

# 多尺度曲波分解下的可变类 SAR 图像分割

王 玉 李 玉 赵泉华

(辽宁工程技术大学测绘与地理科学学院遥感科学与应用研究所, 辽宁阜新 123000)

**摘 要:** 为了实现 SAR 图像的可变类分割, 本文提出了一种基于区域的多尺度可变类分割方法。首先, 利用曲波变换对 SAR 图像进行多尺度分解, 获取多尺度曲波系数; 然后按尺度由粗-细次序, 利用曲波逆变换对各尺度曲波系数进行重构, 获取各尺度分解图像, 进而获得多尺度分解图像。在此基础上, 利用规则划分技术划分图像域; 然后利用 Gamma 分布及马尔科夫随机场(Markov Random Field, MRF)模型建立基于区域的特征场模型及标号场模型; 假设图像类别数为随机变量, 并服从 Poisson 分布; 并在贝叶斯理论框架下建立基于区域的多尺度可变类分割模型。最后, 利用可逆马尔可夫链蒙特卡罗(Reversible Jump Markov Chain Monte Carlo, RJMCMC)算法, 实现该模型求解; 在求解过程中, 按尺度由粗-细次序, 将当前尺度分割解作为下一低尺度分割的初始解, 以细尺度的分割解作为最终分割结果。利用提出方法对模拟及真实 SAR 图像进行可变类分割实验, 通过其实验结果验证提出方法的可行性及有效性。

**关键词:** 可变类 SAR 图像分割; 曲波变换; 规则划分; RJMCMC 算法

**中图分类号:** TP391      **文献标识码:** A      **DOI:** 10.16798/j.issn.1003-0530.2017.08.004

## SAR Image Segmentation with Unknown Number of Classes Based on Multiscale Curvelet Decomposition

WANG Yu LI Yu ZHAO Quan-hua

(Institute for Remote Sensing Science and Application, School of Geomatics, Liaoning Technical University, Fuxin, Liaoning 123000, China)

**Abstract:** To segment SAR image with unknown number of classes, a region- and multiscale-based segmentation method with unknown number of classes is proposed. The multiscale curvelet coefficients are obtained by decomposing SAR image using curvelet transform. Then every scale coefficients are reconstructed by inverse curvelet transform from coarse to finest scale, and multiscale decomposed image is obtained. On this basis, an image domain is partitioned into a set of blocks by regular tessellation. Gamma distribution is used to build region characteristic field and Markov Random Field (MRF) is used to build region label field. The number of classes is considered as a random variable and subject to a Poisson distribution. Further, the Bayesian paradigm is followed to combine them to build the region-and multiscale-based segmentation method with unknown number of classes. Finally, a Reversible Jump Markov Chain Monte Carlo (RJMCMC) algorithm is designed to simulate the model. In the processing of simulation, the segmentation result of current scale is regarded as the initial segmentation of next scale. And so on, until it gets to the finest scale, the corresponding segmentation is the final image segmentation. The proposed approach is used to segment simulated and real SAR images, and the results point out the feasibility and effectiveness of the proposed approach.

**Key words:** SAR image segmentation with unknown number of classes; curvelet transform; regular tessellation; RJMCMC algorithm

## 1 引言

合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)图像分割的任务包括类别数确定及同质区域分割<sup>[1]</sup>,目前提出很多相关方法,大部分是在类别数确定的情况下实现同质区域分割。而受到 SAR 图像的物多样性、复杂性及图像固有斑点噪声等因素的影响,人为确定其类别数非常困难。因此,实现 SAR 图像的可变类分割是非常困难,但必不可少的工作。

图像分割主要可分为:区域分割<sup>[2-3]</sup>和边缘分割<sup>[4-5]</sup>。在区域分割中,利用同质区域相似性分割区域,以实现图像分割;在边缘分割中,利用区域间像素的不连续性检测出边缘像素,再将这些像素连接起来以实现分割<sup>[6]</sup>;因此,边缘作为图像的重要特征,对图像分割至关重要。但由于 SAR 图像具有相干斑点噪声明显、同质区域差异大及异质区域差异小等特点,导致在空间域中不能充分提取其边缘信息,从而降低 SAR 图像分割精度。

为此,提出利用多尺度分析方法提取图像的边缘、细节等特征信息,并将其应用到图像分割中,以较好地实现图像分割<sup>[7-8]</sup>。为了克服 SAR 图像固有斑点噪声对图像分割的影响,Dutta 和 Sarma<sup>[9]</sup>提出了一种结合小波变换和高斯混合模型(Gaussian Mixture Model, GMM)的 SAR 图像分割方法。首先,利用小波变换提取 SAR 图像的纹理特征,然后利用最大期望值算法和 GMM 实现参数估计及图像分割。该方法有效克服了 SAR 图像固有斑点噪声对图像分割的影响,但小波变换不能较好地提取纹理特征,导致 SAR 图像分割结果不甚理想。马苗等<sup>[10]</sup>提出了一种基于二维灰熵模型的 SAR 图像分割方法。首先利用小波变换提取 SAR 图像的主要信息及边缘信息,在此基础上,结合遗传算法、图像熵及灰度理论以实现 SAR 图像分割。该方法虽可有效抑制 SAR 图像相干斑点噪声的影响,但由于小波变换无法较好地捕捉图像的主要及边缘信息,导致 SAR 图像分割的区域及其边缘分割精度较低。为了提高 SAR 图像分割精度,Zhang 和 Chen<sup>[11]</sup>提出了一种基于非下采样 Contourlet 变换(Non-sub-sampled Contourlet Transform, NSCT)的 SAR 图像分割方法。首先,利用 NSCT 和灰度共生矩阵提取 SAR 图像的纹理特征,然后再利用模糊 C 均值算法实现

图像分割。由于 NSCT 不能较好地实现 SAR 图像纹理特征提取,降低图像分割精度。唐艳亮等<sup>[12]</sup>提出了一种结合 NSCT 和 Tasllis 熵的 SAR 图像快速分割算法。该方法首先利用 NSCT 提取 SAR 图像的主要及细节信息,并建立其相应的灰度级矩阵模型,然后利用 Tasllis 熵阈值方法实现 SAR 图像分割。该方法虽能较好地实现 SAR 图像的区域分割,但由于 NSCT 表达曲线边缘能力不足,导致图像的目标边缘分割精度较低。为了在图像分割中更好地利用图像中目标的边缘信息,李健和牛振山<sup>[13]</sup>提出一种结合曲波变换和支持向量机(Support Vector Machine, SVM)的彩色图像分割方法。首先对图像各波段进行曲波变换获得其特征图像,然后利用 Mean Shift 算法提取各波段特征图像的模式点,再利用模式点的周围样本对 SVM 进行训练,用训练好的 SVM 实现各波段的样本分割,最后对所有波段滤波后进行图像重构,以突显出癌细胞,并二值化分割结果。虽然该方法利用曲波变换可较好地提取图像特征信息,并在此基础上利用 SVM 实现彩色癌细胞图像分割,但由于 SVM 需要较长的训练时间。上述方法均在类别数确定的情况下,结合多尺度分析方法实现图像分割。

为了实现 SAR 图像的可变类分割,本文提出了一种多尺度曲波分解下的可变类 SAR 图像分割。首先,利用曲波变换及其逆变换,获取 SAR 图像的多尺度分解图像。再利用规则划分技术将图像域划分成一系列大小相等的规则子块;并在划分的图像域上,建立基于区域的多尺度可变类分割模型;再利用可逆变马尔可夫链蒙特卡罗(Reversible Jump Markov Chain Monte Carlo, RJMCMC)算法求解该模型;在求解过程中,按尺度由粗-细次序,将当前尺度分割解作为下一尺度分割的初始解,以细尺度的分割解作为最终分割结果。为了验证提出算法的可行性及有效性,利用提出方法对模拟及真实 SAR 图像进行可变类分割实验。

## 2 算法描述

### 2.1 曲波变换

曲波变换可利用曲波基函数与函数(或信号)的内积形式实现函数(或信号)的稀疏表示<sup>[14]</sup>。曲波变换包括第一代曲波变换和第二代曲波变换,其中,第

