

一种新的基于网格编码和区域合并的 SAR 图像快速分割算法

张泽均* 水鹏朗

(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室 西安 710071)

摘要: 该文建立一种新的基于八邻域网格编码的 SAR 图像分割模型,并用区域合并技术实现了模型的快速求解。利用多方向比例边缘检测算子提取 SAR 图像的比例边缘强度映射(RESM),提出一种新的阈值处理方法抑制 RESM 均质区域内部的极小值,进而减少了对阈值处理后的 RESM 进行分水岭变换获得的初始分割的区域个数。递归地合并相邻区域来求取分割模型的次优解。利用区域邻接图(RAG)及其最近邻图(NNG)特性来加速区域合并过程。引入精确度(P)和召回率(R)来评价分割算法的边缘定位精度。与常用方法相比,该文方法具有高的边缘定位精度和低的时间复杂度。

关键词: SAR 图像分割; 网格编码; 快速区域合并; 区域邻接图(RAG); 最近邻图(NNG)

中图分类号: TP751.1

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2014)04-0974-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.00686

A New Fast SAR Image Segmentation Algorithm Based on Grid Coding and Region Merging

Zhang Ze-jun Shui Peng-lang

(National Key Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: A new SAR image partition model is constructed based on 8-neighbor grid code, which is fast solved by region merging. Utilizing multi-direction ratio edge detector to construct Ratio Edge Strength Map (RESM) of SAR image, a novel thresholding method is proposed to suppress the minima value in the homogeneous region of RESM, which reduces the number of regions in an initial partition produced by watershed of the thresholding processed RESM. Sub-optimization of the partition model is obtained by merging adjacent region pair iteratively. Region Adjacency Graph (RAG) and its Nearest Neighbor Graph (NNG) characteristic are used to speed up the proceeding of region merging. Precision (P) and Recall (R) are introduced to evaluate the boundary localization precision of segmentation methods. Compared with three widely used methods, the proposed method has higher boundary localization precision and lower computational complexity.

Key words: SAR image segmentation; Grid code; Fast region merging; Region Adjacency Graph (RAG); Nearest Neighbor Graph (NNG)

1 引言

近几十年来,合成孔径雷达(SAR)成像系统得到广泛应用^[1]。它以全天候、全天时主动成像的优点弥补了经典被动光学成像系统的不足。SAR 图像分割技术是 SAR 图像应用和自动解译的关键技术^[2]。由于 SAR 图像相干斑的存在,增大了 SAR 图像分割难度^[2]。国内外众多学者提出了各种 SAR 图像分割算法^[3-6],主要分为基于区域合并^[4,6]和全局模型优化^[5]两类。

基于区域合并的 SAR 图像分割算法^[4,6]首先对 SAR 图像进行过分割;然后,构造相邻区域之间的相似性度量;最后,迭代地合并最相似的两个相邻

区域,直到最相似的两个相邻区域之间的相似度不满足预设的条件为止。

基于全局模型优化的 SAR 图像分割算法的重点是模型的建立及其优化求解^[5]。从编码理论的角度出发,一种经典的基于模型的 SAR 图像分割方法是利用最短描述长度(MDL)准则建立 SAR 图像的分割模型,递归地实现模型的优化求解^[5]。

MDL 准则是 Rissanen^[7]在 1978 年提出,用于估计描述数据的参数模型的参数个数。从图像编码的角度出发,Leclerc^[8]首次将 MDL 准则应用到图像分割中。文献[9]在 MDL 准则下讨论传统蛇模型中的正则化项,提出了将蛇方法、区域生长、区域合并和贝叶斯方法统一于一体的区域竞争算法。Figueiredo 等人^[10]用 B 样条曲线来表示区域的边界,利用 MDL 准则估计曲线控制点的数目与位置,将

2013-05-16 收到, 2013-12-16 改回

国家自然科学基金(61271295)资助课题

*通信作者: 张泽均 zjzhang_xd@163.com

医学图像分割成目标和背景两个区域。文献[5]利用多边形网格表示区域的边界，提出一种基于 MDL 准则的 SAR 图像分割模型，通过迭代地变形多边形网格的形状、节点的位置和节点个数来实现 SAR 图像分割。该方法的优点是地不需要经验地调整模型的参数。但是，它在实现模型优化的时候存在以下主要的不足：(1)每次迭代都需要全局地更新多边形网格的编码长度；(2)分割结果对初始分割敏感度高；(3)算法的时间复杂度高。

本文利用八邻域网格来表示区域的边界，建立一种新的基于 MDL 准则的 SAR 图像分割模型，迭代过程中只需要局部地更新网格的编码长度，提高了模型的计算效率。利用多方向比例边缘检测算子提取 SAR 图像的比例边缘强度映射(RESM)，提出一种新的抑制 RESM 均质区域内极小值的阈值处理方法，对阈值处理后的 RESM 进行分水岭变换获得 SAR 图像的初始过分割结果。递归合并使图像的编码长度减少最快的两个相邻区域，直到图像的编码长度不再减少为止。利用区域邻接图(RAG)和最近邻图(NNG)技术来加速递归区域合并过程。将光学图像分割中度量边缘定位精度的精确度(P)和召回率(R)指标借用来评价 SAR 图像分割算法的边缘定位精度。

