 / [g(k) + h(k)]. \quad (6)$$

式中:  $g(k)$  和  $h(k)$  分别表示两个直方图中的第  $k$  个容器。

第八步,获取图像间的匹配代价。计算两幅图像每个点与点的匹配代价的最小值,然后把这

些最小值加起来,就可以得到两幅图之间的匹配代价。

第九步,将匹配代价值从小到大排列,输出库中图像作为检索结果,显然结果列表中排的越前的图像越接近于待检索图像。

### 4 实验结果与分析

为了验证改进的形状上下文特征的二值图像检索的有效性和准确性,本文利用 Kimia-99 形状数据库以及 Kimia-216 形状数据库进行二值图像的检索实验<sup>[12]</sup>,两个数据库分别如图 3 和图 4 所示。

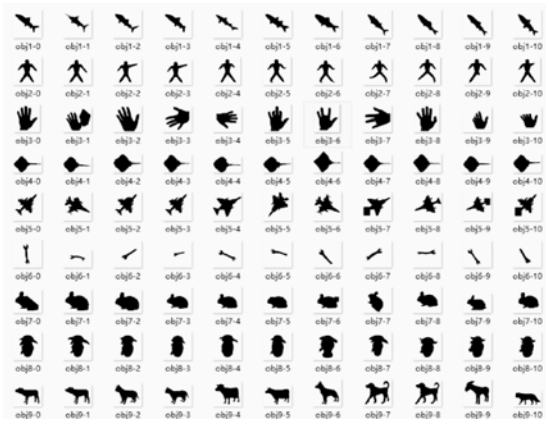


图 3 Kimia-99 形状图像数据库  
Fig. 3 Kimia-99 shape database

Kimia-99 形状数据库包含有 99 个目标样本,分为 9 个类别,每个类别包含 11 个样本,样本大小不唯一。该形状数据库中的形状图像包含有尺度,平移以及旋转变换,还包含了简单的遮挡,噪声,以及轻微形变的情况,但是各个种类间相互干扰少。该形状数据库利用较小样本便可以检测形状图像检索算法的尺度不变性、平移不变性、旋转不变性的能力。而图 4 的 Kimia-216 形状数据库图像更加丰富,共有 216 个目标样本,分为 18 类,每类 12 个样本,样本大小也不唯一,同类中每一幅存在旋转,尺度,平移等变化,同时形变更加明显,也存在种类间的互相干扰,可以更好地验证算法的精确性、稳定性,甚至可以检测出算法对于遮挡、噪声、形变的鲁棒性强弱。

