

# 基于小波包特征的纹理影像分割

朱述龙 钱曾波

(郑州测绘学院摄影测量与遥感系, 郑州 450052)

**摘要** 利用小波包变换来检测纹理图象上的灰度变化,以得到多分辨率、多方向性的微观统计特征图象,在此基础上用 Envelop 算法提取基于边缘信息的纹理特征,为了克服纹理特征之间的相关性,采用了子空间分类器对纹理特征图象进行分类,取得了较好的分割效果。

**关键词** 纹理图象,小波包变换,纹理特征,子空间分类器

## 1 引言

纹理图象分割是计算机视觉初级处理阶段的重要内容。纹理图象分割一般是先提取纹理特征,然后以这些特征为基础对图象进行分割,而分割结果的好坏在很大程度上取决于纹理特征的提取与表示。文献[1]的研究表明:一个好的纹理特征提取算法应该能够提取多尺度、多方向性的纹理特征,而目前最有代表性的纹理特征提取方法,如共生矩阵法、纹理能量法、傅立叶变换法<sup>[2]</sup>,它们都不能或不便于对纹理做精细的分析,即提取多分辨率的、多方向性的纹理特征。而新近发展起来的小波理论<sup>[3~5]</sup>,则为解决上述问题提供了依据。在这方面,文献[6~8]进行了初步研究。此外现有的纹理特征都是基于窗口计算而得到的,而窗口的大小很难根据图象的内容来自动地确定,且这种特征的边界局部化能力随窗口的大小而改变。本文针对上述问题进行了研究,首先采用小波包算法来检测纹理图象上的灰度变化,以得到多分辨率、多方向性的微观统计特征图象;针对基于窗口的纹理特征之不足,本文提出了用 Envelop 算法提取基于边缘信息的纹理特征;根据不同分辨率、不同方向上的纹理特征之间存在相关性的特点,本文采用了子空间分类器<sup>[9]</sup>将各特征图象融合在一起进行分类。最后对上述算法进行了试验,取得了较好的实验结果。

## 2 利用小波包变换检测纹理图象上的灰度变化

小波包是由许多小波函数组成的集合。设有函数族  $\{w_n(x), n \in N\}$ , 它们满足如下关系:

$$w_{2n}(x) = \sum_k h_k w_n(2x - k) \quad (1)$$

$$w_{2n+1}(x) = \sum_k g_k w_n(2x - k) \quad (2)$$

当  $n=0$  时,  $w_0(x) = \phi(x)$ ,  $w_1(x) = \Psi(x)$ , 其中  $\phi(x)$  为尺度函数,  $\Psi(x)$  为小波函数,  $\{h_k\}$  和  $\{g_k\}$  是与尺度函数和小波函数相对应的低通和高通 QMF 滤波器系数。则称函数族  $\{w_n(x), n \in N\}$  是由  $w_0(x) = \phi(x)$  所确定的小波包。根据式(1)、(2)可得由  $w_{2n}, w_{2n+1}(x)$  重构  $w_n(x)$  的公式如下:

$$w_n(2x - l) = \sum_k \{p_{l-2k} w_{2n}(x - k) + q_{l-2k} w_{2n+1}(x - k)\} \quad (3)$$

其中  $\{p_k\}, \{q_k\}$  是和  $\{h_k\}, \{g_k\}$  对应的 QMF 滤波器。

同小波的分解与重构一样,我们可以得到基于小波包的分解与重构算法如下:

设  $A_n^{2^j} f(x)$  是函数  $f(x)$  在分辨率为  $2^j$  的小波包  $w_n$  的近似表示,即:

$$A_n^{2^j} f(x) = \sum_k S_{n,k}^{2^j} \cdot w_n(2^j x - k) \quad (6)$$

其中  $S_{n,k}^j = 2^{\frac{j}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x)w_n(2^jx - k)dx$

则由式(1)、(2)可得分解公式如下:

$$S_{2n,l}^{j-1} = \sum_m h_{m-2l} S_{n,m}^j \quad (7)$$

$$S_{2m+1,l}^{j-1} = \sum_m g_{m-2l} S_{n,m}^j$$

由式(3)可得重构公式如下:

$$S_{n,k}^j = \sum_l p_{k-2l} S_{2n,l}^{j-1} + \sum_l q_{k-2l} S_{2m+1,l}^{j-1} \quad (8)$$

