

# 多尺度 H 参数纹理特征的子带算法

李 艳<sup>1,2</sup>, 彭嘉雄<sup>1</sup>

(1. 华中理工大学图像识别与人工智能研究所图像信息处理与智能控制教育部重点实验室, 湖北武汉 430074; 2. 北京大学视觉与听觉信息处理实验室, 北京 100871)

**摘 要:** 扩展的自相似模型 (ESS) 是一种广义的分数布朗运动模型 (fBm), 它的多尺度 H 参数与粗糙度之间是对应的, 因为不要求粗糙度的尺度不变性, 所以能够区分大多数自然纹理. 它的结构函数计算是基于图像在一定尺度上的灰度差, 这可以用小波变换低频分量的一阶差分去定义. 由于小波变换具有抑制噪声的能力, 由此导出的特征具有更好的抗噪性能. 实验证明对卫星遥感图像达到了较高的分类正确率. 同时也说明, 纹理的自相似特性在低频分量上的体现更突出.

**关键词:** Hurst 参数; 小波变换; 纹理分类; 特征提取

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2002) 07-1041-03

## Wavelet Transform Based Multiscale Hurst Parameter Texture Features and Its Application

Li Yan<sup>1,2</sup>, Peng Jia-xiong<sup>1</sup>

(1. Institute of Pattern Recognition & Artificial Intelligence, Huazhong University of Science & Technology, State Education Commission Laboratory of Image Information and Intelligence Control, Wuhan, Hubei 430074, China;  
2. National Laboratory on Machine Perception, Beijing University, Beijing 100871, China)

**Abstract:** The Extended self-similar model (ESS) is a general fractional Brownian motion (fBm) model. Its multiscale Hurst parameters have relations with roughness. In the meantime, it doesn't require the roughness to be scale-invariant as fractal dimensions do. The multiscale Hurst parameters can discriminate a large number of natural textures and are suitable to be used for texture classification. Its structure function is based on the difference of the gray levels at some scale. This can be defined by the difference of the lower subband signal. Because wavelet transform has the ability of reducing the noise, the derived features performed better. Our experiments show that higher rate of correct classification to SPOT image is obtained. In the meantime it shows that the texture's self-similarity is more evident in lower subband than that in gray level.

**Key words:** Hurst parameter; wavelet transform; feature extraction; texture classification

### 1 引言

遥感数据的分类问题是遥感应用的关键问题. 空间数据的复杂性和不确定性导致数据集之间互相重叠, 给正确分类带来很大的困难. 许多纹理分析的方法, 如基于空间灰度共生矩阵<sup>[1]</sup>, 高斯马尔可夫随机场模型<sup>[2]</sup>、分形特征<sup>[3]</sup>、基于小波变换的特征等相继提出. Kaplan 提出的扩展的自相似模型 (ESS)<sup>[4,5]</sup> 是更一般的分数布朗运动模型 (fBm), 它的多尺度 Hurst 参数与粗糙度之间是对应的, 同时不必要求粗糙度的尺度不变性, 比 fBm 更接近实际情况. 小波变换也是很有效的一种纹理分析工具<sup>[6]</sup>. 因为小波变换是一种多分辨率的方法, 所以对纹理的表达力很强, 作为纹理分析的工具效果很好. 但小波变换特征大多维数很高, 多达几十维. 而且这些特征在各

个深度上和方向上都被提取出来, 并列地作为纹理特征使用, 没有体现他们之间的内在联系. 而自然纹理的一个显著特点就是自相似性, 即在多分辨率上有某种程度的相似. 对自然纹理图像, 小波变换的子带之间也具有自相似的特点<sup>[7]</sup>. 本研究利用了小波变换与分形的联系, 在计算多尺度 H 参数特征时, 用小波变换低频分量图像的差分代替原定义中的图像各尺度的灰度差, 得到了较好的分类效果.

