

基于分形和神经网络理论的多尺度图象分割方法¹

杨绍国 尹忠科 罗炳伟

(电子科技大学 14 系 成都 610054)

摘要 特征空间聚类分割方法存在的关键问题是有效的特征参数提取和聚类方法的构造。针对这两个问题,本文采用小波变换的多尺度分析方法提取图象的多尺度分形维数作为分割特征参数,用 Kohonen 自组织特征映射实现特征空间聚类,获得了良好的分割效果。

关键词 分形,小波变换,神经网络,图象分割

中图分类号 TN911.73, TN-052

1 引言

基于分形理论的图象分割方法研究,在国外已引起了许多学者的高度重视,已用于自然景物图象^[1]、磁共振图象^[2,3]、乳腺 X 光片^[4]、超声图象^[5]、电子显微图象^[6]、合成孔径雷达图象^[7]等的分割。在国内,这项研究工作才刚起步,仅有少量文献报道^[8-10]。Pentland^[11]证明了自然界的大多数表面是空间各向同性的分形,可通过对表面的图象数据分析得出自然界存在的物体分形特征。Peli^[12]等众多学者的研究表明,自然纹理具有分形特征,而人造物体不具有分形特征,因此分形维数可用来分割人造目标体与自然背景。Dubuisson^[13]、Kasparis^[14]等人研究结果表明,用单个标度上的分形维数作为分割特征参数不能实现各种自然纹理特征的分割。解决此问题可采用两种方法:第一种就是由分形维数和其它特征参数联合构成分割特征参数,如罗立民^[9]采用纹理的二阶统计参数和分形维数组成特征空间进行磁共振图象区域分割;第二种就是利用图象的多标度分形特征。人们在应用分形理论的实践中看到,不同标度上的分形维数是不相同的,即存在多标度分形问题,因此用单个分形维数不能全面描述图象的分形特征。Peli^[12]的研究表明分形维数是随标度而变化的,Chaudhuri^[15]使用原图象的分形维数、大于平均灰度级的图象分量的分形维数、小于平均灰度级的图象分量的分形维数、水平方向平滑后的图象分量的分形维数、垂直方向平滑后的图象分量的分形维数和二阶分形维数构成特征空间,实现了所列举的多种图象的分割。Xue Dong-hui^[10]使用低通滤波的方法分解原图象,用各图象分量的 Hurst 指数、方差和均值作为分割参数,获得了比使用单个分形维数好得多的分割效果。

前人研究结果表明,多标度分形维数是一种优良的分割特征参数,能够真实地描述研究对象的内在规律性。迄今为止,图象的多标度分形特征的研究仍然处于相当初级的阶段,主要表现在:(1)所采用的图象的多标度分解方法难以对图象的多标度分形维数进行科学、系统地研究;(2)如何从多标度分形维数中提取最佳分割特征参数,还没有科学的方法和深入的研究。为了解决这两个问题,我们采用了小波分析的方法。多尺度分析这一概念的提出是小波分析理论的一大突破,它揭示了函数结构的自相似性,以及小波分析与分形的内在联系^[16,17]。在信号、图象处理中,多尺度分析的思想由来已久,Burst 等人提出基于 Laplace 金字塔式的分解,但分解后各层数据的相关性影响了它的性能。基于小波的塔式分解算法使各

¹ 1997-01-20 收到, 1998-01-15 定稿

层的细节相互独立, 并据此将一幅图象分解成一个尺度逼近和由粗到细多层细节, 使多尺度分析建立在具有明确物理意义的基础上. 本文利用小波变换对图象进行多尺度分解, 提取各尺度分量的分形维数, 建立了一套行之有效的图象分割特征参数.

