

基于小波分形特征提取的图象分割方法*

陈 哲 冯天瑾

(青岛海洋大学电子工程系, 青岛 266003)

摘 要 提出了一种基于小波分解和分形纹理特征计算的图象分割方法。首先考虑对图象进行小波变换, 然后对不同通道的子图象提取纹理的分形(分数维)特征和能量特征, 最后用直方图阈值分割方法实现图象的分割。实验表明, 该方法对模拟纹理图象以及多光谱遥感图象的分割都取得了满意的效果。

关键词 图象分割 纹理 小波分解 分形 特征提取

进行特征提取, 从而实现图象的分割。

0 引 言

图象的纹理不仅反映了图象的灰度统计信息, 还反映了图象的空间分布信息和结构信息, 因而在图象处理尤其是图象分割的研究中具有重要的意义。近年来, 涌现了许多基于纹理的图象分割的新方法的研究, 如马尔科夫随机场^[1]、小波分解^[2,3]、神经网络^[4,9]。研究表明, 自然纹理具有分形特征, 分形理论为研究图象处理开辟了一个新的领域, 于是基于分形的图象分割方法^[5-7]引起了人们的关注。卫星图象云检测(又称云分割)在卫星反演海表温度测量技术中是影响海表温度测量精度的决定性因素。云分割技术就是把图象中的受云污染的区域分割出来, 确定无云象素。有学者在云检测中引入了模式识别的技术(如灰度共生矩阵法), 通过提取不同通道的纹理信息实现云的检测、分割和分类, 但分割的精度并不令人满意。近年来, 利用小波变换^[8]和神经网络^[9]方法实现云检测有了初步的研究。我们的实验表明, 单纯依靠单尺度下的纹理信息对云海分割的结果不理想, 尤其是薄云区。

时(空)频分析方法是描述纹理的有效方法, 而小波变换无疑提供了对图象进行时频局部分分析和多尺度分析的手段。分形理论是70年代产生的一门新学科, 分数维作为物体的一个稳定特征量, 把图象的空间信息与灰度信息简单而又有机地结合起来。对卫星遥感图象的分析表明, 云和海具有分形图形的特点, 基于云和海区具有不同的分数维, 可以对图象

1 小波分解及多分辨率分析

小波分析来源于傅氏分析, 自80年代创立以来取得了蓬勃的发展。小波由于其良好的时频局部特性被广泛应用在图象处理和模式识别领域中, 成为信号处理的强有力工具。小波函数可以看成是一带通滤波器的冲激响应, 小波变换则是将原始信号用一组不同尺度的带通滤波器进行滤波, 将信号分解到一系列频带上进行分析处理, 小波理论为图象的空间尺度分析提供了一个统一的框架。数字图象处理中, 常常将小波变换二进制离散化, 运用离散二进制小波可以对图象进行多频道多分辨率分析。

设 $\{V_j\}$ 是一张量积空间, 则 $V_j^2 = V_j \otimes V_j$ 构成的 $L^2(R^2)$ 一个多分辨率分析, 若 φ 和 ψ 分别为一维的尺度函数和小波函数, 可定义二维尺度函数和二维可分离的小波函数为:

$$\begin{cases} \Phi(x, y) = \varphi(x)\varphi(y) \\ \Psi^1(x, y) = \varphi(x)\psi(y) \\ \Psi^2(x, y) = \psi(x)\varphi(y) \\ \Psi^3(x, y) = \psi(x)\psi(y) \end{cases} \quad (1)$$

则对于任一图象 $f(x, y)$, 可以分解表示为一系列子通道图象的组合:

$$\begin{aligned} & \{A_2^{-j}f, D_2^j f, D_2^j f, D_2^j f, -J \leq j \leq 1\} \\ & A_2^{-j}f = [f(x, y) \times \Phi_2^{-j}(-x, -y)] \cdot (2^{-j}m, 2^{-j}n) \\ & D_2^j f = [f(x, y) \times \Psi_2^j(-x, -y)] \cdot (2^{-j}m, 2^{-j}n) \end{aligned} \quad (2)$$