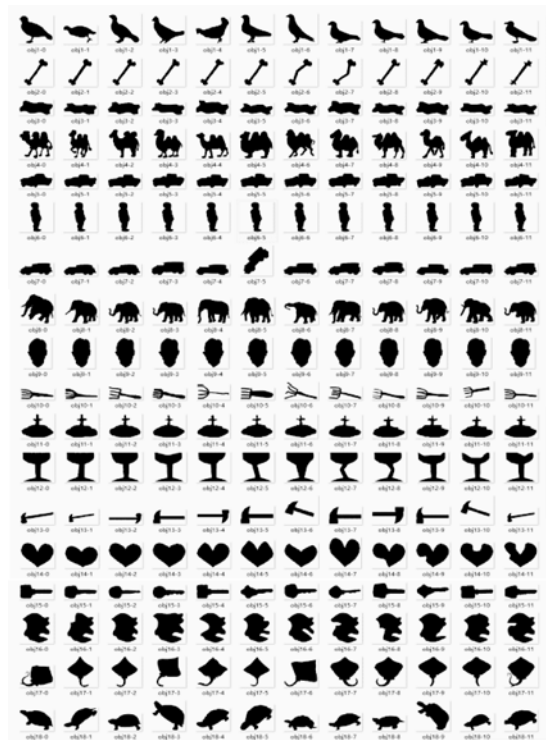


图 4 Kimia-216 形状图像数据库  
Fig. 4 Kimia-216 shape database

将本文提出的改进形状上下文算法与传统的形状上下文算法及文献[10]算法,在上述公开的 Kimia-99 形状数据库以及 Kimia-216 形状数据库上进行了检索性能和检索效率的比较分析。3 种方法中参数设置保持一致。令轮廓的采样点个数为 50,并把对数极坐标系中距离分为 5 个区间: $(0 \ 1/8], (1/8 \ 1/4], (1/4 \ 1/2], (1/2 \ 1], (1 \ 2]$ ;角度从 $-\pi$ 到 $\pi$ 平均分为 12 个区间。由于实验中图像目标需要经过归一化处理,可以确保目标落在极坐标所规定的区间内,这样就得到了由 60 个容器组成的形状上下文直方图。同时为了方便与文献[10]进行比较,引入了文献[10]中的剪枝算法。

#### 4.1 检索性能的比较分析

图像检索性能的评价指标一般包括召回率和查准率。召回率是指检索出的正确结果所占库中正确结果总数的百分比。查准率是指检索出的正确结果所占检索出的全部结果的百分比。本文最终通过 PR 曲线来评价检索性能。通过控制召回率的取值,PR 曲线可以获得相对应的查准率大小。曲线位置越高,就表示在召回率相同的情况下,检索结果的查准率越高,整体的检索性能也

就越好。

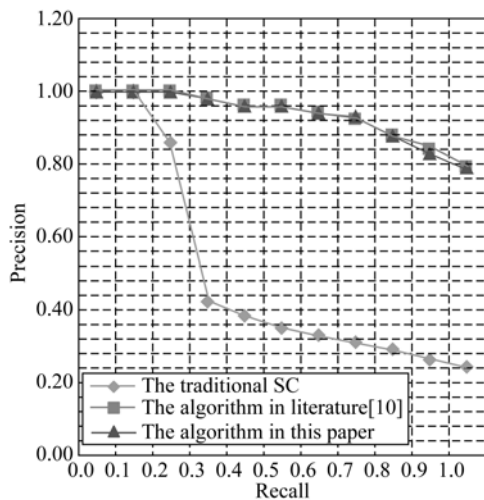


图 5 针对 Kimia-99 形状图像数据库实验的 3 种方法的 PR 曲线图

Fig. 5 PR curves of binary image retrieval for 3 methods in the Kimia-99 shape database

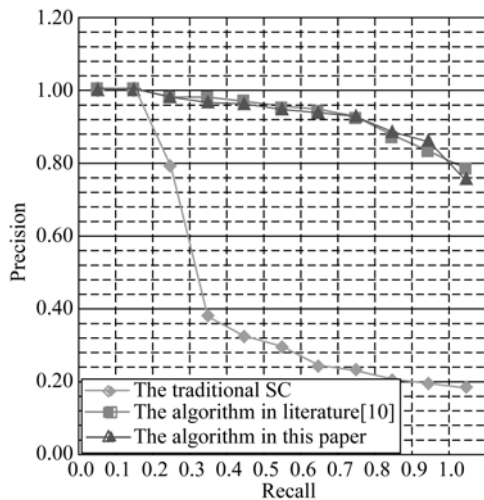


图 6 针对 Kimia-216 形状图像数据库实验的 3 种方法的 PR 曲线图

Fig. 6 PR curves of binary image retrieval for 3 methods in the Kimia-216 shape database

图 5 为本次试验针对 Kimia-99 形状图像数据库进行检索得到的 PR 曲线图,图 6 为针对 Kimia-216 形状图像数据库进行检索得到的 PR 曲线图。图 5 中,3 条 PR 曲线都分别略微高于图 6 中相应算法的 PR 曲线。这是因为 Kimia-216 形状图像数据比 Kimia-99 形状图像数据库的更加复杂,增加了图像种类之间的干扰。

