

基于分形脊波神经网络的遥感图像分类研究*

闫河^{1,2}, 潘英俊¹, 吴刚¹, 黎蕾蕾¹, 董世都²

(1 重庆大学 光电技术及系统教育部重点实验室, 重庆 400044)

(2 重庆工学院 计算机系, 重庆 400050)

摘 要:在分形理论和脊波神经网络的基础上,综合利用彩色遥感图像的光谱、纹理和形状特征,提出了一种彩色遥感图像的分类新方法.该方法把彩色图像的蓝、绿、红波段作为 3 个光谱特征,由分形理论计算的 DBC 维和多重分形维数作为 2 个纹理特征,平均不变矩作为 1 个形状特征,并利用对曲线具有极强方向识别能力的脊波神经网络作为分类器.实验结果表明,提出的彩色遥感图像分类方法具有较高的分类准确率和较强的抗噪音能力.

关键词:遥感图像分类;DBC 分形维;多重分形维;不变矩;脊波神经网络

中图分类号: TP391

文献标识码: A

0 引言

遥感图像分类包括两方面的主要研究内容:一是图像目标特征的选取方法,二是分类器的设计.分类器一直是最活跃的因素,好的分类器能迅速准确地完成分类任务,从早期的最大似然法、聚类法,到具有并行计算能力的神经网络^[1-4]以及具有时频局部化性能、逼近效率更高的小波神经网络^[5].这些分类方法,在实际遥感图像的分类识别中都取得了较好的效果.目标特征的选取是否合理直接影响到分类效果的好坏.对于彩色遥感图像来说,理想的分类特征应该能综合图像的光谱特征、纹理特征和形状特征三方面信息.由于光谱信息能直观反映地物某种物理特征测度的大小,早期,人们选用单一的光谱信息作为分类特征,但由于地物光谱辐射的复杂性和干扰因素的多样性,仅依靠光谱信息分类精度较低.近来,有学者在光谱信息的基础上,引入分形理论来描述图像的纹理结构信息^[1-2],又有学者把经配准的同一区域不同类型的遥感影像进行融合,从而获得更丰富更准确的分类目标特征^[3-4].但以上文献都没有把图像本身固有的形状结构信息作为分类特征.形状特征构成了图像的另一种基本底层特征,它也是人类视觉系统进行图像识别的关键信息之一.一般形状特征的典型描述方法有:几何参量法、马尔可夫链法、边缘方向直方图法和不变矩法等^[6].若能把图像的光谱、纹理和形状综合起来作为分类特征,再设计合理的分类器,会得到更精确的分类结果.

本文提出利用综合目标特征和脊波神经网络进行遥感图像分类的新方法:把彩色 IKONOS 卫星图片的蓝、绿、红波段作为 3 个光谱特征,分形理论求得图像的 DBC 维数和多重分形维数作为 2 个纹理

特征,平均不变矩作为 1 个形状特征,以上 6 个参量作为分类特征,利用对曲线形状具有极佳识别能力的脊波神经网络^[7],对图像进行分类识别,并通过彩色 IKONOS 卫星图片的分类实验,验证该方法的有效性.

1 脊波神经网络

脊波将小波的优点延伸到高维空间,在小波函数的尺度和位置参量的基础上,又增加了方向性的描述.类似小波,脊波可以表达如下: $\psi_r(x) = a^{-1/2} \psi((u \cdot x - b)/a)$,参量 $r = (a, u, b)$ 分别表示脊波的尺度、方向和位置.脊波能有效地处理直线状和超平面的奇异性,经过局部化的脊波还能处理曲线状的方向性.脊波神经网络是用脊波代替传统 Sigmoid 函数作为激励函数的 BP 神经网络.文献^[7]经实验证明,脊波神经网络不但具有 BP 神经网络并行自学习能力,而且具有极强的方向性和抗噪音性能.其算法描述如下:

