

# 一种不变的基于傅立叶变换的区域形状描述子

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:** 提出了一种不变的基于傅立叶变换的区域形状描述子. 该方法首先将区域形状图像用极坐标光栅重新采样成形状像素矩阵, 然后对该矩阵进行两次一维傅立叶变换和一次相位修正操作, 最后用低频傅立叶系数构成的矩阵作为形状描述子. 该形状描述子不仅保留了傅立叶系数中的相位信息, 而且满足不变性. 实验结果表明该方法要优于现有的傅立叶区域形状描述方法和 Zernike 矩形状描述方法.

**关键词:** 傅立叶变换; 区域形状描述; 图像检索

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2012) 01-0084-05

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.01.014

## An Invariant Region-Shape Descriptor Based on Fourier Transform

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 novel invariant region-shape descriptor based on Fourier transform is proposed in this paper. In this method, a shape pixel-matrix is firstly generated by image re-sampling using polar raster. Two times of 1D Fourier transforms and a correcting operator of phase are then conducted against the shape pixel matrix. The resulting matrix formed by the Fourier coefficients of low frequency is used to describe the region shape. The obtained shape descriptor not only preserves the phase information of the Fourier coefficients, but also achieves invariance to translation, scale and rotation. The experimental results show that the proposed method outperforms the existing Fourier region-shape descriptor and Zernike moment descriptor.

**Key words:** Fourier transform; region-shape descriptor; image retrieval

## 1 引言

基于内容的图像检索(Content Based Image Retrieval, CBIR)是多媒体技术应用领域的一个研究的热点<sup>[1]</sup>, 而形状是目标的一种重要的视觉特征, 相对于颜色、纹理等其他特征, 形状特征更能从语义上描述目标图像的内容<sup>[2,3]</sup>, 因此形状分析是 CBIR 研究领域的一个重要内容. 形状分析的一个焦点是如何描述形状, 即如何有效的抽取目标的形状特征, 它是完成形状的匹配、识别、分类、检索等后续形状分析任务的关键. 现有的形状描述方法可分为基于轮廓线的形状描述子和基于区域的形状描述子两大类<sup>[4]</sup>, 前者描述目标的形状仅考虑目标边界上的像素点, 而后者则从整个目标图像的区域来抽取形状的特征. 一个好的形状描述子应满足: (1) 对平移、缩放和旋转变换的不变性; (2) 较强的形状区分能力;

(3) 紧致性和计算的简单性<sup>[5]</sup>.

用傅里叶变换抽取目标的形状特征是一类有效的形状描述方法, 其主要思想是将图像从空间域变换到频率域, 用图像的频谱特征来描述形状, 这类方法又称为傅里叶描述子(Fourier Descriptors, FD)<sup>[6]</sup>. 该类方法一般从目标轮廓线上获取一维的实信号或复信号, 然后进行一维的傅里叶变换, 用傅里叶系数的幅度值作为形状的特征. 这类方法有直接利用轮廓线的复坐标作为复信号进行傅里叶变换的 FD<sup>[7]</sup>, 有抽取轮廓线上的曲率<sup>[8]</sup>、中心距离<sup>[9]</sup>、弦长<sup>[10]</sup>等特征构成实信号, 然后进行傅里叶变换, 得到的各种 FD. 文献[9~11]将傅里叶描述方法同其他形状描述方法进行了比较, 证明了其优良的性能. 但这类方法存在一个共同的问题是: 为了得到不变的形状描述子, 而去掉了傅里叶系数中的相位信息, 仅用幅度信息来描述形状, 从而丢失了一部分有价值的形

收稿日期: 2010-08-20; 修回日期: 2011-01-12

基金项目: 江苏省自然科学基金(No. BK2009348); 江苏省高校自然科学研究重大项目(No. 11KJA520004); 江苏省“六大人才高峰”资助项目(No. 2010-DZXX-023); 江苏省高校“青蓝工程”培养对象资助计划; 国家自然科学基金(No. 71072172); 江苏省高校优秀科技创新团队资助计划; 南京财经大学科研基金(No. A2010011)

