

# 一种基于多尺度拱高形状描述的图像检索方法

王 斌<sup>1,2</sup>

(1. 南京财经大学电子商务省级重点实验室, 江苏南京 210046; 2. 东南大学生物医学工程学院, 江苏南京 210096)

**摘 要:** 本文提出了一种多尺度拱高形状描述(MSAH). 该方法用多尺度的拱高来度量形状轮廓线在其每一个点的弯曲程度, 这里尺度是以该点为中点的弧段的长度. 在每一个尺度级, 为形状轮廓线构建一个一维的拱高函数, 然后对其进行傅立叶变换, 组合各尺度级的低阶的傅立叶变换系数, 构成描述形状的特征向量. 在形状匹配阶段, 用两个形状的特征向量的  $L_1$ -距离来度量它们的形状相似性. 该方法不仅能描述形状的全局特征, 而且能描述形状的细节信息, 因而在应用于图像检索中, 具有高的检索精确率. MSAH 形状描述子非常紧致, 而且具有较低的计算复杂度, 因而检索效率也很高. 在用 MPEG-7 形状数据库和植物叶片形状数据库的检索实验中, 其检索性能要优于近年来提出的基于变换域的形状描述方法和经典的形状上下文描述方法.

**关键词:** 多尺度拱高; 傅立叶变换; 形状描述; 图像检索

**中图分类号:** TP391      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2013) 09-1821-05

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.09.024

## Image Retrieval Using Multi-Scale Arch Height Shape Description

WANG Bin<sup>1,2</sup>

(1. Key Laboratory of Electronic Business, Nanjing University of Finance and Economics, Nanjing, Jiangsu 210046, China;

2. School of Biomedical Engineering, Southeast University, Nanjing, Jiangsu 210096, China)

**Abstract:** A multi-scale arc height shape description(MSAH) is proposed for image retrieval. This method uses the multi-scale arc height to measure the bending degree of each contour point. At each scale, an arch height function is generated and is suffered from Fourier transform. The Low frequency coefficients of Fourier transform for arch height functions of each scale are combined to form a feature vector as the shape description. At the shape matching stage, the  $L_1$  distance between the two features is used to measure the shape similarity. MSAH can not only capture the global features of the shape, but also reflect the details of the shape, therefore it has a higher retrieval accuracy when applied to image retrieval. MSAH is very compact and has a low computational complexity, so it has higher retrieval efficiency. MSAH is evaluated on the MPEG-7 shape database and plant leaf database, all the experiments show that MSAH has higher retrieval performance over the recent proposed transform domain based methods and shape contexts method.

**Key words:** multi-scale arch height; Fourier transform; shape description; image retrieval

## 1 引言

形状的描述与匹配是图像检索的一个非常重要的研究内容. 因为同颜色和纹理相比, 形状是目标更具表征特性的视觉特征<sup>[1]</sup>. 例如, 树叶的形状一年四季基本保持不变, 而其颜色一般会随季节而变化, 因此基于叶片形状特征的植物的分类和检索也是近年来图像检索应用领域的热点问题<sup>[2]</sup>. 形状描述着眼于抽取目标的有效的形状特征, 并存储于特定的数据结构, 而形状匹配则用抽取的形状特征, 依据某种度量方法, 对两个

待匹配的形状进行相似性的度量.

迄今为止, 应用于图像检索的形状描述方法的研究工作可分为两类: (1) 对已有的方法进行比较研究, 通过大量的检索实验和性能评估, 选出适合图像检索的方法; (2) 发展新的适用于图像检索的形状描述与匹配方法. 对于前者, Kauppinen 等<sup>[3]</sup>比较了傅立叶描述子(FD)与自回归模型; Mehtre 等<sup>[4]</sup>比较了链码、各种矩描述方法和傅立叶描述子; Zhang 等<sup>[5,6]</sup>比较了曲率尺度空间描述方法(curvature scale space descriptor)、Zernike 矩和傅立叶描述子; 文献[7]则比较了用不同的形状签名

收稿日期: 2012-07-23; 修回日期: 2013-04-22; 责任编辑: 李勇锋

基金项目: 国家自然科学基金(No. 61372158); 江苏高校优势学科建设工程资助项目; 江苏省“六大人才高峰”资助项目(No. 2010 - DZXX - 023); 江苏省高校自然科学研究计划重大项目(No. 11KJA520004); 江苏省高校科研成果产业化推进项目(No. JHB2012-18); 南京财经大学预研究项目(No. W\_ BXW12001)

(shape signature),如复坐标、中心距离、曲率、累加角、中心面积等一维函数产生的傅立叶描述子的检索性能.这些比较研究都表明,在所有参与比较的形状描述子中,傅立叶描述子在检索的精确度和效率方面要好于其它方法;并且用中心距离形状签名产生的傅立叶描述子的检索性能最优.