二代曲波变换又称为快速曲波变换,分为连续和离散两种,常用的为快速离散曲波变换,可定义为<sup>[14]</sup>,

$$C^D(j, h, q) = \sum_{x_1, x_2} f[x_1, x_2] \varphi_{j, h, q}^D(x_1, x_2) \quad (1)$$

其中,  $C^D(j, h, q)$  为快速离散曲波变换系数,  $f[x_1, x_2]$  为输入函数,  $\varphi_{j, h, q}^D$  为曲波函数,  $j, h, q$  分别代表尺度、角度和位置参数。

本文采用基于 Wrapping 算法的快速离散曲波变换,其具体步骤为<sup>[14]</sup>:

(1) 对于给定的 Cartesian 坐标下的函数  $f[x_1, x_2]$ , 求其二维傅里叶变换  $\hat{f}[n_1, n_2]$ ;

(2) 对于任意尺度  $j$  和角度  $h$ , 重新采样  $\hat{f}[n_1, n_2]$ , 得到采样值  $\hat{f}[n_1, n_2 - n_1 \tan \theta_j]$ , 其中,  $(n_1, n_2) \in \rho_j, \rho_j = \{(n_1, n_2); n_1 \in [0, L_{1,j}], n_2 \in [0, L_{2,j}]\}$ ,  $L_{1,j} \approx 2^j, L_{2,j} \approx 2^{j/2}$ ;

(3) 将内插的  $\hat{f}[n_1, n_2 - n_1 \tan \theta_j]$  与频率窗函数相乘  $\tilde{U}_j$ , 围绕原点, 对其乘积进行 Wrapping 操作, 得到  $\tilde{f}_{j,l}[n_1, n_2] = W(\tilde{U}_j, \tilde{f}_{j,l})[n_1, n_2]$ ;

(4) 对  $\tilde{f}_{j,l}$  进行二维傅里叶变换, 得到  $C^D(j, h, q)$ 。

## 2.2 多尺度分解图像获取

SAR 图像  $\mathbf{z} = \{z_d, d \in \mathbf{D}\}$ , 其中,  $d$  为像素索引,  $z_d$  为像素  $d$  的强度,  $\mathbf{D}$  为图像域。对 SAR 图像  $\mathbf{z} = \{z_d, d \in \mathbf{D}\}$  进行曲波变换, 获得多尺度曲波系数  $C^D(j, h, q)$  ( $j=1, \dots, J$ ), 其中,  $J$  为图像对应的尺度数; 当  $j=1$  时,  $C^D(1, h, q)$  为粗尺度层曲波系数, 主要包含图像的主要信息; 当  $j=J$  时, 曲波系数  $C^D(J, h, q)$  为细尺度层曲波系数, 包含图像的边缘和细节信息; 当  $j \in [2, J-1]$  时, 曲波系数  $C^D(j, h, q)$  为中间尺度层曲波系数, 包含图像的边缘信息<sup>[15]</sup>。然后, 利用曲波逆变换, 对当前尺度层  $j$  进行系数重构; 令其他尺度层  $j' (j' \neq j)$  的曲波系数为 0, 在此基础上, 利用公式(2), 对当前尺度层  $j$  的曲波系数  $C^D(j, h, q)$  进行曲波逆变换, 得到  $w'_j$ ,

$$w'_j = \sum_{l, k} C^D(j, h, q) \varphi_{j, h, q}^D \quad (2)$$

然后对其尺寸进行归一化, 构建尺度特征场, 表示为在图像域  $\mathbf{D}$  的尺度分解图像,  $\mathbf{w}_j = \{w_{jd}; d \in \mathbf{D}\}$ , 其中,  $w_{jd}$  代表第  $j$  尺度层分解图像中像素  $d$  的强度。按尺度的粗-细次序, 依次类推, 得到图像域  $\mathbf{D}$  下的

多尺度分解图像  $\mathbf{w} = \{\mathbf{w}_j; j=1, \dots, J\}$ 。其中  $\mathbf{w}$  为多尺度特征场  $\mathbf{W}$  的一个实现。

## 2.3 基于区域的多尺度可变类分割模型建立

在获取多尺度分解图像  $\mathbf{w}$  后, 建立对应的基于区域的可变类分割模型。首先, 利用规则划分技术<sup>[1]</sup>将图像域  $\mathbf{D}$  划分成一系列规则子块, 子块大小均为  $n \times n$ , 故  $\mathbf{D}$  又可表示为  $\mathbf{D} = \{P_i, i=1, \dots, I\}$ , 其中,  $I = N/(n \times n)$ 。  $N$  为图像像素总数。

在此基础上, 利用 Gamma 分布建立基于区域的多尺度特征场模型。多尺度特征场  $\mathbf{W}$  可表示为  $\mathbf{W} = \{\mathbf{W}_j; j=1, \dots, J\} = \{\mathbf{W}_{ji}; j=1, \dots, J, i=1, \dots, I\}$ , 其中,  $\mathbf{W}_j$  代表第  $j$  尺度层的特征场,  $\mathbf{W}_{ji}$  代表第  $j$  尺度层中子块  $P_i$  的特征变量。假设各尺度层对应的特征场相互独立, 并且同一尺度层内所有子块相互独立。故  $\mathbf{W}$  的概率密度函数可表示为,

$$p(\mathbf{W} | \mathbf{L}, \boldsymbol{\theta}, k) = \prod_{j=1}^J p(\mathbf{W}_j | \mathbf{L}_j, \boldsymbol{\theta}_j, k) = \prod_{j=1}^J \prod_{i=1}^I p(\mathbf{W}_{ji} | L_{ji} = l, \boldsymbol{\theta}_{ji}) \quad (3)$$

另外, 假设特征变量  $\mathbf{W}_{ji} = \{W_{jd}; d \in P_i\}$  内所有像素服从独立同一的 Gamma 分布<sup>[1]</sup>, 则  $\mathbf{W}_{ji}$  的概率密度函数可表示为,

$$p(\mathbf{W}_{ji} | L_{ji} = l, \boldsymbol{\theta}_{ji}) = \prod_{d \in P_i} \frac{1}{\Gamma(\alpha_{jl})} \frac{W_{jd}^{\alpha_{jl}-1}}{\beta_{jl}^{\alpha_{jl}}} \exp\left(-\frac{W_{jd}}{\beta_{jl}}\right) \quad (4)$$

其中,  $\boldsymbol{\theta} = \{\boldsymbol{\theta}_j; j=1, \dots, J\} = \{\boldsymbol{\theta}_{jl}; j=1, \dots, J, l=1, \dots, k\}$  为 Gamma 分布的参数矢量,  $\boldsymbol{\theta}_{jl} = (\alpha_{jl}, \beta_{jl})$ 。

为了实现多尺度分解图像的可变类分割, 需要在已知  $\mathbf{W}$  的条件下求解总参数矢量  $\boldsymbol{\Theta} = \{\mathbf{L}, \boldsymbol{\theta}, k\}$  的条件概率密度函数。根据贝叶斯定理, 上述条件概率密度函数可表示为,

$$p(\mathbf{L}, \boldsymbol{\theta}, k | \mathbf{W}) \propto p(\mathbf{W} | \mathbf{L}, \boldsymbol{\theta}, k) p(\mathbf{L} | k) p(\boldsymbol{\theta} | k) = \prod_{j=1}^J p(\mathbf{W}_j | \mathbf{L}_j, \boldsymbol{\theta}_j, k) p(\mathbf{L}_j | k) p(\boldsymbol{\theta}_j | k) \quad (5)$$

其中,  $p(\mathbf{W} | \mathbf{L}, \boldsymbol{\theta}, k)$  由公式(2)获得,  $p(\boldsymbol{\theta} | k)$  是 Gamma 分布的参数矢量的先验分布。假设  $\boldsymbol{\theta} = \{\boldsymbol{\theta}_j; j=1, \dots, J\} = \{\boldsymbol{\theta}_{jl}; j=1, \dots, J, l=1, \dots, k\}$ , 假设  $\boldsymbol{\theta}$  中各尺度层对应的参数矢量  $\boldsymbol{\theta}_j (j=1, \dots, J)$  相互独立; 且各尺度层中各元素  $\boldsymbol{\theta}_{jl} (j=1, \dots, J, l=1, \dots, k)$  相互独立, 且  $\boldsymbol{\theta}_{jl} = (\alpha_{jl}, \beta_{jl})$  中的形状参数  $\alpha_{jl}$  (尺度参数  $\beta_{jl}$ ) 服从均值为  $\mu_\alpha (\mu_\beta)$ 、标准差为  $\sigma_\alpha (\sigma_\beta)$  的