状信息,降低了傅里叶描述子的形状区分能力。

上述方法存在的另一个问题是:它们都是基于轮廓线的形状描述方法,其有效性依赖于对目标轮廓线的成功提取,但在很多情况下,目标的轮廓线往往是无法获取的,如那些内部区域含有复杂结构的商标图像、其形状区域往往是不连通的.此外仅从轮廓线上抽取形状特征的傅里叶描述子,显然不能反应那些目标区域内部具有复杂结构的形状信息.为了能描述区域形状的信息,文献[12]首次将二维傅里叶变换应用于区域形状的描述,提出一种一般的傅里叶描述子(Generic Fourier Descriptor, GFD).考虑到直接对二维直角坐标系中的形状图像进行二维傅里叶变换,得到的描述子对平移、缩放和旋转变换非常敏感.该方法首先对原始图像进行预处理,将原始图像变为极坐标图像,再对其进行二维傅里叶变换.这样得到的二维傅里叶变换系数,虽然其相位信息对旋转变换是敏感的,但幅度值是不变的,所以用二维傅里叶变换系数的幅度信息作为区域形状的描述子.文献[12]通过大量的实验证明了该方法要优于传统的区域形状描述子 Zernike 矩<sup>[13]</sup>.虽然该方法克服了传统的傅里叶描述子只能描述轮廓线形状的限制,但由于跟传统的傅里叶描述子的一样,为了达到对旋转变换的不变性,而舍弃了傅里叶系数中的相位信息,从而也丢掉了大量的对区分形状有价值的信息.为了更为精确的描述形状,文献[14]尝试在傅里叶系数中保留相位信息,但该方法是针对轮廓线形状提出的,不能对区域形状进行描述.

为克服上述问题,提高傅里叶描述子对区域形状的描述精度,本文提出一种保留相位信息的傅里叶描述子(Fourier Descriptor with Phase Being Preserved, PFD).本文的主要贡献在于:提出的 PFD 不仅能对区域形状进行描述,而且保留傅里叶系数中的相位信息,因而比文献[12]提出的 GFD 方法更能精确的描述区域形状信息,同时本文从理论上证明了 PFD 满足不变性.用从 MPEG-7 的商标图像库选取的区域形状图像构成的测试集对其进行性能评估,验证了该方法的性能要优于文献[12]提出的 GFD 方法和常用的 Zernike 矩方法.

## 2 形状矩阵的产生

给定一个区域形状图像  $I = \{f(x, y); 0 \leq x < M, 0 \leq y < N\}$ ,下面首先给出与其有关的两个定义:

**定义 1** 区域形状  $I$  的质心的坐标  $(x_c, y_c)$  定义为:

$$x_c = \frac{1}{C} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} xf(x, y); y_c = \frac{1}{C} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} yf(x, y) \quad (1)$$

这里  $C = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y)$

**定义 2** 区域形状  $I$  的半径  $R$  定义为:

$$R = \max_{0 \leq x < M, 0 \leq y < N} \sqrt{(x - x_c)^2 + (y - y_c)^2} \quad (2)$$

由于一般数字图像是通过正方形网格采样得到的,直接对其进行二维傅立叶变换,无法得到不变的形状描述子,其主要问题在于对旋转变换无法进行归一化处理.文献[15]提出了一种形状矩阵描述方法(shape Matrix).该方法将形状置于以形状质心为原点的极坐标光栅系统中,并使用矩阵来表示形状上的像素点.其具体操作为:以形状的质心  $(x_c, y_c)$  为原点放置一个由  $H$  个同心圆和由质心发出的  $H$  条射线所组成的极坐标光栅系统,这里最外层圆(即半径最大的圆)的半径等于区域形状的半径  $R$ ,  $H$  个同心圆将半径  $R$  进行  $H$  等分,且  $H$  条射线将  $360^\circ$  角进行  $M$  等分,图 1 的左图给出了  $H = 8$  的极坐标光栅系统的一个例子.然后在同心圆和射线的交点上对形状的像素信息进行采样.采样的结果用矩阵进行存储,该矩阵称之为形状矩阵(shape Matrix),矩阵的行对应同心圆,列对应射线,图 1 的右图给出了对左图进行采样后得到的像素矩阵.对于该矩阵,每一行对应于一个同心圆,由底向上,同心圆的半径依次增加,每一列对应于一条射线,由左向右,射线的角度依次增加.  $H \times H$  是极坐标光栅系统的采样的分辨率,  $H$  值取的越大,将获取到图像的更多的细节信息,但需要的存储空间也越大.

