



# 轮廓形状匹配的形状函数小波 特征方法<sup>1)</sup>

朱同林<sup>1</sup> 彭嘉雄<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(华南农业大学计算机系 广州 510642)

<sup>2</sup>(华中科技大学图像识别与人工智能研究所 武汉 430074)

(E-mail: tlzhu@163.net)

**摘要** 利用形心点和 Aggarwal 的形殊点, 定义了轮廓形状的描述函数和起始点, 并运用描述函数的 Daubechies 周期小波系数特征, 讨论了闭合轮廓曲线的整体匹配和局部匹配问题。为适应快速识别目标和精确辩识物体的应用需要, 提供了这类匹配方法的简易模型和精确模型。实验结果表明这类方法具有良好的稳定性和可靠性, 并且小波的快速算法保证了这类方法实时处理的能力。

**关键词** 轮廓形状匹配, 形状函数, Daubechies 周期化小波, 小波特征。

## CONTOUR MATCHING BY WAVELET FEATURE OF SHAPE FUNCTION

ZHOU Tong-Lin<sup>1</sup> PENG Jia-Xiong<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(Department of Computer, South China Agricultural University, Guangzhou 510642)

<sup>2</sup>(Institute of Pattern Recognition & Artificial Intelligence, Huazhong University of  
Science & Technology, Wuhan 430074)

(E-mail: tlzhu@163.net)

**Abstract** A kind of description function and the initiation point of a closed curve are defined using the centroid and the shape-specific point of Aggarwal. Based on periodic Daubechies wavelet coefficients feature of the description function, the global matching problem and the local matching problem of the contour curve are discussed. To meet the needs of fast recognizing target and accurately distinguishing object, we propose a simple matching model and an accurate matching model for our method. Experiments indicate good stability and reliability of our method and they also show real time ability of fast wavelet algorithm used in the model.

**Key words** Contour matching, shape function, periodic Daubechies wavelet, feature of the wavelet.

1) 国防科技预研基金(98J2.4.6.JWO504)和广东省自然科学基金(990228)资助项目。

收稿日期 1999-10-15 收修改稿日期 2000-11-07

## 1 形状描述函数及其小波特征匹配

形状匹配是目标识别的主要方法之一,它的传统方法是闭合曲线的属性串匹配方法<sup>[1]</sup>和形殊点匹配方法.这两种方法算法简单,但容易受各种干扰而影响精度. Fourier 描述子也用于形状匹配,由于它是闭合曲线的内在整体特征匹配,所以抗干扰性较强,但不能用于局部匹配.近年来,Chuang 等人构造一种描述算子,称小波描述子,在图像处理和模式识别中获得了重要的应用<sup>[2]</sup>.我们借鉴上述方法来构造形状描述函数并讨论其小波特征匹配问题.

设  $\Omega$  是实平面上的任一封闭曲线,一般知道曲线的一组离散点  $\{a_n\}_{n=1}^M$  的坐标,设为  $\{(x_n, y_n)\}$ (假定离散点在曲线上分布是比较稠密的).为得到周期函数,约定  $a_{M+i} = a_i$ ,则封闭曲线可由这些点的相邻连线组成的“多边形”来逼近,而其形状可以完全由各离散点到其中心点的距离来决定,由起始点到离散点的(归一化)弧长作参数,即可得到一形状特征函数,它可以由下列步骤来构造:

第一步.计算闭合曲线的形心点  $a_c$  的坐标  $(x_c, y_c)$ <sup>[3]</sup>;第二步.计算形殊点  $a_w$  的坐标  $(x_w, y_w)$ ;第三步.找出起始点,假设射线  $a_c a_w$  与闭合的曲线交于  $a_0$  点,离  $a_0$  最近的采样点为  $a_m$ ,则  $a_m$  即为起始点;第四步.将采样点重新排序,设为  $b_1 = a_m, b_2 = a_{m+1}, b_3, \dots$ ,计算  $b_1 b_n$  的弧长,记为  $L_n$ ,并转化归一化弧长  $l_n = L_n / L_M$ ,作函数

$$f(l_n) = |b_n a_c| - U, \quad (1)$$

其中  $U$  为平均距离,这就是我们要定义的形状函数,  $l_n$  与  $|b_n a_c|$  都是由弧  $b_1 b_n$  的终点决定的.由于形殊点和中心点对平移、旋转变换是不变的,而归一化弧长函数对于伸缩旋转变换是不变的,所以形状函数也具有这三个不变性<sup>[3]</sup>.