* 本文研究受国家自然科学基金项目(No. 69675005)资助

收稿日期: 1999-01-06; 收到修改稿日期: 1999-04-19

即图象被分解为由在 2^{-j} 分辨率上的低频平滑图象和一个由 J 层图象细节信息构成的高频图象的金字塔结构,其中 $D_2^{j-3}f$ 分别表示了图象在分辨率 2^j 上的水平、垂直和对角方向上的高频信息,它们彼此之间正交。图 1 为原始图象小波 2 级分解后的示意图。

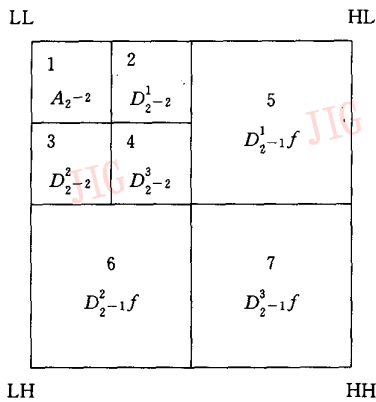


图 1 小波分解示意图

研究表明,在人的视觉系统的初级部分中至少包含 7 个不同频带的空间频率通道,每个通道相当于一种滤波器,每个滤波器只允许一定范围内的信号通过,这与小波的多尺度多通道信息处理很相似。Mallat^[10,11]研究了多分辨率分析和小波变换的关系,利用一组共轭正交镜像滤波器对图象进行行列交叉卷积,实现了信号的快速分解和重构。Mallat 快速算法在小波分析中的地位相当于 FFT 在傅立叶分析中的地位。小波分解中选用正交、紧支撑小波的好处在于由于每个尺度的特征可以通过将图象分解为一个正交基表示,所以避免了尺度之间的相关性,因而对纹理分割的效果更为有效。实验中我们分别选用了最简单的 Haar 正交小波、Daubechies 小波(D4)和双正交小波^[12]来检验效果,发现双正交的滤波器效果较好。实验中 3 种小波的低通、高通滤波器系数如下所列。

$$H_{haar} = \{0.707, 0.707\}$$

$$G_{haar} = \{0.707, 0.707\}$$

$$H_{D4} = \{0.483, 0.837, 0.224, -0.129\}$$

$$G_{D4} = \{0.129, 0.224, -0.837, 0.483\}$$

$$H_{bior} = \{0, -0.002, -0.003, 0.006, 0.006, -0.013, -0.012, 0.030, 0.023, -0.078, -0.035, 0.307, 0.542, 0.307, -0.035, -0.078, 0.023, 0.030, -0.012, -0.013, 0.006, 0.006, -0.003, -0.002, 0\}$$

$$G_{bior} = \{0, 0, 0.002, -0.003, -0.006, 0.013, -0.012, -0.030, 0.023, 0.078, -0.035, -0.307, 0.542, -0.307, -0.035, 0.078, 0.023, -0.030, -0.012, 0.013, -0.006, -0.003, 0.002\}$$

2 布朗分形模型

分形布朗运动是 Mandelbrot 等人^[13]提出的描述自然界中随机分形的一种典型的数学模型,Pentland^[14]研究表明,自然界大多数纹理可以用布朗分形噪声模型来描述。设 $B(x)$ 为一分形布朗函数,对于任意的 x 和 d ,则满足:

$$P_r \left\{ \frac{|B(x + \Delta x) - B(x)|}{\|\Delta x\|^H} < t \right\} = F(t) \quad (3)$$

其中 x 为 N 维欧氏空间 R^n 中的任一点, $F(t)$ 为满足高斯分布 $N(0, \delta^2)$ 的随机函数, P_r 表示概率, $\|\cdot\|$ 表示范数,参数 H 为频谱指数。当 $H=0.5$ 且 $F(t)$ 为 $N(0, 1)$ 高斯分布时, $B(x)$ 为一般的布朗运动。分形布朗运动是一般布朗运动的推广。其中