近些年,也发展了一些新的方法.这些方法可分为变换域方法和空间域方法<sup>[8]</sup>.变换域方法主要通过某种离散变换,用变换系数构成的特征向量来产生形状描述子.在形状匹配阶段,则用两个待匹配的 shape 的特征向量的  $L_1$ -距离或  $L_2$ -距离度量形状的相似性.在这类方法中,Chuang 等<sup>[9]</sup>利用小波变换的多尺度特性,用形状签名的小波变换系数构建多尺度的形状描述子.为进一步提高傅立叶描述子的检索性能,文献<sup>[10~12]</sup>分别提出了最远点距离、角度半径、拱高半径复函数来产生傅立叶描述子.这些方法非常紧致,在形状匹配阶段的时间复杂度也很低,一般为  $O(M)$ ,这里  $M$  是特征向量的长度.但存在的问题是检索的精确度不高,这些方法在 MPEG-7 测试集上的检索精确率都未超过 70%.

相对于变换域方法,空间域方法有较好的检索精确度.在这些方法中,形状上下文(shape contexts)<sup>[13]</sup>是近年提出的一种经典的形状描述子,该方法为轮廓线上的每一个点,建立一个直方图,以反应轮廓线上的其它的点,相对于该点的空间分布关系,在形状匹配阶段,用 Hungarian 方法<sup>[14]</sup>求解两个待匹配的 shape 的轮廓线上的点的最优映射关系,并依据获得的映射关系,计算形状匹配的误差,作为两个 shape 的相似性度量. Adamek 等<sup>[15]</sup>提出了一种多尺度凸凹描述方法,该方法通过用不同宽度的高斯核去平滑形状轮廓线,通过相邻尺度间的轮廓上的点的移动距离来度量轮廓线在该点的凸凹性. Alajlan 等<sup>[16]</sup>提出了另外一种多尺度形状描述方法——三角形面积描述,该方法用轮廓线上的点和它的每一个尺度下的两个邻点构成的带符号的三角形面积,来度量轮廓线在该点的多尺度凸凹性.在形状匹配阶段,这两种多尺度描述方法,都用动态规划方法来计算两个 shape 轮廓线上的点的最佳映射关系,并依据该关系,计算两个 shape 间的相似度.近年的类似工作还有文献<sup>[17~19]</sup>提出的方法.这些方法的共同点是,为轮廓线上的每一个点抽取一套特征,并依据这些特征来确定两个 shape 轮廓线上的点的最佳映射关系,因而形状匹配的精度很高.但存在的问题是:(1)由于每一个点要抽取一套特征,一个 shape 轮廓线,一般要抽取几千个特征,因此形状描述子不紧致;(2)由于要求解两个 shape 轮廓线间的点的最优映射关系,这样一个组合优化问题,使得形状匹配的计算复杂度非常高(一般在

$O(N^3)$ 以上,这里  $N$  是轮廓线上的点的个数).因此这类方法不适合大规模图像检索和在线检索.

本文提出了一种多尺度拱高形状描述方法(MSAH),以提供快速而有效的图像检索.该方法用多尺度的拱高来描述轮廓线的弯曲程度,对每个尺度级,构建一个一维的拱高函数,来产生描述子;在形状匹配阶段,用两个 shape 的特征向量的  $L_1$ -距离来度量它们的相似性.其主要贡献在于:虽然用拱高特征来描述 shape 的想法并不是新的,文献<sup>[12,20]</sup>都用了轮廓线的拱高特征来描述 shape,但到目前为止,还没有研究工作提出用多尺度的拱高来描述 shape,这是本文研究工作的一个重要创新.本文提出的方法不仅能描述 shape 的全局特征,而且还能描述 shape 的细节,因而在用于图像检索方面,具有很高的检索精确率.在 MPEG-7 标准测试集和植物叶片图像检索应用中,检索精确率都比同类方法高出十多个百分点.该方法不仅有高的检索精确率,而且还有高的检索效率,不仅非常紧致,形状匹配阶段的时间复杂度也非常低,仅为  $O(M)$ ,这里  $M$  是所用特征的个数,因而特别适合应用于大规模图像数据检索和在线检索.

