

带有区域分裂自适应细化过程的 SAR 海冰图像分割

郎文辉¹, 沈杨¹, 昂安¹, 张晰², 吴青¹, 杨学志¹, 孟俊敏²

1. 合肥工业大学 计算机与信息学院, 安徽 合肥 230009;

2. 国家海洋局 第一海洋研究所, 山东 青岛 266061

摘要: 受海冰自身特性、成像系统特性和环境因素的影响, 合成孔径雷达 SAR 海冰图像具有非平稳、尺度依赖的空间结构, 现有的单马尔可夫随机场 MRF 模型分割方法只能较好地适应非平稳性, 对海冰场景的多尺度结构考虑仍然是全局的。为此, 本文提出了一种区域分裂过程与二叉树分层结构自适应更新相结合的单 MRF 图像分割方法。首先利用单 MRF 模型的全局迭代权值完成初始区域合并, 同时以二叉树形式保护合并过程的记录。所设计的分层合并算法可保证二叉树结构的节点数与场景中的对象尺度具有正相关性。随后的细化分裂并不产生新的区域, 只是返回到初始配置。依据场景中不同区域对象的尺度, 自适应地调整空间语境模型中的尺度权值, 实现区域更新。实验表明, 该方法有效提高了带有多尺度结构 SAR 海冰场景的分割精度。

关键词: 海冰图像 区域分裂 二叉树 马尔可夫随机场 MRF 空间语境模型

中图分类号: TP751.1 **文献标志码:** A

引用格式: 郎文辉, 沈杨, 昂安, 张晰, 吴青, 杨学志, 孟俊敏. 2015. 带有区域分裂自适应细化过程的 SAR 海冰图像分割. 遥感学报, 19(5): 864–872

Lang W H, Shen Y, Ang A, Zhang X, Yang X Z, Wu Q and Meng J M. 2015. Segmentation of SAR sea ice image based on region splitting and adaptive refinement process. Journal of Remote Sensing, 19(5): 864–872 [DOI: 10.11834/jrs.20154098]

1 引言

合成孔径雷达 SAR 海冰图像的自动解译在船舶导航 (Wilson 等, 2004) 和气候 (Johannessen 等, 2004) 研究中具有重要意义, 而图像分割是 SAR 海冰图像自动解译的重要组成部分。由于 SAR 成像过程中, 海冰的散射系数受海冰自身特性 (表面粗糙度、体结构和积雪)、成像系统特性 (入射角、频率、极化模式和相干斑噪声) 和环境因素 (季节和风向) 的影响, 因此真实 SAR 海冰图像并不具有全局平稳性, 其内在离散场具有非平稳、尺度依赖的复杂空间结构, 这一问题给海冰分割算法带来了挑战。

受训练样本数量的限制, SAR 海冰图像分割通常采用非监督分割方法。由于 SAR 图像存在斑点噪声, 单纯利用特征的分割方法如直方图阈值和聚

类 (Otsu, 1979; Jain 和 Dubes, 1988) 技术经常会产生严重的有噪结果。更多的方法都或多或少、隐含或显式地利用了空间语境信息, 包括基于边缘的方法 (Nguyen 等, 2003)、区域分裂与合并 (Haris 等, 1998; Wu 等, 2008) 以及基于模型的方法 (Yezzi 等, 2002; Deng 和 Clausi, 2005; Kumar 和 Hebert, 2006; Yu 和 Clausi, 2008; Yu 等, 2012) 等。这些算法有着各自的优点, 但同样存在着一些缺陷。其中, 基于边缘的方法对图像的非平稳性不敏感, 可以较好地描述图像的局部行为, 但是不能有效生成全局有意义的结果。区域分裂和合并方法能够集成多种区域性特征, 但在确定合适的合并和终止准则方面有困难, 过分割或欠分割现象严重。

而在 SAR 海冰图像分割的应用中基于模型的方法是较为先进的, 最常用的模型是马尔可夫随机场 MRF。在贝叶斯框架下, MRF 模型结合特征模型

收稿日期: 2014-04-24; 修订日期: 2015-03-13; 优先数字出版日期: 2015-03-20

基金项目: 国家自然科学基金 (编号: 61271381, 61371154, 61102154); 航空科学基金 (编号: 201301P4007); 中央高校基本科研业务费专项资金资助 (编号: 2012HGCX0001, 8-060011)

第一作者简介: 郎文辉 (1965—), 男, 博士, 副教授。主要研究领域为遥感图像处理及智能信息处理。E-mail: langwh@hfut.edu.cn

构造最大后验概率 MRF (MAP-MRF) 用于图像的分割。MRF 方法能以统计最优方式考虑 SAR 斑点噪声的本质,同时为正则化提供有效的空间语境模型。但在传统的 MRF 方法 (Yue 2001; Li 2009) 中,特征模型和空间语境模型是平稳的,其模型参数为全局估计。基于入射和环境因素,这样一类模型对非平稳 SAR 海冰图像是受限的。为此,Deng 和 Clausi (2005) 提出一种自适应权重方案,使得特征模型和空间语境模型有着合理的交互,提高了分割精度。此后,Yu 和 Clausi (2008) 提出的 IRGS (Iterative Region Growing using Semantics) 算法将边缘强度集成到传统的 MRF 模型中,由于它具有描述局部行为的能力,利用该信息指导目标函数的优化过程,可以有效获取与满意解对应的全局最小值或若干局部极小值,从而改善了空间语境模型对图像非平稳性的适应性。之后这种思路被 Yu 等人 (2012) 和 Yang 和 Clausi (2012) 扩展到了多极化数据中,利用更多的图像信息,提高分割精度。然而,这些基于 MRF 算法的改进仅仅基于局部边缘强度,对海冰场景的尺度依赖性考虑仍然是全局的。通常,多尺度海冰场景既包含小尺度区域,如碎冰区;也包含大尺度区域,如大块(浮)冰区,而全局尺度因子无论是基于先验知识人工选择,还是迭代估计生成,都是综合考虑不同尺度区域后的折中,对多尺度结构而言是不精确的,即无论是在小尺度区还是大尺度区都会产生错误边界。因此,迫切需要在分割算法中集成与多尺度结构相适应的局部尺度权值。