### 2 多尺度 Hurst 特征

扩展的自相似 (ESS) 模型是对分形模型的一种扩展. 分数布朗运动模型 (fBm) 是以一个 Hurst 参数为特征的<sup>[5]</sup>. 虽然一个自然纹理在很大范围的尺度内呈现出相似的粗糙度, 但在实际中假设粗糙度在任何尺度上都是恒常的并不合适. 因此

人们提出了各种拓展 fBm 的方法. 由 ESS 引入的多尺度的 Hurst 参数提供了表达不同尺度上纹理粗糙度的一种特征.

扩展的自相似过程 ESS 为  $B(t)$ , 是个零均值的高斯随机场, 在零点处为零, 该过程是统计自相似的, 即:

$$VAR[B(t + \tau) - B(t)] = \tau^{2H} f(\tau/A), \forall t, \tau \in R^n \quad (1)$$

其中  $\tau \in R^n, A = \sqrt{t^T A t}, f(\cdot)$ , 是归一化的结构函数,  $f(1) = 1$ . 数字图像可看作是满足上式的 2 维过程.  $f_s = s^{2H}$  在二进尺度下,  $s = 2^j, j = 0, 1, 2, \dots$   $x, y$ , 表示沿行或列方向. 对纹理图像  $B(m, n)$ , 结构函数为:

$$f_s = \frac{s(m, n)}{2}, \text{for } s = \{x, y\} \quad (2)$$

其中,

$$s_x(m, n) = VAR[B(m + 2^s, n) - B(m, n)] \quad (3)$$

$$s_y(m, n) = VAR[B(m, n + 2^s) - B(m, n)]$$

$VAR[\cdot]$  表示方差运算. 多尺度 Hurst 参数的估计为:

$$\tilde{H}_s = \frac{1}{2} \log_2 \left\{ \frac{f_{s+1}}{f_s} \right\}, \text{for } s = \{x, y\} \quad (4)$$

$$\tilde{H}_s = \frac{1}{2} \log_2 \left\{ \frac{f_{s+1}^x + f_{s+1}^y}{f_s^x + f_s^y} \right\}$$

### 3 小波变换的多尺度 H 参数特征及分类方法

计算多尺度 H 参数时的结构函数是在两个相邻二进尺度的灰度差图像上进行的, 由于可能的噪声的干扰, 这一结果不够准确. 根据 Mallat<sup>[9]</sup> 的算法, 对图像进行快速小波变换后, 图像被分解为二进尺度上的低频分量和高频分量, 其中低频分量是对大尺度下图像内容的近似, 由于去掉了细节部分, 所以图像得到了平滑. 对具有分形特性的图像, 小波变换的子带之间也具有自相似的特点, 所以自相似模型对小波变换也是适用的. 又由于快速算法中相邻尺度的小波变换低频分量是抛弃了与前一级尺度低频分量低通滤波后的系数的偶位, 所以定义

$$f_s = \frac{sW(m, n)}{2}, \text{for } s = \{x, y\} \quad (5)$$

其中,

$$s_x(m, n) = VAR[WB(m + 1, n) - WB(m, n)], \quad (6)$$

$$s_y(m, n) = VAR[WB(m, n + 1) - WB(m, n)],$$

假定特征是独立的, 并且条件概率密度函数是正态分布. 令  $\mu_{d,i}, \sigma_{d,i}$  代表第  $d$  个类第  $i$  个特征的均值和标准差,  $N_i$  代表第  $i$  个类. 则样本与第  $i$  类的 Bayes 距离为:

$$g_i(X) = \sum_{d=1}^{N_f} \left[ 2 \ln \sigma_{d,i} + \left( \frac{X_d - \mu_{d,i}}{\sigma_{d,i}} \right)^2 \right] \quad (7)$$

使这个距离最小的类别就是该样本所属的类别.