$B(x)$ 的分形维数(或分维数) D 与 H 的关系满足: $D = N + 1 - H$, N 为拓扑维数,对于图象而言 $N=2$, 则有 $D=3-H$ 。分维数反映了分形图象表面的光滑程度。对于粗糙的纹理表面, D 值比较大,对于光滑的纹理表面, D 值比较小。分形布朗函数在投影、仿射变换下以及在不同尺度下进行变换,其维数保持不变。

由 $B(x)$ 定义式可以证明其满足以下性质^[15]:

$$E|B(x + \Delta x) - B(x)| = C \cdot \|\Delta x\|^H \quad (4)$$

$$Var[|B(x + \Delta x) - B(x)|] \sim \|\Delta x\|^{2H} \quad (5)$$

$$S(f) \sim \frac{1}{f^{1-2H}} \quad (6)$$

$$A(r) \sim r^{2-D} \quad (7)$$

其中 C 为常数, $E(\cdot)$ 为数学期望算子, $Var(\cdot)$ 表示方差, $S(f)$ 为 $B(x)$ 在频率 f 下的频谱密度函数,

$A(r)$ 为 $B(x)$ 在尺度 r 下所测得的表面积。

分形理论认为,如果一个物体的表面是分形的,则由它产生的图象灰度表面也具有分形的性质。基于布朗分形图象分数维的提取主要有灰度统计法、频谱法和表面积法^[16],我们在实验中选用了计算量较小的频谱法。频谱法的思想是对灰度图象做二维FFT变换到频域上,求其频谱密度函数。对(6)式两边取对数可得:

$$\log S(f) - (2H - 1)\log f = C \quad (8)$$

因此 $\log S(f)$ 与 $\log f$ 的对数图是一条斜率为 $2H - 1$ 的直线,如果给定的数据模型近似满足上式,则可从数据的 $\log - \log$ 图中近似估计出分维参数。实验中,我们先计算了图象在水平和垂直方向上的功率谱,然后用回归的方法算出直线的斜率,再进一步算出图象的分维数。图2给出了实验遥感图象水平和垂直方向上的 $\log S(f) - \log f$ 图,可以看出在一定范围内它们近似是一条直线,因而也验证了自然界中的云海具有分形特点的前人结论。

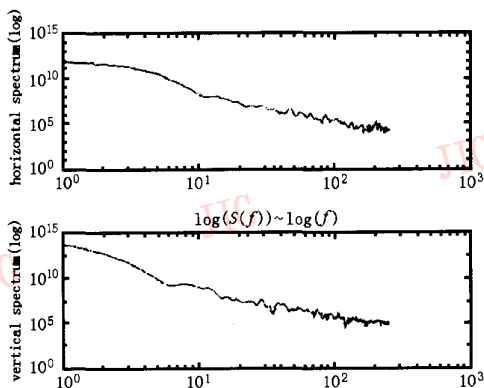


图2 遥感图象水平和垂直方向上的 $\log S(f) - \log f$ 图

3 基于小波和分形的特征提取

小波分析的良好时-频特性以及多尺度多分辨率特性是研究精细结构的理想工具,而分形意味着不同尺度间信号的自相似性,小波的局部特性使其能够捕捉分形信号的复杂自相似性,因而用小波理论来研究分形现象有其内在的优越性。Mallat^[8]的实验证明,小波变换图象的一次灰度分布统计特征的信息已足以对图象进行纹理分割。图象通常由平滑区和纹理区组成,实验研究表明,图象的纹理区的高频成分较多,而平滑图象的低频成分较多,两者的能量存在着明显的差别。由于小波分解得到的子