闭合曲线的形状函数是关于弧长参数的周期函数,但这个函数并不是光滑的,一般来说是振荡的,所以选择 Daubechies 周期化小波基来刻画它是比较好的.用  $X_{[0,1]}$  表示周期为 1 的平方可积函数空间,  $\psi_{jk}^P(x)$ ,  $\varphi_{jk}^P(x)$  分别表示其小波空间  $W_j$  和尺度函数空间  $V_j$  的基函数.对于任一函数  $f(x) \in X_{[0,1]}$ , 称小波系数  $\{\langle f, \psi_{jk}^P \rangle\}_{k=0}^{2^j-1}$  为  $f(x)$  的第  $j$  层小波特征(系数).记  $s_k^j = \langle f, \varphi_{jk}^P \rangle$ ,  $d_k^j = \langle f, \psi_{jk}^P \rangle$ .在实际应用中可以用某前  $J$  层小波特征来识别  $f(x)$ ,但只需算最高一层的系数  $\{s_k^{J+1}\}$ ,其更低层小波系数可通过快速算法迭代得到.而  $\{s_k^j\}$  又有下列简便算法<sup>[4]</sup>

$$\langle f, \psi_{jk}^P \rangle = \sum_{n=-\infty}^{\infty} 2^{-j/2} \hat{\varphi} \left( \frac{2n\pi}{2^j} \right) e^{-i2n\pi k / 2^j} \hat{f}(n), \quad (2)$$

而且  $\hat{\varphi} \left( \frac{2n\pi}{2^j} \right) e^{-i2n\pi k / 2^j}$  的值可预先算好,并做成一个数据库.

设  $\Omega = \{x_n, y_n\}$ ,  $\bar{\Omega} = \{\bar{x}_n, \bar{y}_n\}$  是平面上的两条闭合曲线,  $\{d_k^j\}$ ,  $\{\bar{d}_k^j\}$  是形状函数的小波特征,根据向量比较的方法,定义其第  $j$  层匹配程度

$$E(j) = 1 - \sqrt{\sum_{k=0}^{2^j-1} (d_k^j - \bar{d}_k^j)^2} \left/ \left( \sqrt{\sum_{k=0}^{2^j-1} (d_k^j)^2} + \sqrt{\sum_{k=0}^{2^j-1} (\bar{d}_k^j)^2} \right) \right.. \quad (3)$$

$E(j)$  的取值范围为  $[0, 1]$ ,且当  $d_k^j = \bar{d}_k^j$  时取值为 1,而当  $d_k^j = -t \bar{d}_k^j (t > 0)$  时取值为 0,由于低

频成分与高频成分的身份不同,匹配作用也不同,所以整体匹配程度定义为

$$M(J) = \left[ \frac{1}{2} (|s_0^0 - \tilde{s}_0^0| / (|s_0^0| + |\tilde{s}_0^0|)) + \sum_{j=0}^J (1/2)^{j+2} E(j) \right] / (1 - (1/2)^{J+2}). \quad (4)$$

若  $\bar{\Omega}$  是由  $\Omega$  经过平移、旋转和缩放变换得到的,则  $M(J)=1 (J=0,1,2,\dots)$ .

当然,起始点取在中心点与形殊点的射线在理论上是比较合理的,上述匹配模型可以基本上反映出两闭合轮廓的相似程度,且运算速度快,我们称此为简易模型.但这种起始点在一般情况下未必能使  $M(J)$  取到匹配程度最大值,所以它没有准确反映出其真正的相似程度,即不是最佳起始点.最佳起始点的选择可以通过将待识轮廓作适当的旋转变换来实现,也就转化将待识形状函数作适当的平移变换来得到.根据小波的时频局部化特性可知,对于第  $J+1$  层尺度空间,若平移  $m2^{-j}$  单位,就等于将第  $J+1$  层的尺度函数系数的编号循环变化了  $m$  个单位,即若两条闭合曲线的系数为  $\{\bar{s}_k^{J+1}\}$  和  $\{\tilde{s}_k^{J+1}\}$ ,不妨认为是周期数列(即  $\bar{s}_{k+n2^j}^{J+1} = \bar{s}_k^{J+1}, \tilde{s}_{k+n2^j}^{J+1} = \tilde{s}_k^{J+1}$ ),则此平移变换就相当于  $\tilde{s}_k^{J+1} = \bar{s}_{k+m}^{J+1}$ .若让  $m$  跑遍  $0,1,\dots,2^j-1$ ,取  $M(J)$  的最大值,即为最佳匹配程度.这种匹配模型称为精确匹配模型.