实际上,小波分解是小波包分解的特例,当仅使用小波包的  $w_0(x)$  和  $w_1(x)$  时,小波包变换就变成小波变换,若对小波分解后的各个高频成份也进行小波分解,就转化为小波包变换,因此小波包变换是小波变换的直接延伸。小波包算法的优点是能够对不同分辨率上的各个高频成份进行进一步的划分,本文正是利用小波包变换的这一优点来检测纹理图象上的灰度变化。

为了能够控制小波包分解的过程,同时节省计算时间和存储空间,我们定义了如下的准则函数:如果某个子图象  $I$  的能量  $M(I)$  小于某个阈值  $T$ ,则该子图象不再进行分解,即:

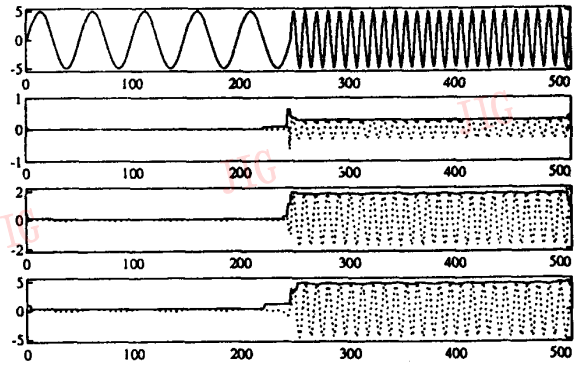
$$M(I) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N I(i,j) < T \quad (9)$$

### 3 纹理特征图象的形成

若对原始图象实施上述小波包变换,则可以将原始图象分解成不同频率、不同方向的许多子图象,其中高频子图象相当于用水平、垂直和点特征模板对原始图象进行检测所得到的微观统计特征图象。由于纹理主要表现在高频信息上,因此纹理特征提取只在小波包分解后的高频图象上进行。现有的纹理特征都是基于窗口计算而得到的,其不足之处是计算量大,窗口的大小很难根据图象的内容自动确定,所提特征在纹理区域交界处的局部化程度随窗口的大小而变化,因此实用性不好。为了克服上述矛盾,本文提出了基于 Envelop 算法的纹理特征,该算法是基于图象上边缘信息的,而边缘信息对纹理描述是至关重要的<sup>[10]</sup>,且边缘信息很容易用小波包变换得到。一维 Envelop 算法<sup>[11]</sup>描述如下:

对于一维信号,寻找其上任意相邻 2 个边缘点(对应于小波变换模值为局部极大值的点)之间的小波变换模值的最大值,并把它作为这 2 个边缘点之间的所有点的纹理特征值。图 1 为一维信号及其小

波变换和相应的纹理特征。



第 1 行为原始信号,第 2~4 行为不同分辨率上的小波变换和相应的 Envelop 特征,虚线为小波变换系数,实线为 Envelop 特特征

图 1 一维信号及其小波变换和相应的纹理特征

对于二维图象经小波包分解后得到的高频子图象,其上的高频信息具有明显的方向性,因此可以直接将一维 Envelop 算法应用到二维图象,算法如下:

Envelop-2D(wh, wv, wd)

wh: 用高通滤波器对列,低通滤波器对行作用所得到的水平边缘图象。

wv: 用高通滤波器对行,低通滤波器对列作用所得到的垂直边缘图象。

wd: 用高通滤波器对行,高通滤波器对列作用所得到的斜方向边缘图象。

begin

对 wh 的每一列实施一维 Envelop 算法。

对 wv 的每一行实施一维 Envelop 算法。

对 wd 的每一列实施一维 Envelop 算法。

end

这样通过对原始影像实施小波包分解,然后在每个高频通道上用 Envelop-2D 算法提取纹理特征,再将其量化为 8 比特的图象,就可以得到纹理图象的多分辨率、多方向性的纹理特征表示。由于小波包分解后不同分辨率上的子图象大小不等,不便于后续的分类处理,为此本文采用了逆小波变换中对低频部分的处理算法将各分辨率上的纹理特征图象采样成和原始影像大小相等的纹理特征图象。

### 4 以纹理特征为基础进行纹理图象分割

一幅原始纹理图象经过小波包分解(设分解层

数为  $d$ ) 和特征提取,可以得到和原始图象大小相等的  $(4^1+4^2+\dots+4^d-d)$  幅纹理特征图象,这些纹理特征图象即为下一步分类器的输入。