因此,本文提出一种带有区域分裂自适应细化过程的海冰分割方法。首先对 SAR 图像进行分水岭过分割,然后利用全局尺度因子完成初始区域合并,同时以二叉树形式保护初始合并过程的记录,这种分层结构的顶端是二叉树集合的根,每个节点

对应图像中的一个区域对象。所设计的分层合并算法可以保证二叉树节点数与场景中的对象尺度具有正相关性。随后的细化分裂并不产生新的区域,只是返回到初始配置。依据场景中不同区域对象的尺度,自适应调整对应空间语境模型中的尺度权值,实现区域的自动分层更新。

2 方 法

2.1 过分割与区域化表示

过分割的目的是将输入图像分割成许多同质的小区域。本文使用这些小区域取代单个像素作为处理单元,一方面提高了运算效率,另一方面,每个区域的特征向量是该区域内所有像素特征向量的均值,可有效抑制斑点噪声。

选择分水岭分割算法 (Vincent 和 Soille, 1991) 实现过分割的原因是该算法对微弱纹理具有良好的响应,对 SAR 图像中的噪声、冰表面细微的灰度变化,都将产生过度分割的现象。可通过调节高斯滤波器的方差完成对过分割程度的控制,本文将高斯滤波器的方差设置为 1.0,获得了高度过分割的结果。

图 1 给出了尺度结构不同的 4 幅 SAR 海冰图像。其中图 1(a) 取自 ENVISAT 于 2006 年 2 月 6 日采集的渤海场景, HV 极化,图像大小为 296×283 像元;图 1(b) 取自 RADARSAT-2 于 2008 年 2 月 25 日采集的圣劳伦斯湾场景, HH 极化,图像大小为 529×520 像元;图 1(c) 取自 SIR-C 于 1994 年 10 月 3 日采集的渤海场景, HH 极化,图像大小为 400×402 像元;图 1(d) 取自 SIR-C 于 1994 年 4 月 18 日采集的拉布拉多海纽芬兰海岸场景, HV 极化,图像大小为 700×687 像元。

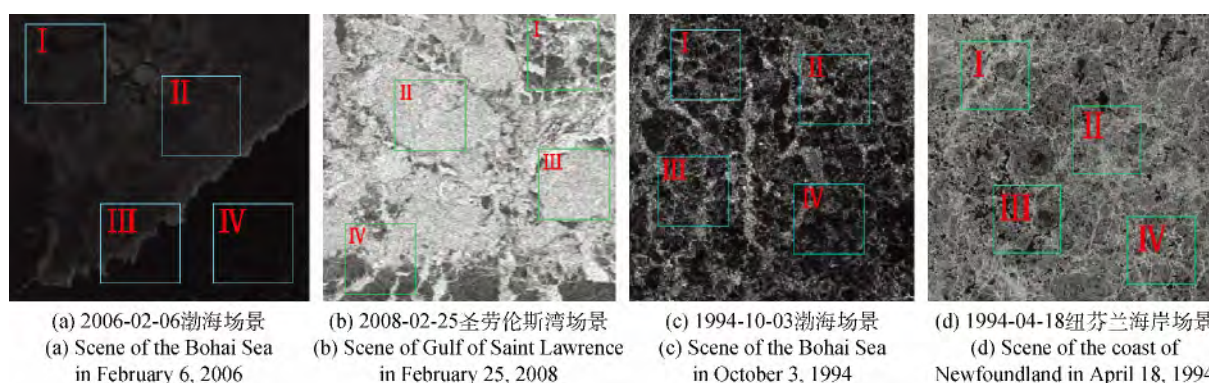


图 1 不同尺度的 SAR 海冰图像

Fig. 1 SAR sea ice images with different scales

图2是对应图1的分水岭分割结果。如表1所示,针对图2(a)4个取样窗口平均包含的区域数是130,波动范围为-4—+5;图2(b)中4个取样窗口平均包含的区域数是211,波动范围为-5—+6;图2(c)中4个取样窗口平均包含的区域数是360,

波动范围为-11—+10;图2(d)中4个取样窗口平均包含的区域数是681,波动范围为-7—+8。这意味着,在一幅图像的相同面积内包含的过分割区域数大体相同,无论取样窗口位于小尺度区还是大尺度区。

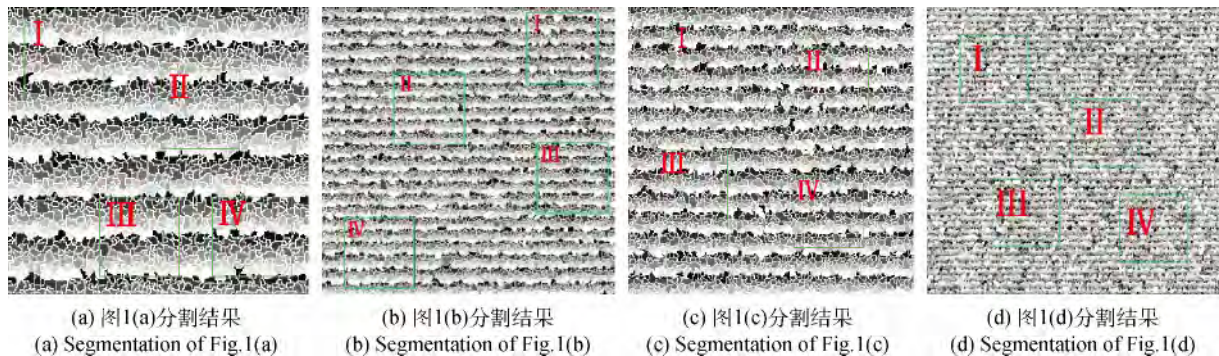


图2 与图1对应的分水岭分割结果

Fig. 2 Results of watershed segmentation

表1 4幅场景的局部统计量

Table 1 Local statistics of the four scenes

	窗口大小 (像素×像素)	窗口(I)包含 的区域数	窗口(II)包含 的区域数	窗口(III)包含 的区域数	窗口(IV)包含 的区域数	平均区域数	波动范围
图2(a)	80×80	126	135	131	129	130	-4—+5
图2(b)	130×130	210	212	217	206	211	-5—+6
图2(c)	100×100	349	370	365	358	360	-11—+10
图2(d)	160×160	689	674	678	685	681	-7—+8