正态分布<sup>[16]</sup>,则其概率密度函数为,

$$p(\boldsymbol{\theta} | k) = \prod_{j=1}^J p(\boldsymbol{\theta}_j | k) = \prod_{j=1}^J \prod_{l=1}^k p(\alpha_{jl}) p(\beta_{jl}) = \prod_{j=1}^J \prod_{l=1}^k \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_\alpha} \exp\left\{-\frac{(\alpha_{jl} - \mu_\alpha)^2}{2\sigma_\alpha^2}\right\} \times \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_\beta} \exp\left\{-\frac{(\beta_{jl} - \mu_\beta)^2}{2\sigma_\beta^2}\right\} \quad (6)$$

利用马尔科夫随机场 (Markov Random Field, MRF) 模型定义标号场,并采用改进的静态 Potts 模型定义其邻域关系<sup>[17]</sup>。对于第  $j$  尺度层的标号场  $L_j$ ,假设子块  $P_i$  对应的标号变量服从独立分布,则  $L_j$  的概率密度函数为,

$$p(L_j | k) = \prod_{i=1}^I p(L_{ji} | L_{jr}, r \in N_i) = \prod_{i=1}^I \frac{1}{A} \exp\left\{\gamma \sum_{r \in N_i} \delta(L_{ji}, L_{jr})\right\} \quad (7)$$

其中,  $A$  为归一化常数;  $\gamma$  为邻域像素的空间作用参数;  $N_i$  为像素  $i$  的邻域像素集合; 若  $L_{ji} = L_{jr}$ ,  $\delta(L_{ji}, L_{jr}) = 1$ , 否则,  $\delta(L_{ji}, L_{jr}) = 0$ 。

假设各尺度标号场  $L_j (j \in \{1, \dots, J\})$  相互独立,则标号场  $\mathbf{L}$  的概率密度函数为,

$$p(\mathbf{L} | k) = \prod_{j=1}^J p(L_j | k) \quad (8)$$

假设类别数  $k$ , 服从均值为  $\lambda$  的泊松分布<sup>[18]</sup>, 则其概率密度函数为,

$$p(k) = \frac{\lambda^k}{k!} \exp(-\lambda) \quad (9)$$

## 2.4 基于区域的多尺度可变类分割模型求解

基于区域的多尺度可变类分割模型建立完成后,利用 RJMCMC 算法模拟求解该模型 (公式(5))。在求解过程中,利用 RJMCMC 算法实现多次迭代,以求解当前尺度层的总参数矢量  $\boldsymbol{\Theta}_j = \{L_j, \boldsymbol{\theta}_j, k\}$ ,并将当前尺度层的总参数矢量  $\boldsymbol{\Theta}_j$  作为下一低尺度层的初始矢量,再利用 RJMCMC 算法求解该尺度层的总参数矢量;按尺度的粗-细次序,依次类推,以细尺度层的总参数矢量  $\boldsymbol{\Theta}_j$  作为最终结果。在迭代过程中,设计四个移动操作,具体步骤如下。

### (1) 分裂或合并实类

在当前尺度层  $j$ , 随机选择一实类  $l$ , 将其分为  $l$  和  $k+1$ , 则  $L_j = \{L_{ji}; L_{ji} \in \{1, \dots, k\}, i \in \{1, \dots, I\}\}$

变为  $L_j^* = \{L_{ji}^*; L_{ji}^* \in \{1, \dots, k, k+1\}, i \in \{1, \dots, I\}\}$ , 参数矢量由  $\boldsymbol{\theta}_j = \{\boldsymbol{\theta}_{jl}; l = 1, \dots, k\}$  变为  $\boldsymbol{\theta}_j^* = \{\boldsymbol{\theta}_{jl}^*; l = 1, \dots, k, k+1\}$ , 其中, 当  $l \in \{1, \dots, k\}$  时,  $\boldsymbol{\theta}_{jl} = \boldsymbol{\theta}_{jl}^*$ ; 当  $l = k+1$  时,  $\boldsymbol{\theta}_{j,k+1}^*$  由先验分布中抽取。故由  $\boldsymbol{\Theta}_j = \{L_j, \boldsymbol{\theta}_j, k\}$  变为  $\boldsymbol{\Theta}_j^* = \{L_j^*, \boldsymbol{\theta}_j^*, k+1\}$  的接受率为,

$$a_{s_r}(\boldsymbol{\Theta}_j, \boldsymbol{\Theta}_j^*) = \min\{1, R_{s_r}\} \quad (10)$$

其中

$$R_{s_r} = \frac{r_{m_{k+1}}}{r_{f_k}} \times \frac{p(k+1)}{p(k)} \times \frac{p(\mathbf{W}_j | L_j^*, \boldsymbol{\theta}_j^*, k+1)}{p(\mathbf{W}_j | L_j, \boldsymbol{\theta}_j, k)} \times \frac{p(L_j^* | k+1)}{p(L_j | k)} \times \frac{p(\boldsymbol{\theta}_j^* | k+1)}{p(\boldsymbol{\theta}_j | k) q(\mathbf{u})} \times \left| \frac{\partial \boldsymbol{\Theta}_j^*}{\partial (\boldsymbol{\Theta}_j, \mathbf{u})} \right| \quad (11)$$

其中,  $r_{f_k} = f_k / \{k, (2^B - 2)\}$ , 选择分裂操作的概率为  $f_k$ ,  $k_r$  为实类的总数,  $B$  为分裂前标号为  $l$  的所有规则子块的总个数;  $r_{m_{k+1}} = 2m_{k+1} / \{k_r, (k_r + 1)\}$ , 其中  $m_k$  为选择该操作的概率。公式(11)的 Jacobian 项为  $1$ <sup>[18]</sup>。

由于合并操作是分裂操作的对偶操作<sup>[18]</sup>, 因此, 其接受率为,

$$a_{m_r}(\boldsymbol{\Theta}_j, \boldsymbol{\Theta}_j^*) = \min\{1, 1/R_{s_r}\} \quad (12)$$

### (2) 改变参数矢量

对于当前尺度层  $j$ , 参数矢量  $\boldsymbol{\theta}_j$  又可表示为  $\boldsymbol{\theta}_j = (\boldsymbol{\alpha}_j, \boldsymbol{\beta}_j)$ , 该移动操作顺序改变  $\boldsymbol{\alpha}_j$  和  $\boldsymbol{\beta}_j$ 。具体步骤为: 随机抽取一标号  $l$ , 候选参数矢量  $\boldsymbol{\theta}_{jl}^*$  由均值为  $\boldsymbol{\theta}_{jl}$ , 标准差为  $\varepsilon_\theta$  的正态分布中抽取。若标号  $l$  为实类, 参数矢量由  $\boldsymbol{\theta}_{jl}$  变为  $\boldsymbol{\theta}_{jl}^*$  的接受率为,

$$a_p(\boldsymbol{\theta}_{jl}, \boldsymbol{\theta}_{jl}^*) = \min\left\{1, \frac{\prod_{P_i \in D_l} p(\mathbf{W}_{ji} | L_{ji} = l, \boldsymbol{\theta}_{jl}^*, k) p(\boldsymbol{\theta}_{jl}^* | k)}{\prod_{P_i \in D_l} p(\mathbf{W}_{ji} | L_{ji} = l, \boldsymbol{\theta}_{jl}, k) p(\boldsymbol{\theta}_{jl} | k)}\right\} \quad (13)$$

否则其接受率为,

$$a_p(\boldsymbol{\theta}_{jl}, \boldsymbol{\theta}_{jl}^*) = \min\left\{1, \frac{p(\boldsymbol{\theta}_{jl}^* | k)}{p(\boldsymbol{\theta}_{jl} | k)}\right\} \quad (14)$$