2 基于网格编码的 SAR 图像分割模型

2.1 基于 MDL 准则的 SAR 图像分割模型

设强度格式 SAR 图像 $I: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$, $\Omega \subset \mathbb{Z}^2$, 由 M 个统计意义上均质的子区域组成, 表示为: $\mathfrak{R}_M = \{R_1, R_2, \dots, R_M\}$, $R_i \subset \Omega$, 满足: (1) $R_i \cap R_j |_{\forall i \neq j} = \emptyset$; (2) $\cup_{i=1}^M R_i = \Omega$; 而且, 区域 $R_i, i=1, 2, \dots, M$ 内所有像素之间和任意两个区域之间满足独立同分布特性。

假设多视强度 SAR 图像 I 中的相干斑是完全发展的^[2], 那么, 区域 R_i 内的每个像素服从均值为 θ_i 的 Gamma 分布:

$$P_{\theta_i, l}(I(\mathbf{x})) = \frac{l^l}{\theta_i^l \Gamma(l)} \left(\frac{I(\mathbf{x})}{\theta_i} \right)^{l-1} e^{-\frac{lI(\mathbf{x})}{\theta_i}}, \quad \mathbf{x} \in R_i \quad (1)$$

其中 $\mathbf{x}=(x_1, x_2)$, l 表示图像 I 的视数。区域 R_i 的统计模型只需要一个均值 θ_i 来描述, 整幅被分割成 \mathfrak{R}_M 的 SAR 图像的统计模型用向量 $\theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_M\}$ 来描述。

将图像的分割 \mathfrak{R}_M 和 Gamma 分布的参数向量 θ 组合构成描述 SAR 图像的二元组 $\{\mathfrak{R}_M, \theta\}$, 在分割 \mathfrak{R}_M 和参数向量 θ 的条件下, SAR 图像的编码长度为 $L(I; \{\mathfrak{R}_M, \theta\})$, $\{\mathfrak{R}_M, \theta\}$ 的编码长度 $L\{\mathfrak{R}_M, \theta\}$ 。

MDL 准则的目的是寻找一组使图像的编码长度 $L(I; \{\mathfrak{R}_M, \theta\})$ 和模型的编码长度 $L\{\mathfrak{R}_M, \theta\}$ 之和最小的最优二元组 $\{\mathfrak{R}_{\text{opt}}, \theta_{\text{opt}}\}$, 即

$$\{\mathfrak{R}_{\text{opt}}, \theta_{\text{opt}}\} = \arg \min_{\{\mathfrak{R}_M, \theta\}} \{L(I; \{\mathfrak{R}_M, \theta\}) + L\{\mathfrak{R}_M, \theta\}\} \quad (2)$$

其中, $L\{\mathfrak{R}_M, \theta\}$ 近似地表示成所有区域边界的编码长度 $L(\partial \mathfrak{R}_M)$, $\partial \mathfrak{R}_M = \{\partial R_1, \partial R_2, \dots, \partial R_M\}$, ∂R_i 表示区域 R_i 的边界, 与统计模型的编码长度 $L(\theta)$ 之和^[7]。

根据式(1)与不同区域之间和区域内像素之间的统计独立性, SAR 图像 I 的香农编码长度为

$$L(I; \{\mathfrak{R}_M, \theta\}) = T(l) - l \cdot \sum_{i=1}^M N_i \cdot \ln \theta_i - l \sum_{i=1}^M \left(\frac{1}{\theta_i} \sum_{\mathbf{x} \in R_i} I(\mathbf{x}) \right) \quad (3)$$

其中, $T(l) = N(l \ln l - \ln \Gamma(l)) + (l-1) \sum_{\mathbf{x} \in \Omega} \ln I(\mathbf{x})$, 它是一个常量。在分割 \mathfrak{R}_M 已知的情况下, 区域 R_i 的均值 θ_i 使用最大似然(ML)估计 $\hat{\theta}_i$ 代替, $\hat{\theta}_i = 1/N_i \sum_{\mathbf{x} \in R_i} I(\mathbf{x})$, N_i 是区域 R_i 内像素个数。从而, 得到图像的编码长度为

$$L(I; \{\mathfrak{R}_M, \theta\}) = T(l) - lN - l \cdot \sum_{i=1}^M N_i \cdot \ln \hat{\theta}_i \quad (4)$$