对于遥感图象纹理分类,采用监督分类方法对分类结果的控制更主动些,由于不同分辨率上的纹理特征图象之间存在相关性,为了克服这种相关性的影响,本文采用了子空间分类器,该分类器如下:

设有  $s$  个类别用  $w^{(1)}, w^{(2)}, \dots, w^{(s)}$  来表示;每个样本有  $n$  个特征,用  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  来表示;  $w^{(i)}$  类的  $l^{(i)}$  个样本用  $\{X_1^{(i)}, X_2^{(i)}, \dots, X_{l^{(i)}}^{(i)}\}$  来表示,则  $w^{(i)}$  类的自相关矩阵可以按如下公式计算:

$$S^{(i)} = \frac{1}{l^{(i)}} \sum_j X_j^{(i)} (X_j^{(i)})^T \quad (10)$$

利用 K-L 展开的原理,可以求得  $S^{(i)}$  的  $n$  个特征根  $\lambda_1^{(i)}, \lambda_2^{(i)}, \dots, \lambda_n^{(i)}$  和相应的特征向量。如果把特征根按大小排列,并求其对应的前  $p^{(i)}$  个正交归一化的特征向量  $u_j^{(i)}, j=1, 2, \dots, p^{(i)}$ , 则  $w^{(i)}$  类的子空间  $L^{(i)}$  可用  $u_j^{(i)}, j=1, 2, \dots, p^{(i)}$  来表示,记为:  $L^{(i)} = \{u_j^{(i)}, j=1, 2, \dots, p^{(i)}\}$

$$\text{令 } P^{(i)} = \sum_{j=1}^{p^{(i)}} u_j^{(i)} (u_j^{(i)})^T \quad (11)$$

称  $P^{(i)}$  为  $w^{(i)}$  类的投影矩阵。如果有一个样本点  $X$ , 对所有的类别  $j(j \neq i)$  满足:

$$X^T P^{(i)} X > X^T P^{(j)} X, \text{ 则 } X \in w^{(i)} \quad (12)$$

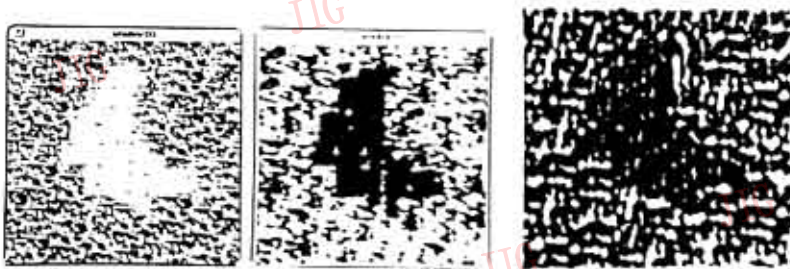
由式(11)、(12)可得:

$$X^T P^{(i)} X = \sum_{j=1}^{p^{(i)}} (X^T \cdot u_j^{(i)})^2 \quad (13)$$

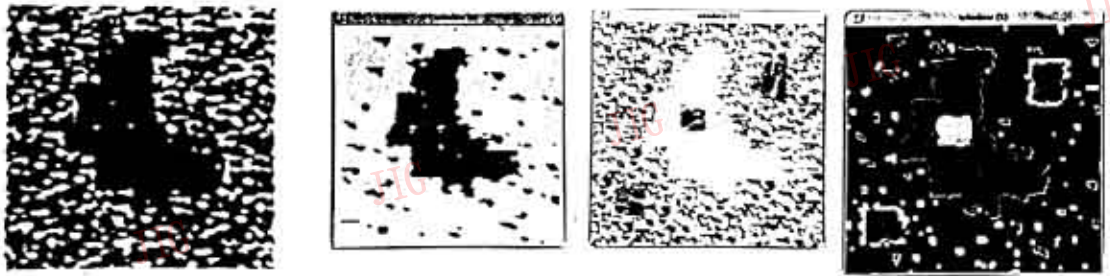
该分类器具有特征选择和分类决策于一体的功能,并且具有分类速度快、精度高的特点(详见文献[9])。

