

## 一种提高 SAR 图像分割性能的新方法

颜学颖\* 焦李成 王凌霞 万红林

(西安电子科技大学智能感知与图像理解教育部重点实验室和智能信息处理研究所 西安 710071)

**摘要:** 针对传统小波变换域 SAR 图像分割存在边缘保持和方向分辨率较差的不足, 该文提出了一种在非下采样 Brushlet 变换域提取图像灰度共生概率特征的新方法。该方法在 Brushlet 的不同方向系数块中利用自适应窗口的 Gabor 滤波器提取灰度共生概率特征, 有效地解决了实际操作中的最优窗口尺寸的选取问题, 并利用压缩感知来对冗余的特征进行压缩, 降低了聚类复杂度。最后使用模糊 C 均值聚类, 得到分割结果。实验结果表明: 该文方法与其它方法相比在边缘保持和方向分辨上有明显优势, 获得了更好的分割结果。

**关键词:** SAR 图像分割; Brushlet 变换; 自适应窗; Gabor 滤波器; 压缩感知

中图分类号: TP751.1

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2011)07-1700-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2010.01190

## New Method for Improving the Performance of SAR Image Segmentation

Yan Xue-ying Jiao Li-cheng Wang Ling-xia Wan Hong-lin

(The Key Laboratory of Intelligent Perception and Image Understanding of Ministry of Education,  
Institute of Intelligent Information Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

**Abstract:** Considering the shortage of edge preservation and low direction-resolution for SAR image segmentation based on the conventional wavelet transform domain, a new segmentation method is proposed based on Gray-Level Cooccurrence Probability (GLCP) features in the overcomplete Brushlet domain. This method compresses the redundant GLCP features extracted by the adaptive window Gabor filtering in different direction coefficient blocks using compressed sensing, then the Fuzzy C-Mean (FCM) clustering method is utilized to complete the clustering and obtain the segmentation result. The experiment results show that the new method has advantages in the edge preservation and direction extraction, and obtains better segmentation results with respect to other methods.

**Key words:** SAR image segmentation; Brushlet transform; Adaptive window; Gabor filter; Compressed Sensing (CS)

### 1 引言

合成孔径雷达(SAR)发射宽频带信号来获取高的距离分辨率, 并利用长的合成孔径获取横向高分辨, 从而获得了大面积的高分辨率图像。SAR 具有全天候、远距离、极强的穿透力并能在恶劣环境下以很高的分辨率提供地面信息。因此, 针对 SAR 图像的后处理和理解显得尤为重要<sup>[1,2]</sup>。其中, SAR 图像的正确分割就是 SAR 图像后处理的一个重要组成部分, 常常用来区分山脉、农田、飞机场、港口等等不同的地物目标。

SAR 图像分割目前有几类算法, 包括阈值法、聚类算法、基于统计模型的方法, 以及基于形态学

的 SAR 图像分割方法等<sup>[3]</sup>, 但因为相干斑的存在, SAR 图像的分割尤其是边缘的精确处理仍然很困难<sup>[4]</sup>。针对 SAR 图像含有大量纹理信息和方向信息的特点, 本文首先用非下采样 Brushlet 来有效地检测和捕捉 SAR 图像中的高维奇异性信息和丰富的纹理和方向信息。在局部特征提取中, 传统做法采用固定尺寸的局部矩形窗口来进行处理, 尽管窗口尺寸选择简便、易于实现, 然而存在窗口尺寸选取不确定的缺陷以及所选窗口内不同重要性的信息被赋予相同权重的问题。窗口尺寸的传统选取做法是根据先验知识在边缘保持和特征获取中寻求平衡, 而往往先验知识的获取在实际操作中很难得到。因此, 本文引入了自适应窗口的 Gabor 滤波器, 用当前 Brushlet 系数块对应的滤波方向来进行滤波并提取灰度共生概率 (Gray-Level Cooccurrence Probability, GLCP) 特征, 更大程度上匹配子带方向。然而基于非下采样 Brushlet 系数获得的特征存

2010-11-04收到, 2011-03-11改回

国家自然科学基金(60702062, 60803097), 国家863计划项目(2008AA01Z125, 2009AA12Z210), 教育部长江学者和创新团队支持计划(IRT0645)和教育部博士点基金(200807010003)资助课题