由于小尺度区如碎冰区通常包含多种冰(包括敞水)类对象,每一对象的面积要远远小于大尺度区如大块冰区域的感兴趣对象。因此小尺度对象所包含的过分割区域数也要远远低于大尺度对象如大块(浮)冰。

过分割后的图像由称为区域邻接图 RAG(Li, 2009)的数据结构表示,邻接图的节点代表过分割区域,节点间的连接代表区域间存在的共同边界。

2.2 基于二叉树的标记优化与区域合并

在贝叶斯框架下,图像分割可以转化为求解最大后验概率问题:

$$\tilde{X} = \operatorname{argmax} P(X|Y) = \operatorname{argmax} P(Y|X) P(X) \quad (1)$$

式中 $P(X|Y)$ 表示给定图像特征 Y 时分割类别标记 X 的后验概率, $P(Y|X)$ 表示给定分割类别标记 X 时,图像特征 Y 的条件概率密度函数,对应于空间特征模型, $P(X)$ 表示分割类别标记 X 的先验概率,

对应于空间语境模型。

通过2.1节的水分岭分割算法将图像分为大量不连续的区域,采用K-均值聚类算法(Kanungo等, 2002)对每一区域赋予初始标记,然后进行标记寻优和区域合并。为得到每个区域的最优标记,将SAR海冰图像分割问题转化为求解目标能量函数最小值 $E_{\min}$ 的问题,即找出全局能量函数的最优标记配置。

$$E_{\min} = \operatorname{argmin} E_f + E_s \quad (2)$$

式中 E_f 是特征模型能量, E_s 是空间语境模型能量。 E_f 定义如下:

$$E_f = \frac{1}{2c} \sum_{i=1}^n \sum_{S_i \subseteq \Omega_i} \sum_{s \in S_i} \log \left(\left| \Sigma_i \right| \right) + (y_s - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (y_s - \mu_i) \quad (3)$$

式中 c 是图像中的通道数, n 是海冰类别数, S_i 是每个分水岭区域 v 中的点集,而 v 则是被赋值为类 i 的区域 Ω_i 的一部分, Σ_i 是类 i 的协方差矩阵, y_s 是

点 s 处特征矢量 μ_i 是类 i 的均值。

空间语境模型能量函数 E_s 定义如下:

$$E_s = \beta \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \sum_{s \in \partial \Omega_i \cap \partial \Omega_j} g(\nabla_s) \quad (4)$$

式中 β 是正权重值, 决定了空间语境模型的强度; $\partial \Omega_i$ 和 $\partial \Omega_j$ 分别是沿着类 i 和类 j 边缘的点集。 $g(\nabla_s)$ 为边缘惩罚, 定义为:

$$g(\nabla_s) = \exp \left[- \left(\frac{\nabla_s}{K} \right)^2 \right] \quad (5)$$

式中 ∇_s 是像素 s 处的规格化图像梯度, 参数 K 决定边缘惩罚随边缘强度增加而衰减的快慢, K 的设置详见 Yu 和 Clausi (2008) 的工作。

仅当相邻区域的标记不同时, 空间语境模型能量函数 E_s 才不为零, 此时由目标能量函数产生的最优分割实际是特征模型与空间语境模型对区域标记的平衡。当标记不同的相邻区域灰度相似, 即边界比较弱时, 利用 Gibbs 采样 (Geman 和 Geman, 1984) 算法的标记结果判断两区域是否应该合并。

需要强调的是, 通常权重参数 β 是一个常数。简单的仅由大尺度结构构成的图像, 一般对应大的 β 值, 产生的分割结果非常平滑; 由若干小尺度结构构成的图像 β 则较小, 此时分割结果中包含更多的细节。实验表明, 对单极化 SAR 海冰图像而言, β 应设置在 1—3 之间 (Yue 2001)。此外, Descombes 等人 (1999) 用最大似然估计法推导出了 β 值与边界长度间的关系:

$$N(x) = \sum_x N(x) P(x | \beta) \quad (6)$$

式中 $N(x)$ 是整幅图像中具有不同标记的相邻像素对的总数。该式表明 β 的选择应保证所有可能配置 x 上的边界长度的期望值等于当前边界长度值。本文采用 Monte Carlo 方案, 利用式 (6) 估计 β 。明显地, 每一次迭代, 将造成边界长度的相应变化。随着迭代次数的增加, 对象尺度将会增大, 具有不同标记的相邻区域对的总数将减少, 对应的 β 值则增大。即便如此, 最终的 β 值仍然是对全局尺度结构的折中。

对所有区域进行最优标记后, 基于二叉树结构以贪婪方式实现区域合并, 该过程仅考虑具有相同标记的所有相邻区域对。设 ΔE 表示式 (2) 中总能量的变化, 算法将优先合并能量降低最多的区域对, 并更新 RAG, 直到能量不再减小, 即 ΔE 非负。由于区域合并减少了 RAG 中的节点数, 需要处理的节点更少, 使得后续迭代过程中的标记更高效, 且求解过程不易落入局部极小值。