图象相互正交独立,于是我们定义了以下5个特征量来描述图象的纹理。

(1) 低频能量与高频能量之比

$$F1 = \frac{e_1}{e_2 + e_3 + e_4 + e_5 + e_6 + e_7} \quad (9)$$

其中 e_n 为各个频带内图象的能量,即

$$e_n = \frac{1}{M^2} \sum \sum |x(i, j)| \quad (10)$$

(2) 5、6通道的方差

$$F2 = \frac{1}{M} \sum (x(i, j) - \bar{m})^2 \quad (11)$$

其中 \bar{m} 是图象所有像素的均值。

(3) 原图象水平方向和垂直方向的分维数

$$F3 = 3 - H \quad (12)$$

最后得到的5个特征矢量为: $F = \{F1, F2_5, F2_6, F3_h, F3_v\}$ 。特征1代表了图象的低高频的能量比信息,用一个 4×4 重叠窗口沿着原图象移动,每个窗口内进行小波二级分解后计算能量比并把值代入图象的左上角原点,即得到 $F1$ 特征图象;特征2表示了高频通道图象的方差信息,用一个 3×3 重叠窗口沿着图象的子通道图象的每个像素进行移动,计算窗口内的方差特征,并代入窗口的中心点,则得到方差特征图象;特征3表示了图象水平方向和垂直方向的分数维特征。在选择窗口的大小时,实际中一般都是按 8×8 或 16×16 分块来提取分数维特征的,尺寸的减小难以满足分形要求的在一定范围内的自相似性质;尺寸的增大又不可避免地带来分辨力的下降,我们根据具体实验中云检测的精度要求,经实验比较发现,选择 9×9 重叠窗口是比较合理的。我们计算 9×9 重叠窗口内的分数维,然后将特征值代入窗口内的中心像素点,这样就得到了4幅分形特征图象。后面的实验表明,特征图象很好地区分了不同的纹理区域。

4 直方图阈值分割

得到特征图象后,先对图象进行灰度级调整,把特征图象变换到0—255范围内,然后对图象做直方图统计分析。对于能量特征图象,由于图象的纹理区域高频成分多,因此能量较大,表现在特征图象上为暗区;平滑区域的低频成分较多,因此能量较小,表现在特征图象上为亮区。对于分维特征图象,由于图象的纹理区域分维数较大,而平滑区域的分维数较小,在特征图象同样分别表现为暗区和亮区。对于图

象分割的两类问题,灰度直方图统计时,特征图象必然存在一个波谷,在波谷处选择一灰度阈值则可将特征图象二值化,特征图象的暗、亮区域分别对应着二值图象的黑、白部分。在选择阈值做直方图分割时,我们选择了最大方差阈值分割法^[15],该方法是在最小二乘法原理的基础上推导出来的,能保证选择的阈值是次优的。具体方法如下:设图象灰度值范围为 $0-M$,灰度值 i 的象素数为 n_i ,总象素数为 N ,各灰度值的概率为 n_i/N ,然后用 k 将其分为两组, $C_0 = \{0-k\}$ 和 $C_1 = \{k+1-M\}$,则 C_0 产生的概率 $\omega_0 = \sum_{i=0}^k p_i$,平均值 $\mu_0 = \sum_{i=0}^k i p_i / \omega_0$; C_1 产生的概率 $\omega_1 = 1 - \omega_0$,平均值 $\mu_1 = \sum_{i=k+1}^M i p_i / \omega_1$ 。整幅图象的灰度平均值 $\mu = \sum_{i=0}^M i p_i$,两组间的方差为:

$$\sigma^2(k) = \omega_0(\mu_0 - \mu)^2 + \omega_1(\mu_1 - \mu)^2 \quad (13)$$

从 $0-M$ 之间改变 k ,求(13)式为最大值时的 k 为阈值。对于能量比和方差特征图象,直方图有比较明显的双峰,可直接用上述方法处理;对于分维特征图象,由于分维数相差很小,即使做灰度变换,图象的灰度直方图仍可能没有明显的双峰。此时,我们可以考虑用拉普拉斯直方图方法^[17]先对图象进行二次微分,然后再取绝对值做灰度直方图,由于微分值大的地方与灰度变化剧烈的部分相对应,因此拉普拉斯直方图总能得到尖锐的双峰曲线,然后再利用上