### (3) 改变标号场

对于当前尺度层  $j$ , 随机抽取一子块  $P_i$ , 候选标号  $l^*$  由  $\{1, \dots, k\}$  随机抽取且  $l^* \neq l$ , 则标号由  $l$  变为  $l^*$  的接受率为,

$$a_l(L_{ji} = l, L_{ji} = l^*) =$$

$$\min \left\{ 1, \frac{p(\mathbf{W}_{j_i} | L_{j_i} = l^*, \boldsymbol{\theta}_{j_i}^*, k) p(L_{j_i} = l^* | k)}{p(\mathbf{W}_{j_i} | L_{j_i} = l, \boldsymbol{\theta}_{j_i}, k) p(L_{j_i} = l | k)} \right\} \quad (15)$$

(4) 生成或删除空类

对于当前尺度层  $j$ , 生成一空类  $k+1$ , 对应的参数矢量  $\boldsymbol{\theta}_{j_{k+1}}^* = (\alpha_{j_{k+1}}^*, \beta_{j_{k+1}}^*)$  由先验分布中抽取, 则  $\boldsymbol{\theta}_j^* = \{\boldsymbol{\theta}_{j_l}^*; l=1, \dots, k, k+1\}$ , 而对应的标号场也发生变化。故由  $\boldsymbol{\Theta}_j = \{L_j, \boldsymbol{\theta}_j, k\}$  变为  $\boldsymbol{\Theta}_j^* = \{L_j^*, \boldsymbol{\theta}_j^*, k+1\}$  的接受率为,

$$a_{b_e}(\boldsymbol{\Theta}_j, \boldsymbol{\Theta}_j^*) = \min\{1, R_{b_e}\} = \min$$

$$\left\{ 1, \frac{p(\boldsymbol{\theta}_j^* | k+1) p(L_j^* | k+1) p(k+1) r_{d_{k+1}}(\boldsymbol{\Theta}_j^*)}{p(\boldsymbol{\theta}_j | k) p(L_j | k) p(k) r_{b_k}(\boldsymbol{\Theta}_j) q(\mathbf{u})} \left| \frac{\partial \boldsymbol{\Theta}_j^*}{\partial(\boldsymbol{\Theta}_j, \mathbf{u})} \right| \right\} \quad (16)$$

其中,  $r_{d_{k+1}} = d_{k+1}/(k_e + 1)$ ,  $r_{b_k} = b_k/k_e$  代表空类的个数, 公式(16)的 Jacobian 项为  $1^{[1]}$ 。

删除空类作与生成空类互为对偶操作<sup>[18]</sup>, 故删除空类的接受率为

$$a_{d_e}(\boldsymbol{\Theta}_j, \boldsymbol{\Theta}_j^*) = \min\{1, 1/R_{b_e}\} \quad (17)$$

## 2.5 算法流程

提出方法首先利用曲波变换及其逆变换获取多尺度分解图像, 然后利用 RJMCMC 算法实现多尺度分解图像的可变类分割, 其具体流程如下:

(1) 获取多尺度分解图像, 其具体步骤为: 利用曲波变换获取多尺度曲波系数; 然后令除当前尺度以外其他尺度层的曲波系数为 0, 利用曲波逆变换对当前尺度层的曲波系数进行重构, 获取当前尺度层的分解图像; 按尺度由粗到细次序, 依次类推, 获取多尺度分解图像  $\mathbf{w}$ ;

(2) 建立基于区域的多尺度可变类分割模型, 其具体步骤为:

S1 利用规则划分技术划分多尺度分解图像的图像域;

S2 建立基于区域的多尺度特征场模型、参数模型、标号场模型及类别数模型;

S3 利用贝叶斯定理将上述模型结合, 以实现基于区域的多尺度可变类分割模型的建立。

(3) 求解基于区域的多尺度可变类分割模型, 在求解过程中, 利用 RJMCMC 算法实现  $O$  次迭代, 以求解当前尺度层的总参数矢量  $\boldsymbol{\Theta}_j = \{L_j, \boldsymbol{\theta}_j, k\}$ , 并将当前尺度层的总参数矢量  $\boldsymbol{\Theta}_j$  作为下一低尺度层的  $\boldsymbol{\Theta}_{j+1}$  的初始, 再利用 RJMCMC 算法以获取  $\boldsymbol{\Theta}_{j+1}$ ; 按尺度由粗-细次序, 依次类推, 细尺度层的总参数矢量  $\boldsymbol{\Theta}_j$  作为最终结果。其具体步骤为:

S1 初始化总参数矢量  $\boldsymbol{\Theta}_0 = \{L_0, \boldsymbol{\theta}_0, k_0\}$ , 其中,  $k_0 = k_{r_0} + k_{e_0}$ ,  $k_{r_0}$  和  $k_{e_0}$  分别为初始实类总数及空类总数;

S2 在第 1 尺度层分解图像  $\mathbf{W}_1$  的分割过程中, 以  $\boldsymbol{\Theta}_0$  为初始总参数矢量, 利用 RJMCMC 算法求解  $\boldsymbol{\Theta}_1$ ; 在求解过程中, 进行  $O$  次迭代, 第  $o$  迭代的具体步骤如图 1, 其中,  $k'_o = k'_{r_0} + k_{e_0}$ ,  $k''_o = k'_{r_0} + k'_{e_0}$ ; 以本次迭代获取的总参数矢量  $\boldsymbol{\Theta}_0^{(o)}$  为下次迭代的初始, 循环操作,  $O$  次迭代完成后, 获得其类别数  $k_1$ 、分割结果  $L_1$  及参数矢量  $\boldsymbol{\theta}_1$ , 故  $\boldsymbol{\Theta}_1 = \{L_1, \boldsymbol{\theta}_1, k_1\}$ ;

S3 在第  $j$  尺度层的分解图像分割过程中, 图像实类别数  $k_{r_1}$  不变, 采用  $\boldsymbol{\Theta}_{j-1} = \{L_{j-1}, \boldsymbol{\theta}_{j-1}, k_{j-1}\}$  (其中,  $j \in [2, J]$ ,  $k_{j-1} = k_{r_1} + k_{e_{j-1}}$ ), 利用 RJMCMC 算法求解  $\mathbf{W}_j$  的分割结果  $L_j$  及参数矢量  $\boldsymbol{\theta}_j$ , 从而获得  $\boldsymbol{\Theta}_j = \{L_j, \boldsymbol{\theta}_j, k_j\}$ ;

S4 循环步骤 S3, 直到求解第  $J$  层分解图像 (即细尺度层分解图像) 的总参数矢量  $\boldsymbol{\Theta}_J$ , 即获得多尺度分解图像的最优分割结果  $L$ 、参数矢量  $\boldsymbol{\theta}$  及其类别数  $k$ 。

## 3 实验结果与讨论

利用提出方法对模拟图像 (图 2(b)) 进行可变类图像分割实验。以图 2(a) 为模板, 以表 1 参数为区域对应参数, 生成的模拟图像, 见图 2(b), 图像大小为  $128 \times 128$  像素, 类别数为 4。首先, 利用曲波变换对图 2(b) 进行曲波变换, 获取多尺度曲波系数。

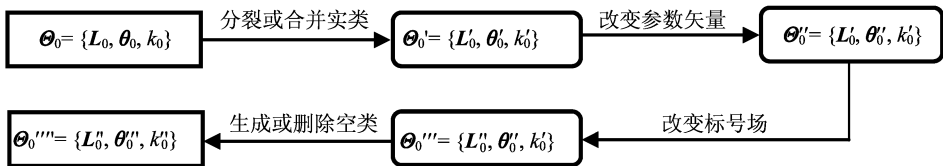


图 1 迭代流程图

Fig. 1 Flow chart of iteration

图像对应的尺度数  $J$  与图像大小有关,过小会导致较多信息冗余,过大会导致部分图像信息丢失,因此,选取适当的尺度数对图像分割至关重要。根据大量的实验结果分析,图像对应的尺度数  $J$  为<sup>[14]</sup>,

$$J = \lceil R - 3 \rceil \quad (18)$$

其中,  $R = \log_2^{\lceil \min(m, n) \rceil}$ ,  $\lceil \cdot \rceil$  为向上取整操作符;故当图 2(b) 对应的尺度数为 4 时,其分割结果最好。然后,利用曲波逆变换,令除当前尺度以外其他尺度曲波系数均为 0,重构当前尺度曲波系数,获取当前尺度层的分解图像。按尺度由粗-细次序,依次类推,进而获取多尺度分解图像,如图 3 所示。通过图 3 可以看出,不同尺度层对应不同的图像信息。粗尺度层的分解图像(图 3(a))包含了图像的主要信息,几乎不含有图像噪声;中间尺度层的分解图像(图 3(b)~(c))包含了图像的边缘信息;而细尺度层分解图像(图 3(d))包含了图像的边缘和细节图像,还含有大部分的图像斑点噪声。