设网络共有 l 层,给定 N 个样本 (x_k, y_k) ($k = 1, 2, \dots, N$),对某一输入为 x_k 网络的输出为 y_k ,当输入第 k 个样本时, l 层第 i 个节点的输入为: $\text{net}_{ik}^l = \sum_j \omega_{ji}^{l-1} O_{jk}^{l-1}$.式中 ω_{jk}^{l-1} 代表第 $l-1$ 层第 j 个结点与第 l 层第 i 个结点之间的连接权值, O_{jk}^{l-1} 代表第 k 个样本下第 $l-1$ 层第 j 个结点的输出,则 l 层第 i 个结点的输出为: $O_{ik}^l = \psi_r(\text{net}_{ik}^l)$,误差函数选用平方型: $E_k = \frac{1}{2} \sum_i (y_{ik} - \bar{y}_{ik})^2$, \bar{y}_{ik} 为单元 j 的实际输出,

总误差为 $E = \frac{1}{2N} \sum_{k=1}^N E_k$.定义 $\delta_{jk}^l = \frac{\partial E_k}{\partial \text{net}_{jk}^l}$ 为网络在训练第 k 个样本时第 l 层第 j 个节点的误差,则连接权值 ω_{ij}^l 的误差梯度为: $\frac{\partial E_k}{\partial \omega_{ij}^l} = \frac{\partial E_k}{\partial \text{net}_{jk}^l} \cdot \frac{\partial \text{net}_{jk}^l}{\partial \omega_{ij}^l} =$

$\frac{\partial E_k}{\partial \text{net}_{jk}^l} \cdot O_{ik}^{l-1} = \delta_{jk}^l O_{ik}^{l-1}$,分两种情况讨论网络中节点的误差:

* 重庆市科委自然科学基金(CSTC,2006BB2393)资助

Tel:023-62118358 Email:yanhe@cqit.edu.cn

收稿日期:2007-04-30

1)若结点*j*为输出层结点, $O'_{jk} = \bar{y}_{jk}, \delta'_{jk} = \frac{\partial E_k}{\partial \text{net}^l_{jk}} =$

$$\frac{\partial E_k}{\partial \bar{y}_{jk}} \cdot \frac{\partial \bar{y}_{jk}}{\partial \text{net}^l_{jk}} = -(\bar{y}_k - y_k) \frac{\partial \psi_r(\text{net}^l_{jk})}{\partial \text{net}^l_{jk}}$$

2)若*j*结点不是输出层结点(即是隐含结点)

$$\delta'_{jk} = \frac{\partial E_k}{\partial \text{net}^l_{jk}} = \frac{\partial E_k}{\partial O'_{jk}} \cdot \frac{\partial O'_{jk}}{\partial \text{net}^l_{jk}} = \frac{\partial E_k}{\partial O'_{jk}} \frac{\partial \psi_r(\text{net}^l_{jk})}{\partial \text{net}^l_{jk}} \quad (1)$$

$\frac{\partial E_k}{\partial O'_{jk}}$ 经返算得到

$$\frac{\partial E_k}{\partial O'_{jk}} = \sum_m \frac{\partial E_k}{\partial \text{net}^{l+1}_{mk}} \cdot \frac{\partial \text{net}^{l+1}_{mk}}{\partial O'_{jk}} = \sum_m \frac{\partial E_k}{\partial \text{net}^{l+1}_{mk}} \tau \omega'_{jm} = \sum_m \delta^{l+1}_{mk} \tau \omega'_{jm} \quad (2)$$

将式(2)代入式(1),则有

$$\delta'_{jk} = \sum_m \delta^{l+1}_{mk} \tau \omega'_{jm} \frac{\partial \psi_r(\text{net}^l_{jk})}{\partial \text{net}^l_{jk}}, \text{权值的修正公式为:}$$

$\omega'_{ij} = \omega'_{ij} - \mu \frac{\partial E}{\partial \omega'_{ij}}$,其中 μ 代表学习步长,即学习率,

一般 $0.01 < \mu < 1$, $\frac{\partial E}{\partial \omega'_{ij}} = \sum_{k=1}^n \frac{\partial E_k}{\partial \omega'_{ij}}$,它代表了 N 个样

本对连接权值 ω'_{ij} 的误差梯度的总和.图 1 为三层脊波神经网络结构示意图.