\*通信作者: 颜学颖 xueyingyanxy@gmail.com

在冗余现象，造成运算量的增大。为解决这一问题，本文引入了压缩感知这一目前新兴的信号采样方法，通过少量测量值来保持原始特征足够多的信息。该方法的引入减少了运算时间并节约了存储空间。最后基于压缩后的特征利用模糊C均值聚类，得到分割结果。实验结果和分析表明，本文方法与其它对比方法相比在边缘保持和方向分辨上有明显优势，获得了更好的分割结果。

## 2 基于非下采样 Brushlet 和 Gabor 滤波器的特征提取

### 2.1 非下采样 Brushlet 系数的获取

非下采样 Brushlet 变换是在文献[5]提出的正交基 Brushlet 发展而来。Brushlet 解决了小波角分辨率的问题，可以获得各个方向、频率和位置的方向纹理的精确定位。2 维 Brushlet 基具有一定的方向结构，振动频率被局部化在一个峰值周围，有一定的范围。Brushlet 不同于小波，它是复值函数，其方向可以由其相位参数表示，使 Brushlet 在方向纹理信息提取上有很好的特性，并且具有完全重构特性。非下采样 Brushlet 变换可以进行多次分解，并且随着分解层数的增加，可以得到分辨更加精细的分辨方向。在本文中，由于分解层数的增加极大地提高了提取特征的维数，增加了计算复杂度。折中考虑计算复杂度和方向分辨率，本文采用基于二层非下采样 Brushlet 分解的图像分割方法。如图 1，图 2 所示，1 层 Brushlet 变换将 Fourier 平面分成 4 个象限，Brushlet 系数被分为 4 部分，对应的方向为  $\pi(2k+1)/4, k=0,1,2,3$ 。第 2 层分解进一步把每个象限分为 4 个部分，得到的 16 个 Brushlet 系数的集合，而由于其中有 4 块与另外 4 块方向重合，所以共有 12 个方向。由于 Brushlet 系数是关于原点共轭对称的，原点附近的 4 个子带为直流(DC)分量，其它 12 个子带为高频纹理分量，所以本文在提取特征时，只需提取上半部分系数。

由于原始的 Brushlet 变换是非冗余的，所以随着分解层数的增加，子带尺寸随之减小，因此必须在变换之前就使用滑窗来确保对于每个中心点的特

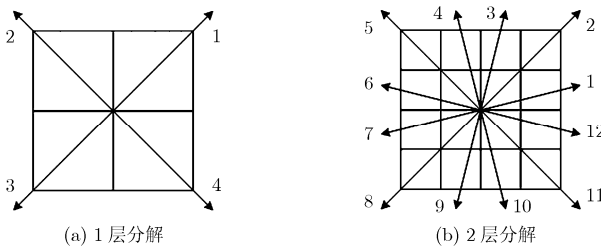
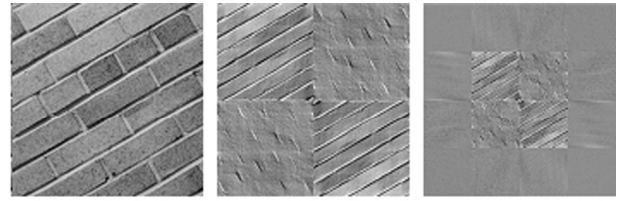


图 1 Brushlet 分别进行 1 层及 2 层分解后的不同方向



(a) 原始图像 (b) 1 层分解结果 (c) 2 层分解结果

图 2 某纹理图像的 Brushlet 分解

征选取有着足够的邻域范围。然而对于 Brushlet 变换，受到 Bump 函数的限制，窗口尺寸不能太小，但同时对于边界区域部分，窗口不能太大，否则边界保持效果不好。为了解决这两者间的矛盾，本文采用非下采样 Brushlet 变换<sup>[6]</sup>。非下采样 Brushlet 变换通过插值方法在变换前插入零值，使每一层分解后的子带都与原始图像的大小相同，它不但克服了下采样 Brushlet 在边界上的分割性能不足，而且在实际操作中可以在对全图进行 Brushlet 分解后再在两层分解后的上 8 个区域中进行邻域选取。由于基于非下采样 Brushlet 变换的分割操作中只需进行了一次 Brushlet 分解，所以运算量大为减少，极大地提高了分割效率。