但是图 5 和图 6 曲线的整体趋势相差不大。很明显可以看出,本文提出的添加旋转不变性的形状上下文算法的检索查准率比传统的形状上下文算法明显提高。这是由于本文算法找到了待检索图像包含最多图像采样轮廓点的形状上下文方向区间,以及库中图像采样轮廓点数目与其数目在一定误差范围内的区间,在这两个区间上进行圆周旋转比较,填补了传统形状上下文缺乏旋转不变性的缺陷,并保留了传统形状上下文原本在形状敏感度上的优势,从而使检索查准率在查全率同等的前提下大大提升。

从图 5 和图 6 还可以发现,本文提出的算法与文献[10]方法检索所得到的 PR 曲线重叠程度相当高,这是由于本文算法是通过找到匹配代价最小的合适角度进行直方图距离计算的,而文献[10]的算法是对每个角度都进行直方图距离计算,再选取最小的匹配代价,因为最终目的相同,故效果十分接近。

#### 4.2 检索效率

为了验证本文所用方法在时间上的优势,实验中在相同的计算机环境、编程平台以及形状数据库上,对传统的形状上下文算法、文献[10]中逐个角度区间比较的形状上下文算法以及本文算法的计算时间进行了比较和分析。

假设传统的形状上下文算法中,两个直方图匹配距离的计算时间为  $t$ ,由于实验中有 12 个角度区间,文献[10]对一幅图像进行了 12 次旋转,故计算时间至少增加为  $12t$ ,进行剪枝后时间为  $5t$  左右。本文首先寻找待检索图像中包含最多目标轮廓的采样点数的角度区间,并设定一个最大采样点数误差,然后找到库中包含目标轮廓采样点数在误差范围内图像的角度区间,以两个区间的角度对待检索图像进行旋转后,计算两个形状间的匹配距离,从而使形状上下文具有旋转不变性。当误差取 10% 时,一般找到的区间  $T_{find}$  不超过 3 个,算上判断是否在误差范围内的时间,本文方法的匹配时间约为  $2.5t$ ,仅是文献[10]匹配时间的 50%。

在图 3 的 Kimia-99 形状图像数据库和图 4 的 Kimia-216 形状图像数据库上 3 种方法对每幅图像的匹配处理时间,以及总耗时进行了比较,结果见表 1。其中每幅图像的匹配时间是指待检索图像与库中每一幅图像进行形状上下文直方图距

离计算所花费的时间,因为本文算法和文献[10]主要针对形状上下文引入旋转不变性,使得算法对每幅图的相似度计算更加准确,因此每幅图的平均匹配时间是评价检索效率的重要指标。而总耗时包括了待检索图像的输入、形状上下文特征提取、图像匹配以及最终结果输出等步骤。

表 1 针对 Kimia-99 和 Kimia-216 图像库进行二值图像检索实验时 3 种方法花费时间的比较

Tab. 1 Calculation time of binary image retrieval for 3 methods in Kimia-99 and Kimia-216

采用方式	每幅图平均 匹配时间/ms	Kimia-99 图像库 检索总耗时/s	Kimia-216 图像库 检索总耗时/s
传统 SC	3.4	2.01	2.78
文献 [10]方法	16.6	3.72	5.66
本文方法	8.7	2.22	3.24

从表 1 可以看出,相比于文献[10]对图像进行多次旋转来添加旋转不变性的方法,本文方法平均每幅图的计算时间仅为 8.7 ms,较文献[10]降低了 6.4 ms,匹配速度提升了近 2 倍。与传统形状上下文算法相比,本文算法较文献[10]算法无论在每幅图的匹配时间还是在总耗时上都更接近于传统的形状上下文算法。