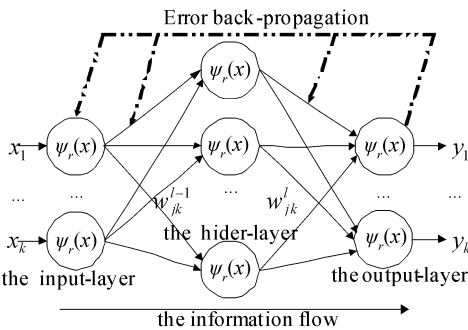


图 1 脊波神经网络结构示意图
Fig. 1 The ridgelet neural network model

2 基于分形理论的纹理特征

2.1 DBC 分形维

分形维数常常用来表示分形集的不规则程度,从测度的角度将维数从整数扩大到分数,突破了一般拓扑集维数为整数的界限,并有多种定义和计算方法.常用的有 Hausdorff 维数、盒子维数、关联维数、信息维数以及广义维数等.分形维在图像处理中的应用基于以下两点基础:一是自然界中不同类的形态物质一般具有不同的分形维;二是自然界中的分形与图像的灰度表示存在一定的对应关系.不同的学者提出了多种计算图像分形维的方法.其中文献[8]给出了一种快速、简单称之为 DBC (differential box counting) 的方法,其思想如下:

将 $M \times M$ 大小的图像分割成的 $s \times s$ 子块 ($1 < s \leq M/2$, 且为整数),令 $r = s/M$,将图像想象成三维

空间的曲面, x, y 表示为平面位置, z 轴表示灰度值. x, y 平面被分割成许多 $s \times s$ 的网格.每个网格上是一系列 $s \times s \times s$ 的盒子.设图像灰度在第 (i, j) 网格中的最小值和最大值分别落在第 k 和第 l 个盒子中,则: $n_r(i, j) = l - k + 1$ 是覆盖第 (i, j) 网格中的图像所需的盒子数,覆盖整个图像所需的盒子数 $N_r = \sum_{i,j} n_r(i, j)$,而分形维

$$D_r = \lim \frac{\log(N_r)}{\log(l/r)} \quad (3)$$

针对不同的 r , 计算相应的 N_r , 应用最小二乘法可以得到分形维数 D_r .

2.2 多重分形维

要准确地反映千姿百态的分形及其丰富多彩的特征,仅用单一的、取决于整体特征的标度指数是不够的.于是人们提出了多重分形(multifractals)的概念,即分形测度,它描述的是复杂分形在生长过程中不同层次的特征,每一个层次用不同的参量来表示,这些不同的参量构成一个集合.这样的集合可理解为某个物理量.换言之,多重分形是定义在分形上的、由多个标度指数的奇异测度(奇异测度指不存在密度函数的测度)所组成的集合.它刻划的是分形测度(或物理量)在支集上的分布情况,即用一个谱函数来描述分形不同层次的特征,从形体的部分(小尺度)出发,研究其最终整体(大尺度)特征.正是受到了这一类比的启发,多重分形描述的是分形几何在生长过程中的不同层次和特征,把所研究的对象分为 N 个小区间.设第 i 个区域线度大小为 L_i ,分形体生长界面小区域的生长几率为 P_i ,同小区域生长几率不同,它可用不同标度指数 α_i 来表示, $P_i = L_i^{\alpha_i}$ ($i=1, 2, 3 \dots N$).若线度 L_i 的大小趋于 0,则上式化为 $\alpha = \lim_{L \rightarrow 0} (\ln P / \ln L)$.