### 2.2 自适应窗 Gabor 滤波器构造

**2.2.1 Gabor 滤波器的结构** 在对图像进行非下采样 Brushlet 变换后，传统的方法是利用矩形窗来提取中心像素点的特征，这种情况下窗内的所有像素点被视为具有同等重要性。然而实际上，越靠近中心点重要性越强，为此文献[7]在分割 SAR 海洋冰块中提出高斯加权窗。高斯加权窗使得靠近图像窗口中心的像素被赋予了更高的重要性。在本文中，非下采样 Brushlet 变换的不同系数块有着不同的方向，因此结合高斯加权窗口的权重特性和非下采样 Brushlet 系数的方向特性，本文提出了基于 Gabor 滤波器的窗函数选择，使得滤波器窗口方向匹配 Brushlet 分解后不同系数块的方向，并且根据与中心点的距离的不同赋予不同的权重<sup>[8]</sup>。Gabor 滤波器的数学表达式如下：

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right) \exp(j\omega x) \quad (1)$$

其中  $j = \sqrt{-1}$ ， $\omega$  是频率。当  $\sigma_x = \sigma_y$  时，Gabor 滤波器等同于高斯窗，Gabor 滤波器是高斯窗的广义形式。根据欧拉公式

$$\exp(j\omega x) = \cos(\omega x) + j \sin(\omega x) \quad (2)$$

式(1)可展开为

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right) \cos(\omega x) + j \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right) \sin(\omega x) \quad (3)$$

结合 Brushlet 系数的方向, 在对应方向块中用对应方向的 Gabor 滤波器进行滤波。图 3 给出了对应不同方向角度的 Gabor 滤波器。

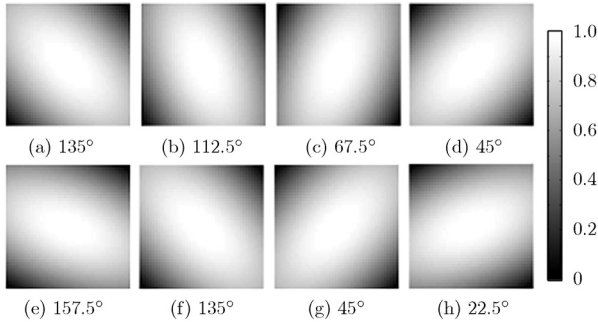


图 3 不同角度的 Gabor 滤波器 (尺寸均为  $40 \times 40$ )

**2.2.2 自适应窗口尺寸的设计** 在 SAR 图像处理中, 只关注窗口内不同像素重要性不同的特点以及方向特性是不够的, 窗口大小的选择同样也是一个比较难以抉择的问题。如果窗口选得大, 它可以获取充足的数据来描述局部纹理区域, 但会导致边界的丢失, 出现边缘不连续的情况; 相反, 如果窗口选得小, 边界得以保留, 但局部纹理区域会差。通常学者们都是靠经验取两者的折中, 但这需要充分的先验知识。然而在实际情况中, 先验知识往往是很难充分获得的。因此, 如何选取合适的窗口大小一直是一个研究热点<sup>[9]</sup>。根据不同地形呈现明显不同的反射率, SAR 图像中的区域可分为两类: 同质区域和异质区域。如果窗口大小可以随着区域特性变化, 在同质区域, 窗口尺寸取大, 在异质区域, 窗口尺寸取小, 就可以在区域分割和边界保持之间找到平衡。在 SAR 图像噪声抑制中, 文献[9,10]给出了一种基于 ICI (Intersection of Confidence Intervals) 准则来确定窗口, 而这里给出了另一种自适应窗口算法, 该方法可以根据当前窗口内像素点的统计特征和已设定的门限来自适应地调节下一窗口的大小: 在同质区域增大窗口来抑制相干斑的影响; 在异质区域减小窗口来保护细节边缘, 从而解决了纹理分割中窗口大小设定的问题。针对本文研究的 SAR 图像分割问题, 该自适应窗口的选取方法如下:

假设中心像素点为  $(i, j)$  的窗口大小  $T_{ij} \times T_{ij}$ , 则窗口内元素  $w_{ij}(a, b)$  表示为

$$w_{ij}(a, b) = \{(a, b) | i - t_{ij} \leq a \leq i + t_{ij}, j - t_{ij} \leq b \leq j + t_{ij}\} \quad (4)$$

