

模式挖掘中的知识条纹表示 过程研究¹⁾

庞韶宁 李介谷 杨 杰

(上海交通大学图像处理与模式识别研究所 上海 200030)

(E-mail: sapang @263. net)

摘 要 把二维图像矩阵放到一维空间来研究时,任何图像都将显示不同程度的条纹特性,它在模式挖掘研究中是一种重要的图像抽象属性表征量.在一维圆周采样的基础上,利用三角分形的多分辨率分析模型,对条纹频率特性进行了分析,定义了描述图像条纹特性的统计变量.实验证明,条纹特性提取及量化对模式分类和图像知识挖掘都有普遍的意义.

关键词 模式挖掘,图像知识挖掘,混沌曲线,分形,圆周采样,仿射变换,迭代函数系统.

THE RESEARCH ON PROCEDURE OF KNOWLEDGE REPRESENTATION USING IMAGE STRIPE FEATURE IN PATTERN DISCOVERY

PANG Shao-Ning LI Jie-Gu YANG Jie

(Image Processing & Pattern Recognition Institute of Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030)

(E-mail: sapang @ 263. net)

Abstract It is obvious that if a 2D image matrix is studied in a 1D space, any image pattern will take on stripe property in different degree. This stripe feature is popularly used in pattern discovery and pattern recognition. First, we use circle resampling to get 1D data from 2D image matrix. Second, we define a triangle base and its fractal IFS (iterative function system) and then a multi-frequency analysis math model is constructed. In the end, we apply the model to different types of image analysis and image database discovery. The result indicates that the stripe feature obtained by the method is useful both in image recognition and pattern discovery.

Key words Pattern discovery, image knowledge mining, fractal, circle sampling, affine transform, iterative function system.

1)国家“八六三”-CIMS 主题资助项目(863-511-945-005).

收稿日期 1998-06-29 收修改稿日期 1999-09-13

1 引言

知识挖掘 KDD(Knowledge Discovery in Database)的研究,随着当今信息爆炸时代的到来,已经越来越受到数据工程界的关注^[1]. 如何从大量的数据中高速地提取有效知识是知识挖掘的研究目的. 图像作为一种直观而相对表现复杂的信息,和文字数据一样是知识开采的重要内容. 不同于文字和数据的是它是以矩阵作为挖掘单位的,因此它的定义空间常常是二维的. 通常对于图像的知识描述,生活中首先表现为语言,例如当人们欣赏画展时,常常会说某某的作品给人于凝重庄严的感觉,某某的画多在于描述动物,而某某则擅长人物画. 不同的评论是对图像不同侧面不同深度的知识提取,这对计算机来说是分类知识,而图像知识挖掘简单意义上说就是根据这种分类知识从图像数据库中搜索人们需要的图像簇,即反映某种知识的图像类. 我们把对图像数据的知识挖掘称为图像的模式分类(pattern clustering)或模式挖掘(pattern discovery). 显然,图像模式挖掘的首要工作是,把分类知识表示成经典模式识别中的特征数值向量. 然而这又区别于模式识别中的特征提取概念,我们知道,模式识别中的分类知识表示比较具体. 如:数字字符0—9,特定表格等. 相比之下,图像模式挖掘的分类知识描述是非常抽象的不具体的,例如,严肃,动物,风景,人物等. 它们都不是能够使用单一的模式特征可以简单表示的,而是许多模式特征量张成的特征空间,并且它的研究范围是整幅图像即包括背景、前景和图像本身,而不只是通常模式识别的前景目标. 其中背景和图像本身的整体特征在许多抽象的分类知识表示的有效方法. 这些特征可以表示为某个具体的数值向量,它所表示的含义并不是很明确很具体的,但要比原始的分类知识要生动得多,因此可以把此类特征称为是原始分类知识的一种细化. 条纹特征就是其中重要的一种表示方法.

2 条纹特征与模式挖掘

在经典的模式识别领域内,特征提取是关键的一步,可以说一个最优的特征空间,是目标识别率提高的决定因素. 已有大量文献^[2~4]提出了很多用来获取各种有效特征的方法,这些模式特征有基于图像整体统计性能的能量特征、频谱特征、熵特征、方差特征、小波特征等,有基于目标边缘的几何拓扑特征、梯度特征、UDLRH、网格特征等,以及最近研究较多的神经网络提取特征,遗传算法搜索特征等等. 所有这些特征要么是针对图像整体性能的描述,要么是关于具体目标的特征表示. 而二维图像在一维空间所呈现的条纹特征由于条纹本身的特殊性,它既可以用于描述图像的整体性能,又可以用于目标特征表示. 我们知道,如果某一种条纹在整幅图像中分布集中,这样的条纹就是不能称为条纹,而属于图像细节,如果某种条纹间隔很大且分布集中,这样的条纹也不是一般意义上的条纹,而有可能是目标. 一般地,如果条纹分布均匀且频率较高,则此时的条纹属性是样本图像的一种综合性能表示. 如货币图像就属于这种情况. 条纹与通常的纹理是不同的,纹理研究的是像素级的平面随机分布模式,而条纹在于曲线级的规则伸缩模式,因此,用条纹来分析纹理存在方向遍历的高复杂度的运算.

针对图像库模式挖掘,首先遇到的问题是知识与量值特征空间的转换. 一条知识的表

示往往是由很多种特征组成的一个特征空间,显然,特征空间的大小及优化程度,直接关系到知识开采的速度及质量.条纹特征以其独特的伸缩性能,在很多抽象的知识的表示中起着奇妙的作用.