## 2 多尺度拱高形状描述(MSAH)

### 2.1 多尺度拱高

形状轮廓线可以表示为一条以弧长为参数的曲线  $L: z(t) = (x(t), y(t)), 0 \leq t < 1$ , 这里曲线  $L$  的长度已规格化为 1,  $t$  是参数,表示从曲线的起始点出发,沿曲线  $L$  按逆时针方向走过的弧长,  $x(t), y(t)$  分别是参数  $t$  所表示的点的横、纵坐标.因为形状轮廓线是闭合的,所以有  $z(t+M) = z(t)$ , 这里  $M$  是整数.

**定义 1** 给定尺度级  $s \in (0, 1)$ , 对于  $L$  上的任一点  $z(t) = (x(t), y(t))$ . 在该尺度下, 曲线  $L$  在点  $z(t)$  的拱高定义为该点到两个邻点  $z(t + \frac{s}{2})$  和  $z(t - \frac{s}{2})$  所连线段的投影距离.

**定义 2** 曲线  $L$  在点  $z(t)$  的  $K$  个尺度的拱高定义为拱高的集合  $H = \{h_{\frac{1}{2}}(t), h_{\frac{1}{2^2}}(t), \dots, h_{\frac{1}{2^K}}(t)\}$ , 这里  $K$  是预设的尺度级的个数. 图 1 给出了轮廓线在点  $p$  的三个尺度级下的拱高的一个示例, 左图是一个树叶的形状轮廓线, 右边三个图依次给出了点  $p$  在尺度分别为  $\frac{1}{2^5}, \frac{1}{2^4}, \frac{1}{2^3}$  的拱高.

由以上定义, 当参数  $t$  由 0 变化到 1 的过程中,  $h_s(t)$  的值随之发生变化, 因此  $h_s(t)$  可以看成是自变量  $t$  的函数. 为使  $h_s(t)$  满足对轮廓线缩放的不变性, 这里用该函数的最大值, 即  $\max(h_s(t))$  对其进行归一, 归一化后的函数的值域为  $[0, 1]$ . 则对曲线  $L$ , 我们可以得

到一个  $K$  个尺度的满足缩放不变的拱高函数的集合  $\{h_s(t)\}(s = \frac{1}{2}, \frac{1}{2^2}, \dots, \frac{1}{2^K})$ .

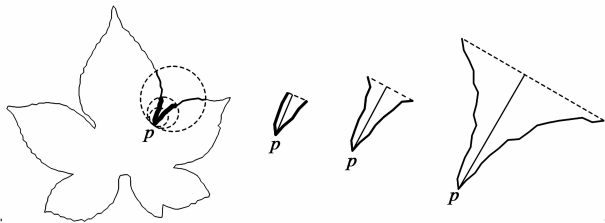


图1 多尺度拱高的一个示例

## 2.2 多尺度拱高函数的傅立叶变换

在上一节,我们得到了一个  $K$  个尺度的拱高函数的集合  $\{h_s(t)\}(s = \frac{1}{2}, \frac{1}{2^2}, \dots, \frac{1}{2^K})$ ,该集合中的每一个函数都满足对轮廓线的缩放不变性,同时依拱高定义,它们也满足对轮廓线平移的不变性.因为一段弧发生旋转时,依定义 1,该弧段的拱高不会发生改变,因此轮廓线的旋转也不会使拱高函数发生改变.但由于轮廓线是闭合的曲线,其上的任何一个点都可以作为起始点,而拱高函数  $h_s(t)$  依赖于轮廓线的起始点.设轮廓线的起始点变为  $x_0$  后的拱高函数为  $\hat{h}_s(t)$ ,该函数与  $h_s(t)$  满足如下关系:  $\hat{h}_s(t) = h_s(t + x_0)$ ,即当轮廓线的起始点发生改变时,将使  $h_s(t)$  函数曲线在  $t$  轴上发生平移.为获得不依赖于轮廓线始点的形状描述子,通过对拱高函数进行傅立叶变换来解决这一问题.