图象分割中所采用的空间聚类方法很多, 传统的空间聚类方法如 C 平均方法、K 平均方法、ISODATA 方法, 都具有一定的假定条件, 如分布模式、分类数等^[18,19]. 当这些假设条件不满足时, 聚类效果就很差, 而在图象分割之前, 往往是不知道这些先验信息的. 神经网络理论的迅速发展, 打破了传统的聚类方法使用条件的限制, 已成为构造聚类新方法的基础. 目前, 将神经网络理论和技术引入图象空间聚类分割领域的研究工作十分活跃, 发展相当快, 所使用的神经网络模型已有近 10 种, 主要有 BP 神经网络、Hopfield 神经网络、Kohonen 神经网络和混合神经网络. 本文采用 Kohonen 自组织神经网络进行特征空间聚类. Kohonen 自组织神经网络 (SOM) 具有速度快, 良好的拓扑聚类特性等优点^[18], 而成为众多研究者首选的一种无监督的聚类方法.

2 图象分割特征

2.1 图象的分数布朗随机场模型

分数 Brown 运动 (FBM) $B_H(t)$ 是一非平稳的具有均值为零的 Gauss 随机函数, 其定义如下:

$$\left. \begin{aligned} B_H(0) &= 0, \\ B_H(t) &= \frac{1}{\Gamma(H+1/2)} \left\{ \int_{-\infty}^0 [(t-s)^{H-1/2} - (-s)^{H-1/2}] dB(s) \right. \\ &\quad \left. + \int_0^t (t-s)^{H-1/2} dB(s) \right\}, \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中 $B(t)$ 是通常的 Brown 运动, $0 < H < 1$. 当 $H = 1/2$ 时, FBM 就是 Brown 运动.

Pentland^[2] 把 FBM 扩展到多维情况, 给出了图象的分数布朗随机场定义:

设 $X, \Delta X \in R^2, 0 \leq H \leq 1$, $F(y)$ 是均值为零的高斯随机函数, $P_r(\cdot)$ 表示概率测度, $\|\cdot\|$ 表示范数, 若随机场 $B_H(X)$ 满足:

$$P_r \left(\frac{B_H(X + \Delta X) - B_H(X)}{\|\Delta X\|^H} < y \right) = F(y), \quad (2)$$

则 $B_H(X)$ 为分数布朗随机场 (FBR). H 参数反映了分形图象表面的粗糙度, 由 H 参数值可得图象表面的分形维数 D 为

$$D = D_T + 1 - H, \quad (3)$$

式中 D_T 为图象表面的拓扑维数.

$B_H(X)$ 具有如下性质:

$$E|B_H(X + \Delta X) - B_H(X)|^2 = E|B_H(X + 1) - B_H(X)|^2 \|\Delta X\|^{2H}. \quad (4)$$

利用 (4) 式即可方便地计算 H 参数.

2.2 图象的特征参数提取

特征提取按如下步骤进行:

(1) 计算图上空间距离为 ΔX 的象素亮度差的期望值 $E|B_H(X + \Delta X) - B_H(X)|^2$.

(2) 确定尺度极限参数 $|\Delta X|_{\min}$ 、 $|\Delta X|_{\max}$.

如果图象是完全理想分形的, 则在任何尺度下分维均保持为常数. 但实际图象并不是完全理想分形的, 所以要确定一个尺度范围, 在此范围分维保持常数. 确定方法为: 画出分维图, 即 $\log E|B_H(X + \Delta X) - B_H(X)|^2$ 相对 $\log|\Delta X|$ 的曲线. 由图中可见, 在一段范围内保持为直线, 该范围的上下限即为 $|\Delta X|_{\min}$ 、 $|\Delta X|_{\max}$.

(3) 计算参数 H 和象素灰度正态分布的标准差 σ .

根据 (4) 式可以得到关系:

$$\log E|B_H(X + \Delta X) - B_H(X)|^2 - 2H \log|\Delta X| = \log \sigma^2, \quad (5)$$

式中, $\sigma^2 = E|B_H(X + 1) - B_H(X)|^2$. 采用最小二乘法解上述方程, 即可计算出参数 H 和 σ .

2.3 多尺度分形维数特征矢量

前人的研究结果证实了多尺度分形维数是一种良好的分割特征参数. 本文用小波变换的多尺度分解方法分解原图象得到 N 个尺度上的图象分量, 计算不同尺度的图象分量的分形特征参数得到原图象的多尺度分形特征参数.