上述讨论都是针对完整轮廓而言的,但完整轮廓的提取往往是非常困难的(一般来说参考轮廓可以是完整的),因此希望将上述方法推广到轮廓的局部匹配上去.由于小波系数只跟部分点的值有关,是局部特征.所以上述匹配方法容易用到不完整轮廓上去,但形状函数的构造要作些修改.采用类似极坐标采样的方法,以角度为自变量,轮廓点到形心点的(归一化)距离作因变量,则得到类似上面的两种匹配模型,但简单模型对轮廓点所取数目影响较大.限于篇幅,本文只在下面给出部分精确局部匹配的实验结果,不作详细讨论.

## 2 实验结果与分析

我们的实验对象首先是图 1 中的四条鱼形状(完整)轮廓曲线  $f, f_1, f_2, f_3$ (图 1(a)~(d)),其中  $f$  作为参考形状,  $f_1, f_2, f_3$  为待识形状.从图中可看出,  $f_1$  与  $f$  最匹配,  $f_3$  与  $f$  比较匹配,而  $f_2$  与  $f$  很不匹配,其形状函数如图 1(e)~(h)所示.首先用向量比较法算得其幅角在  $-2000 \sim 2000$  上匹配程度分别为 0.874 2, 0.845 9, 0.863 0.这难于设定门限分辨目标.另外算得四个轮廓的中心点与形殊点之间的距离分别为 2.528 6, 0.941 4, 1.734 6, 2.126.所以形殊点方法对于这里的轮廓匹配就要失效.同时,用式(4)对于不同的 Daubechies 周期化小波  $D_N$  进行了的反复试验,这里给出  $N=2,3,10$  的  $f$  与  $f_1, f_2, f_3$  的前 3~8 层匹配程度结果,表 1 是简易匹配模型结果,表 2 是精确匹配模型结果.从表上可看出,两闭合曲线的各类小波特征的匹配程度相差较小,说明这种匹配方法的可靠性是比较好的;匹配程度呈递减的趋势,这表明分辨率越高,就越体现出差别来;匹配程度在第 6 层以后就变化很小了,即收敛速度是较快的,说明这种匹配方法稳定性也较好.简易模型设定门限为 40% 即可将目标正确地分辨出来.表 2 的数据要比表 1 大些,这说明精确匹配模型结果更精确,但两者之间的差别是,第 1 行很小,第 3 行稍大,第 2 行较大,这说明精确匹配模型对于度量两差别较大的形状才更显得有必要,但时间消耗要更多;门限的设定要随小波和实践经验而定,如本实验对象的精确匹配模型,对于  $D_2 \sim D_5$  小波的周期化,门限

设为 50%, 对于其它周期化小波门限设为 60%, 这样就可将目标明确地分辨出来。然后对图 2 中的四条鱼形状轮廓曲线  $RC, C1, C2, C3$ (图 2(a)~(d))进行实验, 其中  $RC$  作为参考形状,  $C1, C2, C3$  为待识形状(不完整), 表 3 是精确局部匹配模型结果, 其数据比较明显的反映出三个被识形状的差别, 并且结果非常稳定。另外, 从实验可知几种模型的运算速度, 在现有的 Pentium PC 机上的运算速度均基本上可满足实时处理的需要。