### 4 实验结果分析

为了说明本方法的效果, 我们首先用模拟数据作了有监督分类实验. 我们用小波系数合成分布布朗运动的方法(该方法将另文赘述)模拟了四类纹理图像, 每类图像大小为  $256 \times 256$ , Hurst 参数分别为 0.3、0.5、0.7、0.9. 图 1 的 (a)、(b)、(c)、

(d) 分别对应着这几个纹理的大小为  $50 \times 50$  的表面. Hurst 参数所用的小波函数选择了 Daubechies2 小波, 深度为四. 对合成纹理, 实验表明在不小于  $64 \times 64$  的像素块上计算得到的多尺度 Hurst 参数估计比较接近正确值, 因此我们就在这一尺寸的图像块上估计 Hurst 参数, 并将其作为块的中心像素的特征. 四类的分类情况示于图 2 中. 用小波变换系数计算的正确率是 98.89%.

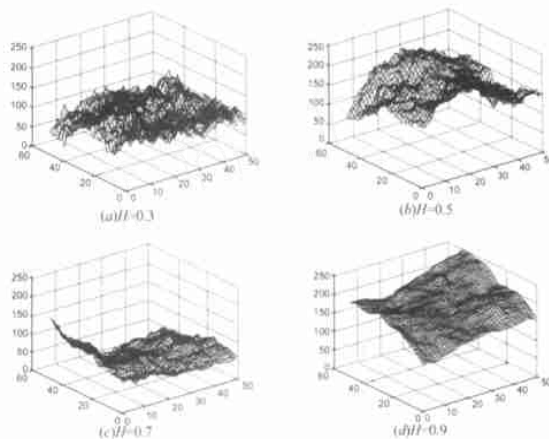


图 1 人工合成的纹理表面

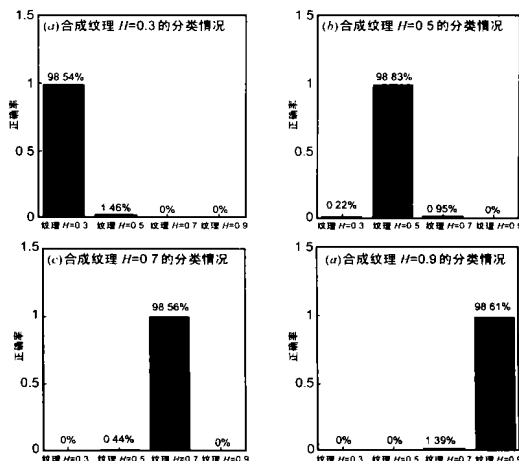


图 2 对图 1 各纹理的分类结果

在卫星遥感图像上, 纹理类型是多样的, 如果将之划分成少数几个大的类, 则类内散布程度太大, 而类间重叠的可能增加, 产生错误分类的可能也加大. 而若细致地划分每一种纹理, 则类别过多, 训练过程负担过重. 故采用多层次分类机制比较合适. 第一层为概念类别, 第二层为第一层类别的子类, 即每个概念类所包含的多种纹理. 分类最终结果是将样本空间划分成概念类子空间.

所用实验数据为 SPOT 图像, 共包括四个概念类. 小波变换函数选择了 Daubechies2 小波, 深度为四. 此外考虑到实际图像的纹理在灰度的一阶和二阶统计量上仍然有很大的区别, 对这一卫星图像除了多尺度 Hurst 参数外, 同时还加入了灰度的均值和标准差作为特征. 实验表明, 小波多尺度 H 参数纹理特征的有监督的分类正确率为 82.84%, 图 3 是一幅测

试图像的分类实验结果。(a)是灰度图像,包含海洋、城郊、岸,以及岛屿。(b)是分类结果,可以看到,海洋的分类正确率比较高,岛屿及一部分海岸基本上也被正确分类为山和裸地。而陆地上的纹理出现了较多的错误分类。因为虽然大部分纹理属于郊区的,但仍有些纹理与山的纹理很相似,而有些纹理则很难确切地将它归入某类。这也说明了遥感数据的复杂性和交叉程度是很大的。