设第 i 个尺度上的图象分量的分形特征参数为 H_i 和 $\sigma_i (i = 0, 1, \dots, N-1)$, 则多尺度分形特征矢量为

$$F = (H_0, \sigma_0, H_1, \sigma_1, \dots, H_{N-1}, \sigma_{N-1})^T, \quad (6)$$

式中 H_0, σ_0 代表原图象的分形特征参数.

3 用 SOM 进行特征空间聚类

纹理图象分割过程包括表示纹理的特征参数的提取及聚类. 所以纹理图象的分割结果除依赖于表示纹理特征的特征参数提取外, 还依赖于聚类方法的选择. 本文采用 Kohonen 自组织神经网络 (SOM) 进行特征空间聚类, 获得了较满意的效果. 其基本过程包括网络学习、网络标定和网络工作三个过程.

假设 A 代表图象上所有点的特征矢量组成的集合, 它包含 n 类特征矢量, 相对于图象上的 n 类纹理, 其中 n 并不要求分割以前知道.

3.1 网络学习

取 A 的一个子集 B , 用 B 中的元素 (特征矢量) 作为 SOM 学习的输入向量, 则 B 也应包含与 A 相同的特征矢量种类数, B 中元素个数可以远远小于 A 中元素个数, 以提高学习速度. 网络学习过程即为常规的 SOM 学习过程, 因而此处省略. 需要指出的是, 由于 SOM 的固有特性, 学习过程结束后, 同类输入向量其响应集中于网络输出平面的同一区域, 不同类输入向量其响应处于网络输出平面的不同区域, 即 Kohonen 自组织映射良好地保持了输入向量之间的拓扑关系. 这是用它进行分类的基础.

3.2 网络标定

网络标定的目的是根据学习结果,把网络输出平面划分为几个区域,其中每个区域对一类输入向量响应,代表该类输入向量,即一类纹理。区域的个数代表输入向量的类别数,即代表一幅图象上纹理的种类数。具体作法如下:对于网络输出平面的每个神经元赋给它一个计数器,计数器初值为0。把 B 中元素逐个输入网络,对于每一个元素(特征矢量),有且仅有一个输出神经元对它响应,则它的计数器值加1。当把 B 中元素全部输入网络后,网络输出平面各个区域神经元的计数器的值是很有规律的。如果某个神经元计数器值很大,而在其一个邻域内其它神经元计数器值也较大,但邻域边缘神经元计数器值很小,往往为0,则该神经元及邻域为一个区域。这样就把网络输出平面划分成了几个不同的区域。把网络输出平面划分成不同区域后,就可以对区域进行标定,即网络标定。

3.3 网络工作

网络标定后,网络工作就比较容易了。把 A 中的特征矢量逐个输入网络,对于每一个输入特征矢量,网络输出平面有且仅有一个神经元响应,该神经元必属于某个区域,这样即可确定特征矢量的类别,因而也就可以确定图象上该特征矢量对应的点所属的分割区域或纹理类别。

4 实验结果

根据以上所述,进行了如下试验,实验用纹理图象如图1、图2和图3。其中图1为模拟的纹理图象,图2为实际纹理图象,图3为 Brodatz 纹理图象。实验中所取特征矢量为 $F = (H_0, \sigma_0, H_1, \sigma_1)^T$, SOM 的输出平面大小为 10×10 。图4、图5和图6为分割结果。从分割结果看,分割正确率是比较高的,在纹理内部几乎没有误分,在两种纹理的交界处存在误分,我们认为这与计算分形维数时所选取窗口的尺寸大小有关。进一步的工作可以集中在对不同纹理交界处的处理上。