3 条纹特征提取

3.1 圆周重采样

重采样是对图像样本中的感兴趣部分的抽取,给定图像矩阵

$$G = \{g_{x,y}, 0 \leq x \leq M, 0 \leq y \leq N\} \quad (1)$$

可以根据需要从矩阵中抽取指定像素组成兴趣集 L , L 可以是原矩阵的一个子矩阵,也可以是一个一维数列即

$$L = \{l_{x,y} | f(x,y,a_{x,y}) = 0, 0 \leq x \leq P, 0 \leq y \leq Q, P \leq M, Q \leq N\}$$

或

$$L = \{l_i | l_i = f(x,y,a_{x,y}), 0 \leq i \leq Q\} \quad (2)$$

其中 f 为采样规则函数.由于这种采样过程其实就是一种对图像矩阵的滤波过程,所以,也可用滤波矩阵 F 表示, F 满足

$$G \cdot F = L \quad (3)$$

当采样结果为一维数列时,我们称这种采样为线采样.例如

$$f = \{a_{x,y} | y = ax + b\}, \quad (4)$$

表示在图像矩阵内按直线 $y = ax + b$ 进行采样.

我们知道,不同图像的条纹特性是无规则的,其方向性也是无法预测的.因此我们利用圆周的全方向性作如下定义.

定义1.当采样规则函数 $f = (a_{x,y} | x^2 + y^2 = r, 0 \leq x \leq M, 0 \leq y \leq N)$ 时的采样为圆周采样,其中 r 为采样半径.

在这里,我们把圆周采样点列 $i\{l_i\}_{i=0}^Q$ 看作曲线原始曲线 $v(x)$ 均匀采样的结果,利用插值法就可以对 $v(x)$ 进行重建:

$$v'(x) = \sum_{k=0}^Q C_k h(x - x_k), \quad (5)$$

其中 h 为插值核, C_k 为权系数.使用不同的插值核所得到的 $v(x)$ 的精度也不同.

3.2 分形条纹特性提取模型

二维图像矩阵经过以上的采样滤波,无论图像的频谱如何,都不同程度地表现出条纹特性.如何来提取及表示这种不同程度的条纹特性是本文研究的主要内容.在圆周采样的基础上,我们构造了一种基于三角基的分形数学模型来提取条纹的频率特征.

分形是以自相似性为前提条件的,由式(5)不难理解采样曲线必须具有比例自相似性,但是这种自相似性并不是严格意义上的自相似,而只能是统计意义上的相似性.因此它属于无规则分形^[5],我们以此分形集为某一混沌动力学系统的吸引子来构造迭代函数系统(IFS).

首先不仿在 n 维 Euclid 空间 K^n 定义如下矢量作为仿射变换的基元:

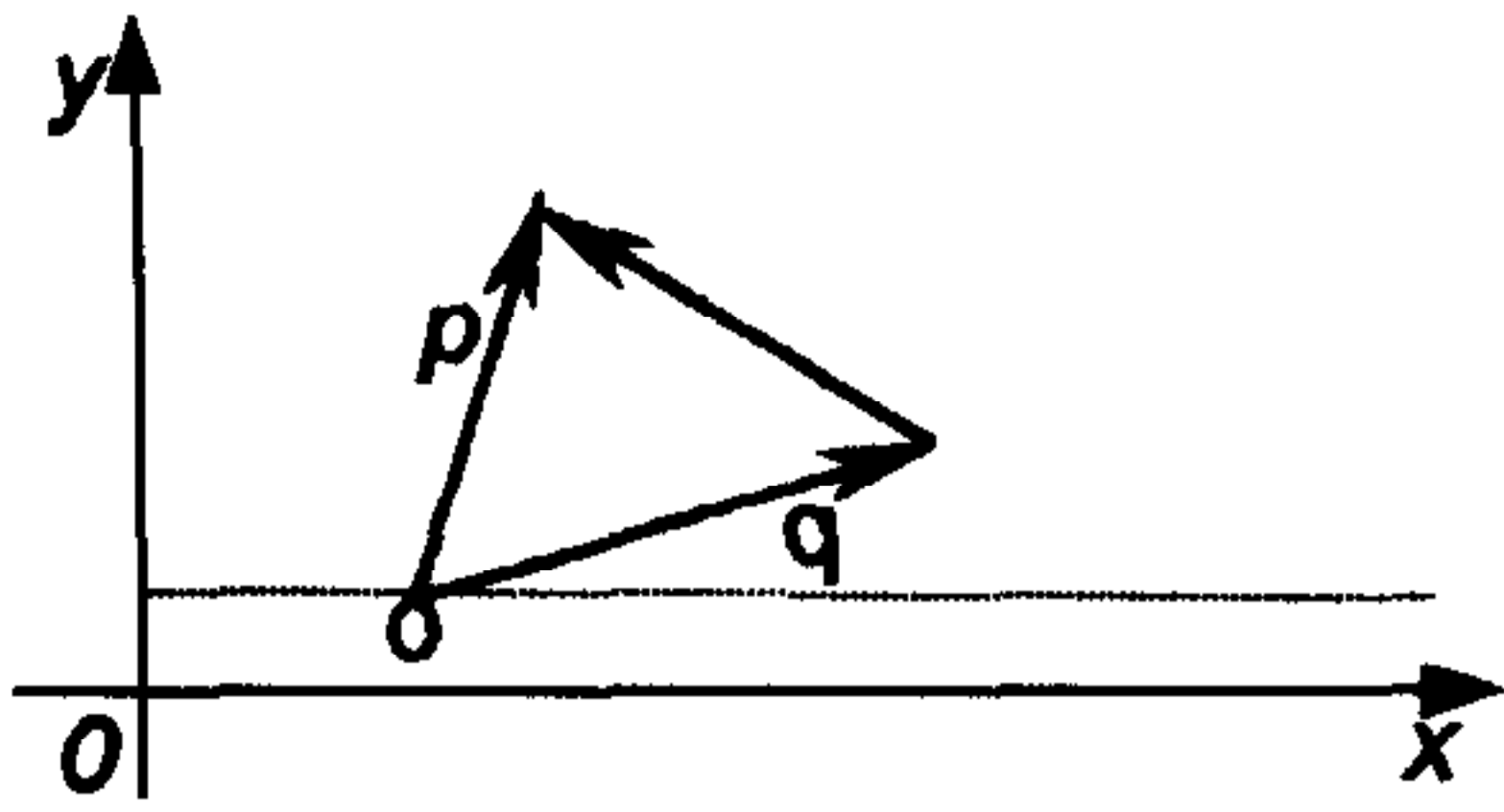


图1 三角基元

$$B_0 = \begin{bmatrix} p \\ q \\ \angle pq \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} E, \quad (6)$$