但是, 区域合并后的标记结果仍存在一定程度

的误差, 特别是在中小尺度边缘处。因此希望在分割过程中增加区域分裂步骤, 这就需要保护合并过程的记录。

本文以二叉树形式完成标记优化和初始区域合并, 如图 3(a) 所示。图的顶端是二叉树集合的根, 每一根节点对应图像中的一个对象。带红点的红色标记区域代表两相邻区域在符合要求的前提下进行了合并。每一次合并, 二叉树都会相应地增加一个节点。根据 2.1 节的分析, 可通过二叉树的节点数表征区域对象的尺度, 在自下而上生成二叉树的最后, 这一属性将保留在根节点中。

另外, 图 3(a) 最下层右下角的标记为“2”的区域在迭代合并后的第 3 层变成了标记为“1”的区域, 而最下层左下角标记为“1”的区域在迭代合并后的第 2 层, 标记变成了“2”。此类标记变化是标记寻优的结果, 并利用前述的 Gibbs 采样算法完成标记的更新。

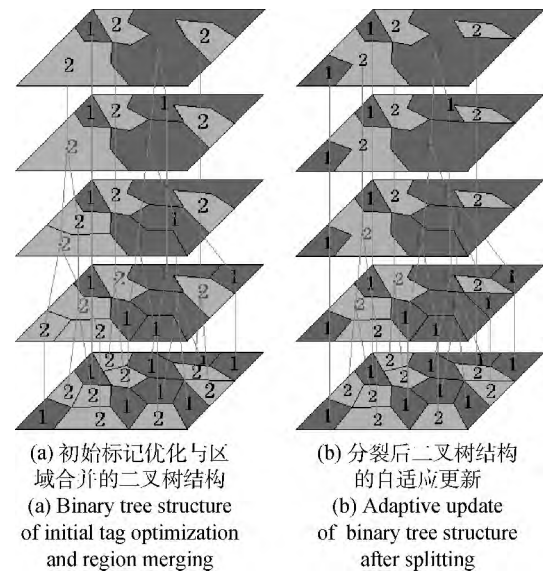


图 3 基于二叉树结构的标记优化与区域合并

Fig. 3 Labeling optimization and region merging based on the binary tree structure

2.3 区域分裂与分层结构的自适应更新

完成基于二叉树结构的标记优化与区域合并后, 算法进入区域分裂与分层结构的自适应更新过程。由于二叉树集合中的每一根节点都与图像中的一个对象对应, 因此区域对象可沿图 3(a) 二叉树的节点由上至下一直回溯到原始 RAG 配置, 即所谓的细化分裂, 同时将根节点中保存的节点数复制给其余节点以及所有孩子。由于节点数提供了区域对象的尺度信息, 因此自适应更新仅需修改式 (2) 中的空

间语境模型能量函数,即目标能量函数改进为:

$$E_{\min} = \operatorname{argmin} E_f + E_s^* \quad (7)$$

式中 E_s^* 定义为:

$$E_s^* = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \beta_{\Omega_i} \beta_{\Omega_j} \sum_{s \in \partial \Omega_i \cap \partial \Omega_j} g(\nabla_s) \quad (8)$$

式中 β_{Ω_i} 和 β_{Ω_j} 分别代表标记为 i 和 j 的两个相邻 RAG 节点的尺度因子。

为简单起见,依据 2.1 节的实验分析,假设与每一区域对象对应的二叉树,其包含的节点数与对象尺度呈线性关系,则定义变换

$$\beta_{\Omega_i} \beta_{\Omega_j} = \frac{D_i + D_j - 2D_{\min}}{D_{\max} - D_{\min}} + b \quad (9)$$

式中 D_i 表示标记为 i 的区域对象对应的二叉树节点数, D_j 表示标记为 j 的区域对象对应的二叉树节点数, $D_{\max}$ 表示二叉树集合中的最大节点数, $D_{\min}$ 为二叉树集合中的最小节点数。

对于单极化 SAR 海冰图像,权重参数应设置在 1—3 之间(Yue 2001),本文将 b 的值设定为 1。

由式(9)可知 $\beta_{\Omega_i} \beta_{\Omega_j}$ 实际上是一种边缘尺度惩罚函数。相邻 RAG 节点的尺度因子越大,惩罚越大,即如果相互邻接的区域对应较大尺度,则更可能有着相同的标记;相邻 RAG 节点的尺度因子越小,惩罚越小,即如果相邻区域对应较小尺度,则它们的标记更可能不同。

此时,目标能量函数式(7)的含义为,如果相邻区域的特征相似、尺度较大、边界较弱且标记相同,目标能量函数认为分割更可能为“真”。

分层结构的自适应更新见图 3(b)。与图 3(a)比较,图 3(b)最下层左下角标记为“1”的区域在第二次迭代后,标记并没有变成“2”,这是由于图 3(a)顶层左下角标记为“2”的区域尺度较小,因此自适应更新时,图 3(b)左下角标记为“1”的区域无法与相邻区域合并;而对于图像的右半部分,由于图 3(a)最上层右上角标记为“2”的区域受到包围它的大区域的影响,其中一部分区域由于特征差异不够大且局部尺度因子大于 2.2 节中的全局尺度因子而被优化标记成了“1”,进而与大区域合并,从而使得大区域更加平滑。因此更新后的结果既能很好保护大尺度结构中的平滑部分,又能使中小尺度结构得到进一步细化。

2.4 算法流程与实现细节

图 4 给出了本文算法的具体流程,实现步骤如下:

步骤 1: 初始化,构建区域邻接图(RAG)并利用

K-均值聚类算法对每个节点进行初始标记。

步骤 2: 以随机顺序扫描 RAG 上的每个节点,对于每个扫描到的节点,选择能产生式(2)中最小能量的标记。

步骤 3: 使用式(2)计算 RAG 中标记相同的每个连接节点对的能量差 ΔE ,找到最小 $\Delta E_{\min}$ 。

步骤 4: 如果 $\Delta E_{\min}$ 是负的,则合并这两个节点并返回步骤 3。

步骤 5: 合并所有能量差为负的区域对,如果没有达到最大迭代次数,则返回步骤 2。

步骤 6: 若前一次迭代与当前结果的差异可以忽略,则输出分割结果;否则对初始分割图像进行区域分裂,并按式(7)修改步骤 2 中的式(2),然后返回步骤 2。

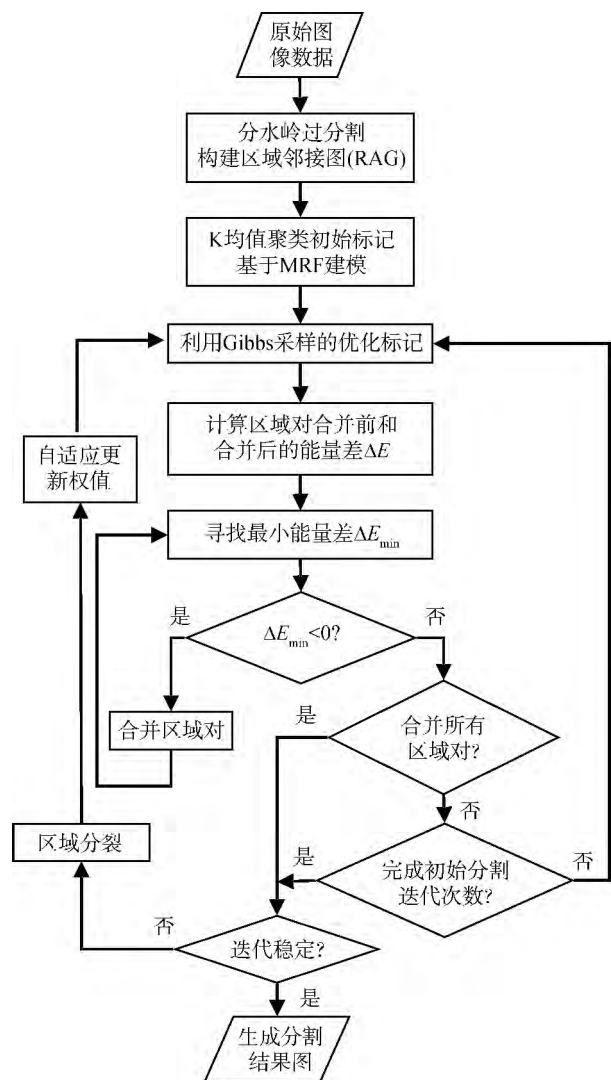


图 4 本文所提算法的流程图

Fig. 4 Flow chart of the proposed algorithm

本文算法首先对 SAR 海冰图像进行分水岭过

分割,并使用区域邻接图 RAG 表示区域化的图像,然后利用 K-均值聚类算法得到初始标记;随后进入迭代部分,针对 RAG 中相邻但标记不同的区域,得到能使式(2)目标能量函数最小的标记;在步骤3中,仅计算标记相同的相邻区域间的能量差,结合步骤4合并所有最小负能量的区域对;合并完成后,返回步骤2,继续迭代优化,直到标记优化与区域合并完成,算法进入步骤6,根据式(7)~(9),对不同的区域类型做区域分裂返回初始 RAG 配置,再对不同区域自适应赋予相应权值,进行更新合并,产生最终的分割结果。

3 实验结果与分析

为验证提出方法的有效性,针对两幅不同的 SAR 海冰图像进行测试。第1幅图像是 RADAR-SAT 采集的波弗特海(Beaufort Sea) SAR 海冰图像部分场景,大小为 507×367 像元,如图5(a)所示。相应的海冰实况图如图5(b),其详细制作过程参见文献(郎文辉等 2014)。第2幅图像也是 RADAR-

SAT 采集的大小为 384×384 像元的 SAR 海冰纹理图像,如图6(a)所示。两幅 SAR 海冰图像均由3类冰构成,都包含多尺度结构,小尺度区域如图中细碎冰区;大尺度区域如图中大块平滑的(浮)冰区。

本文采用另外3种分割方法与提出算法进行比较:

(1) 以式(1)作为目标函数的经典 MRF 分割算法,其中空间语境模型的权重参数 β 为常数。本文取 $\beta = 1.5$ 。记该方法为 C-MRF 分割算法。

(2) Deng 和 Clausi(2005)提出的基于函数的可变权重参数方案。记该方法为 V-MRF 分割算法。

(3) Yu 和 Clausi(2008)提出的 IRGS 算法。

评价遥感图像分割精度的两种常用方法是整体准确率和 Kappa 系数(Yu 2009)。其中,我们定义整体准确率是被正确分割像素的百分比,定义 Kappa 系数如下:

$$k = \frac{P \sum_k x_{kk} - \sum_k x_{k+} x_{+k}}{P^2 - \sum_k x_{k+} x_{+k}} \quad (10)$$