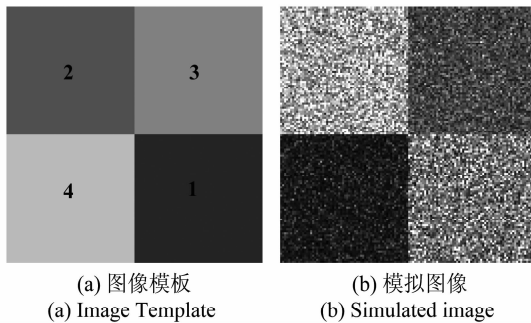


图 2 模拟 SAR 图像

Fig. 2 Simulated SAR images

表 1 模拟 SAR 图像 Gamma 差数

Tab. 1 Gamma parameters of simulated SAR image

参数	1	2	3	4
$\alpha$	4. 0664	7. 6891	6. 3832	2. 2705
$\beta$	33. 7712	24. 1027	13. 5704	48. 3081

获取多尺度分解图像后,需构建基于区域的多尺度可变类分割模型,再利用 RJMCMC 算法模拟该模型。由于粗尺度层的分解图像中仅包含图像的主要信息,几乎不含有图像噪声,因此,在分割过程中可降低处理的复杂度,从而快速地实现区域分割;另外,可为中间尺度层及细尺度层分解图像的分割提供基础信息。故在模拟过程中,按尺度由粗到细次序,对多尺度分解图像进行分割,并将当前

尺度分割解作为下一低尺度分割的初始解,以细尺度的分割解作为最终分割结果。具体操作过程为:在粗尺度层的分解图像过程中,由于其包含图像的主要信息,因此对其进行可变类分割,即每次迭代遍历 RJMCMC 算法中的四个移动操作,以自动确定图像类别数,且同时分割该尺度层分解图像。以该尺度层分解图像的类别数为下一中间尺度层分解图像的类别数,该分割结果为对应的初始分割,再利用 RJMCMC 求解该尺度层的分割结果。在求解过程中,每次迭代遍历除分裂或合并实类操作以外的其他三个操作,以求解该尺度层分割结果。依次类推,以细尺度的分割解作为最终分割结果。

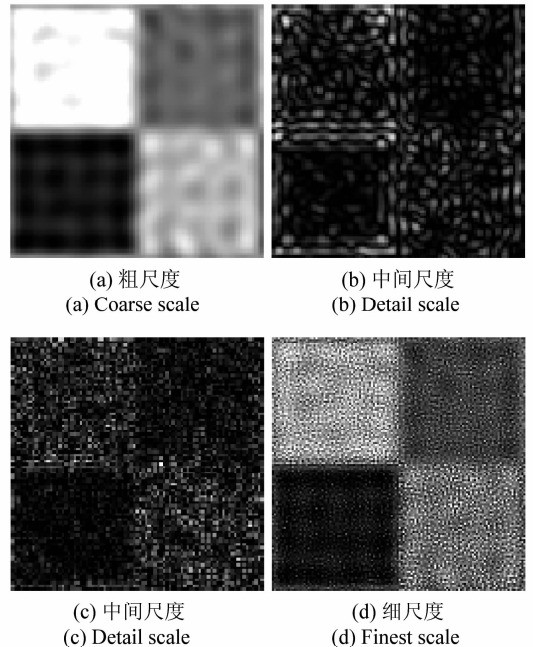


图 3 模拟 SAR 图像的尺度重构图

Fig. 3 Scale reconstruction images of simulated SAR image

为了合理划分多尺度分解图像的图像域,利用规则划分技术分别将其划分成一系列  $2 \times 2$  和  $4 \times 4$  的规则子块,然后通过比较其结果,选择合适的规则子块尺寸。图 4(a)~(b) 分别代表  $2 \times 2$  和  $4 \times 4$  规则子块对应的实类别数  $k_r$  的变化图。通过图 4 可以看出,在  $k_r$  未稳定之前,其值在  $[2, k_{\max}]$  跳变;在迭代后,类别数稳定,即  $k_r = 4$ ;从而说明两种划分均可以精确实现图像类别数的确定。图 5(a1) 和 (b1) 分别为采用  $2 \times 2$  和  $4 \times 4$  规则子块划分的分割结果。通过这两幅分割结果比较可以看出,由于子块尺寸过小,图 5(a1) 受到固有斑点噪声的影响,致

使其区域分割结果不甚理想。另外,由于子块可能跨越区域边缘,导致图像边缘精度降低,为此,设计了精细化操作。具体过程为:对分割结果进行轮廓线提取,以提取的轮廓线为中心,生成两个子块宽的缓冲区;然后对缓冲区内所有像素重新分类,以形成新的边缘。图5(a2)和(b2)为对应的精细化分割结果。为了对分割结果进行定性评价,分别对其进行轮廓线提取,并将其叠加到原图,见图5(a3)和(b3),其中,红线代表分割结果的轮廓线,而绿线代表精细化分割结果的轮廓线。通过比较可以看出,4×4规则子块划分提取的轮廓线与实际情况更加吻合。从图4和图5可以看出,提出方法不仅可以自动确定图像类别数,还可以较好地实现图像分割。

为了进一步验证提出方法的可行性及有效性,对上述精细化分割结果进行定量评价。以图2(a)为标准分割数据,求图5(a2)和(b2)的混淆矩阵,并求其对应的精度值,见表2。通过表2可以看出,4×4规则子块划分对应的各精度值均大于99.0%,而kappa值高达0.994;而2×2规则子块划分对应的第一个产品精度和用户精度低达94.3%和94.4%,其kappa值为0.962。通过比较可以看出,采用4×4规则子块划分图像域更为合理,故下面实验均采用4×4规则子块划分图像域。