其中 p, q 为如图1三角基元的两条边向量, $\angle pq$ 为夹角, E 为单位矢量.

针对以上三角基元特点,构造如下仿射变换^[5] W , 其中 $a, b, c, d, f, \alpha, \beta, \gamma$ 为参数, a, b, c, d 为缩放, 反演, 扭曲, 旋转变换控制参数, f 为基元夹角缩放参数, α, β, γ 为顶点初位置和顶角初相.

$$W \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & b & 0 \\ c & d & 0 \\ 0 & 0 & f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \\ \gamma \end{bmatrix}. \quad (7)$$

$$\text{令 } X = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix}, \quad D = W \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix}, \quad \Lambda = \begin{bmatrix} a & b & 0 \\ c & d & 0 \\ 0 & 0 & f \end{bmatrix}, \quad E = \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \\ \gamma \end{bmatrix},$$

则(7)式可表示为

$$D = \Lambda X + E. \quad (8)$$

令 $F = D - E$ 则(8)式即如下奇次方程组

$$F = \Lambda X, \quad (9)$$

Λ 是我们要求的矩阵, 至少要找到一个最优 $\Lambda (\Lambda_{\text{opt}})$ 使均方误差最小

$$\Lambda_{\text{opt}} = \arg \min_{\Lambda} \|X\Lambda - F\|^2. \quad (10)$$

求解方程组(9)时, 如果 X 是满秩的, 则可由公式(10)求解

$$\Lambda_{\text{opt}} = (X^T X)^{-1} X^T F. \quad (11)$$

但若 $X^T X$ 是非奇异的, 即 X 不为满秩情况下. 方程组(9)呈病态, 当然此时可以用哑扩充法把问题扩展到更高维空间去解决, 但其计算的复杂度也是相当大的. 由式(10)或(11)可以解出仿射变换参数矩阵 Λ , 这样也就在 K^n 空间定义了一组三角向量基

$$\{B_0, B_1, \dots, B_n\}.$$

由有限维赋范空间的逼近论关于最佳逼近存在定理推论:

设 e_1, e_2, \dots, e_n 是赋范线性空间 E 中一组给定的向量, 则任意向量 $x \in E$, 总存在有序数组 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n \in K$, 使得

$$\left\| x - \sum_{k=1}^n \lambda_k e_k \right\| = \inf_{\xi \in K^n} \left\| x - \sum_{k=1}^n \xi_k e_k \right\|, \quad (12)$$

其中 $\xi = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n) \in K^n$ 必可找到一组有序数 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n \in K$ 来逼近 $v(x)$

根据分形的拼贴原理, 以采样曲线 $v(x)$ 为混沌吸引子, 利用形态学原理, 用经仿射变换的三角基元对吸引子进行腐蚀, 即可得到一三角分形曲线 g

$$g = B_0 \oplus \left[\bigoplus_{i=1}^N B_i \right], \quad (13)$$

其中 B_0 为三角基元.

定义2. 重构距离函数.

$$h_i(f, g_i) = \sqrt{\int |f(x) - g_i(x)| dx}, \quad (14)$$

其中 i 为迭代次数.

这样,我们以距离作为衡量分形的拟合程度,以式(13)为拼贴规则.从而就建立起一套完整的三角分形特征提取数学模型.由于这一模型是基于迭代函数系统的形态拼贴,因此所提取 IFS 特征参数理论上分级无限精细的,即

$$\lim_{i \rightarrow +\infty} h_i(f, g_i) = 0. \quad (15)$$

4 条纹特征表示

对采样曲线,解线性方程组(8),我们可以仿射变换参数张成采样曲线的有限维特征空间 $D: \{x_1, x_2, \dots, x_7\}$, $x_1 \sim x_7$ 分别对应以上迭代函数系统中定义的七个仿射变换参数.其中三角的顶角的缩放倍数 f 反应了采样曲线的条纹频率特性.三角基元的初相 γ 体现条纹曲线的方向性.我们首先关心的是如何表示图像的条纹频率特性和方向性,在采样缩放参数 f 和初相参数 γ 谱密度 $h_i(f)$ 与 $h_i(\gamma)$ 基础上作如下定义:

定义3. 图像条纹频率谱密度 $H(f)$, 图像条纹方向谱密度 $D(\gamma)$

$$H(f) = \sum_{i=1}^N h_i(f), \quad D(\gamma) = \sum_{i=1}^N h_i(\gamma) \quad (N \text{ 为采样次数}). \quad (16)$$

定义4. 图像条纹特征比率 \mathfrak{R} , 图像条纹方向指数 \mathfrak{S}

$$\mathfrak{R} = \int_0^\theta H(f) df / \int_0^{2\pi} H(f) df, \quad (17)$$

$$\mathfrak{S} = \int_0^{\pi/2} D(\gamma) \cdot \gamma d\gamma / \int_0^{\pi/2} D(\gamma) d\gamma, \quad (18)$$

其中 θ 为条纹特征 f 的频率阈值, $0 \leq \theta \leq 360$, 即当 f 大于阈值 θ 时,采样曲线的起伏才被认定为所要测定的条纹.