### 5 实验情况

为了验证本文提出的基于小波包特征的纹理图象分割算法对纹理的区分能力。我们选取了一幅航空图象进行了实验。该图象包含 2 种粗糙程度不同的纹理图象,如图 2(a)所示。图 2(b)~ 2(d)是图 2(a)分解后第 2 层上的 3 幅纹理特征图象,从图 2(a)和图 2(b)~2(d)的比较可以看出:纹理区域内部的纹理特征一致性较好,各类纹理区域交界处纹理特征的局部化程度较高,可见这种基于边缘的纹理特征对纹理图象上的内容有较好的适应性。另一优点



(a) 纹理图象(2类) (b) 垂直方向的 Envelop 特征 (c) 水平方向的 Envelop 特征



(d) 垂直方向的 Envelop 特征 (e) 图(a)的分割结果 (f) 纹理图象(5类) (g) 图2(f)的分割结果

图 2

是该特征的计算量较小。图 2(e)是图 2(a)的分类结果,从实验结果来看,原图象上的两类纹理能很好地区分开来。

为了验证基于小波包特征的纹理分割算法对纹理方向的区分能力,我们在图 2(a)中加入了 3 块粗糙程度相同但方向不同的纹理区域,如同时考虑纹理的粗糙度和方向性,该图象应该分为 5 类,如图 2(f)所示。采用本文的方法,其分类结果如图 2(g)所示。从实验结果来看,原图象上的 5 类纹理区域都能很好地标记开来,这主要是小波包算法能对纹理图象的高频成份进行进一步划分的缘故。

综上所述,本文提出的方法具有以下优点:

(1) 采用小波包算法对纹理图象的灰度变化进行检测,避免了传统方法对图象的灰度变化进行检测时需要考虑检测模板的选择问题;

(2) 采用 Envelop-2D 算法提取基于边缘的纹理特征,该特征在纹理区域内部的一致性和纹理区域边界的局部化程度都较好,克服了基于窗口的纹理特征对图象的内容自适应性差的缺点。且该算法计算量小。

(3) 采用子空间分类器对纹理图象进行分割,较好地克服了纹理特征之间存在的相关性。

## 参考文献

1 张继贤. 影像纹理的多层次分析方法[博士论文]. 武汉:武汉测绘

大学,1994.

2 王绍霖. 数字图象处理. 长沙:国防科技大学出版社,1987.

3 秦前清, 杨宗凯. 实用小波分析. 西安:西安电子科技大学出版社, 1994.

4 崔锦泰著. 小波分析导论. 程正兴译. 西安:西安交通大学出版社, 1995.

5 Mallat S. A theory for multiresolution signal decomposition; the wavelet representation. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(7): 674~693.

6 Chang Tianhorng, Kuo. C-C. Jay Texture analysis and classification with tree-structured wavelet transform. IEEE Trans. on Image Processing, 1993, 2(4): 429~441.

7 Andrew Laine, Jian Fan. Texture classification by wavelet packet signature. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(11): 1186~1191.

8 Salari E, ling Z. Texture segmentation using hierarchical wavelet decomposition, Pattern Recognition, 1995, 28(12): 1819~1824.

9 奥亚 E 著. 子空间法模式识别. 蔡国廉译. 北京: 科学出版社, 1987.

10 Yhann Stephan R, Yong Tzay Y. Boundary Localization in Texture Segmentation. IEEE Trans. on Image Processing, 1995, 4(6): 849~855.

11 Laine A F et al. Adaptive approach for texture segmentation by multichannel wavelet frames. In Mathematical Imaging: Wavelet application in signal and image processing, Andrew F. Laine, Editor, SPIE 2034, 288~301.



朱述龙 郑州测绘学院摄影测量与遥感系讲师、博士,主要从事遥感图象处理的理论和方法研究,在该领域发表了学术论文近 20 篇。



钱曾波 郑州测绘学院摄影测量与遥感系教授、博士生导师,主要从事摄影测量与遥感的理论和方法的研究。

## Textured Image Segmentation Using Wavelet Packet Transform

Zhu Shulong, Qian Zengbo

(Zheng Zhou Institute of Surveying & Mapping, Zhengzhou 450052)

**Abstract** The wavelet packet transform is used to detect the gray variation on textured images, then the multiresolution and multichannel texture features are extracted from every wavelet packets by the Envelop algorithm. These texture images with the same size are classified by the subspace classifier which can overcome the correlation between the feature images. The experiment indicates that the proposed approach provides a good results for textured image segmentation.

**Keywords** Textured image, Wavelet packet transform, Texture feature, Subspace classifier