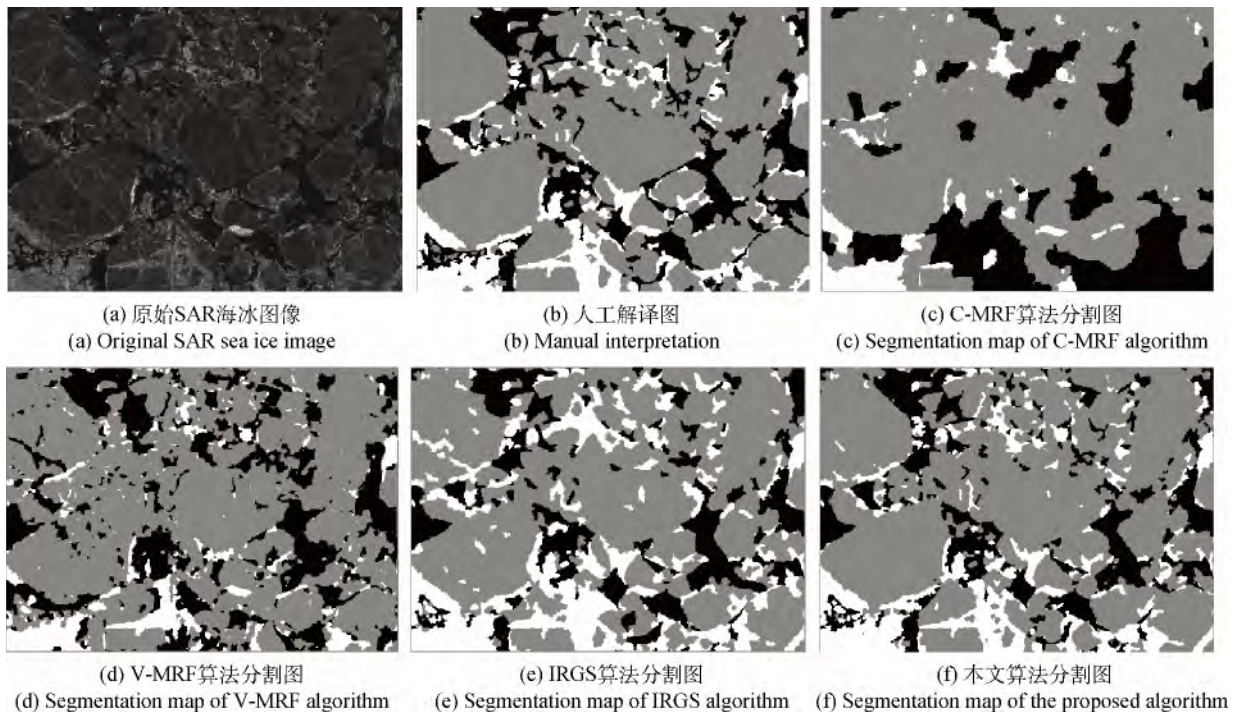


图5 波弗特海 SAR 海冰图像分割结果

Fig. 5 Segmentation maps of SAR sea ice image (Beaufort Sea)

在计算整体准确率和 Kappa 系数之前,重新标记了分割结果,使其与地面实况图标记匹配,从而使整体准确率最高。这里 x_{ij} 是分割误差矩阵第 i 行上的第 j 个元素, $x_{i+} = \sum_j x_{ij}$ 和 $x_{+j} = \sum_i x_{ij}$ 。 P 代

表图像中的像素总数。当 $k=0$ 时,说明分割结果与随机分配的结果是相当的;当 k 值范围在 $[-1, 0)$ 时,分割结果较差; k 值越大,分割结果越好,当 $k=1$ 时,分割结果是完美的。

表 2 给出了 4 种算法对两幅 SAR 海冰图像的整体准确率和 Kappa 系数。C-MRF 算法的权重参数 β 为常数,导致分割精度不高。V-MRF 分割算法采用可变权重参数方案,使得特征模型和空间语境模型有着合理的交互,故整体准确率和 Kappa 系数相对有所改进。IRGS 算法将边缘强度信息集成到传统 MRF 模型,并利用该信息指导目标函数的优化过程,故比 V-MRF 分割效果更好。本文算法采用了与多尺度结构相适应的局部尺度权值,相比于 IRGS 算法,提出算法的整体准确率和 Kappa 系数都有了一定程度的改善。针对图 5(a),IRGS 算法的整体

准确率为 85.88%,本文算法的整体准确率提高至 90.64%,改进幅度为 4.76%;Kappa 系数也相应的由 0.7334 提高至 0.7928。针对图 6(a),IRGS 算法的整体准确率为 82.27%,本文算法的整体准确率达 86.34%,提高了 4.07%;Kappa 系数也由 0.7210 提高至 0.7691,改进了 0.0481。显然,这两幅图像的分割效果都有所改进,充分说明了本文算法的有效性。此外,本文算法针对图 5(a)的分割效果改善程度稍大一些,可能的原因是其包含了更多的小尺度结构,而本文算法恰可以更好地细化中小尺度结构。