图像条纹频率谱密度 $H(f)$ 用于描述采样曲线 f 在 $0 \sim 2\pi$ 的分布情况,对应表示条纹高频到低频的分布;同样,图像条纹方向谱密度 $D(\gamma)$ 则表征采样曲线 γ 在 $-\frac{\pi}{2} \sim \frac{\pi}{2}$ 范围上的分布,对应表示条纹的取向状况.而图像条纹特征比率 \mathfrak{R} , 图像条纹方向指数 \mathfrak{S} 用于表征图像的条纹频率及条纹方向的综合指数. $\mathfrak{R} \in (0, 1)$ 越大则表示整幅图像的条纹状况越严重.

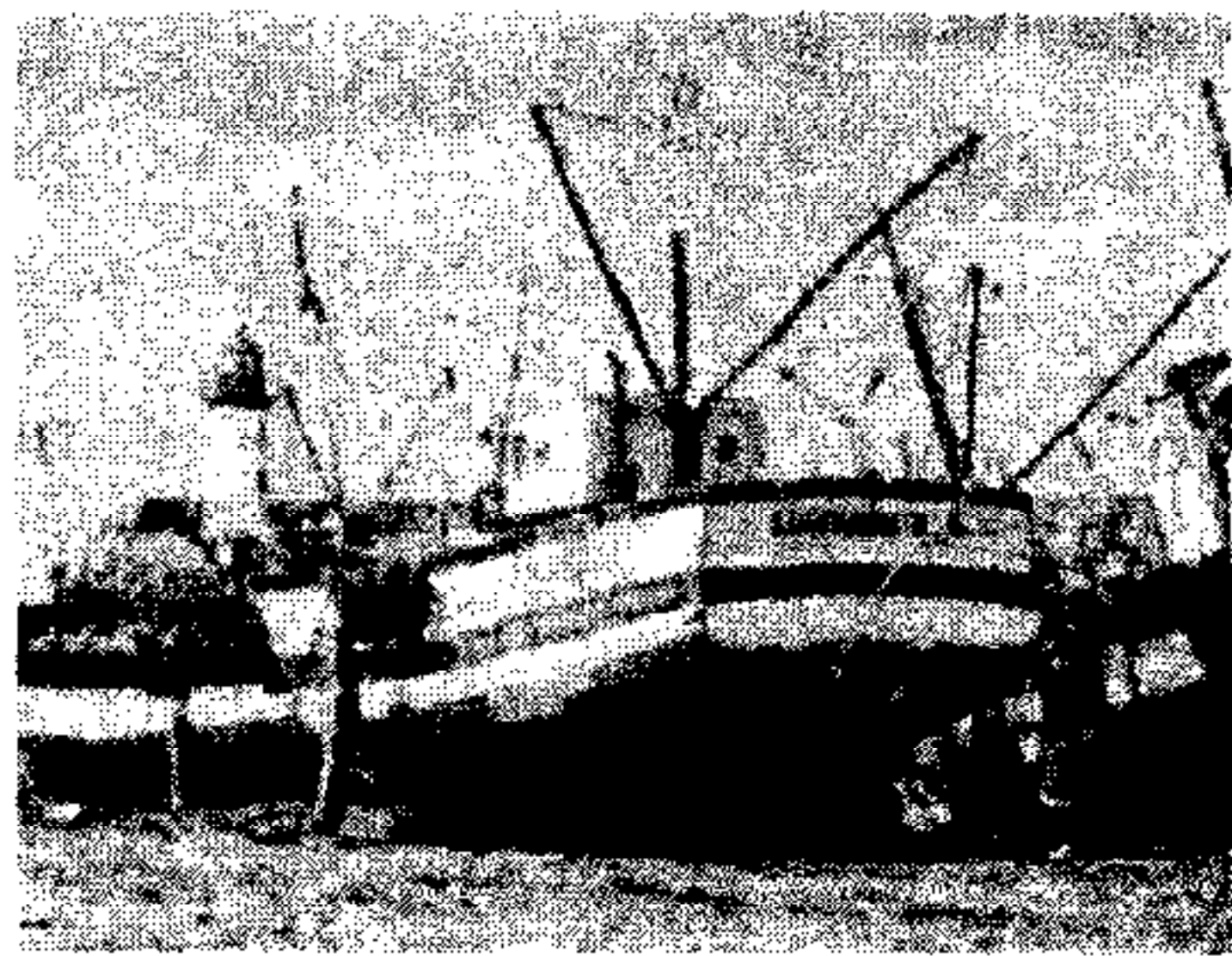
5 试验结果及讨论

根据以上理论,我们分别对人物,花草,建筑,风景等不同类型的图像样本进行条纹特性的测试.圆周采样的方式有两种:中心扩散法和随机定位法.