实验结果表明,本文提出的方法不仅能实现多种自然纹理图象分割,也能实现具有不同分形特征的人造纹理图象的分割。

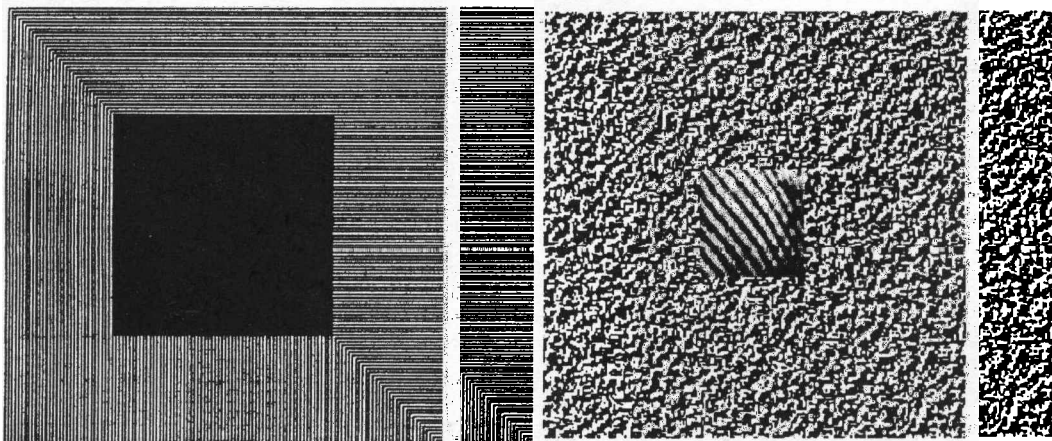


图1 模拟纹理图象

图2 实际纹理图象

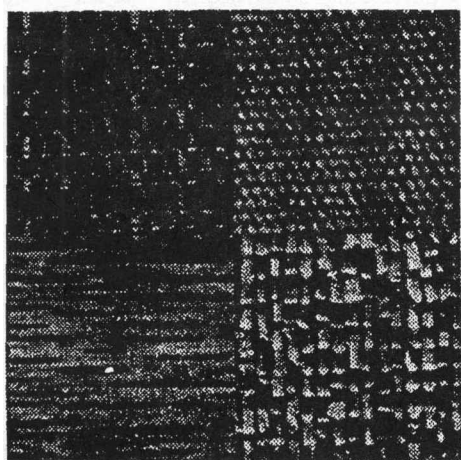


图 3 Brodatz 纹理图象

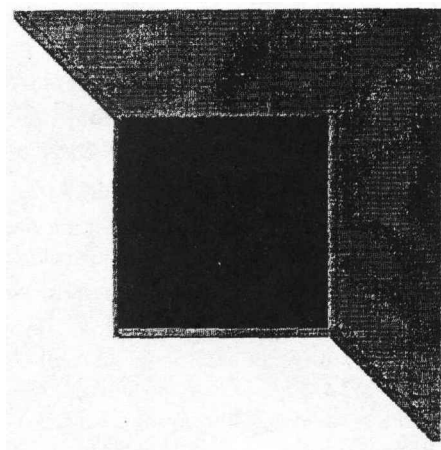


图 4 图 1 分割结果

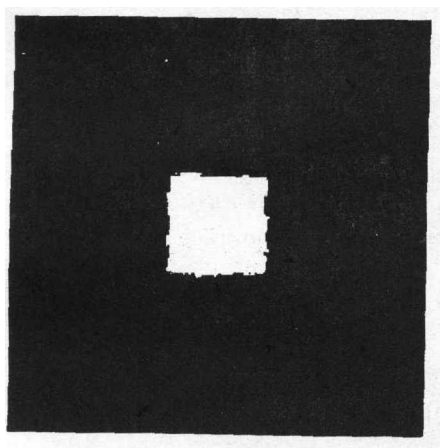


图 5 图 2 分割结果

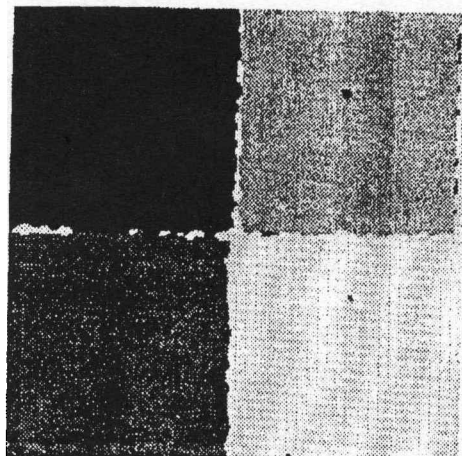


图 6 图 3 分割结果

参 考 文 献

- [1] Ishimura N. Estimation of fractal dimension values in natural navigation images and its application to region segmentation. *Journal of Japan Institute of Navigation*, 1994, 90(3): 43-51.
- [2] Fortin C S. Fractal dimension in the analysis of medical images. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 1992, 11(2): 65-71.
- [3] Chang J. Image segmentation (IS) and local fractal analyses of MR images. *Conference Record of the 1992 IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference*, Orlando, FL, USA: 1992, 2: 1268-1273.
- [4] Lefebvre F. A fractal approach to the segmentation of microcalcifications in digital mammograms. *Medical Physics*, 1995, 22(4): 381-390.
- [5] Wong S H. Automatic segmentation of ultrasonic image. *Proceedings TENCON'93, 1993 IEEE Region 10 Conference on 'Computer, Communication, Control and Power Engineering'*, Beijing, China: 1993, Vol.2, 910-913.

- [6] Chan K L. Quantitative characterization of electron micrograph image using fractal feature. *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, 1995, 42(10): 1033-1037.
- [7] Moghaddam B. Fractal dimension segmentation of synthetic aperture radar imagery. *ISSPA 92, Third International Symposium on Signal Processing and its Application, Proceedings, Gold Coast, Australia: 1992*, 455-458.
- [8] 朱光喜, 张平, 朱耀庭. 基于分形维数的图象分割研究. *计算机科学*, 1994, 21(1): 59-65.
- [9] 罗立民, 等. 基于纹理分析的磁共振图象区域分割. *自动化学报*, 1995, 21(4): 504-508.
- [10] Xue Dong-hui. The object detection based on multiscale fractal character vector. *IEEE International Conference on Neural Networks and Signal Processing*, 1995, 1451-1454.
- [11] Pentland A P. Fractal-based description of natural scences. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1984, PAMI-6(6): 661-674.