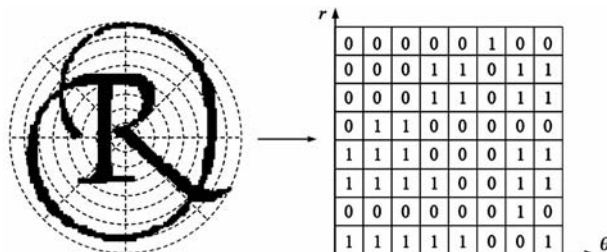


图1 用极坐标光栅系统对图像进行重新采样(左图)后,得到的形状矩阵(右图)

通过上述对区域形状图像的预处理过程,可以看出由于极坐标光栅系统放置于形状的质心上,所以得到的形状矩阵满足对区域形状平移的不变性,又最外层同心圆的半径等于区域形状的半径  $R$ ,所以形状矩阵满足对图像缩放的不变性,也就是说当区域形状图像发生平移和缩放时,其形状矩阵是不变的.但同时我们也可以看到,形状矩阵并不满足对旋转变换的不变性,不过由形状矩阵的产生过程,又可以发现,当形状发生旋转的时候,形状矩阵的所有的行向量都发生了相同的循环移位.下面我们将对形状矩阵进行傅里叶分析,以得到对旋转也不变的形状描述子.

## 3 形状矩阵的傅里叶分析

### 3.1 一维傅里叶变换系数的相位修正

在对上一节产生的形状矩阵进行傅里叶变换之

前,这里首先给出对一维傅里叶变换系数进行相位修正操作的定义和相关的定理.

**定义 3** 设  $z = \langle z_0, z_1, \dots, z_{N-1} \rangle$  为离散周期信号,其傅立叶变换的系数为  $Z = \langle Z_0, Z_1, \dots, Z_{N-1} \rangle$ . 对该系数进行相位修正的操作  $\varphi$  定义为:  $\varphi(Z_m) = Z_m e^{-j m \theta_1}$ ,  $m = 0, 1, \dots, N-1$ , 这里  $j = \sqrt{-1}$ ,  $\theta_1$  是系数  $Z_1$  的相位角.

**定理 1** 设  $z = \langle z_0, z_1, \dots, z_{N-1} \rangle$  为离散周期信号,对其进行循环移动  $l_0$  个位置后的信号为  $z' = \langle z_{l_0}, z_{l_0+1}, \dots, z_{N-1}, z_0, \dots, z_{l_0-1} \rangle$ . 令  $z$  和  $z'$  的傅立叶系数分别为:  $Z = \langle Z_0, Z_1, \dots, Z_{N-1} \rangle$  和  $Z' = \langle Z'_0, Z'_1, \dots, Z'_{N-1} \rangle$ , 则有  $\varphi(Z_m) = \varphi(Z'_m)$ ,  $m = 0, 1, \dots, N-1$ .

**证明** 因为  $Z_m = \sum_{l=0}^{N-1} z_l e^{-j \frac{2\pi l m}{N}} = R_m e^{j \theta_m}$ ,  $m = 0, 1, \dots, N-1$ , 这里  $R_m$  和  $\theta_m$  分别是  $Z_m$  的幅度和相位, 所以有  $Z'_m = \sum_{l=0}^{N-1} z_{l+l_0} e^{-j \frac{2\pi l m}{N}} = \sum_{l=0}^{N-1} z_{l+l_0} e^{-j \frac{2\pi(l+l_0)m}{N}} e^{j \frac{2\pi l_0 m}{N}} = R_m e^{j(\theta_m + \frac{2\pi l_0 m}{N})}$ ,  $m = 0, 1, \dots, N-1$ . 由定义 3, 我们有  $\varphi(Z_m) = R_m e^{j \theta_m} e^{-j m \theta_1} = R_m e^{j(\theta_m - m \theta_1)}$ , 这里  $\theta_1$  是  $Z_1$  的相位角. 同样由定义 3, 我们也有  $\varphi(Z'_m) = R_m e^{j(\theta_m + \frac{2\pi l_0 m}{N})} e^{-j m \theta_1} = R_m e^{j(\theta_m + \frac{2\pi l_0 m}{N} - m \theta_1)}$ , 这里  $\theta'_1$  是  $Z'_1$  的相位角. 又因为  $Z'_1 = R_1 e^{j(\theta_1 + \frac{2\pi l_0}{N})}$ , 所以有  $\theta'_1 = \theta_1 + \frac{2\pi l_0}{N}$ . 于是有  $\varphi(Z'_m) = R_m e^{j(\theta_m + \frac{2\pi l_0 m}{N} - m \theta'_1)} = R_m e^{j(\theta_m + \frac{2\pi l_0 m}{N} - m \theta_1 - \frac{2\pi l_0 m}{N})} = R_m e^{j(\theta_m - m \theta_1)}$ . 最后我们得到  $\varphi(Z_m) = \varphi(Z'_m)$ ,  $m = 0, 1, \dots, N-1$  成立.