为使用快速离散傅立叶变换,以节约计算时间,我们将拱高函数的定义域等间隔采样成  $N = 2^M$  个点,这里  $M$  根据描述的精度和计算量综合考虑, $M$  越大精度越高,但计算量也增大.在实验中,我们取  $M = 8$ ,即从轮廓线上获取的采样点的个数为 256 个.设对拱高函数  $h_s(t)$  采样后的离散形式为:  $\{h_s(t_i)\}(i = 1, 2, \dots, N)$ . 对其进行傅立叶变换,得到的傅立叶变换系数如下:

$$H_s(i) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} h_s(t_i) \exp\left(\frac{-j2\pi it}{N}\right) \quad (1)$$

$i = 0, 1, \dots, N - 1.$

为获得不变形状描述子,又根据傅立叶变换原理,信号的能量主要集中在低频系数,因此取前几个低频系数作为形状描述子.将各个尺度的拱高函数的前  $W$  个系数组合在一起,就构成了描述形状的特征向量  $\{|H_s(i)|\}(s = \frac{1}{2}, \frac{1}{2^2}, \dots, \frac{1}{2^K}; i = 0, 1, \dots, W)$ ,我们称之为多尺度拱高形状描述子(MSAH).

## 2.3 形状的差异性度量

这里我们用多尺度拱高形状描述子来度量形状间的差异.设形状  $A$  和形状  $B$  的 MSAH 分别为  $\{|H_s^A(i)|\}$  和

$\{|H_s^B(i)|\}(s = \frac{1}{2}, \frac{1}{2^2}, \dots, \frac{1}{2^K}; i = 0, 1, \dots, W)$ . 则形状  $A$  和形状  $B$  的差异通过下式来计算:

$$\text{diff}(A, B) = \sum_{m=1}^K \sum_{n=1}^W \left| H_{\frac{1}{2^m}}^A(n) - H_{\frac{1}{2^m}}^B(n) \right| \quad (2)$$

这里  $K$  是预先设定的尺度级的个数,  $W$  是每个拱高函数取的傅立叶变换系数的个数.

## 2.4 MSAH 的描述性能分析

一个好的形状描述应该满足对图像缩放、旋转和平移的不变性,因为这些几何变换并不改变目标的形状.在多尺度拱高形状描述子的产生过程中,我们用拱高函数的最大值对其进行了归一,使之满足对缩放的不变性,而由定义 1,拱高本身对平移和旋转满足不变性,拱高函数对轮廓线始点的依赖性,通过傅立叶变换进行了处理.因此 MSAH 满足对缩放、旋转和平移的不变性,以及对轮廓线起始点的不依赖性.

一个好的描述子应该有由粗到细的形状描述能力. MSAH 形状描述子通过多尺度的拱高特征,对形状的全局和局部特征进行了描述.因为,在小尺度下的拱高,是通过轮廓线的点所在的一小段弧进行度量而得到的,因而对局部的细节非常敏感,而当尺度增大后,所截取的弧段越来越大,因而越来越倾向于全局特征的描述.在实际应用中,形状描述子应具有较好的抗噪声干扰的能力.由于 MSAH 采用了傅立叶变换,而噪声主要集中在高频系数,所以 MSAH 通过保留低频系数,去掉高频系数,增强了描述子对噪声干扰的鲁棒性.