#### 参考文献:

- [1] ZHAO Q, CAO J, HU Y. Image retrieval based on color-spatial distributing feature [J]. *Multimedia and Signal Processing Communications in Computer and Information Science*, 2012, 346: 79-86.
- [2] 郑晓霞. 基于纹理特征的图像检索技术研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2008.  
ZHENG X X. *The research of image retrieval based on texture feature* [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2008. (in Chinese)
- [3] KEKRE H B, THEPADE S D. Image retrieval using color-texture features extracted from walshlet pyramid [J]. *ICGST International Journal on Graphics, Vision and Image Processing (GVIP)*, 2010, 10: 9-18.
- [4] LEDWICH L, WILLIAMS S. Reduced SIFT features for image retrieval and indoor localization [C]. *Australian Conference on Robotics and Automation*, 2004, 322: 3.

综合以上的检索性能和检索效率的分析,可以发现,本文提出的改进形状上下文算法的 PR 曲线明显优于传统的形状上下文方法。与文献[10]方法相比,本文算法检索速度提高了近 2 倍, PR 曲线也略有提高。

## 5 结 论

本文针对传统的形状上下文算法缺乏旋转不变性这一问题对其进行了改进。通过寻找包含采样点数最多的角度区间改变图像角度,使相对应的区域进行比较,并计算匹配代价,从而为形状上下文加入了旋转不变性;此外,通过剪枝处理使得运算速度进一步提高。

通过实验验证得出了以下结论:在同等查全率的情况下,本文所提出方法的查准率明显优于基于传统的形状上下文的检索方法,与文献[10]所提到方法的检索性能十分接近,但计算时间大大降低。因此所提出算法的综合检索性能更好,能够有效用于二值图像的检索领域。接下来将研究如何把本文改进的形状上下文特征与颜色等特征相结合,对彩色图像进行更高性能的检索。

- [5] BELONGIE S, MALIK J, PUZICHA J. Shape context: A new descriptor for shape matching and object recognition [C]. *NIPS*, 2000, 2: 3.
- [6] LING H, JACOBSA D W. Shape classification using the inner-distance [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, 29(2): 286-299.
- [7] XIE J, HENG P A, SHAH M. Shape matching and modeling using skeletal context [J]. *Pattern Recognition*, 2008, 41(5): 1756-1767.
- [8] ROMAN-RANGEL E, PALLAN C, ODOBEZ J M, et al.. Analyzing ancient Maya glyph collections with contextual shape descriptors [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2011, 94(1): 101-117.
- [9] 黄伟国, 顾超, 朱忠奎. 用于目标识别的 PCA-SC 形状匹配算法 [J]. *光学 精密工程*, 2013, 21(8): 2103-2110.  
HUANG W G, GU CH, ZHU ZH K. PCA-SC Shape matching for object recognition [J]. *Opt. Precision*

- Eng. , 2013, 21(8): 2103-2110. (in Chinese)
- [10] 郑丹晨, 韩敏. 基于改进典型形状上下文特征的形状识别方法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2013, 25(2): 215-220.  
ZHENG D CH, HAN M. Improved shape recognition method based on representative shape context [J]. *Pattern Analysis and Machine Intelligence Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics*, 2013, 25(2): 215-220. (in Chinese)
- [11] BELONGIE S, MALIK J, PUZICHA J. Shape matching and object recognition using shape contexts [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(4): 509-522.
- [12] SEBASTIAN T B, KLEIN P N, KIMIA B B. Recognition of shapes by editing their shock graphs [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(5): 550-571.

## 作者简介:



吴晓雨(1979—),女,辽宁盘锦人,博士,讲师,2004年于吉林大学获得硕士学位,2009年于中国科学院自动化研究所获得博士学位,主要从事图像处理及视频智能分析的研究。E-mail: wuxiaoyu@cuc.edu.cn



何彦(1989—),男,福建福州人,硕士研究生,2013年于中国传媒大学获得学士学位,主要从事图像处理及视频智能分析的研究。E-mail: smallyoungyoung@163.com

(版权所有 未经许可 不得转载)