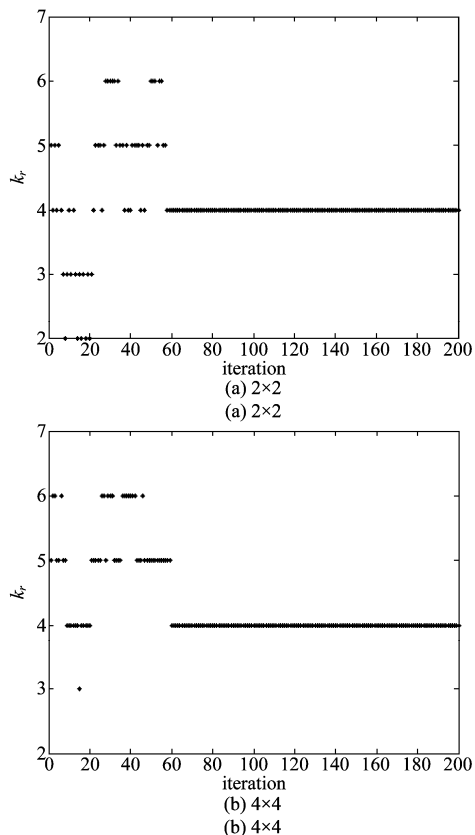


图4 实类别数  $k_r$  的变化

Fig. 4 Changes of the number of real classes  $k_r$

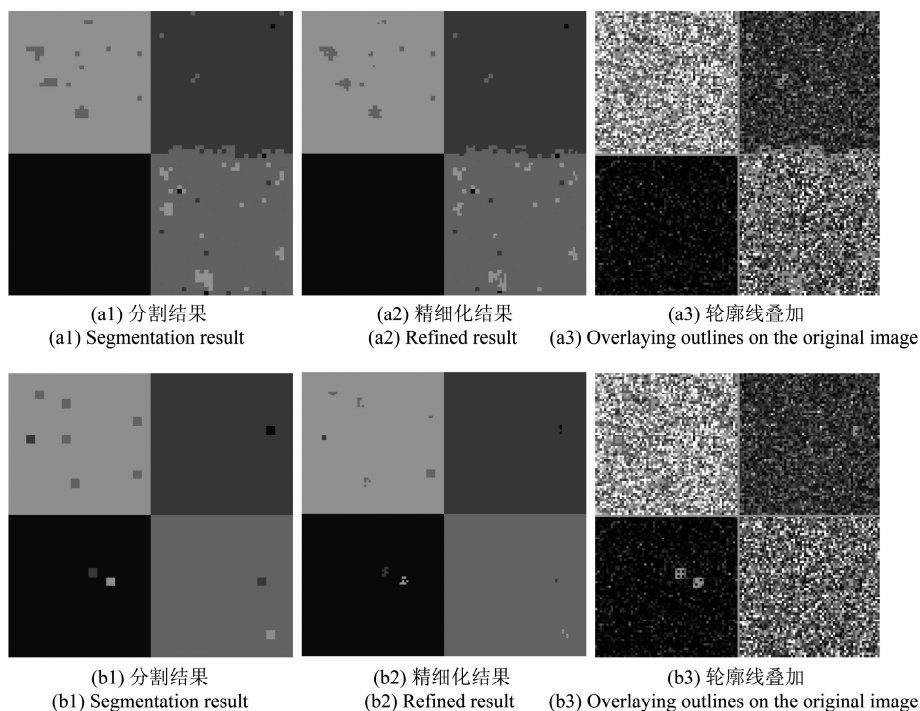


图5 采用2×2和4×4规则子块划分的模拟SAR图像的视觉评价

Fig. 5 Visual evaluation of simulated SAR image using 2×2 and 4×4 pixel block

表 2 模拟 SAR 图像的定量评价  
Tab. 2 Quantitative evaluation of simulated SAR image

精度	2×2				4×4			
	1	2	3	4	1	2	3	4
用户精度/%	94.4	95.8	98.9	99.6	99.2	99.7	99.7	99.9
产品精度/%	94.3	97.2	97.2	100	99.9	99.1	99.9	99.6
总精度/%	97.2				99.6			
kappa 值	0.962				0.994			

另外,利用提出方法对三幅真实 SAR 图像进行多尺度可变类分割。图 6 为三幅大小为 128×128 像素的真实 Radarsat-I/IISAR 强度图像,人为判别其类别数分别为 3、3 和 4。

首先,利用曲波变换对图 6 中的三幅真实 SAR 图像分别进行曲波变换,获取多尺度曲波系数。然后,令除当前尺度以外的其他尺度曲波系数均为 0,利用曲波逆变换,重构当前尺度曲波系数,获取当前尺度的分解图像。按尺度由粗-细次序,获取各尺度的分解图像,进而获取多尺度分解图像,如图 7 所示。通过图 7 可以看出,粗尺度层分解图像图包含了图像的主要信息,几乎不含有图像噪声;中间尺度层分解图像图包含了图像的边缘信息;而细尺度层分解图像图包含图像的边缘和细节图像,含有大部分的 SAR 图像斑点噪声。

获取多尺度分解图像后,构建多尺度分解图像的可变类分割模型,然后利用 RJMCMC 算法模拟该模型。在模拟过程中,将当前尺度分割解作为下一低尺度分割的初始解,以细尺度的分割解作为最终分割结果。图 8(a1)~(c1)为其对应的分割结果。通过该分割结果可以看出,提出算法不仅可自动确定真实 SAR 图像的类别数,且较好地实现区域分割,但区域边缘分割不甚理想。为此,对其分割结果进行轮廓线提取;以提取的轮廓线为中心,生成两个子块宽的缓冲区;然后对缓冲区内所有像素重新分类,以形成新的边缘。图 8

(a2)~(c2)为其精细化分割结果,其结果可较好地实现区域边缘分割。为了对分割结果进行定性评价,分别对图 8(a1)~(c1)及 8(a2)~(c2)进行轮廓线提取,并将其叠加到原图,见图 8(a3)~(c3)。通过该图可以看出,精细化分割结果更加吻合实际图像。

为了对提出方法进行定量评价。以图 9 为标准分割数据,求图 8(a2)~(c2)的混淆矩阵,并以此为依据,求各精度值,见表 3。通过表 3 计算得到,用户精度、产品精度及总精度均值分别为 96.5%、95.4% 及 97.3%,且 kappa 均值为 0.947。通过计算所得各精度均值,验证了提出方法的可行性及有效性。

为了验证提出方法的优越性,选取 ENVI 软件中基于像素的 ISODATA 算法和文献[19]中基于 Voronoi 几何划分和 EM/MPM 算法的 SAR 图像分割方法作为对比算法,与提出方法进行比较。图 10(a1)~(a4)为 ENVI 算法对应的分割结果,可以看出,ISODATA 算法虽然能实现 SAR 图像类别数的自动确定,但是受到 SAR 图像固有斑点噪声的影响,分割结果不甚理想。图 10(b1)~(b4)为文献[19]对应的分割结果,图 11 为其视觉评价。通过图 10(b1)~(b4)和图 11 可以看出,该方法虽然能有效地克制 SAR 图像固有斑点噪声的影响,较好地实现区域分割,但其边缘分割结果不甚理想;另外,该方法是在类别数确定情况下实现图像分割的,不能实现图像类别数的自动确定。综上所述,说明提出方法的优越性。