## 3 复杂性分析

在形状描述子的计算阶段,计算拱高函数  $h_s(t)$  的时间复杂度为  $O(N)$ ,因为有  $K$  个尺度,所以计算多尺度拱高函数的复杂度为  $O(KN)$ ,这里  $N$  是轮廓线上采样点的个数,又对每一个尺度的拱高函数进行快速离散傅立叶变换的时间复杂度为  $O(N \log N)$ ,那么计算形状描述子 MSAH 的时间复杂度为  $O(KN) + O(KN \log N)$ ,因此在形状特征抽取阶段的时间复杂度为  $O(KN \log N)$ .需要指出的是,这里尺度级的个数  $K$  要远小于  $N$ ,在实际应用中,我们取  $K = 7$  就获得了很好的检索性能.而文献[15]提出的多尺度形状描述方法在形状特征抽取阶段的时间复杂度为  $O(KN^2)$ ,高于本文提出的 MSAH 方法.因为对于形状检索来说,形状匹配阶段的时间复杂度是影响检索效率的最重要的因素,所以这里重点分析 MSAH 在形状匹配阶段的时间复杂度.由式(2)可知,MSAH 在形状匹配阶段的计算复杂度为  $O(KW)$ ,这里  $K$  和  $W$  都远小于轮廓线的采样点的个数  $N$ ,在实际应用中,我们取  $K = 7, W = 9$ .而近年提出的具有较高检索精确率的方法<sup>[13,15~19,21]</sup>在形状匹配阶

段的计算复杂度都在  $O(N^3)$  以上。

## 4 实验结果和讨论

为评估本文提出的 MSAH 方法的检索性能,我们使用了两个图像库来进行测试.一个是 MPEG-7 形状数据库<sup>[13]</sup>,该数据库是近年来,被广泛用来测试形状检索性能的一个标准测试集<sup>[13,15,16,21]</sup>.该数据库有 1400 幅形状图像,共有 70 类形状,每一类有 20 个样本.另一个是文献[12]采用的植物叶片图像库,该数据库共有 1080 幅叶片图像,库中有 90 种树叶,每一种 12 个样本。

这里,性能评估采用两种通用的方案:一种是 Bullseye 测试方法<sup>[13]</sup>;另一种被广泛使用的召回率(recall)和准确率(recision)评估法<sup>[7,10,12,1]</sup>.根据文献[7,10,12,1]给出的评估方法,让召回率 Recall 的取值从 5% 变化到 100% (步长值 5%),计算它们对应的准确率 precision 的值.这里采用与文献[10,1]相同的性能评估方法,即分别计算低召回率下(Recall  $\leq$  50%)和高召回率下(Recall  $>$  50%)的平均检索准确率.实验平台是一台 CPU 为 Intel Core-2 Duo 2.8GHz,操作系统为 WINDOWS XP 的计算机,编程工具为 MATLAB 6.5.在实验中,参与比较的方法有:中心距离<sup>[7]</sup>,最远点距离<sup>[10]</sup>,拱高半径<sup>[12]</sup>,形状上下文<sup>[13]</sup>.此外,我们也引用了小波描述子<sup>[9]</sup>、曲率尺度空间<sup>[22]</sup>、曲线编辑距离<sup>[23]</sup>这三种近年提出的形状描述方法所报告的实验结果,以资比较。

表 1 和表 3 分别给出各方法在 MPEG-7 库和植物叶片图像库上,用 Bullseye 评估方法的测试结果.表 2 则给出了对各种方法用 Recall-Precision 性能评估方法在 MPEG-7 图像库上的结果(表中 \* 标识的数据直接引自相关论文报告).从实验结果可以看出,本文提出的多尺度拱高形状描述方法比变换域的方法,在 MPEG-7 形状数据库上的检索精确率高出了 10 个百分点以上,而在植物叶片图像库中,则高出近 20 个百分点,而且也高于空间域图像描述方法.从表 2 给出的结果可以看出,无论是在低召回率和高召回率下,本文提出的方法的平均检索准确率都要高于同类方法.同最近提出的基于曲率的傅立叶描述子<sup>[1]</sup>相比,在这两个性能指标上分别超出 5 个百分点和近 10 个百分点.值得指出的是,虽然文献[12]也提出了用拱高特征来描述形状,但本文提出的多尺度拱高特征能更好的刻划形状的全局和局部特征,因而能更精确的描述形状,实验结果表明,本文提出的方法同文献[12]提出的方法相比,检索精确率在 MPEG-7 上高出了 10 个百分点,在植物叶片图像库上则高出了近 19 个百分点.在检索效率方面,本文提出的方法所用的特征个数和检索时间,与变换域方法基本在一个数量级,都远小于形状上下文方法<sup>[13]</sup>。