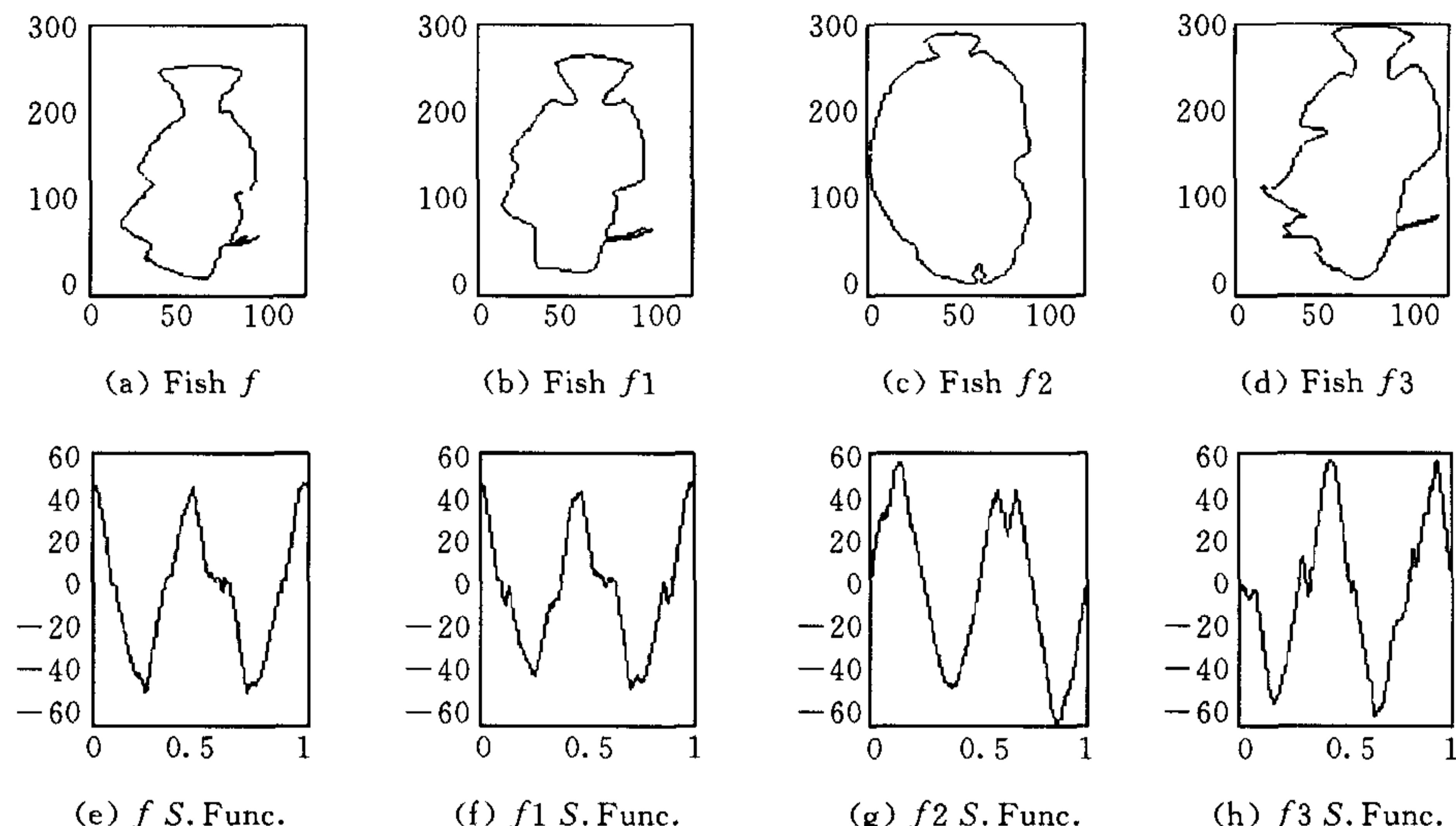


图 1 完整闭合曲线、形状函数值比较

表 1 小波特征简易匹配模型部分匹配程度值

		$J=3$	$J=4$	$J=5$	$J=6$	$J=7$	$J=8$
$N=2$	$f \sim f1$	0.924 1	0.921 0	0.918 3	0.915 7	0.914 5	0.913 9
	$f \sim f2$	0.365 7	0.367 4	0.367 7	0.367 5	0.367 4	0.367 4
	$f \sim f3$	0.532 0	0.530 1	0.528 5	0.527 9	0.527 4	0.527 1
$N=3$	$f \sim f1$	0.853 8	0.851 1	0.847 9	0.865 9	0.844 8	0.844 3
	$f \sim f2$	0.266 8	0.268 9	0.269 7	0.269 7	0.269 7	0.269 7
	$f \sim f3$	0.460 0	0.459 6	0.458 7	0.458 0	0.457 7	0.457 5
$N=10$	$f \sim f1$	0.883 8	0.888 4	0.884 8	0.882 5	0.881 3	0.880 7
	$f \sim f2$	0.346 4	0.346 0	0.345 3	0.345 1	0.345 0	0.344 9
	$f \sim f3$	0.544 6	0.539 4	0.536 5	0.535 5	0.534 6	0.534 6