述方法进行阈值分割。

5 实验结果

实验流程图如图 3 所示。直方图均衡化预处理是为了增强图象,使其获得较高的对比度。根据实验的要求,为了使各幅子通道图象的尺寸大小一样,我们在进行小波分解时只用滤波器进行卷积而不进行隔二抽取,这样就得到了和原图大小一致的子通道图象;图象小波二级分解后计算子通道图象的纹理能量特征和分维特征得到特征图象;然后用直方图阈值分割特征图象,最后将得到的 5 幅分割图象结果进行叠加,从而完成整幅图象的分割。

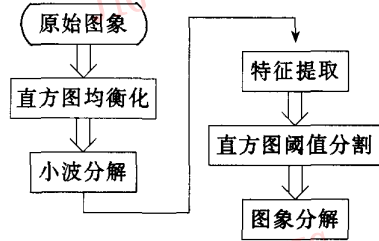
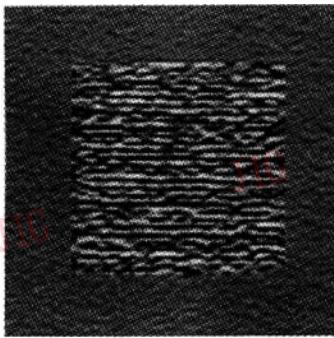


图3 实验方法流程图

实验 1:图 4(a)是一幅人造纹理图,图中含有两类纹理信息(为简单起见在此只考虑两类问题),对该图的 log-log 实验图表明纹理也有分形模型的特征,应用上述方法对其进行纹理分割的实验结果如图 4(b)所示。



(a) 人造纹理图象



(b) (a)的分割结果

图 4

实验 2:我们还选取了一幅真实的遥感图象,实验数据取自 ERS-1 卫星 ATSR(Along Track Scanning Radiometer)传感器的一幅 512×512 象素的图象,灰度范围 $0-255$,如图 5(a)所示,图 5(b)是图 5(a)的小波二级分解图,图 5(c)—5(e)分别为部分特征图象。可以看出,特征图象很好地分开了云区和海

区。图 5(f)为对该图进行纹理分割的最终结果。图 6 是仅利用灰度信息,直接对图 5(a)做灰度直方图取阈值分割的结果,图 7 是用神经网络灰度特征方法^[8]分割的结果。图 8 是一副标准云海分割图。比较看出,文中的方法对于云海区域的图象分割效果较好,特别是较好地检测出了薄云区,云检测的精度也高

于后者;而特征参数门限法由于没有涉及空间信息,往往会在分割图上有许多混杂在一起的黑白点。

为了定量比较各种图象分割方法的优劣,可用分割的图象结果与给定的标准云海图象进行对比,然后计算各种分割方法的正确分割率:

正确分割率=正确分割像素数/总像素数(512×512)