为评估本文提出的方法对噪声干扰的鲁棒性,我

们对 MPEG-7 库中的每个图像追加信噪比分别为 45、40、35 的随机高斯噪声.图 2 给出了对原来形状加上不同信噪比的随机高斯噪声的一个例子.这样得到了 3 个加入不同强度噪声的图像库.用 MSAH 分别在这 3 个库中,进行检索实验.表 3 列出了信噪比分别为 45、40、35 的检索精确率,从该表我们可以看出,加入噪声后,检索精确率有所下降,但下降的幅度非常小,在噪声干扰最严重情况下(DB = 35)的检索精确率也只下降了不到 5 个百分点,仍保持了高的检索精确率.因此 MSAH 是一种对噪声干扰比较鲁棒的方法。

表 1 各种方法 MPEG-7 形状数据库的检索性能的比较

形状描述方法	所用的特征数	检索精确度(%)	检索时间(s)
中心距离 <sup>[7]</sup>	20	67.86	$2.7 \times 10^{-3}$
最远点距离 <sup>[10]</sup>	20	64.49	$1.0 \times 10^{-2}$
拱高半径 <sup>[12]</sup>	20	69.06	$5.1 \times 10^{-3}$
形状上下文 <sup>[13]</sup>	6000	76.51	$1.8 \times 10^3$
小波描述子 <sup>[9]</sup>	~	67.76	~
曲率尺度空间 <sup>[22]</sup>	~	75.44	~
曲线编辑距离 <sup>[23]</sup>	~	78.17	~
多尺度拱高	63	79.44	$1.2 \times 10^{-2}$

表 2 各种方法分别在低召回率下和高召回率下的平均检索准确率(在 MPEG-7 形状数据库上的测试结果),“\*”表示数据直接引自相关论文报告的结果。

形状描述方法	低召回率下(Recall $\leq$ 50%)的平均准确率(%)	高召回率下(Recall $>$ 50%)的平均准确率(%)
中心距离 <sup>[7]</sup>	77.01	44.12
最远点距离 <sup>[10]</sup>	75.82*	42.13*
拱高半径 <sup>[12]</sup>	78.64	47.83
基于曲率的傅立叶描述子 <sup>[1]</sup>	85.15*	54.77*
多尺度拱高	90.68	64.19

表 3 各种方法在植物叶片形状库<sup>[12]</sup>的检索性能的比较

形状描述方法	所用特征数	检索精确度(%)	检索时间(s)
中心距离 <sup>[7]</sup>	20	52.86	$2.1 \times 10^{-3}$
最远点距离 <sup>[10]</sup>	20	46.71	$9.0 \times 10^{-3}$
拱高半径 <sup>[12]</sup>	20	55.76	$4.1 \times 10^{-3}$
形状上下文 <sup>[13]</sup>	6000	71.87	$1.4 \times 10^3$
多尺度拱高	63	74.18	$9.7 \times 10^{-3}$

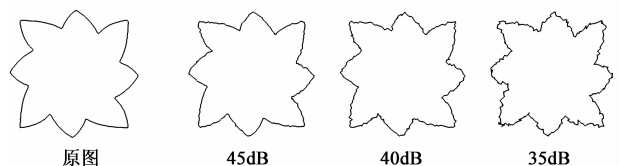


图 2 加入了不同信噪比的随机高斯噪声的轮廓线形状

表 4 不同强度的噪声干扰下的 MSAH 的检索精确率

信噪比	检索精确度(%)
DB = 45	78.56
DB = 40	77.12
DB = 35	74.52

## 5 结论

本文提出了一种多尺度拱高形状描述方法,该方法用形状轮廓线上的每一个点上的多尺度拱高,来描述轮廓线在该点的弯曲程度.在形状匹配阶段,用形状特征向量间的  $L_1$  距离来度量形状间的差异.通过在 MPEG-7 形状数据库和植物叶片形状数据库中的检索实验,以及和其他方法的比较,结果表明,本文提出的方法不仅有高的检索精确率,而且还有很高的检索效率,对噪声干扰的也比较鲁棒,是一种适合应用于大规模形状数据库检索和在线检索的形状描述方法.