其中  $t_{ij} = (T_{ij} - 1)/2$ 。结合式(3)的 Gabor 滤波器系数, 自适应窗的 Gabor 滤波器描述如下:

$$G_{ij}(a, b) = \begin{bmatrix} g(i - t_{ij}, j - t_{ij}) & \cdots & g(i - t_{ij}, j + t_{ij}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g(i + t_{ij}, j - t_{ij}) & \cdots & g(i + t_{ij}, j + t_{ij}) \end{bmatrix}_{T_{ij} \times T_{ij}} \quad (5)$$

该窗口内像素点的同质程度可由该窗口内所有像素点的方差与均值的比值(变差系数)  $K_{ij}$  来表示。

$$K_{ij} = \frac{\sigma_{ij}^2}{m_{ij}} = \frac{\sum_{a=i-t_{ij}}^{i+t_{ij}} \sum_{b=j-t_{ij}}^{j+t_{ij}} \left( w_{ij}(a, b) - \frac{1}{T_{ij}^2} \sum_{a=i-t_{ij}}^{i+t_{ij}} \sum_{b=j-t_{ij}}^{j+t_{ij}} w_{ij}(a, b) \right)^2}{\sum_{a=i-t_{ij}}^{i+t_{ij}} \sum_{b=j-t_{ij}}^{j+t_{ij}} w_{ij}(a, b)} \quad (6)$$

由此, 下一个窗口大小的选取取决于当前窗口内图像的同质程度, 其中  $K_{ij}$  越大, 表示图像细节变化越剧烈, 判定为异质区域, 则下一窗口应该变小。相反, 则表示图像细节变化越缓慢, 判定为同质区域, 则下一个窗口应该变大。用  $t_{\min}$  和  $t_{\max}$  表示窗口变化的上下限,  $K_T$  为窗口变化的阈值, 则下一个窗口尺寸的选取方法如下:

$$t_{i,j+1} = \begin{cases} \min[t_{ij} + 1, t_{\max}], & K_{ij} \leq K_T \\ \max[t_{ij} - 1, t_{\min}], & K_{ij} > K_T \end{cases} \quad (7)$$

在实际操作中, 需要注意的是, 以逐行进行中心点滑动选择邻域为例, 当中心点滑动重起一行时, 该行第 1 个像素点选择的滑窗大小是根据上一行第 1 个点计算所得的变差系数计算而来, 而不是根据上一行最后一个像素点的邻域计算得到。这是因为该行第 1 个像素点的局部特性与上一行第 1 个像素点的局部特性相似, 而与上一行的最后一个像素点的局部特性在一般情况下截然不同。

### 3 基于 CS 的特征压缩算法

#### 3.1 本文提取的特征

灰度共生概率(GLCP)最早由 Haralick 提出, 是常用的纹理特征提取方法。它有两个参数: 距离  $\delta$  和方向  $\theta$ 。从灰度值为  $i$  的像素点出发, 直线距离为  $\delta$ , 角度为  $\theta$  的另一个像素点同时发生的灰度值为  $j$ , 由此定义这两个灰度值在整个图像中发生的概率为

$$P(i, j, \delta, \theta) = \{(x, y) | f(x, y) = i, f(x + \delta \cos \theta, y + \delta \sin \theta) = j\} \quad (8)$$

两个像素灰度级同时发生的概率将  $(x, y)$  的空间坐标转换为  $(i, j)$  的灰度对描述, 形成灰度共生矩

阵。本文选取  $\theta=0, 45, 90, 135$  以及  $\delta=1$ 。在纹理分析中，往往不直接利用灰度共生矩阵，而是在该矩阵基础上提取纹理的特征值，即二次统计量。本文在第  $n$  个系数块的 Gabor 窗口内选用 3 个统计量：对比度  $c_{ijn}$ ，熵  $e_{ijn}$  和相关性  $cor_{ijn}$ ，其中  $(i, j)$  表示中心像素点， $n$  表示系数块。由于本文是在 Brushlet 的上 8 个方向块提取特征的，因此对位置为  $(i, j)$  的像素点可提取 24 维特征向量  $\mathbf{x}_{ij}$ ：

$$\mathbf{x}_{ij}=[c_{ij1}, c_{ij2}, \dots, c_{ij8}, e_{ij1}, e_{ij2}, \dots, e_{ij8}, cor_{ij1}, cor_{ij2}, \dots, cor_{ij8}] \quad (9)$$