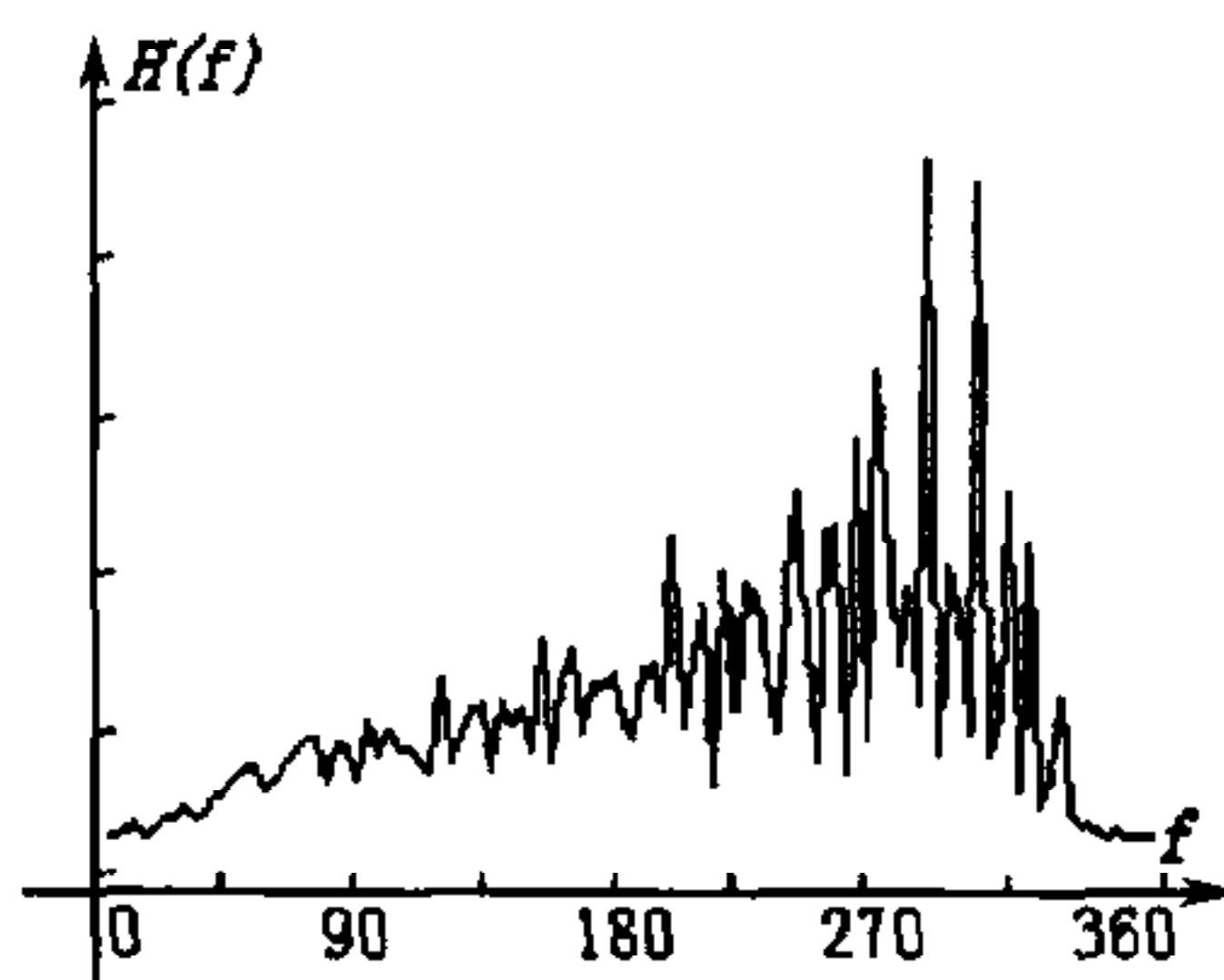
所谓中心扩散法是指以样本中心或重心为圆周采样原点,半径 R 以 r_0 为下确界扩散,直到 $R \geq M$. and. $R \geq N$ 为止对样本进行采样.所谓随机定位法是采样原点坐标 (x, y) 为样本平面内的随机点,而采样半径采用经验值.

有针对性地选择了几幅图像用于条纹测定试验,图2至图4为测试示例.其中大多数图

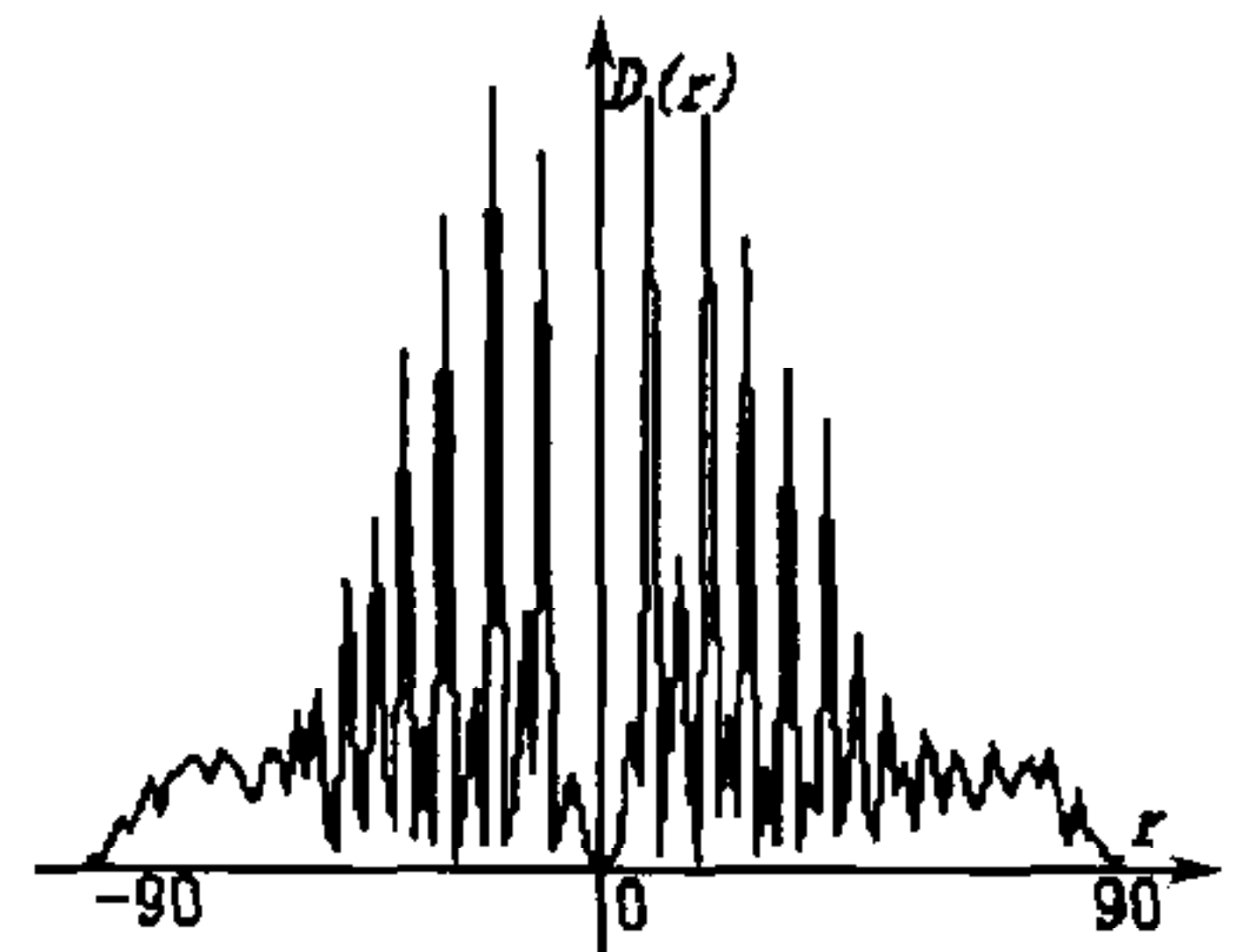
像是一般生活图片如图2(a)和图3(a), 给人的条纹感觉不是很明显, 而图4(a)RMB100则细密的条纹布满整个画面. 分别测定它们的图像条纹频率谱密度 $H(f)$, 图像条纹方向谱密度 $D(\gamma)$, 并计算出它们各自的条纹特征比率 \mathfrak{R} . 从下面的测定结果可以看到, RMB100具有最高的条纹特征比率, 其次是 MAN-DRILL, 这个结果与我们的视觉效果是一致的.