## 参考文献

- [1] A El-ghazal, O Basir, S Belkasim. Invariant curvature-based Fourier shape descriptors[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2012, 23(4): 622 – 633.
- [2] J X Du, X F Wang, G J Zhang. Leaf shape based plant species recognition[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2007, 185(2): 883 – 893.
- [3] H Kauppinen, T Seppanen, M Pietikainen. An experimental comparison of autoregressive and Fourier-based descriptors in 2D shape classification[J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 1995, 17(2): 201 – 207.
- [4] B M Mehre, M S Kankanhalli, W F Lee. Shape measure for content based image retrieval: A comparison[J]. *Information Processing & Management*, 1997, 33(3): 319 – 337.
- [5] D S Zhang, G Lu. A comparative study of curvature scale space and Fourier descriptors[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2003, 14(1): 41 – 60.
- [6] D S Zhang, G Lu. Evaluation of MPEG – 7 shape descriptors against other shape descriptors[J]. *Multimedia Systems*, 2003, 9(1): 15 – 30.
- [7] D S Zhang, G J Lu. Study and evaluation of different Fourier methods for image retrieval[J]. *Image and Vision Computing*, 2005, 23(1): 33 – 49.
- [8] D S Zhang, et al. Review of shape representation and description techniques[J]. *Pattern Recognition*, 2004, 37(1): 1 – 9.
- [9] G Chuang, C C Kuo. Wavelet descriptor of planar curves: Theory and applications[J]. *IEEE Trans Image Process*, 1996, 5(1): 56 – 70.
- [10] A El-ghazal, O Basir, S Belkasim. Farthest point distance: A new shape signature for Fourier descriptors[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2009, 24(7): 572 – 586.

- [11] I Kunttu, L Lepisto. Shape-based retrieval of industrial surface defects using angular radius Fourier descriptor[J]. *IET Image Processing*, 2007, 1(2): 231 – 236.
- [12] 王斌. 一种用于形状描述的拱高半径半径复函数[J]. *电子学报*, 2011, 39(4): 831 – 835.  
Wang Bin. Shape description using arc-height radius complex function[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(4): 831 – 835. (in Chinese)
- [13] S Belongie, J Malik, J Puzicha. Shape matching and object recognition using shape contexts[J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2002, 24(24): 509 – 522.
- [14] C Papadimitriou, K Stieglitz. *Combinatorial Optimization: Algorithms and Complexity*[M]. New Jersey: Prentice Hall, 1982.
- [15] T Adamek, N E O'Connor. A multiscale representation method for non-rigid shapes with a single closed contour[J]. *IEEE Trans Circuits System Video Tech*, 2004, 14(5): 742 – 753.
- [16] N ALajlan, I E Rube, M S Kamel, G Feeman. Shape retrieval using triangle-area representation and dynamic space warping[J]. *Pattern Recognition*, 2007, 40(7): 1911 – 1920.
- [17] L Nanni, S Brahmam, A Lumini. Local phase quantization descriptor for improving shape retrieval/classification[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2012, 33(16): 2254 – 2260.
- [18] J Wang, et al. Shape matching and classification using height functions[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2012, 33(2): 134 – 143.
- [19] H Ling, D W Jacobs. Shape classification using the inner-distance[J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2007, 29(2): 286 – 299.
- [20] Y J Lin, J Q Dou, H M Wang. Contour shape description based on an arch height function [J]. *Pattern Recognition*, 1992, 25(1): 17 – 23.
- [21] L K Latecki, R Lakamper, D Wolter. Optimal partial shape similarity[J]. *Image Vision Comput*, 2005, 23(2): 227 – 236.
- [22] F Mokhtarian, et al. Efficient and robust retrieval by shape content through curvature scale space, image databases and multi-media search [A]. *The First International Workshop IDB-MMS*[C]. Amsterdam, Netherlands: Amsterdam Vniversity Press, 1996. 35 – 42.
- [23] T Sebastian, P Klein, B Kimia. On aligning curves[J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2003, 25(1): 116 – 125.

## 作者简介



王 斌 男. 1969 年 12 月出生, 湖北汉川人. 2007 年 1 月在复旦大学计算机应用技术专业获得博士学位. 现为南京财经大学副教授、硕士生导师, 东南大学生物医学工程博士后流动站博士后, 中国计算机学会会员, 江苏省“六大人才高峰”培养对象, 江苏省“333 高层次人才培养工程”第三层次培养对象, 主要从事模式识别、图像处理 and 智能计算方面的研究工作.

E-mail: wangbin@njue.edu.cn