

文章编号 1004-924X(2003)06-0627-05

一种基于多重分形新特征的图像分割算法

李会方, 俞卞章

(西北工业大学 电子工程系, 陕西 西安 710072)

摘要:提出了一种新的基于容量的多重分形图象分析方法。在特征提取方面利用了基于 Choquet 容量的不同度量标准。从不同的角度提取信息,最大限度地利用了图像中的纹理信息,能将不同类型的纹理有效地区分开。同时结合模糊神经网络提出了一种基于自适应模糊聚类方法的图像纹理分类新算法,不仅克服了经典算法的不足,而且能自动确定网络结构。通过对实际图像的分割试验,证实了该方法的有效性。

关键词:多重分形;Choquet 容量;图像分割;模糊神经网络

中图分类号:TP391.4 文献标识码:A

Image segmentation approach based on new multifractal feature vectors

LI Hui-fang, YU Bian-zhang

(Northwestern Polytechnical University, Xi an 710072, China)

Abstract: By computing the spectra associated with different kinds of capacities defined from the grey levels, a new feature vector composed of different kinds of multifractal spectrum of Choquet capacities is proposed, the adaptive FKCN model presented in this paper overcomes the shortcomings of classical algorithms and determines the network structure automatically according to the singularity exponents and spectrum for sum, max, min, iso and capacities of the image. The approach proposed can fully extract the texture information and provide accurate classification results for different textures. Experimental results indicate that, in comparison with the Jacques LEVY, the algorithm proposed has better segmentation quality, improves convergence, and reduces clustering errors as well.

Key words: multifractal; Choquet capacities; image segmentation; fuzzy neural network

1 引言

图像分割是计算机视觉和图像处理中最基本最重要的研究内容之一,是成功进行图像分析、图像理解与图像描述的关键技术。多年来,已经提出了许多不同类型的图像分割和处理方法^[1-4]。在现有方法中,分形维数因其与人眼对图像表面粗糙程度的判断一致而倍受重视。基于分形模型

的分割方法是以分数维作为特征。纹理图像的分数维在理论上具有尺度不变性,同时其与人对纹理粗糙度的感觉具有很强的相关性,非常适于作为分类特征。但自然界很多视觉上差别很大的纹理,其分数维近似相同,因此单一分数维不能提供足够信息以描述和分割自然纹理。为了克服分数维的缺陷,引入了多重分形理论,利用多重分形理论中的广义维数谱作为分类特征。

收稿日期:2003-05-06;修订日期:2003-10-11.

基金项目:国家杰出青年基金(No. 69925306);国家自然科学基金资助(No. 10274060)

传统的多重图像分析方法将图像看成三维曲面,图像的灰度作为三维空间的 z 坐标。但是由于灰度级的尺度特性与空间的尺度特性不同,所以在理论上这种处理方法是没根据的。相反用测度来衡量灰度比较合理,最简单的测度是图像中某一子区域所有像素的和,尽管这种测度在图像处理中起了一定作用,但仍不能实现图像的更精确描述。本文提出一种新的基于容量的多重分形图像分析方法,并结合模糊神经网络对图像进行分类。

2 Choquet 容量序列与多重分形谱

设 E 是一个集合, $p(E)$ 是 E 的子数集,集合 E 的覆盖 A 是包含空集的 E 的子集,用 μ 表示,并且 μ 具有有限且稳定的交和并,称 (E, μ) 为覆盖空间(paved space)。Choquet 容量 c 定义为满足下列条件的函数:

- c 是非减的。

- 若子集 $(A_n) \subset E$ 是增序列,则: $c(\cup_n A_n) = \sup_n c(A_n)$

- 如果 $(A_n) \subset E$ 是减序列,则: $c(\cap_n A_n) = \inf_n c(A_n)$

由上面的定义可知,容量是对测度的推广,具有可加性的容量就是测度。

设 $c = (c_n)$ 是定义在区间 $(0, 1]$ 的 Choquet 容量,其取值范围为 $[0, 1]$,若选择非原子概率测度 μ 为参考测度,并假定是 $P = ((I_j^n)_{0 \leq j < n})_{n \in \mathbb{N}}$ 是区间 $(0, 1]$ 的分割序列, I_j^n 满足下列条件:

- $\lim_{n \rightarrow \infty} \max_{0 \leq j < n} |I_j^n| = 0$

- $\forall n, k, I_j^n$ 是右开的区间,

则分形维数定义为:

$$\dim_{\mu}(E) = \inf \{s / H_{\mu}^s(E) = 0\} = \sup \{s / H_{\mu}^s(E) = +\infty\}, \quad (1)$$

式中:

$$H_{\mu}^s = \lim_{\delta \rightarrow 0} \inf \left\{ \sum_{i=1}^+ \mu(E_i)^s / E \subset \cup_i E_i, \mu(E_i) \leq \delta, E_i \cap E_j = \emptyset, \forall i \neq j \right\}, \quad (2)$$

假定 $I^n(x)$ 表示含 x 的区间 I_j^n ,则 Hausdorff 指数定义为:

$$f_h(x) = \lim_{n \rightarrow \infty} \dim_{\mu}(I^n(x)) = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\log c_n(I^n(x))}{\log \mu(I^n(x))}, \quad (3)$$

当上式极限存在时,多重分形谱 $f_h(\cdot)$ 为

$$f_h(\cdot) = \dim_{\mu} \{x \in [0, 1] / f_h(x) = \cdot\}, \quad (4)$$

$(\cdot, f_h(\cdot))$ 称为 Hausdorff 谱,或局部奇异谱。多重分形的其他表示形式有大偏差谱 $(\cdot, f_g(\cdot))$ 和 Legendre 谱 $(\cdot, f_L(\cdot))$ 。多重分形谱为 $f_g(\cdot)$ 定义如下:设 $n \in \mathbb{N}, \delta > 0$,令:

$$N^n(\delta) = \#\left\{k \in \{0, \dots, n-1\} / \sum_{j=0}^k c_n(I_j^n) \geq \delta\right\}$$

则多重分形谱 $f_g(\cdot)$ 定义为:

$$f_g(\cdot) = \lim_{\delta \rightarrow 0} \limsup_n \frac{\log N^n(\delta)}{\log \frac{1}{\delta}}, \quad (5)$$

$f_L(\cdot)$ 的定义如下:

设 $(n)_{n \in \mathbb{N}}$ 是正整数序列,满足条件:

$$\exp(-\frac{1}{n}) < \frac{1}{n} \text{ for } n > 0$$

定义 $X_n(x, y) = \sum_{j=0}^n c_n(I_j^n)^{x+1} \mu(I_j^n)^{-y}$ 则:

$$X(x, y) = \limsup_n \frac{\log X_n(x, y)}{n}, \quad (6)$$

上式定义的 X 为凸函数,可以证明^[5] X 关于变量 x 非增,关于变量 y 非减。设 $\psi = \{f(x, y) / X(x, y) < 0\}$,则存在一个凹函数 ψ 满足条件:

$$\psi = \{f(x, y) / R^2 / y < (x - 0)\}$$

Legendre 多重分形谱定义为:

$$f_L(\cdot) = \inf_q [q - \psi(q)], \quad (7)$$

当 μ 是 Lebesgue 测度,而且所有子区间间隔为相同值 δ^{-1} 时,上式中 $\psi(q)$ 为:

$$\psi(q) = - \frac{1}{\log \nu_n} \log \sum_{j=0}^n c_n(I_j^n)^q$$

$$\psi(q) = \lim_{n \rightarrow \infty} \psi_n(q), \quad (8)$$

从物理意义上讲, $f_h(\cdot)$ 描述了奇异性的概率分布,而 $f_g(\cdot)$ 描述了奇异性的几何分布。一般情况下,后者大于前者,在特殊条件下两者相等。但 $f_h(\cdot)$ 和 $f_g(\cdot)$ 很难估计, $f_L(\cdot)$ 则比较容易计算,因此采用 $f_L(\cdot)$,计算由公式(3)、(7)、(8)实现。

3 图像纹理特征参数的提取

特征提取是纹理图像分析的关键问题,特征参数的选择直接影响图像分割的结果,在基于多重分形的纹理图像分析算法中,最基本的特征参数是分形维数 \dim_{μ} 和多重分形谱 $f(\cdot)$ 。根据定义