(a) 测试图像 BOAT, $\mathfrak{R} = 0.382$



(b) BOAT 条纹频率谱密度 $H(f)$

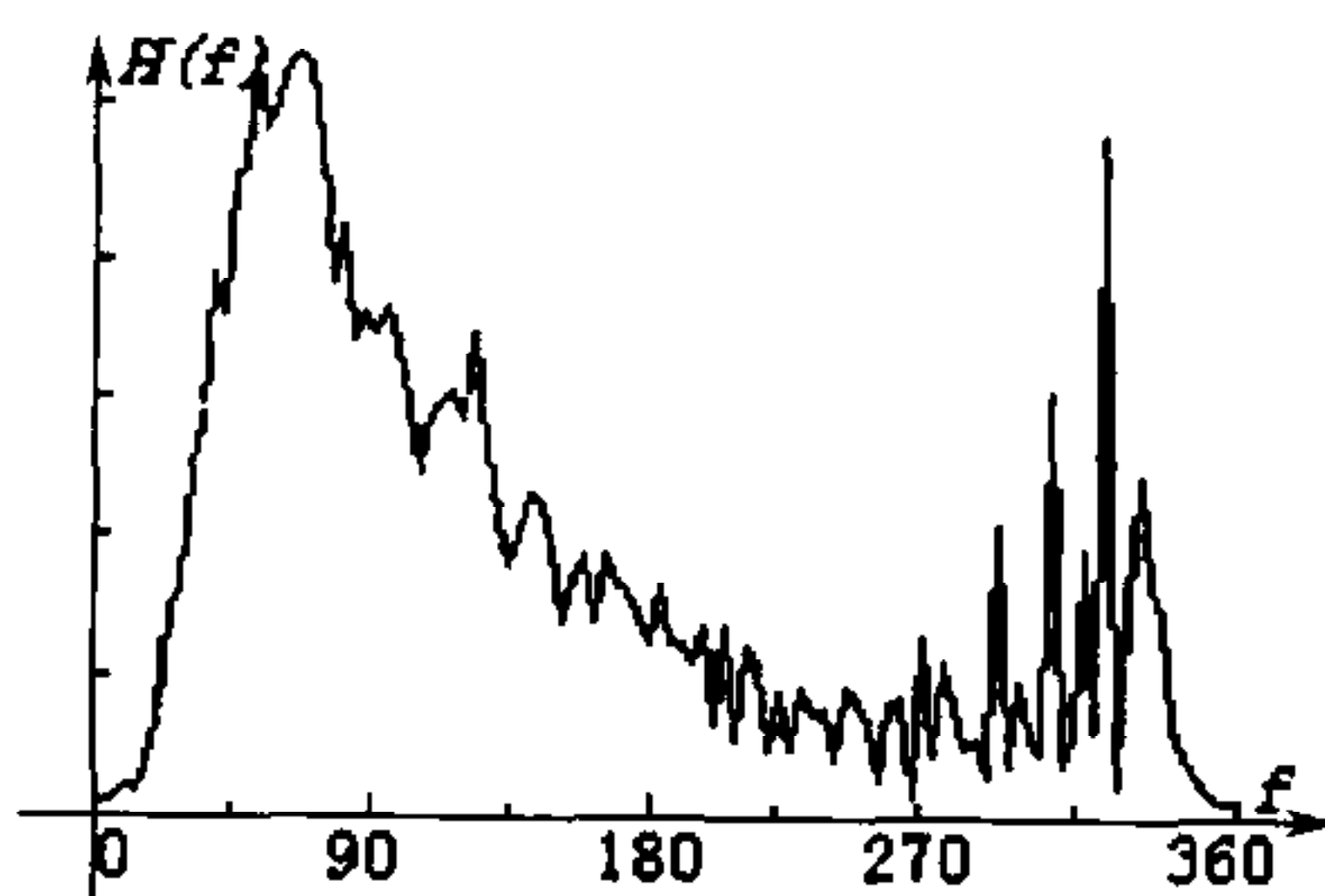


(c) BOAT 条纹方向谱密度 $D(\gamma)$

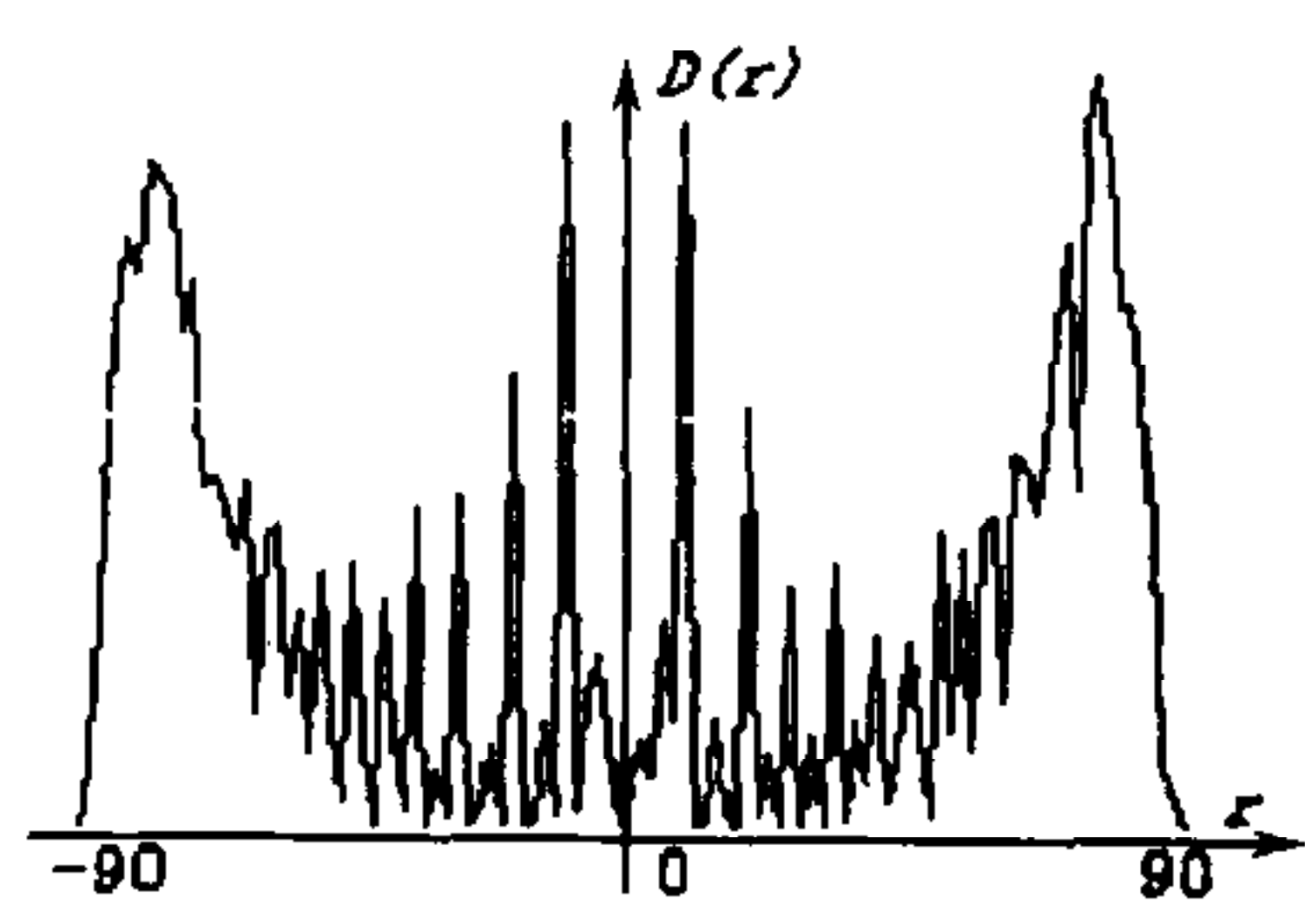
图2 BOAT 条纹测试结果



(a) 测试样本图像 RMB100 $\mathfrak{R} = 0.763$



(b) RMB100 条纹频率谱密度 $H(f)$



(c) RMB100 条纹方向谱密度 $D(\gamma)$

图3 RMB100 条纹测试结果

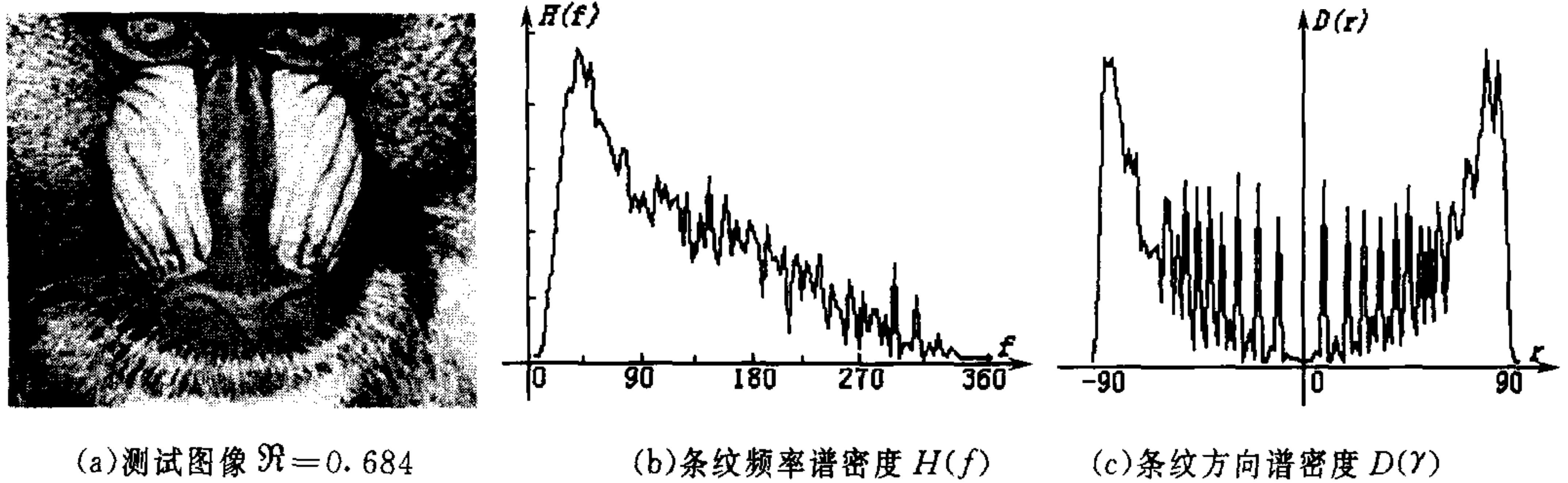


图4 MANDRILL 条纹测试结果

然后,针对货币这条知识进行模式挖掘试验测试我们所提取的条纹特征的有效性,当然,前提是我们作了一个不很严格的定义:凡是图像布满细密条纹则认为是货币.我们用60幅256级灰度图片组成图像数据库,其中包括特殊图像:15幅各国货币图片,15幅山水风景图片,15幅人物动物图片,15幅城市生活图片.分别按照不同的条纹特征比率阈值范围对图像数据库进行挖掘“货币”.其结果如表1所示.统计数据表明,一般的生活图片的条纹特征比率要小于0.6,特殊图像如货币和动物的特写图片的条纹特性要明显大于其它类图像.由于对货币知识的不严格定义,导致了特征空间的不完备(仅用了条纹频率特征),试验开采货币的有效率为93.3%而不是100%.

以上的试验结果表明,图像的条纹特性是普遍存在的,所区别是不同图像具有不同的条纹频率谱和条纹方向谱;本文所提出的条纹提取模型有效地提取了图像的条纹属性,而且由于三角分形基的迭代无限精细特点,决定了模型对条纹无限细密的完备性.另外,在图像库的货币知识挖掘试验中,我们仅用了条纹频率一个特征张成货币这一知识条的向量空间,93.3%的有效率说明条纹特征在特定模式挖掘中突出作用.

6 结论

本文致力于模式挖掘中的知识条纹表示过程研究,分析了条纹特征的伸缩性能以及在知识表示中的重要地位,建立了以三角分形迭代函数系统及有限维空间最佳逼近存在定理为数学依据的条纹特性提取模型,因为这一模型是用三角分形仿射变换七个参数组成的条纹特征描述空间且由于分形无限精细本质,所以获取的条纹描述空间是细致且完备的.在此基础上,还定义了一些图像条纹特性描述量,都在试验中得到了有效证明.这样我们就建立了一套完整的条纹特征表示机制.