其中, N 为原始图像的像素个数。Gamma 模型的编码长度 $L(\theta)$ 近似为^[5]

$$L(\theta) = 1/2 \sum_{i=1}^M \ln N_i \quad (5)$$

2.2 区域边界的网格编码

区域边界的表示及其编码方式对 SAR 图像的分割结果和效率均有影响^[5]。本文使用八邻域网格表示区域的边界 ∂R_i 。

区域分割 \mathfrak{R}_M 的边界 $\partial \mathfrak{R}_M$ 的编码长度为

$$L(\partial \mathfrak{R}_M) = \sum_{\substack{1 \leq i, j \leq M \\ (i, j) \in E}} L(\Gamma_{ij}) + |E| \cdot \ln N \quad (6)$$

其中, E 表示 \mathfrak{R}_M 中所有公共边界的集合, $E = \{\Gamma_{ij} | \Gamma_{ij}$ 为相邻区域 R_i 与 R_j 之间的公共边 $\}$, $|E|$ 表示 \mathfrak{R} 中的公共边的条数。

(1) $L(\Gamma_{ij})$ 为区域 R_i 与 R_j 之间的公共边的编码长度: $L(\Gamma_{ij}) \approx |\Gamma_{ij}| \cdot \ln(8) + L^0(|\Gamma_{ij}|)$, $|\Gamma_{ij}|$ 为公共边界 Γ_{ij} 的长度。 $\ln(8)$ 表示边界网格从当前点到下一个点的可能方向的编码长度。 $L^0(|\Gamma_{ij}|)$ 是公共边界的长度 $|\Gamma_{ij}|$ 的整数编码长度, $L^0(|\Gamma_{ij}|) = \ln(e) + \ln(|\Gamma_{ij}|) + \ln(\ln(|\Gamma_{ij}|)) + \ln(\ln(\ln(|\Gamma_{ij}|))) + \dots$, 其中 $e \approx 2.865064$, 等号右边累加所有 $\ln(\ln(\dots(\ln(|\Gamma_{ij}|))) \dots)$ 为正数的项;

(2) 分割结果中, 每条公共边的起点在整个图像

网格平面上的位置是随机的,因此,需要 $\ln N$ 位来编码每条公共边界的起始坐标。

将式(4)右边的第3项、式(5)和式(7)代入式(2),得到本文提出的基于八邻域网格编码的 SAR 图像分割模型:

$$\mathcal{R}_{\text{opt}} = \arg \min_{\mathcal{R}} \left\{ S \mid S = \sum_{\substack{1 \leq i, j \leq M \\ (i, j) \in E}} L(\Gamma_{ij}) + |E| \cdot \ln N + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^M \ln N_i + l \sum_{i=1}^M N_i \cdot \ln \hat{\theta}_i \right\} \quad (7)$$

模型式(7)的优化求解是一个关键问题,一般没有简单有效的方法求解之。文献[5]和文献[10]分别基于区域边界的多边形网格和 B 样条曲线表示提出了求解次优解的方法。但它们的时间复杂度高。本文结合多方向比例边缘检测和区域合并技术来求解分割模型式(7)的次优解。

3 基于区域合并技术的模型优化算法

本文的模型优化方法主要包括两个模块:第1个模块利用多方向比例边缘检测算子获得 SAR 图像的比例边缘强度映射(RESM),提出一种新的抑制 RESM 均质区域内的极小值点的阈值处理方法,对处理后的 RESM 进行分水岭变换,得到 SAR 图像的初始过分割结果;第2个模块使用区域合并技术迭代地合并使图像的编码长度式(7)减少最快的两个相邻区域,利用区域邻接图(RAG)和最近邻图(NNG)加速区域合并过程,得到最终分割结果。

3.1 SAR 图像的初始分割

在基于区域合并的图像分割中,初始分割结果的质量对区域合并的效率与性能起着关键性的作用,要求它同时满足如下两个条件:

条件 1: 区域个数尽量少;

条件 2: 不存在欠分割。

条件 1 保证区域合并的高效性;条件 2 保证初始分割结果中不能丢失真实的边缘。本文利用多方向比例边缘检测器^[11]提取原始 SAR 图像的 RESM,提出一种抑制 RESM 均质区域内极小值的阈值处理方法,然后,对阈值处理后的 RESM 进行分水岭变换得到 SAR 图像的初始过分割结果。

图 1 显示了多方向比例边缘检测器的配置结构,它的参数配置 $K_f = \{l, w, d, \theta_f\}$, l, w, d 和 θ_f 分别表示:检测器的长度,宽度,两个矩形之间的宽度和检测器的方向。对于某一特定方向 θ_f , 首先计算中心像素点 (x, y) 两边矩形区域内像素点的均值 $\hat{R}_1(x,$

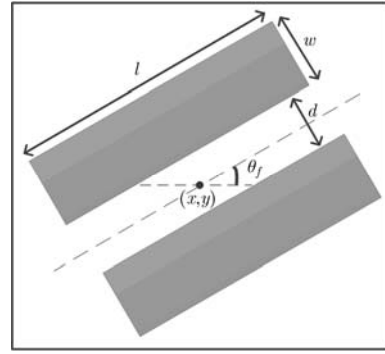


图 1 边缘检测滤波器配置

$y, \theta_f)$ 和 $\hat{R}_2(x, y, \theta_f)$, 然后计算 (x, y) 点在 θ_f 方向上的比例边缘强度映射 $r(x, y, \theta_f)$:

$$r(x, y, \theta_f) = \min \left(\hat{R}_1(x, y, \theta_f) / \hat{R}_2(x, y, \theta_f), \hat{R}_2(x, y, \theta_f) / \hat{R}_1(x, y, \theta_f) \right) \quad (8)$$