该式表明, α 表征分形体某一区域的分维.由于小区域数目很大,于是可得到一个由不同 α 所组成的无穷序列构成的谱 $f(\alpha)$, α 和 $f(\alpha)$ 是描述多重分形的一套参量,可把 $P_i = L_i^{\alpha_i}$ 式两边乘 q 次方并取和得: $\sum_{i=1}^n P_i^q = \sum_{i=1}^n (L_i)^{\alpha_i \cdot q} = X(q)$, 则 q 次信息维 D_q (广义维)定义为

$$D_q = \lim_{L \rightarrow 0} \frac{1}{q-1} \frac{\ln X(q)}{\ln L} = D(q) \quad (4)$$

上式说明,具有不同标度指数的子集,通过 q 值的改变得以区分开来.多重分形一般用分形谱 $D_q \sim q$ 或 $f(\alpha) \sim \alpha$, 这两套参量间具有如下关系:

$$D_q = \frac{1}{q-1} [q\alpha - f(\alpha)], \alpha(q) = \frac{d}{d(q)} [(q-1)D_q]$$

3 基于不变矩的形状特征

矩是对图像的一种统计形式,它的计算要用到

图像或区域中所有相关的像素点. 数字图像 $f(x, y)$ 的 $p+q$ 阶矩定义为

$$m_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q f(x, y)$$

不变矩反映了形状特征位置的不变性, 通过计算中心矩来得到, 即以形状目标的重心为原点计算图像的不变矩. $f(x, y)$ 的 $p+q$ 阶中心矩定义为

$$n_{pq} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y)$$

其中 $\bar{x} = n_{10}/n_{00}$, $\bar{y} = n_{01}/n_{00}$, 也即形状目标的重心坐标. $f(x, y)$ 的归一化中心矩可表示为 $k_{pq} = n_{pq}/n_{00}^r$, 其中 $r = (p+q)/2 + 1$, $p+q = 2, 3, \dots$. 归一化的中心矩具有尺度无关性^[6]. 将归一化的二阶中心矩 k_{11} , k_{20} , k_{02} 和归一化的三阶中心矩 k_{21} , k_{12} , k_{30} , k_{03} 进行线性组合, 可得到 7 个对平移、旋转和尺度变化不变的矩, 这 7 个不变矩的表达式可参见文献^[6], 本文定义这 7 个不变矩的平均不变矩为 k_r .

4 分类实验

按照本文提出的方法, 对彩色遥感图像进行分类实验, 图 2(a) 是重庆某地区的 IKONOS 卫星图片, 图片大小 512×512 , R、G、B 各为 8bit. 针对图像的每个像素点, 在此像素点为中心的 19×19 窗口内计算 6 个分类特征, 它们分别是以 IKONOS 卫星图片的蓝、绿、红波段作为 3 个光谱特征, 按照式(3)和(4)分别求得的 DBC 维数和多重分形维数作为 2 个纹理特征, 参照文献^[6] 的 7 个不变矩求得的平均不变矩作为 1 个形状特征. 将原图目视分为民房、公路、沟渠小河、池塘、水田、耕地、裸岩、树林等 8 类, 并选出各类训练样本, 训练样本数为 2300 个(其中民房 300 个, 公路 200 个, 沟渠小河 300 个, 池塘 300 个, 水田 300 个, 耕地 300 个, 裸土 300 个, 树林 300 个).

分类器采用本文提出的脊波神经网络. 上述 6 个分类特征和 8 类目标样本分别作为脊波网络的输入、输出节点数, Hecht-Nielsen 从理论上证明了一个三层的基于 BP 算法的神经网络可以完成任意的 n 维到 m 维的映射, 并根据大量应用的实例, 建议隐含层节点数取 $2N+1$ (N 为输入层节点数) 为宜^[9]. 脊波神经网络的隐含层节点数可参考文献^[9] 设计为 19. 学习率经多次实验获得取 $\mu = 0.91$. 训练次数为 3 000 次. 图 2(b) 为图 2(a) 的分类结果, 图 2(c) 为另一 512×512 IKONOS 卫星图片, 图 2(d) 为其分类结果. 图 2(b) 和图 2(d) 中红色为民房、黄色为公路、绿色为沟渠小河、蓝色为池塘、灰色为水田、紫色为耕地、白色为裸岩、黑色为树林. 从分类结果可以看出, 由于网络训练采用 6 类分类特征, 它们较好地综合了遥感图像的光谱、纹理和形状三大主要特