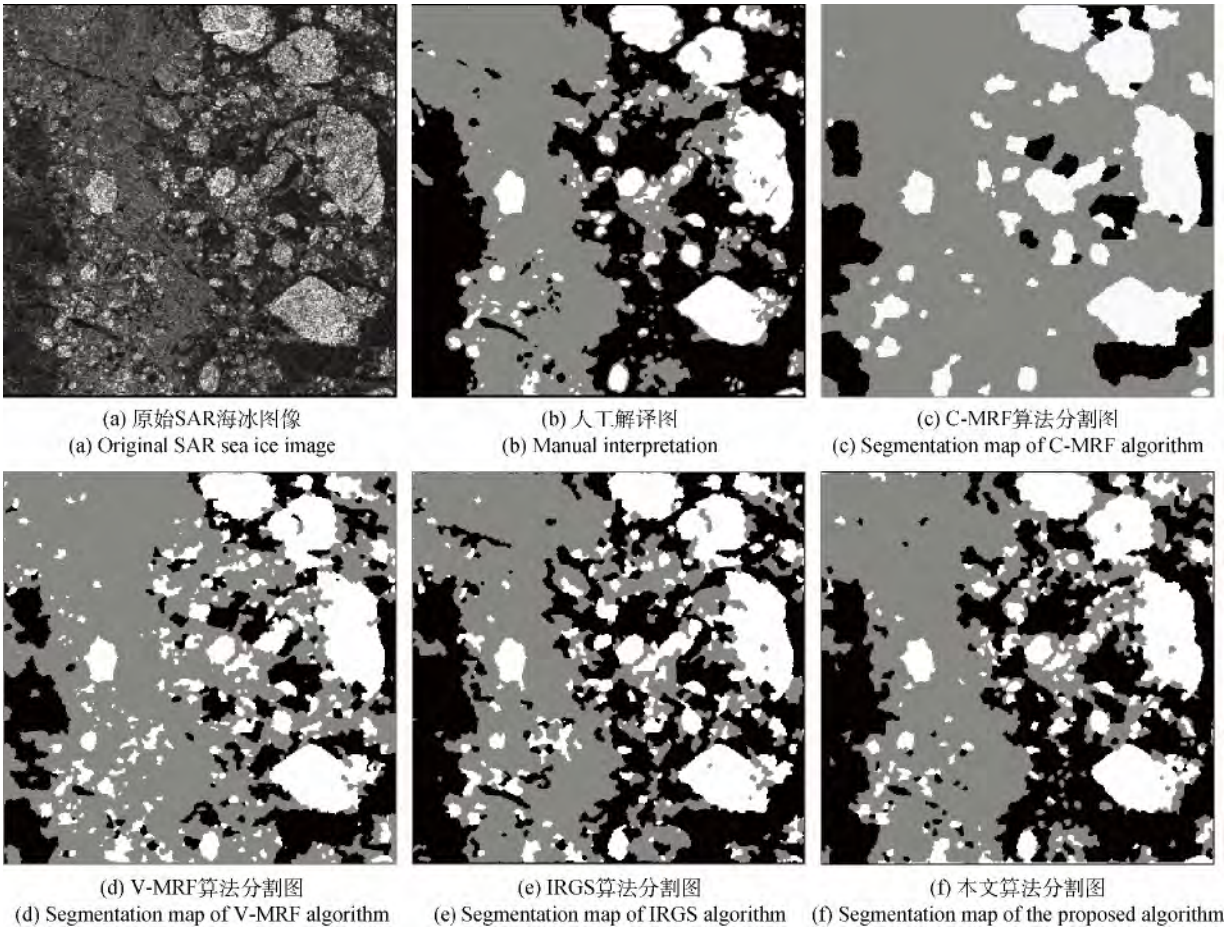


图 6 SAR 海冰纹理图像分割结果

Fig. 6 Segmentation maps of SAR sea ice image

表 2 两幅试验图像的分割准确性比较

Table 2 Comparison of segmentation accuracy of the two test images

分割算法	图 5(a)		图 6(a)	
	算法整体准确率/%	Kappa 系数	算法整体准确率/%	Kappa 系数
C-MRF 分割算法	60.14	0.3524	55.94	0.2974
V-MRF 分割算法	72.54	0.5769	70.10	0.5617
IRGS 算法	85.88	0.7334	82.27	0.7210
本文算法	90.64	0.7928	86.34	0.7691

针对图 5(a), 图 5(c) — (f) 分别对应 C-MRF 分割算法、V-MRF 分割算法、IRGS 算法和本文算法的分割结果图。C-MRF 分割算法产生的结果过于平滑, 小尺度结构区域几乎没有被识别, 很多待分割的细节都被忽略了。V-MRF 分割算法对于大尺度结构区域分割得不够平滑, 对小尺度结构的分割也不够准确。IRGS 算法的准确性有所改善, 但在 SAR 海冰图像尺度不同的部分区域还是出现了分割错误的现象, 尤其对小尺度区域的细节分割不够精确。而本文算法的分割结果对大尺度结构区域分割得更加平滑, 所残留的细节可能是特征差异过大而保留的; 对于中小尺度结构, 明显呈现出更多的细节, 与海冰实况图(图 5(b)) 中的精细结构最为接近。图 6(a) 存在一定的相干斑噪声, C-MRF 算法的分割结果过于平滑, 没有正确识别小尺度结构区域; V-MRF 分割算法抗噪性能最弱, 大尺度结构区域的分割结果产生了大量斑点区域, 且未能正确分割小尺度结构区域的细节; IRGS 算法的分割效果有所改善, 但对于纹理细节的识别不够准确, 呈现出较多的歧义性; 由于图像包含了大量中小尺度结构, 本文算法精确地兼顾了细节边缘定位和区域一致性, 抗噪能力较好, 最为适应场景的多尺度结构, 与海冰实况图(图 6(b)) 最接近。

可见, 本方法通过以二叉树形式完成标记优化和初始区域合并, 并使用与多尺度结构相适应的局部尺度权值, 有效改善了带有多尺度结构的 SAR 海冰图像的分割性能。

4 结 论

本文基于经典的 MRF 分割方法提出了一种针对多尺度结构的 SAR 海冰图像分割算法。该算法的主要贡献为: (1) 以二叉树形式完成标记优化和区域的合并, 不仅保护了合并过程的记录, 使区域分裂成为可能, 而且保证了二叉树结构的节点数与场景中的对象尺度具有正相关性; (2) 经由线性变换, 将节点数转换为局部尺度因子, 改进了空间语境模型, 在保护平滑大尺度结构的同时, 中小尺度结构得到进一步细化。

与现有的单个马尔可夫随机场方法相比, 本文方法能获得更好的视觉分割效果。尽管多尺度随机场、连续态建模方法已经得到研究, 但对带有多尺度结构的离散场的建模仍没有得到很好解决。本文利用单个 MRF 对带有空间依赖的、非平稳结构

的离散场建模, 以一种自然方式有效表征了不同尺度处的空间结构特征, 避免了多场方案的低效率, 能够满足冰类绘图的业务化需求。

参考文献(References)