令 $g(x, y) = 1 - \prod_{f=1}^K r(x, y, \theta_f)$, K 为多方向比例边缘检测器的方向数。构造图像的 RESM:

$$\text{RESM}(x, y) = \begin{cases} 1 - \min_{\theta_f} \{r(x, y, \theta_f)\}, & g(x, y) > T_\alpha \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (9)$$

$$T_\alpha = \min \{ \tau : \#\{(x, y) : g(x, y) \leq \tau\} \geq \alpha N \}$$

其中,阈值 T_α 被设置为 $g(x, y)$ 的统计直方图在左 $\alpha\%$ 分位点处的值。在本文所有实验中,方向数 K 和分位数 α 分别取为 16 和 0.65,边缘检测器的参数 l, w 和 d 分别为: 10, 8 和 1。

对于 SAR 图像中的不同像素点,式(8)中计算的 $r(x, y, \theta_i)$ 具有不同的特性。处在边缘附近的像素点,各个方向上的 $r(x, y, \theta_i)$ 呈各项异性特性,与真实边缘方向平行的方向上的 $r(x, y, \theta_i)$ 最小,垂直与真实边缘的方向方向上的 $r(x, y, \theta_i)$ 最大,因此,在边缘附近,函数 $g(x, y)$ 的值较大,接近于 1;对于同质区域内部的像素点,它们在各个方向上的 $r(x, y, \theta_i)$ 具有各项同性特性,即各个方向上的 $r(x, y, \theta_i)$ 都比较大,接近于 1,因此, $g(x, y)$ 的值较小,接近于 0。函数 $g(x, y)$ 利用边缘的各项异性特性进一步增强了边缘强度映射,同时利用均质区域的各项同性特性进一步抑制了均质区域内部像素点的边缘强度映射。

图 2 显示了 3 视 SAR 图像阈值处理后的 RESM 及其分水岭变换结果。为了比较本文方法的优势,在图 2 分别给出了文献[4]和文献[6]中的初始分割结果。很明显,本文方法获得的初始分割结果满足以上两个条件,而文献[4]和文献[6]的初始分割结果只满足第 2 个条件。

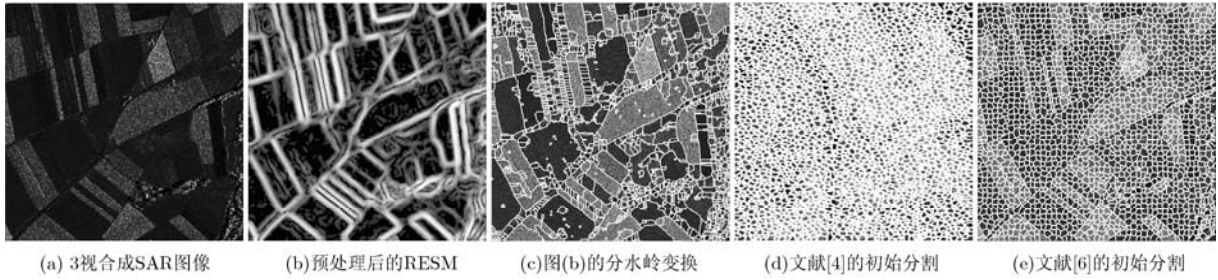


图2 初始分割方法比较

3.2 基于区域合并技术的模型优化算法

合并相邻区域 R_i 与 R_j 产生新的区域 R_k , 合并之后, 总的编码长度的减少量为 ΔS_{ij} :

$$\Delta S_{ij} = 1/2(\ln N_k - \ln N_i - \ln N_j) + l \cdot (N_k \cdot \ln \hat{\theta}_k - N_i \cdot \ln \hat{\theta}_i - N_j \cdot \ln \hat{\theta}_j) - L(\Gamma_{ij}) - (|NR(i) \cap NR(j)| + 1) \cdot \ln N \quad (10)$$

其中 $N_k = N_i + N_j$, $NR(i)$ 和 $NR(j)$ 分别表示与区域 R_i 和区域 R_j 相邻的区域的集合。递归地合并 ΔS_{ij} 最小的两个相邻区域 R_i 与 R_j , 获得最终分割结果。

用 RAG 表示图像的区域^[12]。RAG 被定义为一个无向连接图, $G = (V, E)$, 其中, $V = \{1, 2, \dots, M\}$ 是图 G 的节点集合, 每个结点表示分割结果中的一个区域。 $E \subset V \oplus V$ 是边集合, 如果一条边 $(i, j) \in E$, 则区域 i 和 j 相邻。在边集合 E 中, 每条边 (i, j) 被赋予一个权值 $w(i, j)$, $w(i, j) = \Delta S_{ij}$ 。