表 2 小波特征精确匹配模型部分匹配程度值

		$J=3$	$J=4$	$J=5$	$J=6$	$J=7$	$J=8$
$N=2$	$f \sim f1$	0.924 6	0.923 4	0.920 8	0.918 3	0.917 1	0.916 5
	$f \sim f2$	0.557 5	0.554 9	0.553 5	0.552 8	0.552 3	0.552 0
	$f \sim f3$	0.625 6	0.622 7	0.620 3	0.620 3	0.618 4	0.618 1
$N=3$	$f \sim f1$	0.854 6	0.851 8	0.848 3	0.846 3	0.845 0	0.844 5
	$f \sim f2$	0.481 2	0.475 2	0.473 5	0.472 7	0.472 4	0.472 2
	$f \sim f3$	0.636 6	0.631 9	0.628 7	0.627 2	0.626 5	0.626 2
$N=10$	$f \sim f1$	0.894 0	0.888 9	0.885 5	0.883 8	0.882 3	0.881 7
	$f \sim f2$	0.599 2	0.594 3	0.591 5	0.590 5	0.589 9	0.589 6
	$f \sim f3$	0.656 4	0.649 4	0.646 8	0.645 6	0.644 9	0.644 6

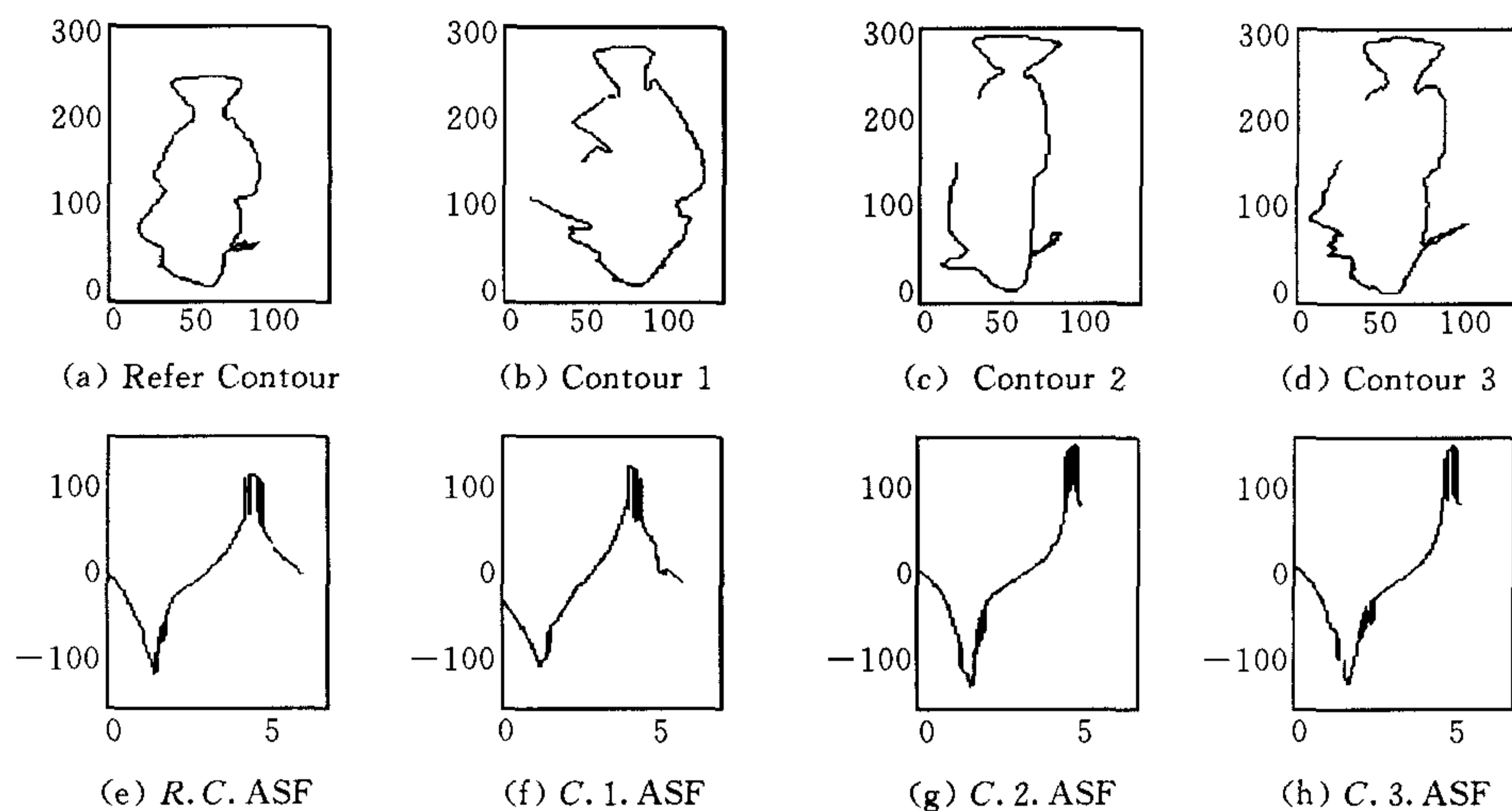
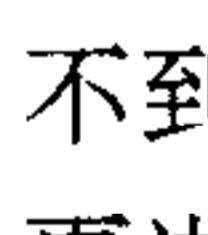