### 3.2 对提取后的特征进行去冗余

非下采样 Brushlet 尽管节省了大量的处理时间和存储空间，也避免了窗口选择在边缘保持和区域分割之间的矛盾，但基于非下采样 Brushlet 变换所提取的特征存在一定的冗余，因此需要对提取的多维特征进行去冗余。国际上目前最近研究很广的压缩感知(Compressed Sensing, CS)理论是一种新兴的采样方式<sup>[11-13]</sup>，它不需要采取奈奎斯特先采样再压缩的模式，而是对有用信息直接采样。主要思想是只要一个信号可以稀疏表示，那么就可以把待处理的稀疏可压缩原始高维信号投影到某一个不相关基上的低维空间中，而每个投影后的测量值都是信号的组合函数，就是说每一个测量值都包含了所有样本信号的少量信息。

已知信号  $\mathbf{x}_{ij} \in R^n$ ，在正交基  $\Psi$  上有稀疏表示，则有如下  $\Theta=\Psi^T \mathbf{x}_{ij}$  成立。使用与  $\Psi$  不相关的观测矩阵  $\Phi$ ，则有

$$\mathbf{y}_{ij} = \Phi \Theta = \Phi \Psi^T \mathbf{x}_{ij} \quad (10)$$

$\Phi \Psi^T$  称为 CS 信息算子。在文献[11]中提到观测矩阵应具备以下 3 个条件：

CS1:  $\phi_J$  的最小奇异值超过  $\eta_1 > 0$ ，在  $|J| < \rho n / \lg(m)$  均匀分布。

CS2: 对每一个子空间  $V_J$ ，有不等式  $\|v\|_1 \geq \eta_2 \cdot \sqrt{n} \cdot \|v\|_2$ ， $\forall v \in V_J$ ，在  $|J| < \rho n / \lg(m)$  均匀分布。

CS3: 对每一个子空间  $V_J$ ， $Q_{jc}(v) \geq \eta_3 / \sqrt{\lg(m/n)} \cdot \|v\|_1, v \in V_J$ 。

由于一般情况下大部分的随机矩阵都是具备这 3 个条件的，所以都可以作为观测矩阵。因此，结合本文研究的特征提取方法，根据式(10)本文将 24 维的高维特征  $\mathbf{x}_{ij}$  通过压缩感知理论降维为低维的特征向量  $\mathbf{y}_{ij}$ ，并且维数降低的比率可用 CS 理论中的信息采样率来表示。该方法有效地去除多维特征之间的冗余，且在不影响模糊 C 均值(FCM)聚类效果的前提下大大降低了运算复杂度。

### 4 对比实验结果分析与有效性验证

本节用本文提出的自适应 Gabor 窗对非下采样 Brushlet 系数提取 GLCP 结合 CS 降维来对合成纹理图像和真实 SAR 图像进行纹理分割。这里对合成纹理图像选取  $K_T = 10$ ，而对 SAR 图像选取  $K_T = 16$ ，并且所有图像尺寸均为  $256 \times 256$ 。在图 4 中，我们与其它 7 种方法进行了比较。图 4(a)为原始合成纹理图像，是由 4 幅实验纹理图像拼接而成，这 4 幅纹理图像的来源为 Southern California