征, 并采用具有极强方向性的脊波神经网络作为分类器, 故分类结果准确性高. 尽管原图中水田和池塘具有极为相似的光谱特征, 单由于它们通过计算分形维数和平均不变矩表达的纹理特征和形状特征存在差异, 故本文的脊波网络能实现较准确的分类.

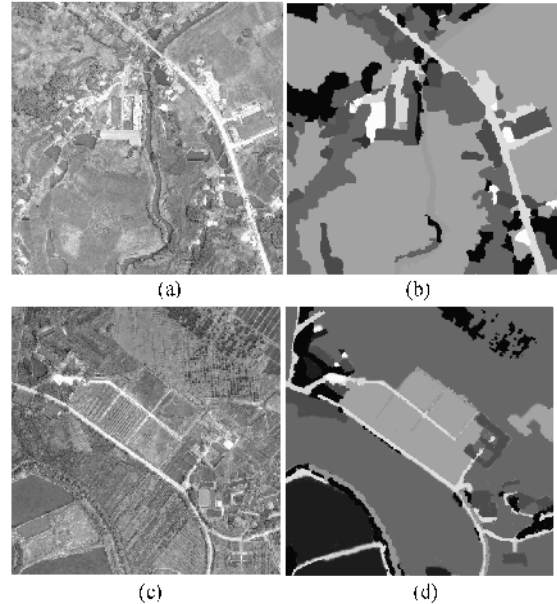


图 2 实验结果

Fig. 2 Experimental results

为了进一步验证本文提出的脊波神经网络在分类实验中具有较强的抗噪音能力, 又对图 2(a) 和图 2(c) 添加不同大小的高斯白噪音, 再按照上述的方法进行分类实验. 针对图 2(a) 的抗噪音分类实验结果见表 1. 表 1 的数据说明, 当高斯白噪音方差小于 0.1 的情况下, 各类目标的分类正确率都保持在 80% 以上, 但当噪音方差超过 0.4, 脊波网络分类器对沟河、池塘、水田、耕地、裸岩和树林的分类正确率迅速下降, 这是因为随着噪音的增强, 这几类光谱特征相近的目标在强噪音的干扰下丧失了纹理特征和形状特征. 抗噪音实验说明, 在弱噪音情况下, 脊波神经网络具有极强的抗噪音分类能力.

表 1 脊波神经网络对遥感图像的抗噪音分类实验

噪音方差	正确识别率(%)							
	民房	公路	沟河	池塘	水田	耕地	裸岩	树林
0.01	93	96	92	92	90	88	90	86
0.02	92	96	90	90	90	86	90	80
0.04	90	94	86	89	88	86	87	78
0.1	88	90	85	86	86	81	85	78
0.2	80	90	73	71	66	70	68	70
0.4	67	70	45	56	55	50	33	66

5 结论

本文以分形理论和脊波神经网络理论为基础, 提出了一种彩色遥感图像的分类新方法. 该方法综

合利用彩色遥感图像的光谱、纹理和形状特征作为分类特征,其中,把 IKONOS 卫星图片的蓝、绿、红波段作为 3 个光谱特征,由分形计算的 DBC 维和多重分形维数作为 2 个纹理特征,并把平均不变矩作为 1 个形状特征,并利用对曲线具有极强方向识别能力的脊波神经网络作为分类器.分类实验结果表明,提出的彩色遥感图像分类方法具有较高的分类准确率和较强的抗噪音能力.但由于实验所选用 IKONOS 卫星图片信息丰富,并且依据分形理论的 DBC 维和多重分形维数纹理特征计算量大,使得实验中脊波网络的训练时间很长、鲁棒性较差.所以,有必要进一步研究脊波神经网络的优化算法,特别是训练参量的自适应算法,使得脊波网络的分类性能得以提高,这也是进一步研究的工作之一.