图 2 不完整闭合曲线、形状函数值比较

表 3 小波特征精确局部匹配模型部分匹配程度值

		$J=4$	$J=5$	$J=6$	$J=7$	$J=8$
$N=2$	$RC \sim C1$	0.879 4	0.867 0	0.860 5	0.856 1	0.853 5
	$RC \sim C2$	0.921 4	0.908 8	0.901 3	0.896 8	0.895 0
	$RC \sim C3$	0.903 1	0.888 4	0.880 2	0.875 2	0.872 8
$N=3$	$RC \sim C1$	0.875 3	0.861 0	0.851 8	0.848 7	0.846 4
	$RC \sim C2$	0.913 5	0.904 3	0.896 3	0.891 2	0.888 7
	$RC \sim C3$	0.909 4	0.889 5	0.879 6	0.875 0	0.872 7
$N=4$	$RC \sim C1$	0.868 1	0.851 4	0.844 9	0.840 0	0.838 3
	$RC \sim C2$	0.902 5	0.898 1	0.887 0	0.882 5	0.882 0
	$RC \sim C3$	0.899 0	0.883 6	0.877 1	0.871 8	0.869 5

### 3 讨论

小波具有时频局部化特征,所以可用于设计局部匹配模型,这是 Fourier 描述子方法办不到的,从实验结果中的表 3 可发现,这种局部匹配模型还可将轮廓  与  进行有效匹配。更进一步,小波有许多快速算法,有利于提高匹配方法的实时处理能力。

### 参 考 文 献

- 1 Tsai Wen-Hsiang, Yu Shiaw-Shian. Attributed string matching with merging for shape recognition. *IEEE Trans. PAMI*, 1985, 7(4):453~462
- 2 Gene C-H Chuang, C-C Jay Kuo. Wavelet descriptor of planar curves: Theory and applications. *IEEE Trans. Image Process.*, 1996, 5(1):56~70
- 3 Mitiche Amar, Aggarwal J K. Contour registration by shape-specific points for shape matching. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 1983, 22:396~408
- 4 Zhu Tonglin, Lin Wei. Fast wavelet algorithm of the poisson integral. *Appl. Math., and Comp.*, 1998, 96(2):127~144

朱同林 博士、副教授。研究领域为小波分析、模式识别、计算机视觉、图像处理等。

彭嘉雄 教授、博士生导师。研究领域为图像处理与分析、模式识别、计算机视觉、图像匹配与定位、成像跟踪、检测与估计、智能自动化、图像压缩等。