需指出的是,文献[14]给出的是频率变量  $m$  取值范围为  $\{-N/2, \dots, -1, 0, 1, \dots, N/2-1\}$  的傅立叶系数的相位修正操作,而定义 3 给出的则是对频率变量  $m$  取值范围为  $\{0, 1, \dots, N-1\}$  的傅立叶系数的相位修正操作. 定理 1 证明了经该操作后的傅立叶系数,在一维信号发生循环移位的情况下,仍能保持不变. 该操作的这种优良特性,可用来处理形状矩阵对旋转变换的依赖性.

### 3.2 相位保持的傅里叶描述子 PFD 的产生

形状矩阵对形状图像的缩放和平移是不变的,但依赖于旋转变换,这里用傅里叶变换来解决这个问题. 设一个  $M \times N$  图像  $I$  经过重新采样后得到的形状矩阵为  $(z_{ij})_{H \times H}$ , 这里  $H$  是矩阵的行数和列数. 对该矩阵进行如下操作:

**step1** 对形状矩阵的每一行  $u = 0, 1, \dots, H-1$  进行如下一维离散傅里叶变换:

$$Z'_w = \sum_{l=0}^{H-1} z_{ul} e^{-j \frac{2\pi l v}{H}}, v = 0, 1, \dots, H-1 \quad (3)$$

**step2** 对得到的每一个傅里叶系数  $Z'_{uv}$  进行如下

相位修正操作:

$$Z''_{uv} = \varphi(Z'_{uv}) = Z'_{uv} e^{-j v \theta'_{u1}}, u, v = 0, 1, \dots, H-1 \quad (4)$$

这里  $\theta'_{u1}$  是系数  $Z'_{u1}$  的相位角. 这样得到了一个经相位修正的傅里叶系数矩阵  $(Z''_{uv})_{H \times H}$ .

**step3** 对系数矩阵  $(Z''_{uv})_{H \times H}$  的每一列  $v = 0, 1, \dots, H-1$  进行如下一维傅里叶变换:

$$Z_w = \sum_{l=0}^{H-1} Z''_{lv} e^{-j \frac{2\pi l u}{H}}, u = 0, 1, \dots, H-1 \quad (5)$$

经过上述操作,通过两次傅里叶变换和一次傅里叶系数的相位修正,得到了一个傅里叶系数矩阵  $(Z_w)_{H \times H}$ . 因为旋转变换仅使形状矩阵  $(z_{ij})_{H \times H}$  的每一行发生循环移位,而定理 1 证明了,经过定义 3 给出的相位修正操作修改后的傅里叶系数对循环移位是不变的,所以经过步骤 2 所得到的修正后的系数矩阵  $(Z'_w)_{H \times H}$  对旋转变换是不变的,因而最后通过步骤 3 所得到的傅里叶系数矩阵  $(Z_w)_{H \times H}$  对旋转变换也是不变的. 又形状矩阵  $(z_{ij})_{H \times H}$  本身对图像的平移和缩放已是不变的,所以傅里叶系数矩阵  $(Z_w)_{H \times H}$  构成了一个不变的形状描述子. 考虑到形状描述子的紧致性和对噪声的鲁棒性要求,一般取低频系数作为形状描述子,所以最终作为形状描述的傅里叶描述子为傅里叶系数矩阵  $(Z_w)_{t \times t}$ , 这里  $t$  一般远小于  $H$ .

傅里叶系数矩阵  $(Z_w)_{t \times t}$  就是最终产生的傅里叶形状描述子,它不仅满足不变性,而且是相位保持的,即在描述子中保留了傅里叶系数的相位信息,因此我们将该方法命名为 PFD. 这是与文献[12]提出的 GFD 方法显然不同的一点, GFD 虽然也是一种不变的区域形状描述子,但为了达到不变性,舍弃了傅里叶系数的相位信息,因而大大降低了描述的精度.