表1列出了分别计算用(a)灰度直方图阈值分割方法、(b)神经网络灰度特征方法^[8]、(c)神经网络纹理特征方法^[8]和(d)本文方法的正确分割率比较结果。

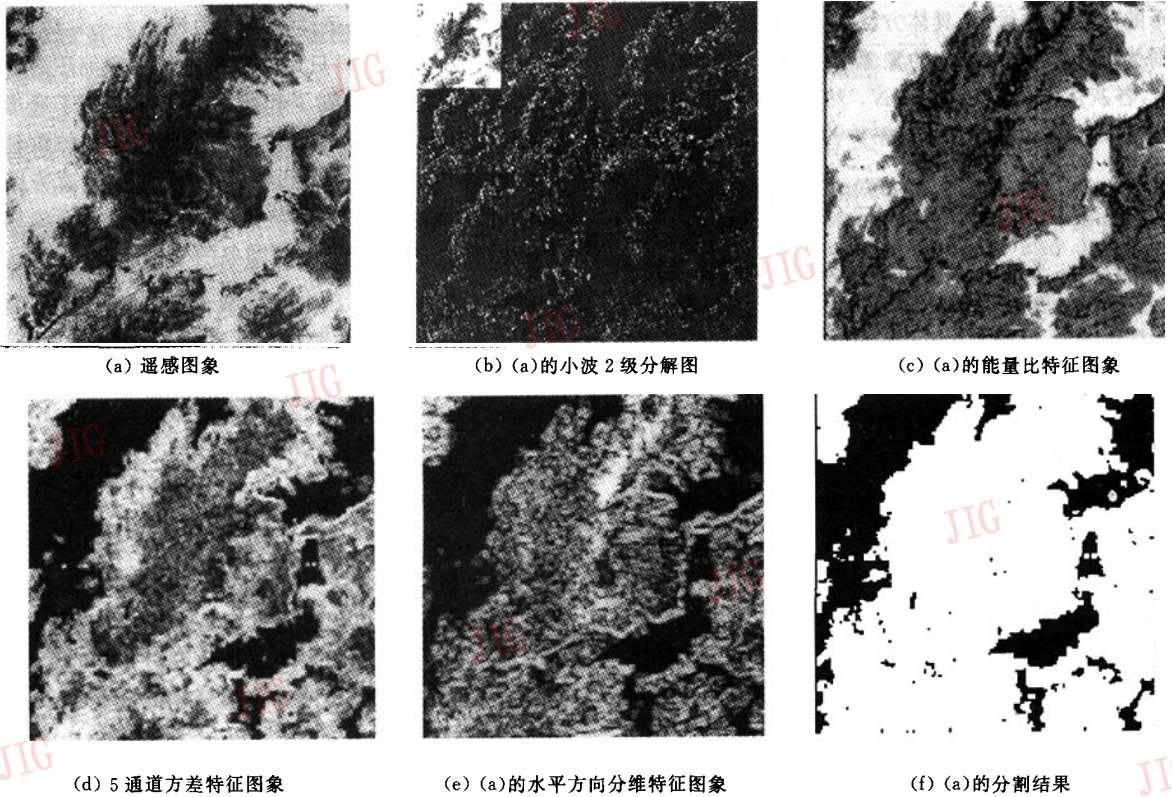


图5

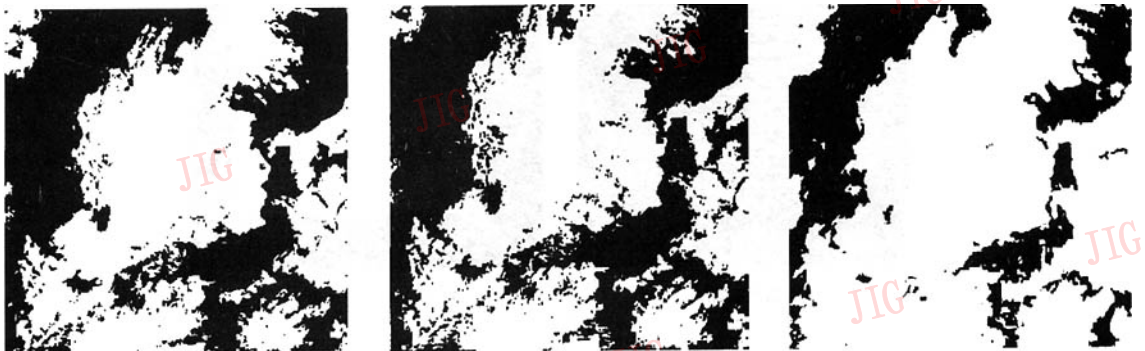


图6 图5(a)的直方图域值分割结果

图7 图5(a)的神经网络分割结果

图8 标准云海分割图

表1 各种图象分割方法比较

	(a)方法	(b)方法	(c)方法	(d)方法
正确分割率	82%	85%	87%	95%

6 结论

本文提出了一种基于小波分解和分形特征提取的图象分割方法。纹理从某种角度来看是一种布朗分

形,而小波变换多尺度多频率通道的处理方式非常类似于人的视觉特点,因此两者的结合对图象纹理分割的方式很容易理解,既反映了纹理基元的结构特征,又对纹理进行了细致的刻画。对模拟纹理图象和真实的多光谱遥感图象的实验表明,该方法较好地完成了图象的分割。尤其是对卫星遥感图象的云海区域分割中,该方法较好地地区分了云区和海区,并且有效地检测出了薄云区。在本文中,直方图阈值分割的步骤中关于特征门限的选取比较麻烦,而且不能保证门限的选取是最优的,这往往给最后的分割带来误差,对于这点,可以考虑用神经网络的方法解决^[18]。