图3给出用 RAG 表示图像分割的例子, 图3(a)表示一个6个区域的分割结果, 图3(b)是它的 RAG 表示, 边上的数值表示它的权值。

利用 RAG 的最近邻图(NNG)特性加速区域合并过程, RAG 的 NNG 定义为一个有向图 G_d , $G_d = (V_d, E_d)$, 其中 $V_d = V$, 如果 $w(i, j) = \min\{w(i, k) | (i, k) \in E\}$, 那么存在从节点 i 指向节点 j 的有向边 $\langle i, j \rangle \in E_d$, 其权值为 $w(i, j)$ 。当 $\langle i, j \rangle \in E_d$ 而且 $\langle j, i \rangle \in E_d$ 时, 那么区域 i 和 j 之间构成一个环, 图3(c)表示图3(b)的 NNG。搜索 RAG 中的最小权值时, 只需要

在 NNG 的环上搜索即可。表1中描述了基于 RAG 和 NNG 的区域合并过程。

表1 基于 RAG 的区域合并算法

输入: 初始过分割 \mathcal{R}_M
输出: 用 RAG 表示的图像分割
(1)初始化 RAG G , NNG G_d ;
(2)搜索 NNG 中最小的权值 $w_{\min}(s, t)$;
(3)如果权值 $w_{\min}(s, t)$ 小于零, 则合并区域 s 和 t ;
(4)更新 RAG G , 利用式(10)重新计算与区域 i 和 j 相邻的所有边的权值, 更新 NNG;
(5)循环(2)至(4), 直到 $w_{\min}(s, t)$ 大于零;
(6)返回 RAG G 。

4 实验结果与性能评价

为了验证本文算法的有效性, 分别对合成和真实 SAR 图像进行试验, 同时与3种方法进行比较, 分别是: SRG-HM^[4], MDL-PGP^[5]和 CHUMSIS^[6]。分析了本文算法的计算复杂度。借用光学图像分割中用于度量边缘定位精度的精确度-召回率 (Precision-Recall, $P-R$) 指标^[13]来度量 SAR 图像分割算法的边缘定位精度。

4.1 实验结果

在分片常数卡通图 4(a)的基础上, 利用乘性噪声模型分别产生服从 Gamma 分布的 1 视和 4 视合成强度格式 SAR 图像(分别对应图 5(a)中从上至

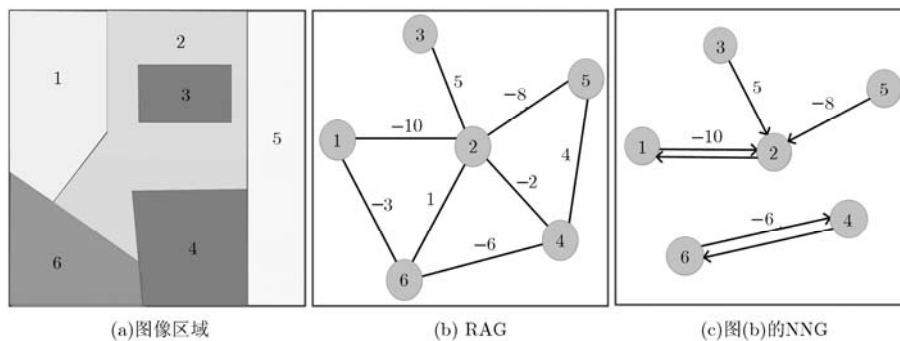


图3 图像区域的 RAG 表示

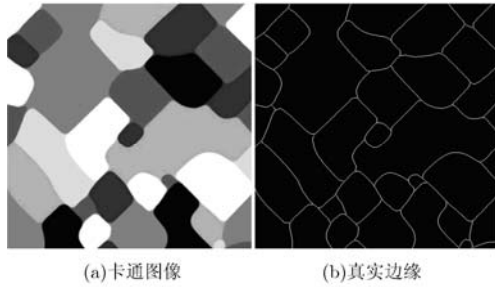


图4 合成的光学图像

下)。图5(b)–5(e)分别给出了4种算法的分割结果。为了视觉效果,所有图像均用幅度格式显示。

从图5的合成SAR图像的分割结果可以看出,在1视图像分割中,前面3种方法中均有漏检的弱边缘(如图中白色箭头所指),而且边缘定位精度低。对于4视的合成SAR图像,CHUMSIS方法也存在漏检的边缘。MDL-PGP方法与本文方法在视觉上获得相似的结果,均优于前面两种方法。

图6给出了真实SAR图像的分割结果,图6(a1),6(a2)和6(a3)的视数分别为1视、3视和4视。视觉上,SRG-HM方法和MDL-PGP方法均存在明显的过分割现象,而且SRG-HM方法的边缘定位精度低。CHUMSIS方法存在明显的欠分割现象。本文方法降低了过分割和欠分割程度,而且提高了边缘定位精度。