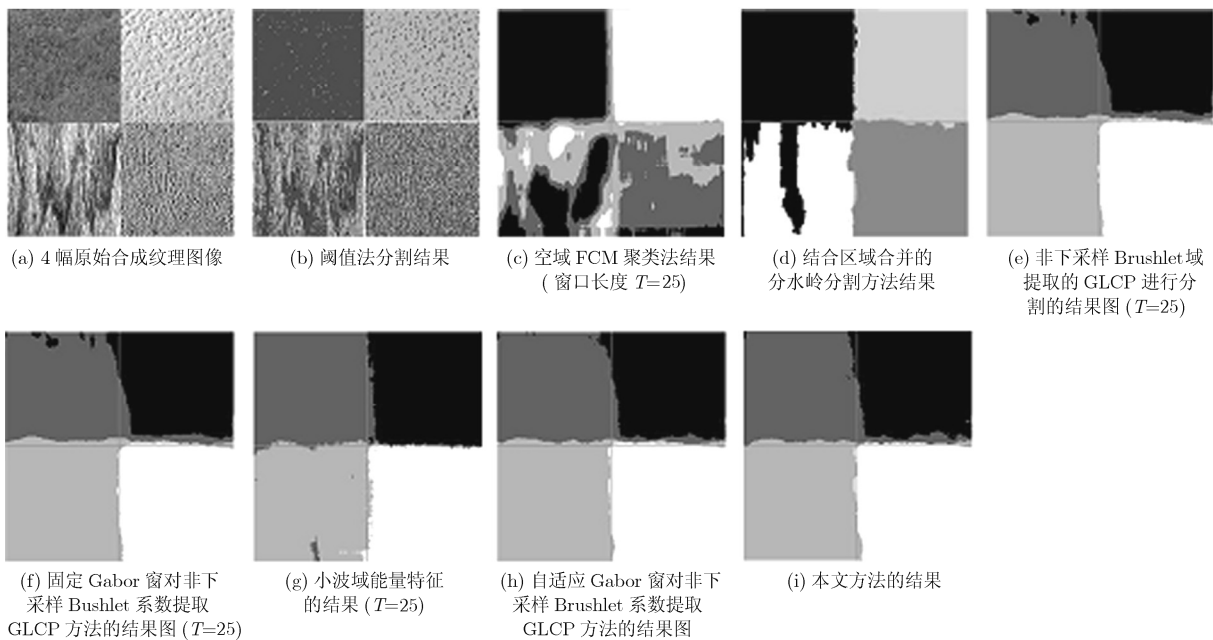


图 4 本文方法与其它 7 种方法的分割结果比较 (尺寸大小为  $256 \times 256$ )

大学上共享的 Brodatz 测试纹理图像库；图 4(b)为阈值法分割结果，其中不同灰度值的像素点代表不同的类别；图 4(c)为空域 FCM 聚类法的实验结果；图 4(d)为结合区域合并的分水岭分割方法的实验结果；图 4(e)是非下采样 Brushlet 域提取的 GLCP 进行分割的结果图；图 4(f)是用固定 Gabor 窗对非下采样 Brushlet 系数提取 GLCP 方法的结果图；图 4(g)是小波域能量特征的结果；其中图 4(c), 4(e), 4(f), 4(g)方法的窗口长度  $T = 25$ 。图 4(h)是用自适应 Gabor 窗对非下采样 Brushlet 系数提取 GLCP 方法的结果图；图 4(i)为本文方法对自适应 Gabor 窗提取的特征去冗余后的聚类结果，信息采样率为

70%。图 4(h), 4(i)中自适应窗口长度变化范围为 17 到 33。其中，灰颜色的两条垂直相交的中心线为理论的纹理区域分割线。

从上面纹理图分割可以看出本文提出的方法错分率要比其它方法低，并可以同时得到更好的边缘保持效果；CS 信息采样方案的引入在去除冗余使得计算量降低的同时，仍然保持了很好的分割效果。下面给出 SAR 图像的实验结果，图 5 中的第 1 幅图像为东京千葉市的海港 SAR 图像，图 6 中的第 1 幅图像为某地区山脉部分的 SAR 图像。