## 4 基于 PFD 的形状差异度量

在上一节,我们通过对形状矩阵的傅里叶分析,产生不变的,相位保持的傅里叶描述子 PFD, 这里我们用 PFD 来度量两个形状的差异度. 令形状  $\alpha$  和形状  $\beta$  的 PFD 分别为  $(Z_w^\alpha)_{t \times t}$  和  $(Z_w^\beta)_{t \times t}$ , 则它们的形状差异度定义为:

$$\text{diff}(\alpha, \beta) = \sum_{u=0}^{t-1} \sum_{v=0}^{t-1} |Z_w^{\alpha} - Z_w^{\beta}| \quad (6)$$

## 5 实验结果和讨论

为了对本文提出的傅立叶描述子 PFD 的性能进行评估,我们从 MPEG-7 商标形状数据库(CE2)中选取了 70 幅形状图像(图 2 中的左图),这些形状图像一般有着复杂的内部结构. 对其中的每一幅形状图像进行不同尺度的缩放操作得到的三幅图像,缩放因子依次为: 0.49, 0.7, 1.37; 再对原图和经过缩放得到的三幅图像

都分别旋转  $45^\circ$ 、 $135^\circ$ 、 $225^\circ$ , 又得到了 12 幅图像, 最后对原图像进行任意的透视变换得到了 4 幅图像, 这样对 70 幅图像的每一幅经过各种变换得到 19 幅图像, 再加上原图, 构成了一类形状的 20 幅图像, 图 2 中的右图给出了一个例子. 这  $70 \times 20 = 1400$  幅图像就构成了一个用来评估 PFD 性能的测试集. 该测试集的 70 幅原图中, 有一些图像整体上非常相似, 只在细节上有一些细微的差异, 如图 2(左图)中的第二行的第五个和第六个, 第四行的第三个和第四个等, 可以测试各方法的描述精度. 而测试集中通过各种几何变换得到的图像, 用来测试形状描述子对几何变换的鲁棒性.

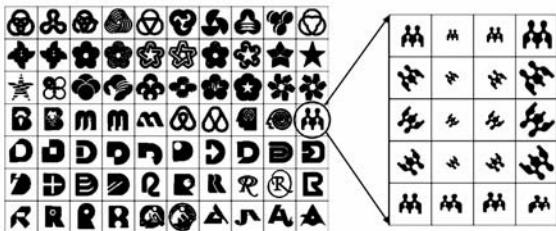


图2 从MPEG-7商标形状数据库中选出的70幅图像经过各种几何变换得到的区域形状测试集

这里用在测试集中的形状检索实验来评估形状描述子的性能. 将测试集中的每一个形状作为一个查询图像, 在测试集中作一次检索, 即与测试集中的每一个形状, 进行形状匹配(总共进行  $70 \times 20 = 1400$  次匹配), 也就是进行形状差异度的计算. 这里采用常用的计算平均检索率<sup>[16]</sup>和计算查全率与查准率对(Recall and Precision Pair)<sup>[12]</sup>这两种方法来评估形状描述子的检索性能, 文献<sup>[16]</sup>和文献<sup>[12]</sup>分别给出了它们的计算方法.

用来同本文提出的 PFD 方法进行性能比较的其他方法有 Zemike 矩形状描述方法(Zemike Moment Descriptor, ZMD)<sup>[13]</sup>和文献<sup>[12]</sup>提出的 GFD 方法, 这两种方法都属于区域形状描述子. GFD 同 PFD 方法一样, 都是用傅立叶变换来抽取形状的特征, 而且得到的描述子都满足不变性, 但 PFD 是相位保持的, 因此具有更高的描述精度. ZMD 方法是常用的区域形状描述子, 有着广泛的应用, MPEG-7 将其作为标准的区域形状描述子. 对于 PFD 和 GFD, 为了保证性能比较的公平性, 每次比较实验, 两种方法取的特征数目都是相同的, 依次为  $2 \times 2 = 4$ ,  $3 \times 3 = 9$ ,  $4 \times 4 = 16$ ,  $5 \times 5 = 25$ . 需要说明的是, 在实验中, PFD 方法将图像重新采样得到的形状矩阵的大小为  $128 \times 128$ . 对于 ZMD, 采用文献<sup>[17]</sup>的方法将图像重新采样成  $100 \times 100$  大小的图像, 然后再对其计算 Zemike 矩. 同样, 为了性能比较的公平性, ZMD 所取的特征数目也和其他两种方法相同, 分别为: 0 到 2 阶的矩、0 到 4 阶的矩、0 到 6 阶的矩、0 到 8 阶的矩, 使用的矩的数目依次为: 4、9、16、25.