4.2 效率分析

在表1中描述的区域合并算法中,假设初始分割所需要的时间为 t_{in} ,在搜索最小权值的边时,每

次权值比较的时间为 t_{cm} ,更新RAG的时间为 t_{up} ,RAG的平均连接度为 d ,最终分割结果中区域的个数为 K ,RAG中初始节点个数为 $|V_0|$,每次迭代区域个数减少1,算法总的运行时间 t_{tl} 为

$$t_{tl} = t_{in} + 0.5dt_{cm} \sum_{k=0}^{|V_0|-K+1} |V_0 - k| + t_{up} (|V_0| - K) \quad (11)$$

实际中, K 远小于初始分割中的区域个数 $|V_0|$ 。因此,式(11)近似为

$$t_{tl} \approx t_{in} + 0.25dt_{cm} |V_0|^2 + t_{up} |V_0| \quad (12)$$

将NNG引入区域合并之后,总的时间 t_{tl} 减少为

$$t_{tl} \approx t_{in} + 0.25t_{cm} |V_0|^2 + 2t_{up} |V_0| \quad (13)$$

式(14)中右边的第3项是更新RAG和NNG所需要的时间。

表2给出了4种算法的运行时间,计算机平台为: Pentium (R) Dual-Core, 2.93 GHz CPU, 2 GB 内存, MATLAB 2010b。可以看出,本文方法要比其它3种方法的高效得多。

4.3 性能评价

引入自然图像分割中度量边缘定位精度的精确度-召回率(Precision-Recall, $P-R$)指标^[13]来度量SAR图像分割算法的边缘定位精度。在图4(a)的基础上分别独立产生30幅1视、3视和4视合成SAR图像集合。图4(b)为真实边缘。

设 $GM(\mathbf{x})$ 为分割算法获得的二值图,其中, $GM(\mathbf{x})=1$ 表示 \mathbf{x} 点在边缘上,非边缘点处为0。真实边缘的参考图像用 $GT(\mathbf{x})$ 表示。精确度(P)和召回