参考文献

- [1] LI Hou-qiang, LIU Zheng-kai, LIN Feng. Aerial image classification method based on fractal theor[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2001, **5**(5):353-357.
李厚强,刘政凯,林峰.基于分形理论的航空图像分类方法[J].*遥感学报*,2001,**5**(5):353-357.
- [2] WU Jian-ping. Application of fractals theory in remote sensing [J].*Remote Sensing Technology and Application*, 1993, **8**(4): 23-27.
吴建平.分形理论在遥感中的应用[J].*遥感技术与应用*,1993, **8**(4):23-27.
- [3] ZHOU J, CIVCO D L, SILANDER J A. Wavelet transform method to merger landsat TM and SPOT panchromatic data [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1998, **19**(4): 743-757.
- [4] ZHANG Hai-long, JIANG Jian-jun, WU Hong-an, et al. The BP neural network classification based on the fusion of SAR and TM images[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2006, **35**(4):229-233.
张海龙,蒋建军,吴宏安,等. SAR 与 TM 影像融合及在 BP 神经网络分类中的应用[J].*测绘学报*,2006, **35**(4):229-233.
- [5] WANG Yao-nan. Wavelet neural network in remote sensing image classification [J]. *Journal of Image and Graphics*, 1999, **4**(5):368-371.
王耀南.小波神经网络的遥感图像分类[J].*中国图象图形学报*,1999, **4**(5):368-371.
- [6] QIU Fang-peng, FENG Yu-cai, LIANG Jun-jie. Image relevance feedback retrieval based on texture and shape [J]. *Journal of Computer Application*, 2005, **25**(4):775-777.
邱方鹏,冯玉才,梁俊杰.基于纹理和形状的图像相关反馈检索[J].*计算机应用*,2005, **25**(4):775-777.
- [7] YANG Shu-yuan, JIAO Li-cheng, WANG Min. An adaptive ridgelet neural network model [J]. *Journal of Xidian University*, 2005, **32**(6):890-894.
杨淑媛,焦李成,王敏.一种自适应脊波网络模型[J].*西安电子科技大学学报*,2005, **32**(6):890-894.
- [8] SARKAR N, CHAUDHURI B B. An efficient approach to estimate fractal dimension of textural images [J]. *Pattern Recognition*, 1992, **25**(9):1035-1041.
- [9] HECHT-NIELSEN R. Theory of the backpropagation neural networks [C]. In Proc 1989, Int Joint Conf on Neural Networks, 1989:593-605.

Study on Remote Sensing Image Classification Based on Fractal Theory and Ridgelet Neural Network

YAN He^{1,2}, PAN Ying-jun¹, WU Gang¹, LI Lei-lei¹, DONG Shi-dou²

(1 The Key Lab of Optoelectronic Technology & System, Ministry of the Education,

Department of Optoelectronic Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

(2 Department of Computer Science, Chongqing Institute of Technology, Chongqing 400050, China)

Received data:2007-04-30

Abstract: Through comprehensively utilizing color spectrum, texture and shape feature of the remote sensing images, a novel method of image classification is presented based on the fractal theory and ridgelet neural network. The blue, green and red band spectrums is used as three-band-spectral characteristics, the DBC dimension and multi-fractal dimension calculated by fractal theory as two texture characteristics, the average unchanged moment as one shape feature, and the ridgelet neural network with a strong ability to identify the direction of curve is used as classifier in the proposed method. The experimental results indicated that the method used in color image classification has a high accurate rate and a strong antinoise ability.

Key words: Image classification; DBC dimension; Multi-fractal dimension; Unchanged moment; Ridgelet neural network.



YAN He was born in 1972. He received M. S. degree in 2002 from Chongqing University. Currently, he is a Ph. D. candidate in the Department of Optical Engineering, Chongqing University. His major research fields include image processing and artificial intelligence.