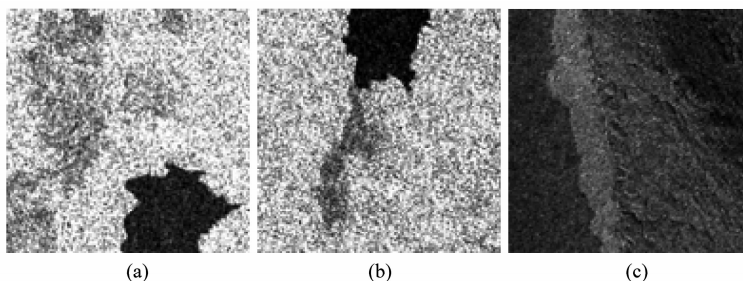


图 6 真实 SAR 图像  
Fig. 6 Real SAR images



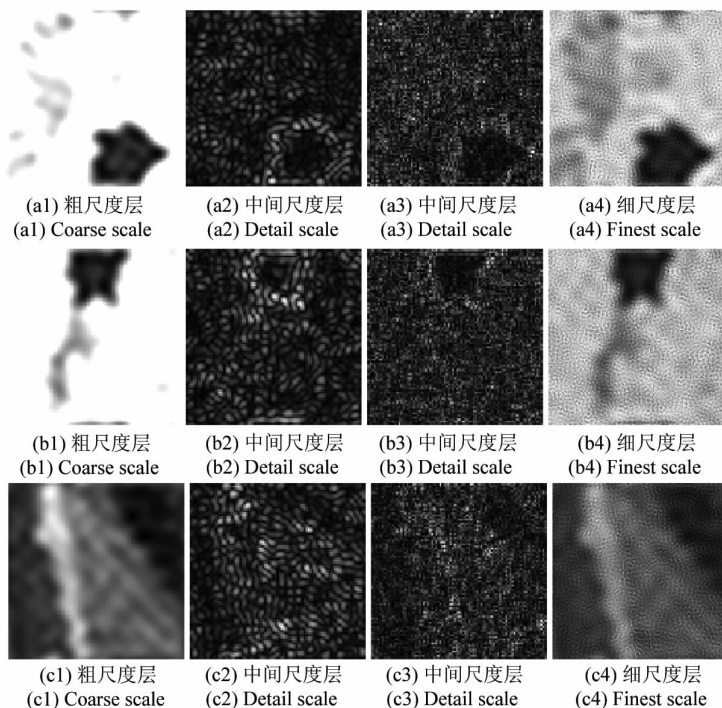


图7 真实 SAR 图像的尺度分解图像

Fig. 7 Scale decomposed images of real SAR images

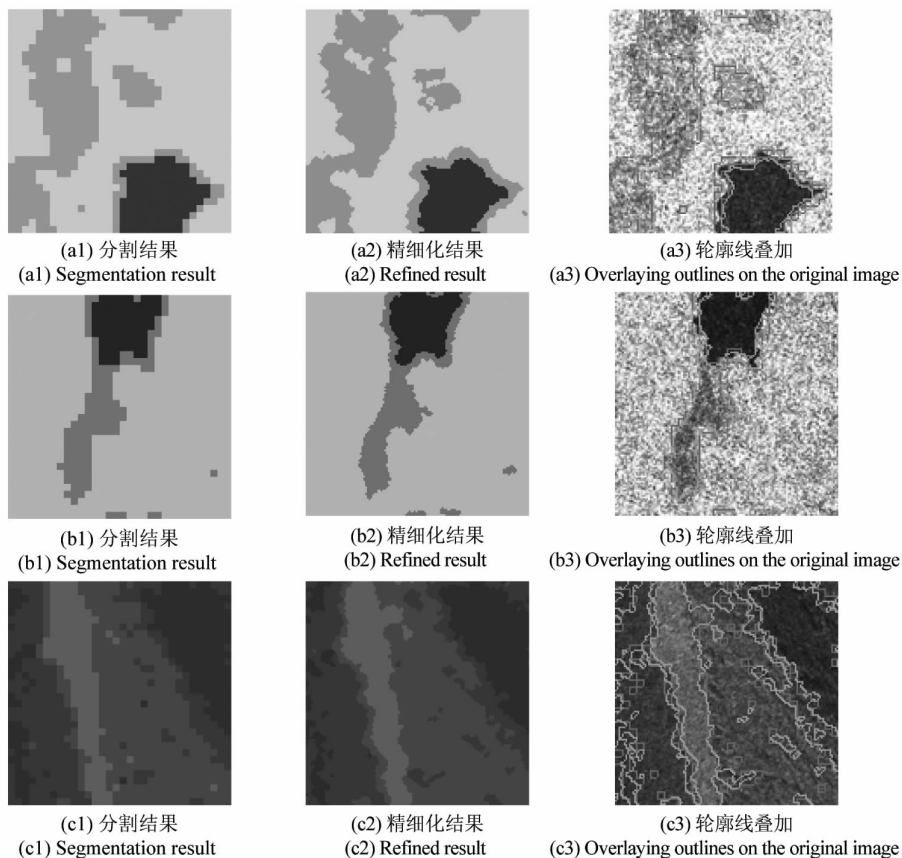


图8 真实 SAR 图像的视觉评价

Fig. 8 Visual evaluation of real SAR image

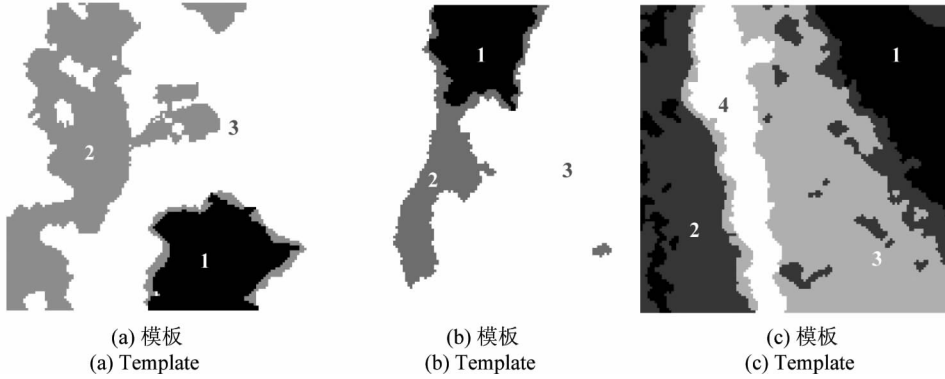


图 9 真实 SAR 图像模板  
Fig.9 Templates of real SAR images

表 3 真实 SAR 图像的定量评价  
Tab.3 Quantitative evaluation of real SAR images

图像	用户精度/%				产品精度/%				总精度/%	kappa
	1	2	3	4	1	2	3	4		
图 6(a)	100	90.1	98.8		78.9	97.6	98.8		96.1	0.930
图 6(b)	100	85.0	100		89.8	100	99.0		98.3	0.946
图 6(c)	99.4	95.3	97.8	98.2	94.5	95.8	99.3	100	97.4	0.964

为了对对比算法进行定量评价,以图 2(a)及图 9 为标准分割数据,求其分割结果的混淆矩阵,并以此为依据求其精度值,见表 4。通过表 4 计算得到,ISO-DATA 算法的用户精度、产品精度、总精度及 kappa 均值分别为 60.0%、65.3%、62.9% 及 0.419,文献[19]

的用户精度、产品精度、总精度及 kappa 均值分别为 93.2%、90.0%、92.3% 及 0.868。而根据表 2 和表 3 计算得到提出方法的用户精度、产品精度、总精度及 kappa 均值分别为 97.4%、96.6%、97.9% 及 0.959。通过比较上述均值,验证了提出方法的优越性。