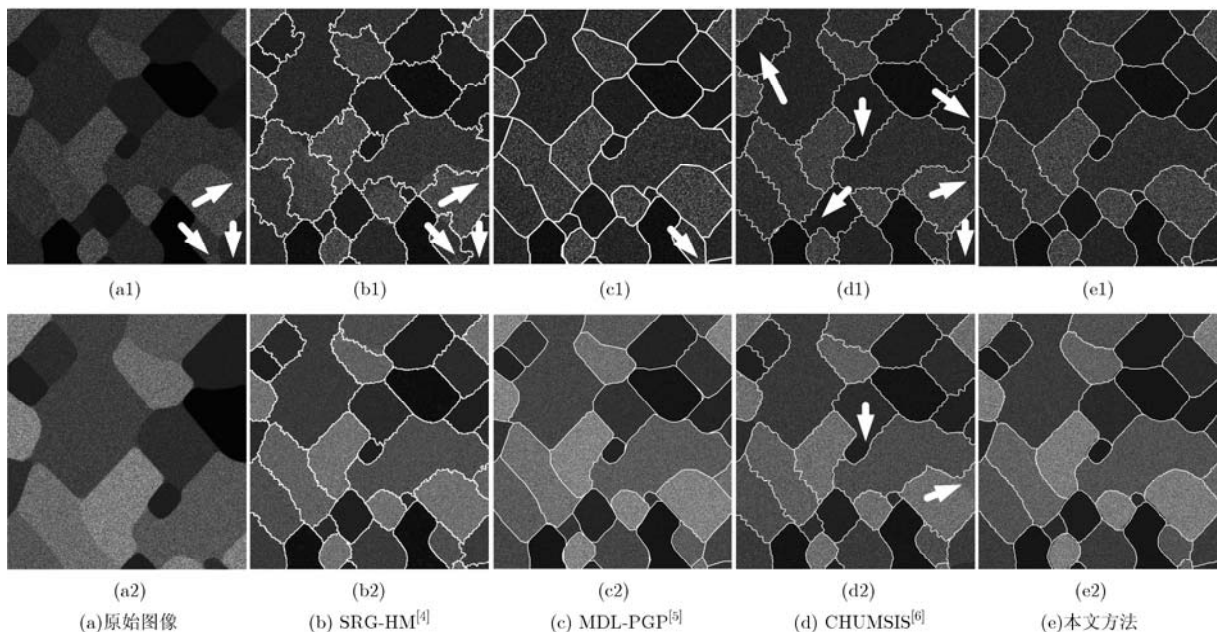


图5 合成SAR图像分割结果,从上到下分别为1视和4视,图像尺寸为512×479

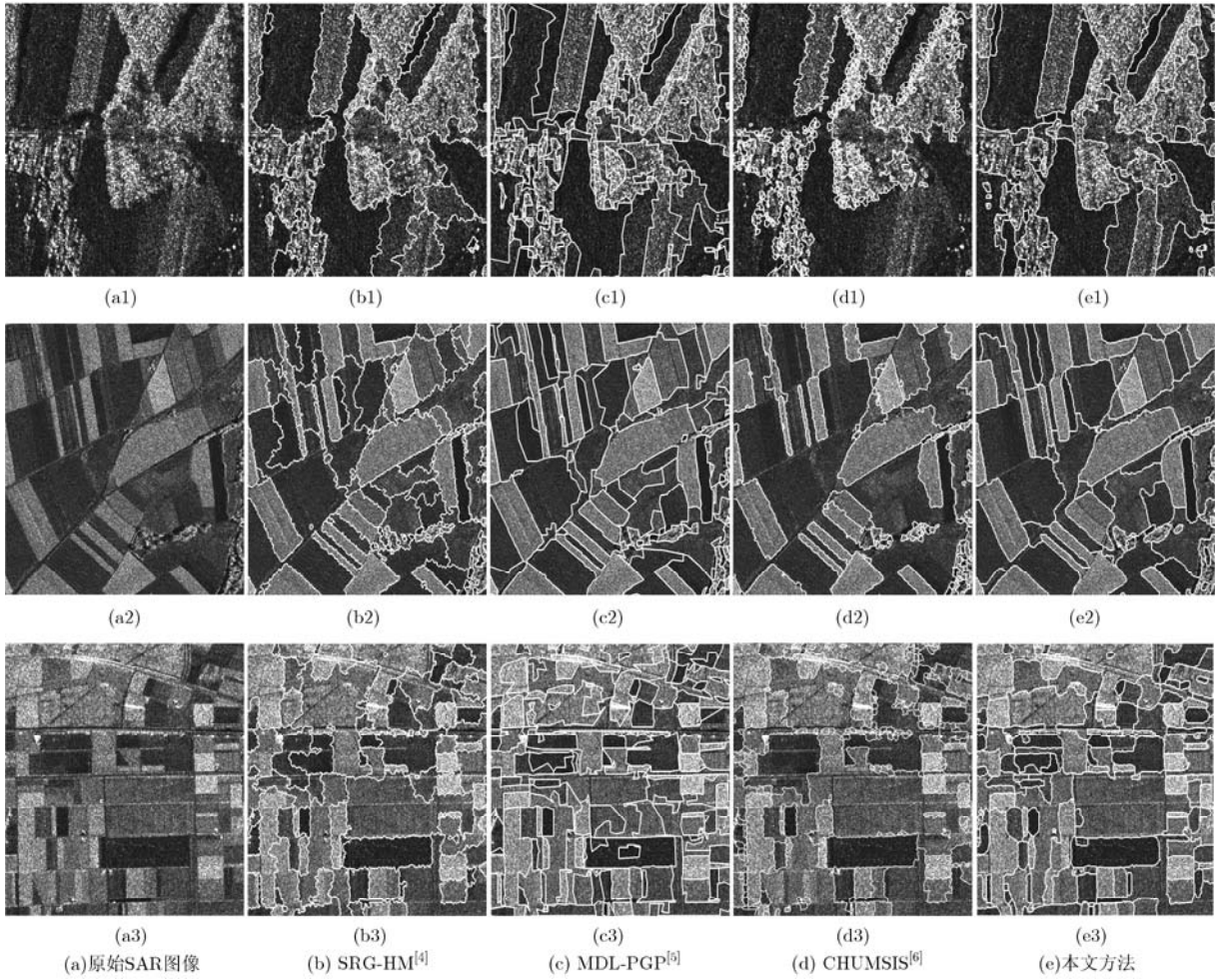


图6 真实 SAR 图像分割结果，3 幅图像的尺寸均为 401×401

表 2 4 种算法的运行时间比较

原始图像	SRG-HM ^[4]		MDL-PGP ^[5]	CHUMSIS ^[6]		本文方法	
	初始分割区域个数	运行时间(s)	运行时间(s)	初始分割区域个数	运行时间(s)	初始分割区域个数	运行时间(s)
图 5 (a1)	8256	>300	244	2122	76	3438	7.2
图 5 (a2)	8016	>300	213	2094	72	150	1.3
图 6 (a1)	5450	>300	150	3216	114	3827	7.6
图 6 (a2)	5095	>300	164	2100	52	1416	2.2
图 6 (a3)	5592	>300	138	2094	52	2380	4.0

率(R)分别定义为^[13]

$$P \equiv \frac{\sum_x GT(\mathbf{x})GM(\mathbf{x})}{\sum_x GM(\mathbf{x})}, R \equiv \frac{\sum_x GT(\mathbf{x})GM(\mathbf{x})}{\sum_x GT(\mathbf{x})} \quad (14)$$