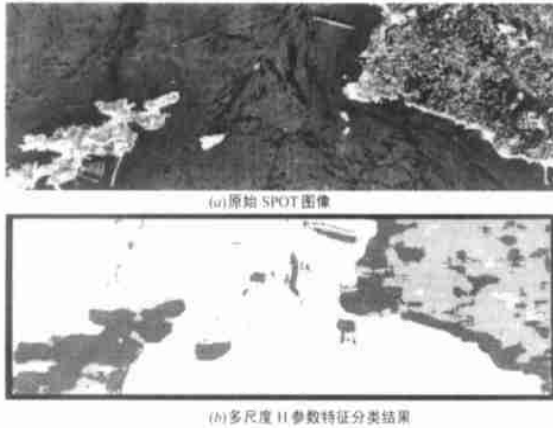


图 3 对 SPOT 图像的分类结果

## 5 总结

在纹理分类方面,特征选择是重要的一个环节。基于小波变换的特征和基于分形模型的特征都有很好的分类表现。两者有共同之处,都是多尺度的分析方法。而且对分形的图像,两者间有必然的联系。本文集成了两者的特点,在扩展的自相似模型的基础上,提出了一种新的计算多尺度 H 参数的方法,即利用小波变换低频分量的差分来代替多尺度下的灰度的差。通过对人工合成的纹理和一幅大尺寸卫星遥感图像的实验,说明本方法的分类能力是另人满意的。

## 参考文献:

- [ 1 ] R W Conner. Segmentation of a high resolution scene using texture operators [ J ]. CVGIP, 1984, 25 : 273 - 310.
- [ 2 ] X Descombes, M Sigelle, F Preteux, Estimating Gaussian Markov random field parameters in a nonstationary framework: application to remote sensing imaging [ J ]. IEEE Trans, 1999, IP-8(4) : 490 - 503.
- [ 3 ] Solka J L, Marchette D J, Wallet B C etc. Identification of man-made regions in unmanned aerial vehicle imagery and videos [ J ]. IEEE Trans, 1998, PAMF-20(8) : 852 - 857.
- [ 4 ] L M Kaplan, C-C J Kuo. Texture roughness analysis and synthesis via extended self-similar (ESS) model [ J ]. IEEE Trans, 1995, PAMF-17(11) : 1043 - 1056.
- [ 5 ] L M Kaplan. Extended fractal analysis for texture classification and segmentation [ J ]. IEEE Trans, 1999, IP-8(11) : 1572 - 1585.
- [ 6 ] G Van de Wouwer, P Scheunders, D Van Dyck. Statistical texture characterization [ J ]. IEEE 1999, IP-8(4) : 592 - 598.
- [ 7 ] 马波, 裘正定. 图像的方向性与分形——小波变换编码 [ J ]. 电子学报, 1999, 27(11) : 27 - 30.
- [ 8 ] S Mallat. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation [ J ]. IEEE Trans, 1989, PAMF-11(7) : 647 - 693.

## 作者简介:



李 艳 女, 1968 年 11 月 23 日生于河南省, 讲师, 1990 年毕业于武汉水利电力大学, 获工学学士学位, 1995 年毕业于华中理工大学, 获工学硕士学位, 现为华中理工大学图像识别与人工智能研究所博士生, 研究方向为机器视觉、模式识别等。

彭嘉雄 男, 1934 年 12 月生于江西, 教授, 国务院学位委 1990 年审批为华中理工大学模式识别与智能系统博士点首位博导。第三届国务院学位委员会和两届国家自然科学基金的学科评审委员, 第一、二届中国图像图形学会常务理事, 并任中国人工智能学会理事等十余职, 完成 863-409, 国家自然科学基金等基金、部、委攻关课题等 45 项, 在国内外重要刊物上发表论文 200 余篇, SCI、EI 和 ISTP 收录 96 篇, 论文和教学获奖 76 次, 1992 年国务院颁发证书, 表彰他的突出贡献并授予国务院特殊津贴。