从以上分割结果可以看到，本文方法在检测方向信息上有更好的表现：同质区域的混杂点少并且

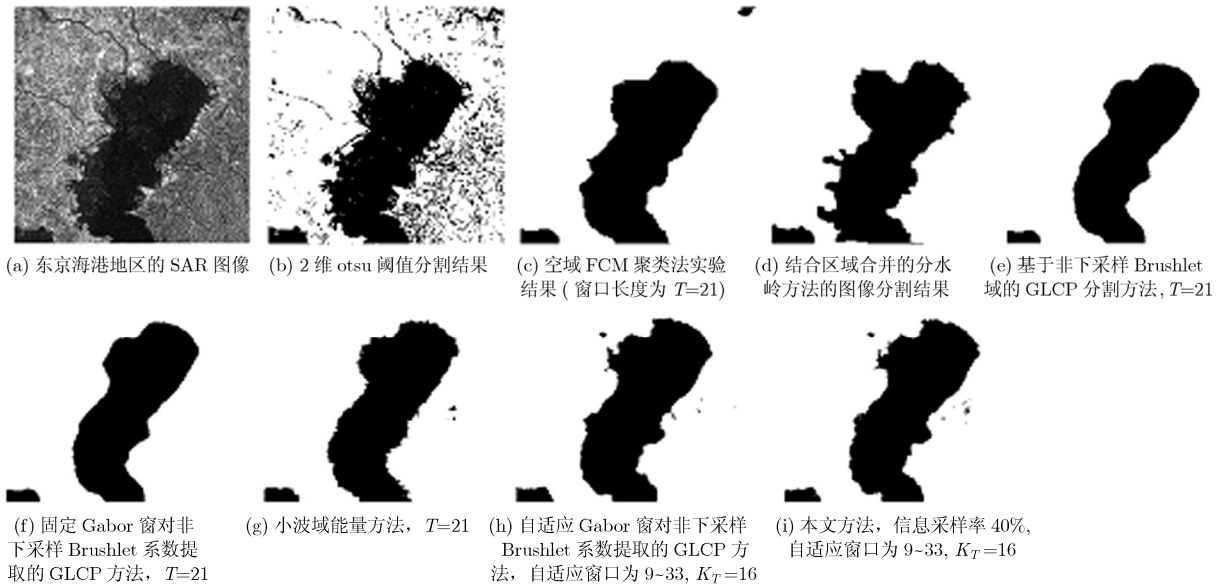


图 5 本文方法与其它 7 种方法的分割结果比较 (尺寸大小为 256×256)

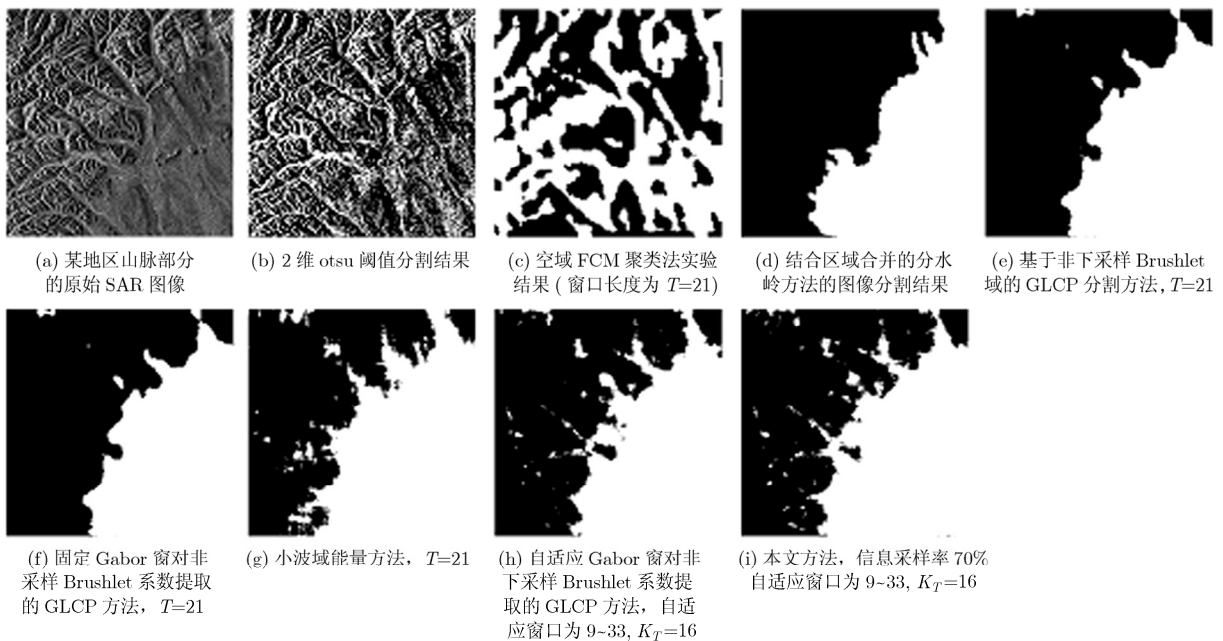


图 6 本文方法与其它 7 种方法的分割结果比较 (尺寸大小为 256×256)