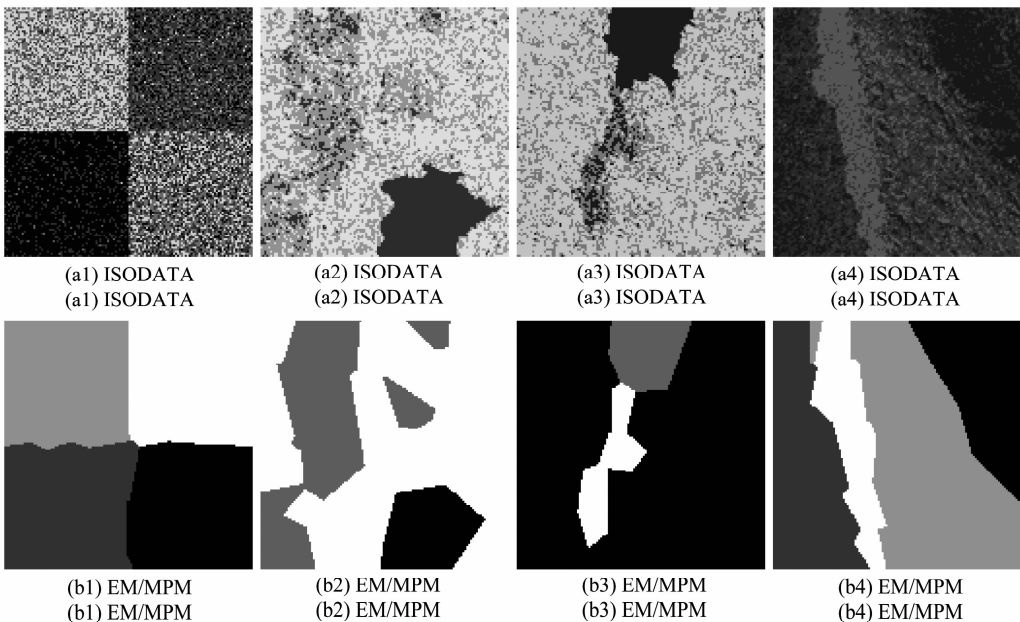


图 10 对比算法的分割结果

Fig.10 Segmentation results of comparative algorithms

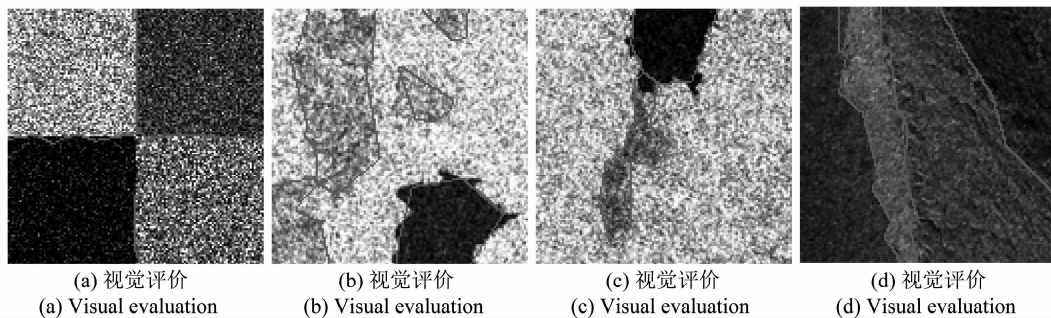


图 11 EM/MPM 分割结果的视觉评价

Fig. 11 Visual evaluation of segmentation results using EM/MPM algorithm

表 4 对比算法的定量评价

Tab. 4 Quantitative evaluation of comparison algorithms

图像	算法	用户精度/%				产品精度/%				总精度 /%	kappa
		1	2	3	4	1	2	3	4		
图 2(a)	ISODATA	36.9	65.6	49.1	73.2	36.6	49.3	54.5	84.1	56.1	0.415
	EM/MPM	98.8	99.0	99.7	96.9	97.1	99.6	99.2	98.4	98.6	0.981
图 6(a)	ISODATA	65.9	45.4	86.4		95.3	63.3	61.9		66.2	0.446
	EM/MPM	97.8	90.4	90.9		88.0	84.7	95.5		91.5	0.843
图 6(b)	ISODATA	68.7	17.2	97.0		98.4	50.8	70.9		71.2	0.387
	EM/MPM	97.4	91.5	95.8		89.1	65.5	99.8		95.6	0.846
图 6(c)	ISODATA	57.4	47.8	68.3	61.4	71.7	52.9	48.4	75.8	58.0	0.429
	EM/MPM	89.7	85.0	84.3	87.8	86.6	77.0	91.8	87.4	86.0	0.803

## 4 结论

针对 SAR 图像的可变类分割问题,本文提出了一种多尺度曲波分解下的可变类 SAR 图像分割方法。该方法有效利用曲波变换及其逆变换,充分提取 SAR 图像的主要、边缘特征信息,并将其应用到分割中,较好地解决了图像分割中的过/欠分割问题;且提出方法有效克制相干斑点噪声的影响,不仅可自动确定 SAR 图像类别数,还可较好地实现区域及边缘分割。

### 参考文献

- [1] Wang Y, Li Y, Zhao Q H. Segmentation of high-resolution SAR image with unknown number of classes based on regular tessellation and RJMCMC algorithm[J]. International Journal of Remote Sensing, 2015, 36(5): 1290-1306.
- [2] Zhao Q H, Li Y, Liu Z G. SAR image segmentation using Voronoi tessellation and Bayesian inference applied to dark spot feature extraction[J]. Sensors, 2013, 13(11): 14484-14499.
- [3] Li Y, Li J, Chapman M A. Segmentation of SAR intensi-

ty imagery with a Voronoi tessellation, Bayesian inference, and Reversible Jump MCMC algorithm[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 48(4): 1872-1881.

- [4] Alamri S S, Kalyankar N V, Khamitkar S D. Image segmentation by using edge detection[J]. International Journal on Computer Science and Engineering, 2010, 2(3): 804-807.
- [5] 尹方平. 基于 MCMC 优化的图像边缘分割方法优化及仿真[J]. 计算机仿真, 2011, 28(7): 305-308.  
Yin Fangping. MCMC-based optimization of edge segmentation optimization and simulation[J]. Computer Simulation, 2011, 28(7): 305-308. (in Chinese)
- [6] 刘明霞, 侯迎坤, 杨德运. 一种新的自然纹理分类方法[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(19): 184-189.  
Liu Mingxia, Hou Yingkun, Yang Deyun. A novel approach of natural texture classification[J]. Computer Engineering and Application, 2008, 44(19): 184-189. (in Chinese)
- [7] 张强, 吴艳. 基于上下文和隐类属的小波域马尔可夫随机场 SAR 图像分割[J]. 电子与信息学报, 2008, 30(1): 211-215.

- Zhang Qiang, Wu Yan. Wavelet Markov Random Field based on context and hidden class label for SAR image segmentation[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2008, 30(1): 211-215. (in Chinese)
- [8] 吴艳, 焦惊眉, 杨晓丽, 等. 基于 Contourlet 域 HMT 和 D-S 证据融合的 SAR 图像分割[J]. 测绘学报, 2011, 40(2): 148-155.
- Wu Yan, Jiao Jingmei, Yang Xiaoli, et al. Segmentation algorithm for SAR images based on fusion of HMT in the Contourlet domain and D-S theory of evidence[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2011, 40(2): 148-155. (in Chinese)
- [9] Dutta A, Sarma K K. SAR Image Segmentation using Wavelets and Gaussian Mixture Model[C]//2014 International Conference on Signal Processing and Integrated Networks, Greater Noida, India, 2014: 766-770.
- [10] 马苗, 唐艳晶, 张艳宁, 等. SAR 图像的二维灰熵模型快速分割方法[J]. 西安电子科技大学学报:自然科学版, 2009, 36(6): 1114-1119.
- Ma Miao, Tang Yanjing, Zhang Yanning, et al. Fast SAR image segmentation method based on the two-dimensional grey entropy model[J]. Journal of Xidian University, 2009, 36(6): 1114-1119. (in Chinese)
- [11] Zhang J, Chen X W. Non-subsampled contourlets based synthetic aperture radar images segmentation[C]//2012 3rd International Conference on System Science, Engineering Design and Manufacturing Informatization, Chengdu, China, 2012, 2: 216-218.
- [12] 唐艳亮, 吴一全, 吴诗娅, 等. 基于 NSCT 和 Tsallis 熵的 SAR 图像快速分割方法[J]. 信号处理, 2011, 27(8): 1133-1139.
- Tang Yanliang, Wu Yiquan, Wu Shihua, et al. Fast SAR image segmentation method based on NSCT and Tsallis entropy[J]. Signal Processing, 2011, 27(8): 1133-1139. (in Chinese)
- [13] 李健, 牛振山. 基于 Curvelet 的彩色癌细胞分割新方法[J]. 计算机工程与设计, 2012, 33(2): 654-657.
- Li Jian, Niu Zhenshan. New multicolor cancer cells segmentation method based on Curvelet[J]. Computer Engineering and Design, 2012, 33(2): 654-657. (in Chinese)
- [14] Candes E, Demanet L, Donoho D, et al. Fast discrete Curvelet Transform[J]. Multiscale Modeling & Simulation, 2006, 5(3): 861-899.
- [15] 张繁. Curvelet 变换在数字图像处理中的应用研究[D]. 陕西西安: 西安理工大学, 2009.
- Zhang Fan. Application and research of digital image processing based on Curvelet transform[D]. Shanxi Xi'an: Xi'an University of Technology, 2009. (in Chinese)
- [16] Yang Y, Sun H, He C. Supervised SAR Image MPM segmentation based on region-based hierarchical model[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2006, 3(4): 517-521.
- [17] Besag J. On the statistical analysis of dirty picture (with discussion)[J]. Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Methodological), 1986, 48(3): 259-302.
- [18] Green P J. Reversible jump Markov chain Monte Carlo computation and Bayesian model determination[J]. Biometrika, 1995, 82(4): 711-732.
- [19] 赵泉华, 李玉, 何晓军, 等. 基于 Voronoi 几何划分和 EM/MPM 算法的多视 SAR 图像分割[J]. 遥感学报, 2013, 17(4): 841-854.
- Zhao Quanhua, Li Yu, He Xiaojun, et al. Multi-look SAR image segmentation based on voronoi tessellation technique and EM/MPM algorithm[J]. Journal of Remote Sensing, 2013, 17(4): 841-854. (in Chinese)

### 作者简介



王 玉 女, 1990 年生, 辽宁本溪人。辽宁工程技术大学博士研究生, 主要研究方向为空间统计学、模糊数学在遥感图像处理中的应用。

E-mail: 1009059221@qq.com



李 玉 男, 1963 年生, 吉林长春人。辽宁工程技术大学教授、博士生导师, 主要研究方向为遥感数据处理理论与应用基础研究, 包括空间统计学、随机几何、模糊数学在遥感数据建模与分析方面的应用、地物目标几何以及特征提取。

E-mail: lntuliyu@163.com



赵泉华 女, 1978 年生, 河北承德人。辽宁工程技术大学副教授、博士生导师, 主要研究方向为遥感图像建模与分析、随机几何在遥感图像处理中的应用。

E-mail: zqhlby@163.com