致 谢 感谢青岛海洋大学数学系秦前清教授在分形小波方面有益的讨论,感谢海洋遥感研究所贺明霞教授提供了实验用遥感图象。

参 考 文 献

- 1 Manjunath B S, Chellappa R. Unsupervised textures segmentation using markov random Field Model. *IEEE Trans PAMI*, 1991,13(5):478~482.
- 2 Andrew L, Jian F. Texture classification by wavelet packet signatures. *IEEE Trans PAMI*, 1993, 15(11):1186~1191.
- 3 Robert P, Nishan C. A robust automatic clustering scheme for images segmentation using wavelets. *IEEE Trans IP*, 1996, 5(4):662~665.
- 4 Gu Fangfang, Feng TianJin. Automated cloud screening of remotely sensed imagery using neural networks. In: Proceedings of 4th PORSEC'98, Qingdao, China, 1998, 2:272~275.
- 5 Pentland A P. Fractal-based description of natural scenes. *IEEE Trans PAMI*. 1986, 6(6):661~673.
- 6 Dubuisson F. Efficacy of fractal features in segmentating images of natural textures. *Pattern Recognition Letters*, 1994, 15(4): 419~431.
- 7 Stewart C, Moghaddam B, Hintz K *et al.* Fractional Brownian motion models for synthetic aperture radar imagery scene segmentation. In: Proceedings of IEEE, 1993, 81(10):1511~1521.
- 8 张卫东. 小波分析在卫星资料云检测中的应用[学位论文]. 青岛:青岛海洋大学,1997.
- 9 顾方方. 多层前馈神经网络在卫星资料云检测中的应用[学位论文], 青岛:青岛海洋大学, 1997.
- 10 Mallat S. Multifrequency channel decomposition of images and wavelet models. *IEEE Trans ASSP*, 1989, 37(12):2091~2110.
- 11 Mallat S. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation. *IEEE Trans PAMI*, 1989, 11(7): 674~693.
- 12 Bruneau J M, Mathieu P. Image restoration using biorthogonal wavelet transform. *Optical Engineering*, 1994, 33(7): 2378~2384.
- 13 Mandelrot B B. *The Fractal Geometry of Nature*. San Francisco, CA:Freeman,1982.
- 14 Pentland A P. Shading into textures. *Artificial Intelligence*. 1986, 29(2):147~170.
- 15 秦前清,杨宗凯. 实用小波分析. 西安:电子科技大学出版社, 1994.
- 16 王东生,曹 磊. 混沌、分形及其应用. 合肥:中国科学技术大学出版社,1995.
- 17 王积分,张新荣. 计算机图象识别. 北京:中国铁道出版社,1988.

陈 哲 1976 年生,青岛海洋大学电子工程系硕士研究生。目前研究领域为神经网络,小波分析,图象处理。

冯天瑾 1938 年生,青岛海洋大学电子工程系教授, IEEE 高级会员,研究领域为神经网络,人工智能,CIMS 工程。现已在国内外发表论文 50 余篇,著书 2 本:《智能机器与人》、《神经网络技术》。

An Image Segmentation Approach Based on Wavelet and Fractal Features Extraction

Chen Zhe, Feng Tianjin

(Department of Electrical Engineering, Ocean University of Qingdao, Qingdao 266003)

Abstract In this paper, an approach based on wavelet decomposition is developed for image segmentation. After making the image two-dimensional wavelet transform, fractal dimension and texture features of subchannels are extracted for texture segmentation. The experimental results also demonstrated its satisfactory efficiency both for simulated textured image and multi-spectral remotely sensed image.

Keywords Image segmentation, Texture, Wavelet decomposition, Fractal, Feature extraction