表1 图像数据库挖掘试验数据表

条纹特征比率	搜索出的样本数	搜索结果组成
0.0~0.20	6	风景图片
0.0~0.30	18	风景人物,城市建筑图片
0.50~1.0	25	花草图片
0.60~10.0	16	15幅货币图片,MANDRILL
0.80~1.0	3	货币图片

参 考 文 献

- 1 Shapiro G P, Frawley W editors, Piatetsky-Shapiro G. Discovery, analysis, and presentation of strong rules. In: *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*, AAAI/MIT Press, 1991. 229~238
- 2 Jongryeol K, Chung S K. Systematic approach to classifier selection on combining multiple classifiers for handwritten digit recognition. In: *Proceedings of the International Conference on Document Analysis and Recognition, ICDAR V 2 1997*. IEEE. Los Alamitos, CA, USA; 459~462
- 3 Basilos G, Nikos P et al. Using curvature features in a muticlassifier OCR system. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 1997, **10**(2):213~224
- 4 Seok S Y, Michael J W. Interactive feature extraction for a form feature conversion system. In: *Proceedings of the Symposium on Solid Modeling and Applications*, New York, U. S. A: ACM, 1997, 111~112
- 5 Mallelbrot B B. *The Fractal Geometry of Nature*. New York, U. S. A: W. H. Freeman and Company, 1983
- 6 Yuval Fisher Editor. *Fractal Image Compression Theory and Application*. Springer-verlag, 1994
- 7 Hutchinson J E. Fractal and self-similarity. *Indiana University Mathematics Journal*, 1981, **3**(5):713~747
- 8 Horace H S Ip, Wong W H. Detecting perceptually parallel curves: criteria and force-driven optimization. *Computer Vision and Image Understanding*, 1997, **68**(2):190~208
- 9 Wong V H. Ip S. Direction-dependent: a new tangent representation. In: *Proceedings, Image and Video Processing III*, SPIE 2421, 1995, 203~207
- 10 Wong W H, Hs Ip. On detecting parallel curves, models and representations, *Int. J. Pattern Recogniton, Artif. Intell.* 1996:813~827

庞韶宁 1971年10月生,1994年本科毕业于新疆大学物理系理论物理专业1997年获该校电子信息科学系无线电电子学专业硕士学位,现为上海交通大学图像处理与模式识别研究所博士生.目前主要从事图像处理与匹配,模式挖掘的研究工作.

李介谷 教授,上海交通大学图像处理与模式识别研究所博士生导师.目前主要从事计算机视觉研究.

杨 杰 教授,上海交通大学图像处理与模式识别研究所副所长,博士生导师.目前主要从事模式识别与数据挖掘研究.