表 1 给出了 ZMD、GFD、PFD 三种方法在特征数目取 4、9、16、25 时, 在测试集上的平均检索率. 从该表可以看出, 本文提出的 PFD 方法在各种情况下的平均检索率, 都要高于 ZMD 和 GFD 方法. 图 3 的左图给出了特征数取 16 的三种方法的查准率/查全率曲线, 从该图可以看出, 在各个查全率下的查准率, PFD 方法都要高于 ZMD 和 GFD 方法. 这些实验结果都证明了 PFD 方法比其他两种方法, 具有更强的形状描述能力. 尤其值得指出的是, 虽然 PFD 和 GFD 一样都是采用傅立叶变换的系数来描述形状, 但 GFD 只用到了幅度信息, 而 PFD 不仅使用了傅立叶系数的幅度信息, 而且还使用了相位信息, 因而更能精确的描述形状, 所以在实验中, 取得了更好的检索结果, 表现出了更高的检索性能. 计算效率是一个非常重要的指标, 我们统计了 ZMD、GFD、PFD 的计算时间(所有 1400 个图像的总和)分别为: 171.7s、7.2s 和 18.7s. 该结果说明 GFD 和 PFD 的计算时间要远低于标准的区域形状描述方法 Zemike 矩. 我们也注意到, PFD 的计算时间要高于 GFD, 这是因为 PFD 方法要进行相位修正操作, 增加了计算的开销, 但从实验结果来看这种开销是在可以容忍的范围内的.

表 1 三种形状描述子在不同特征数下的平均检索率 (%)

形状描述子	使用的特征数			
	4	9	16	25
ZMD	60.47	71.94	74.72	74.91
GFD	61.27	71.58	75.45	77.01
PFD	73.80	77.86	78.06	78.36

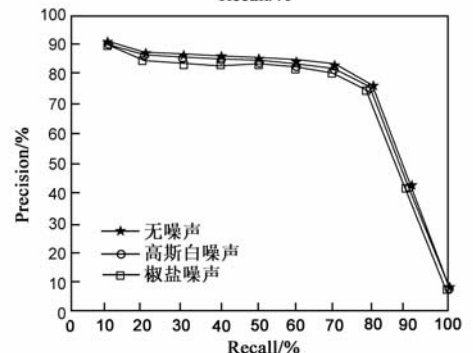
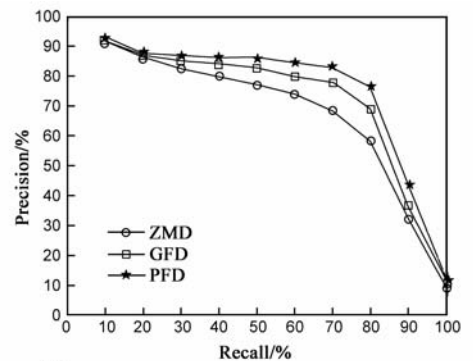


图3 上图: 三种方法的查全率/查准率曲线; 下图: PFD 方法在各种噪声情况下的查全率/查准率曲线

为了验证本文提出的 PFD 方法的抗噪性能,我们将测试集中所有图像分别加上高斯白噪声和椒盐噪声,从而构成两个新的测试集,然后用 PFD 方法在这两个新的测试集中作同样的图像检索实验(特征数取 16)。图 3 的下图给出了在无噪声、高斯白噪声和椒盐噪声三种情况下的查全率/查准率曲线。从该图可以看出三条曲线非常靠近,反映了 PFD 方法具有较强的抗噪性能。