边界保持效果好,更突出的是它可以检测到SAR图像中更多的具有方向性的边界,保留更细小的细节。对比实验结果分析表明,本文方法与其它对比方法相比在边缘保持和方向性上有明显优势,获得了更好的分割结果,且信息采样后在冗余性降低的同时保持了良好的分割效果。

## 5 结论

本文提出了一种新的基于非下采样Brushlet变换和压缩感知的SAR图像分割方法。该方法利用具有方向和自适应窗口尺寸的Gabor滤波器来提取Brushlet域里SAR图像的GLCP特征,在边缘保持和特征提取之间自适应地选取窗口尺寸,接着使用压缩感知来进行数据压缩降维并利用FCM进行聚类,实现图像纹理分割。由于Brushlet系数的方向性和Gabor滤波器的方向匹配以及合理的权值分配方案使分割结果更好且边界更准确,同时又利用了压缩感知采样理论的特性对冗余特征进行降维,降低了计算复杂度和存储空间。实验结果表明:本文提出的方法可以捕获到更为精细的边界方向信息,并得到满意的分割结果。

## 参 考 文 献

- [1] 安成锦,牛照东,李志军,陈曾平. 典型Otsu算法阈值比较及其SAR图像水域分割性能分析[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(9): 2215-2219.  
An Cheng-jin, Niu Zhao-dong, Li Zhi-jun, and Chen Zeng-ping. Otsu threshold comparison and SAR water segmentation result analysis [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, 32(9): 2215-2219.
  - [2] 尹奎英,胡利平,刘宏伟,金林. 一种复合的SAR图像去噪算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2010, 37(2): 224-230.  
Yin Kui-ying, Hu Li-ping, Liu Hong-wei, and Jin Lin. Composite enhancing and denoising algorithm for SAR images based on scale space correlation [J]. *Journal of Xidian University*, 2010, 37(2): 224-230.
  - [3] Zhang Xiang-rong, Jiao Li-cheng, and Liu Fang, *et al.* Spectral clustering ensemble applied to SAR image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2008, 46(7): 2126-2136.
  - [4] Shuai Yong-min, Sun Hong, and Xu Ge. SAR image segmentation based on level set with stationary global minimum [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2008, 5(4): 644-648.
  - [5] Meyer Francois G and Coifman Ronald R. Brushlets: a tool for directional image analysis and image compression [J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 1997, 4(2): 147-187.
  - [6] Li Ju-mei, Zhong Hua, and Jiao Li-cheng. SAR image segmentation based on multiresolution GLCP in overcomplete brushlet domain [C]. IEEE proceeding of 2006 International Conference on Radar, Shanghai, Oct. 16-19, 2006: 1-4.
  - [7] Jobanputra R and Clausi D A. Texture analysis using Gaussian weighted grey level co-occurrence probabilities [C]. IEEE Proceedings of the First Canadian Conference on Computer and Robot Vision, Ontario, May 17-19, 2004: 51-57.
  - [8] Clausi D A and Yue B. Comparing cooccurrence probabilities and Markov random fields for texture analysis of SAR sea ice imagery [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, 42(1): 215-228.
  - [9] Katkovnik V, Egiazarian K, and Astola J. Adaptive window size image de-noising based on intersection of confidence intervals (ICI) rule [J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2002, 16(3): 223-235.
  - [10] Park J M, Song W J, and Pearlman W A. Speckle filtering of SAR images based on adaptive windowing [J]. *IEE Proceedings of Vision, Image and Signal Process*, 1999, 146(4): 191-197.
  - [11] Donoho D L. Compressed sensing [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
  - [12] Liu Dan-hua, Shi Guang-ming, and Zhou Jia-she, *et al.* New method of multiple description coding for image based on compressed sensing [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2009, 28(4): 298-302.
  - [13] Coker J D and Tewfik A H. Compressed sensing and multistatic SAR[C]. IEEE proceeding of 2009 International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Taipei, April 19-24, 2009: 1097-1100.
- 颜学颖: 女, 1984年生, 博士生, 研究方向为多尺度图像分析、SAR图像理解。  
焦李成: 男, 1959年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为非线性理论、多尺度图像分析、SAR图像理解、人工神经网络和进化算法等。  
王凌霞: 女, 1983年生, 博士生, 研究方向为变换检测、SAR图像理解。  
万红林: 女, 1982年生, 博士生, 研究方向为变换检测、SAR目标识别。