其中, $\mathbf{x}=(x_1, x_2)$ 表示像素点的位置。精确度(P)表示检测的边缘像素中正确像素所占的比例; 而召回率(R)表示真实边缘中被算法检测出来的比例, 即真实边缘的命中率。将 P 和 R 加权平均, 得到度量边缘定位精度的综合指标 $F^{[13]}$ 为

$$F \equiv \frac{P \times R}{\beta R + (1 - \beta)P} \quad (15)$$

其中 $\beta = 0.5$ 。

表 3 给出了 4 种分割算法分别取最优参数设置时, 每视数的 30 幅图像的平均指标值。从表中可以看出, 本文方法的 3 个边缘定位指标均明显优于 SRG-HM 方法和 CHUMSIS 方法; 与 MDL-PGP 方法相比, 除了单视图像的命中率略低, 本文方法的其它指标均优于它。

表3 4种方法边缘定位指标比较

原始 图像	SRG-HM ^[4]			MDL-PGP ^[5]			CHUMSIS ^[6]			本文方法		
	<i>P</i>	<i>R</i>	<i>F</i>	<i>P</i>	<i>R</i>	<i>F</i>	<i>P</i>	<i>R</i>	<i>F</i>	<i>P</i>	<i>R</i>	<i>F</i>
1 视	0.80	0.61	0.690	0.93	0.91	0.920	0.77	0.64	0.700	0.95	0.89	0.920
3 视	0.89	0.74	0.810	0.97	0.94	0.955	0.84	0.75	0.790	0.97	0.96	0.965
4 视	0.90	0.77	0.830	0.97	0.94	0.955	0.87	0.78	0.820	0.97	0.96	0.965

5 结束语

本文建立了一种新的基于 MDL 准则和八邻域网格编码的 SAR 图像分割模型。结合多方向比例边缘检测器和区域合并技术实现模型的快速求解。利用多方向比例边缘检测器提取 SAR 图像的 RESM, 提出一种新的阈值化处理方法来抑制 RESM 均质区域内部极小值, 对阈值处理后的 RESM 进行分水岭变换, 获得原始图像的初始分割结果。利用区域邻接图(RAG)和最近邻图(NNG)技术实现快速区域合并, 将区域合并的时间复杂度降低了近 d (d 为 RAG 的节点的平均连接度) 倍。引入精确度 (P) 和召回率 (R) 来评价分割算法的边缘定位性能。与 3 种常用方法相比, 本文方法边缘定位精度高, 算法时间复杂度低, 而且降低了欠分割与过分割程度。

参考文献

- [1] 邓云凯, 赵凤军, 王宇. 星载 SAR 技术的发展趋势及应用浅析[J]. 雷达学报, 2012, 1(1): 1-10.
Deng Yun-kai, Zhao Feng-jun, and Wang Yu. Brief analysis on the development and application of spaceborne SAR[J]. *Journal of Radars*, 2012, 1(1): 1-10.
- [2] Gonzalez A A, Valero S, Chanussot J, et al. Processing multidimensional SAR and hyperspectral images with binary partition tree[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2013, 101(3): 723-747.
- [3] 颜学颖, 焦李成, 王凌霞, 等. 一种提高 SAR 图像分割性能的新方法[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(7): 1700-1705.
Yan Xue-ying, Jiao Li-cheng, Wang Ling-xia, et al. New method for improving the performance of SAR image segmentation[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(7): 1700-1705.
- [4] Carvalho E A, Ushizima D M, Medeiros F N S, et al. SAR imagery segmentation by statistical region growing and hierarchical merging[J]. *Digital Signal Processing*, 2009, 20(5): 1365-1378.
- [5] Galland F, Bertaux N, and Refregier P. Minimum description length synthetic aperture radar image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2003, 12(9): 995-1006.
- [6] Yu Hang, Zhang Xiang-rong, Wang Shuang, et al. Context-based hierarchical unequal merging for SAR image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, 51(2): 995-1009.
- [7] Rissanen J. Modeling by shortest data description[J]. *Automatica*, 1978, 14(1): 465-471.
- [8] Leclerc Y C. Constructing simple stable descriptions for image partitioning[J]. *Computer Vision*, 1989, 8(1): 73-102.
- [9] Zhu S C and Yuille A. Region competition: unifying snakes, region growing, and Bayes/MDL for multiband image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996, 18(9): 884-900.
- [10] Figueiredo M A T, Leitao J M N, and Jain A K. Unsupervised contour representation and estimation using B-splines and a minimum description length criterion[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2000, 9(6): 1075-1087.
- [11] Schou J, Skriver H, Nielsen A A, et al. CFAR edge detector for polarimetric SAR images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, 41(1): 20-32.
- [12] Peng B, Zhang L, and Zhang D. Automatic image segmentation by dynamic region merging[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(12): 3592-3605.
- [13] Arbelaez P, Maire M, Fowlkes C, et al. Contour detection and hierarchical image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(5): 898-916.

张泽均: 男, 1984年生, 博士生, 研究方向为数字图像处理和 SAR 图像理解。

水鹏朗: 男, 1967年生, 教授, 博士生导师, 从事子波理论、图像处理与目标检测等研究。