## 6 结论

形状描述是图像分析研究领域的一个热点问题,有着许多潜在的应用。傅立叶描述子是一种常用的形状描述方法,但一般只能描述轮廓线形状。文献[12]虽然首次提出用傅立叶变换来抽取区域形状的特征,但为了使获得的形状描述子满足不变性,而舍弃了傅立叶系数中的相位信息,因为旋转变换将会改变相位信息,而这种舍弃了相位信息的傅立叶描述子显然不能精确的描述形状。文献[14]提出的方法虽然保留了傅立叶系数中的相位信息,但不能描述区域形状。本文提出的一种描述区域形状的傅立叶描述子 PFD,通过一种相位修正机制,使得修正后的傅立叶系数满足对旋转变换的不变性,这样使得 PFD 不仅是相位信息保持的,而且是不变的,因而是一种精确的、可靠的形状描述子。通过在 MPEG-7 商标形状构成的测试集的形状检索实验,证明了该方法要优于文献[12]提出的 GFD 方法和常用的区域形状描述子 Zernike 矩。

## 参考文献

- [1] 许相莉,张利彪,刘向东,于哲舟,周春光.基于粒子群优化的图像检索相关反馈算法[J].电子学报,2010,38(8):1935-1940.  
Xu X L, Zhang L B, Liu X D, Yu Z Z, Zhou C G. Image retrieval relevance feedback algorithm based on particle swarm optimization[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(8): 1935-1940. (in Chinese)
- [2] Berretti S, A. Bimbo D, Pala P. Retrieval by shape similarity with perceptual distance and effective indexing. Content-based image retrieval at the end of the early years[J]. IEEE Trans on Multimedia, 2(4): 225-239, 2000.
- [3] 汪祖媛,庄镇泉,何劲松,王煦法.基于形状的小波变换系数广义高斯分布图像检索算法[J].电子学报,2003,31(5):765-768.  
Wang Z Y, Zhuang Z Q, He J S, Wang X F. Wavelet coefficients generalized Gaussian distribution image retrieval algorithm based on shape[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(5): 765-768. (in Chinese)
- [4] Kim W Y, Kim Y S. A region-based shape descriptor using Zernike moments[J]. Signal Processing: Image Communication, 2000, 16(1-2): 95-102.

- [5] Lu G J, Sajjanhar A. Region-based shape representation and similarity measure suitable for content-based image retrieval [J]. Multimedia Systems, 1999, 7(2): 165-174.
- [6] Persoon E, Fu K. Shape discrimination using Fourier descriptors [J]. IEEE Trans on SMC, 1977, 7(3): 170-179.
- [7] Gonzalez R C, Woods R E. Digital Image Processing[M]. Addison-Wesley. Reading, MA, 2002. 655-659.
- [8] Urdiales C, Bandera A, Sandoval F. Non-parametric planar shape representation based on adaptive curvature functions[J]. Pattern Recognition, 2002, 35(1): 45-53.
- [9] Kauppinen H, Seppanen T, Pietikainen M. 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.
- [10] Zhang D S, Lu G J. Study and evaluation of different Fourier methods for image retrieval[J]. Image and Vision Computing, 2005, 23(1): 33-49.
- [11] Mehtre B M, Kankanhalli M S, Lee W F. Shape measure for content based image retrieval: A comparison[J]. Information Processing & Management, 1997, 33(3): 319-337.
- [12] Zhang D S, Lu G J. Shape-based image retrieval using generic Fourier descriptor[J]. Signal Processing: Image Communication, 2002, 17(10): 825-848.
- [13] Kim W Y, Kim Y S. A region-based shape descriptor using Zernike moments[J]. Signal Processing: Image Communication, 2000, 16(1-2): 95-102.
- [14] Bartolini L, Ciaccia P, Patella M. WARP: Accurate retrieval of shapes using phase of Fourier descriptors and time warping distance[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2005, 27(1): 142-147.
- [15] Goshtasby A. Description and discrimination of planar shape using shape matrices. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 1985, 7(6): 738-743.
- [16] Xu C J, Liu J Z, Tang X O. 2D shape matching by contour flexibility[J]. IEEE Trans on PAMI, 2009, 31(1): 180-186.
- [17] Kim W Y, Yuan P. A practical pattern recognition system for translation, scale and rotation invariance[A]. IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], Seattle, USA, 1994. 391-396.

## 作者简介



王 斌 男,1969 年 12 月生于湖北汉川。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,江苏省高校“青蓝工程”优秀青年骨干教师培养对象,研究方向:智能计算、模式识别、图像处理。 E-mail: binwang@seu.edu.cn