和 $f(\cdot)$ 与所选择的测度有关,对不同的实际问题可选择不同的测度。对同一问题由不同的测度定义的 $(\cdot, f(\cdot))$ 包含的信息量不同。针对图像分析问题的特点,选择推广的测度—Choquet 容度定义分形维数和谱,因此利用多重分形进行图像分析的关键在于容度序列的定义、谱的计算和分类方法。从物理意义上讲, μ 值的大小反映了像素灰度变化的规则程度, $f(\cdot)$ 的值给出了全局信息,所以图像的纹理可由分形维数 D_f 和多重分形谱 $f(\cdot)$ 决定。在实际中应用较多的容度序列定义如下:

设图像的定义域 I 是 $[0, 1] \times [0, 1]$, $p = ((I_k^n)_{0 \leq k \leq n})_{1 \leq n \leq N}$ 是 $[0, 1] \times [0, 1]$ 的一种划分,用子区域 I_k^n 表示。 (x_k^n, y_k^n) 是 I_k^n 中的任意一点。又设 $I(i)$ 表示子区域 I_k^n 中像素灰度级, $G(\cdot)$ 是 I_k^n 的中心,则图像分析中常用的容度定义为:

$$\begin{aligned} \text{sum 测度: } \mu_{\text{sum}} &= \sum_i I(i) \\ \text{max 容度: } c_{\text{max}} &= \text{Max}_i I(i) \\ \text{min 容度: } c_{\text{min}} &= \text{Min}_i I(i) \\ \text{iso 容度: } c_{\text{iso}} &= \text{Card}\{i \mid I(i) = I(G(\cdot))\} \\ L_q \text{ 容度: } c_{L_q} &= (\sum_i I(i)^q)^{1/q} \end{aligned}$$

可以证明,由给定的容度序列所得到的分形维数 D_f 、 μ_{sum} 、 c_{max} 、 c_{min} 、 c_{iso} 、 c_{L_q} 提供了奇异性的不同信息, c_{max} 、 c_{min} 只决定于奇异性的强度, c_{iso} 决定于奇异性的类型, μ_{sum} 与奇异性的强度和奇异性的类型都有关。根据这些性质,采用基于不同容度的分形维数和谱的组合作为特征矢量采用神经网络进行分割。特征矢量的定义如下:

$$A = \{ \mu_{\text{sum}}, c_{\text{max}}, c_{\text{min}}, c_{\text{iso}}, c_{L_q}, f(\mu_{\text{sum}}), f(c_{\text{max}}), f(c_{\text{min}}), f(c_{\text{iso}}), f(c_{L_q}) \}, \quad (9)$$

4 Kohonen 聚类网络

从本质上讲,图像分割是一个基于某种属性对像素进行分类的过程,因此对像素进行聚类分析是一种可行的思路。自然图像的复杂多变性决定了许多像素在其属于哪一个聚类的问题上是不确定的,因而从模糊聚类的角度来考虑图像分割问题是比较合理的。1994 年 Bezdek 等人提出了一种模糊 Kohonen 聚类网络模型 (FKCN) 用于模式识别。他们将模糊 c 均值模型融入 Kohonen

网络的学习机制中,取得了优于 Kohonen 网络的性能。但是,当把 FKCN 用于图像分割时,就遇到了很大的困难。这是由于以下几点原因造成的:(1) 由于图像分割无法预先确定聚类数目,所以 FKCN 的输出层节点数无法确定;(2) 网络权值的初始化是随机的,导致 FKCN 的收敛时间过长,而且影响最终所得聚类中心的质量;(3) 图像分割过程中涉及的聚类样本数过大,导致计算开销过大。针对上述问题,提出了一种基于自适应 FKCN 模型 (AFKCN)^[6] 的快速有效的图像分割算法。这一模型通过分析图像的灰度分布特性来自动确定网络结构并获得合理的初始网络权值,通过使用“模糊增强”算子替代“模糊集中”算子来加快网络收敛速度,通过在网络权值更新过程中空间转换来减少单次迭代的计算量。算法如下:

设 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \in R^p$ 是一个输入矢量集, $V = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}$ 为权矢量集合且 $v_i \in R^p$, 所分类矢量有 r 类, $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ 为与输入矢量类型有关的正整数集合, $t_i (1 \leq t_i \leq r)$ 表示 x_i 的类型, $\|\cdot\|$ 表示 Euclidean 范数。步骤如下:

(1) 给定 $\epsilon > 0$ 为足够小的正常数,输出神经元数量为 $c = rs$, 所以第 i 类矢量的输出域为第 $[(i-1)s+1]$ 个神经元,第 $[(i-1)s+2]$ 个神经元...第 i 个神经元。

(2) 初始化权矢量 $V_0 = \{v_{1,0}, v_{2,0}, \dots, v_{c,0}\}$, 选择衰减序列 $\{n_t\} (t = 0, 1, \dots, t_{\text{max}})$, 其中 $n_t > 1$ 且 t_{max} 为最大迭代次数。

(3) 对 $t = 1, 2, \dots, t_{\text{max}}$:

a) 对 $k = 1, 2, \dots, n$, 计算对应所有 j 的 $\|x_k - v_{j,t-1}\|$ 得到对应距离最小 x_k 的 m_k

$$m_k = \arg \min_j \{ \|x_k - v_{j,t-1}\| \}, \quad (10)$$

计算学习速率 $\{u_{jk,t}\} (j = 1, 2, \dots, c)$

$$u_{jk,t} = \begin{cases} u_{jk,t-1} & \text{for } m_k = j \\ \frac{u_{jk,t-1}}{\|x_k - v_{j,t-1}\|^{2/(n_t-1)}} & \text{for } m_k \neq j \end{cases}, \quad (11)$$

$$u_{ik,t} = \begin{cases} u_{m_k,t} \exp[-(m_k - i)^2 / u_{m_k,t}] & \text{for } (t_k - 1)s < m_k < t_k s \\ u_{m_k,t} \exp[-(m_k + 1 - i)^2 / u_{m_k,t}] & \text{for } m_k = (t_k - 1)s \\ u_{m_k,t} \exp[-(m_k - 1 - i)^2 / u_{m_k,t}] & \text{for } m_k > t_k s \end{cases}$$

$$i_{ki,t} = (u_{ik,t}) n_t, \quad (12)$$

b) 由下式计算加权矢量 $\{v_{i,t}\}$

$$v_{i,t} = v_{i,t-1} + \left[\sum_{k=1}^n i_{k,t}(x_k - v_{i,t-1}) \right] / \sum_{k=1}^n i_{k,t}, \quad (13)$$

c) 计算 $E_t = \sum_j v_{j,t} - v_{j,t-1}^2$

当 E_t 时计算结束, 否则对下一个 t 进行上述计算。

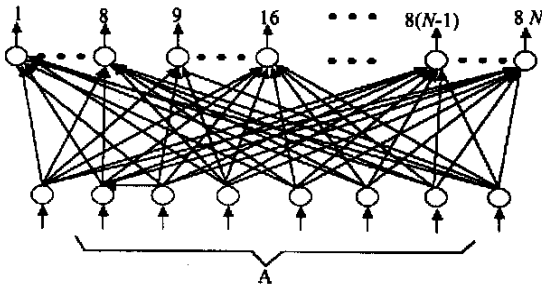


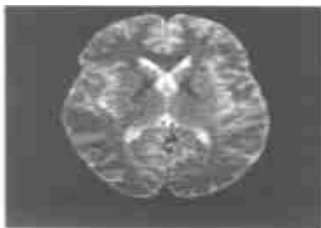
图 1 网络结构

Fig. 1 Architecture of Kohonen network

5 试验结果

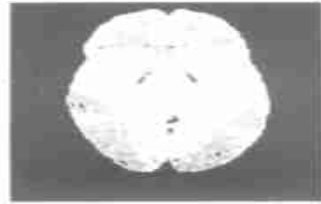
为了验证该理论用于影像纹理分类的有效性, 通过 Matlab 和 VC++ 混合编程进行了仿真, 用以上算法对两幅图像进行了实验, 一幅为某区域的航空照片, 另一幅为大脑的 MR 成像, 图像大小为 512×512 。为了便于观察, 分割结果用不同灰度的区域表示。在仿真过程中, 首先根据本文方法, 对每一个记录计算不同测度下的 $f(\cdot)$ 然后计算特征矢量 $A = \{ \max, \min, \text{iso}, L_2, f(\max), f(\min), f(\text{iso}), f(L_2) \}$, 并作为分类网络的输入, 网络结构如图 1 所示, 图中 N 为分类数。 N 表示有 N 种不同类型的纹理需要分割。实验结果示于图 2 和图 3。