- [12] Peli T. Multiscale fractal theory and object characterization. *J. Opt. Soc. Am. A.*, 1990, 7(6): 1101-1112.
- [13] Dubuisson M P. Efficacy of fractal features in segmenting images of natural textures. *Pattern Recognition Letters*, 1994, 15(4): 419-431.
- [14] Kasparis T. Texture description using fractal and energy features. *Computers & Electrical Engineering*, 1995, 21(1): 21-32.
- [15] Chaudhuri B B. Texture segmentation using fractal dimension. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995, PAMI-17(1): 72-77.
- [16] Mallat S G. A Theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1989, PAMI-11(7): 674-693.
- [17] Arneodo A. Wavelet transform of multifractals. *Physical Review Letters*, 1988, 61(20): 2281-2284.
- [18] Xuegong Zhang. Self-organizing map as a new method for clustering and data analysis. *Proceedings of 1993 International Joint Conference on Neural Networks, Nagoya, Japan: 1993*, 2448-2451.
- [19] Witton Suewatanakul. Comparison of artificial neural networks and traditional classifiers via the two-spiral problem. *SPIE*, 1992, 1721: 275-282.

MULTISCALE IMAGE SEGMENTATION USING FRACTAL AND NEURAL NETWORK

Yang Shaoguo Yin Zhongke Luo Bingwei

(*University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610054*)

Abstract Clustering algorithms in feature space are important methods in image segmentation. The choice of the effective feature parameters and the construction of the clustering method are key problems encountered with clustering algorithms. In this paper, the multifractal dimensions are chosen as the segmentation feature parameters which are extracted from original image and wavelet-transformed image. Self-Organizing Map(SOM) network is applied to cluster the segmentation feature parameters. The experiment shows that the performance of the presented algorithm is very good.

Key words Fractal, Wavelet transform, Neural network, Image segmentation

杨绍国: 男, 1963年生, 副教授(博士后), 现从事图象处理和计算机视觉方面的教学和科研工作.

尹忠科: 男, 1969年生, 博士生, 现从事图象传输和处理方面的研究工作.

罗炳伟: 男, 1938年生, 教授, 现从事图象处理和计算机视觉方面的研究和教学工作.