图 2(a) 是 MR 成像的原图像, 图 2(b) 是在 $N = 3$ 的情况下得到的分类结果, 图 2(c) 是在 $N = 5$ 的情况下得到的分类结果。图 3(a) 是一幅航空照片, 图 3(b) 是在 $N = 3$ 时用本文方法对航空照片分类得到的结果。由实验结果可以看出, 本文提出的基于不同 Choquet 容度序列的多重分形特征矢量, 能有效



(a) MR 脑图原图像

(a) Original MR brain image



(b) 分割结果 (3 类纹理)

(b) Segmentation result (three types of texture)



(c) 分割结果 (5 类纹理)

(c) Segmentation result (five types of texture)

图 2 MR 脑图分割实验

Fig. 2 Segmentation experiment of MR brain image

地提取图像中的纹理信息, 能将不同类型的纹理有效地区分开。另外, 通过实验发现将该方法用于 SAR 图像的分割也能取得较好的效果。本文所提出的方法也是采用由 Brodatz 图像构成的 Mosaic 进行了验证, 由于篇幅所限, 不再多述。



(a) 航空照片原图

(a) Original aerial photo



(b) 航空照片的分割结果

(b) Segmentation result of aerial photo

图 3 航空照片分割实验

Fig. 3 Segmentation experiment of aerial photo

6 结 论

提出了一种新的基于自适应 FKCN 模型和 Choquet 容度多重分形图像分割算法。本方法的主要特点是在特征提取方面利用了不同的度量标准,即不同的容度。从不同的角度给出了信息,最

大限度地利用了图像中的信息量。并通过使用“模糊增强”算子替代“模糊集中”算子来加快网络收敛速度,通过在网络权值更新过程中空间转换来减少单次迭代的计算量。实验表明该方法用于不同类型图像的分类可取得较好效果,从理论和实验两方面可证明本文方法优于文献[1]的算法。

参考文献:

- [1] JACQUES L éy V éhel, PASCAL Mignot. Multifractal segmentation of images[J]. *In Fractals*, 1997, 2(3):371-378.
- [2] 赵巨波,孙华燕,杜巍. 一种图像边缘特征提取算法[J]. *光学 精密工程*, 2000, 8(4) :325-327.
ZHAO J B, SUN H Y, DU W. Edge feature extraction method for image[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2000, 8(4) :325-327. (in Chinese)
- [3] 杨词银,尚海波,贾晨光,等. 基于区域分割的自适应反锐化掩模算法[J]. *光学 精密工程*, 2003, 11(2) :188-192.
YANG C Y, SHANG H B, JIA CH G, *et al.* Adaptive unsharp masking method based on region segmentation[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2003, 11(2) :188-192. (in Chinese)
- [4] 张明慧,徐卫,张尧禹,等. 航空照片的图像增强研究[J]. *光学 精密工程* 2002, 10(2) :194-200.
ZHANG M H, XU W, ZHANG Y Y, *et al.* Research on image enhancing for aerial photographs[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2002, 10(2) :194-200. (in Chinese)
- [5] VOJAK R. Multifractal analysis of Choquet capacities: preliminary results[J]. *In Advances in Applied Mathematics*, 1998, 20(1) : 1-43.
- [6] WANG Y, ZHU Y SH. A short-time multifractal approach for arrhythmia detection based on fuzzy neural network[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 2001, 8(9) :989-995.

作者简介:李会方(1962 -),男,陕西人,副教授,在读博士研究生,1984年毕业于兰州大学信息科学系,主要研究方向为智能信息处理、数字图像处理、多媒体信息处理和计算机应用。