- Deng H and Clausi D A. 2005. Unsupervised segmentation of synthetic aperture radar sea ice imagery using a novel Markov random field model. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(3): 528 – 538 [DOI: 10.1109/TGRS.2004.839589]
- Descombes X, Morris R D, Zerubia J and Berthod M. 1999. Estimation of Markov random field prior parameters using Markov chain Monte Carlo maximum likelihood. *IEEE Transactions on Image Processing*, 8(7): 954 – 963 [DOI: 10.1109/83.772239]
- Geman S and Geman D. 1984. Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-6(6): 721 – 741 [DOI: 10.1109/TPAMI.1984.4767596]
- Haris K, Efstratiadis S N, Maglaveras N and Katsaggelos A K. 1998. Hybrid image segmentation using watersheds and fast region merging. *IEEE Transactions on Image Processing*, 7(12): 1684 – 1699 [DOI: 10.1109/83.730380]
- Jain A K and Dubes R C. 1988. *Algorithms for Clustering Data*. New Jersey: Prentice Hall
- Johannessen O M, Bengtsson L, Miles M W, Kuzmina S I, Semenov A, Alekseev G V, Nagurnyi A P, Zakharov V F, Bobylev L P, Pettersson L H, Hasselmann K and Cattle H P. 2004. Arctic climate change: observed and modelled temperature and sea-ice variability. *Tellus-A*, 56(4): 328 – 341 [DOI: 10.1111/j.1600-0870.2004.00060.x]
- Kanungo T, Mount D M, Netanyahu N S, Piatko C D, Silverman R and Wu A Y. 2002. An efficient k -means clustering algorithm: Analysis and implementation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(7): 881 – 892 [DOI: 10.1109/TPAMI.2002.1017616]
- Kumar S and Hebert M. 2006. Discriminative random fields. *International Journal of Computer Vision*, 68(2): 179 – 201 [DOI: 10.1007/s11263-006-7007-9]
- Lang W H, Chang C C, Yang X Z, Zhang J and Meng J M. 2014. ScanSAR mode sea image segmentation. *Journal of Remote Sensing*, 18(1): 126 – 138 (郎文辉, 常灿灿, 杨学志, 张杰, 孟俊敏. 2014. ScanSAR 模式海冰图像的分割. *遥感学报*, 18(1): 126 – 138) [DOI: 10.11834/jrs.20132305]
- Li S Z. 2009. *Markov Random Field Modeling in Image Analysis*. Berlin: Springer
- Nguyen H T, Worring M and Van Den Boomgaard R. 2003. Watersnakes: energy-driven watershed segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 25(3): 330 – 342 [DOI: 10.1109/TPAMI.2003.1182096]
- Otsu N. 1979. A threshold selection method from gray-level histogram. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 9(1): 62 – 66 [DOI: 10.1109/TSMC.1979.4310076]
- Vincent L and Soille P. 1991. Watersheds in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion simulations. *IEEE Transactions on*

- Pattern Analysis and Machine Intelligence, 13 (6): 583 – 598 [DOI: 10.1109/34.87344]
- Wilson K J, Falkingham J, Melling H and Abreu R D. 2004. Shipping in the Canadian Arctic: other possible climate change scenarios// Proceedings of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium Anchorage, Alaska, USA: IEEE, 3: 1853 – 1856 [DOI: 10.1109/IGARSS.2004.1370699]
- Wu Y T, Shih F Y, Shi J and Wu Y T. 2008. A top-down region dividing approach for image segmentation. Pattern Recognition, 41 (6): 1948 – 1960 [DOI: 10.1016/j.patcog.2007.11.020]
- Yang X Z and Clausi D A. 2012. Evaluating SAR sea ice image segmentation using edge-preserving region-based MRFs. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 5 (5): 1383 – 1393 [DOI: 10.1109/JSTARS.2012.2217940]
- Yezzi Jr A, Tsai A and Willsky A. 2002. A fully global approach to image segmentation via coupled curve evolution equations. Journal of Visual Communication and Image Representation, 13 (1/2): 195 – 216 [DOI: 10.1006/jvci.2001.0500]
- Yue B. 2001. SAR Sea Ice Recognition Using Texture Methods. Waterloo: University of Waterloo: 40 – 83
- Yu P. 2009. Segmentation of RADARSAT-2 Dual-polarization Sea Ice Imagery. Ontario, Canada: University of Waterloo
- Yu P, Qin A K and Clausi D A. 2012. Unsupervised polarimetric SAR image segmentation and classification using region growing with edge penalty. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 50 (4): 1302 – 1317 [DOI: 10.1109/TGRS.2011.2164085]
- Yu Q Y and Clausi D A. 2008. IRGS: image segmentation using edge penalties and region growing. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 30 (12): 2126 – 2139 [DOI: 10.1109/TPAMI.2008.15]

Segmentation of SAR sea ice image based on region splitting and adaptive refinement process

LANG Wenhui¹, SHEN Yang¹, ANG An¹, ZHANG Xi², WU Qing¹,
YANG Xuezhi¹, MENG Junmin²

1. School of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;

2. The First Institute of Oceanography, State Oceanic Administration, Qingdao 266061, China

Abstract: Synthetic Aperture Radar (SAR) has become a tool for the effective and convenient monitoring of sea ice. It plays a significant role in both scientific research and business activities, such as ship navigation. Owing to the large volume of SAR sea ice data, the automated interpretation of SAR sea ice images is very important. Unfortunately, such interpretation involves numerous imaging characteristics and environmental factors. Hence, a strong change in the scattering coefficient of SAR sea ice can make sea ice images non-stationary. Under such condition, the segmentation of SAR sea ice images becomes challenging.

Previous studies use the traditional method based on Markov Random Field (MRF), which can effectively improve the accuracy of SAR sea ice image segmentation. However, the improvements of the MRF method are only based on local edge strength. The scale dependence of sea ice scenes must still be considered. Owing to the non-stationary scale of complex SAR sea ice images, local weight must be immediately integrated into the adaptation of complex scenes in the segmentation algorithm. To improve the accuracy of complex SAR sea ice image segmentation, we propose a segmentation method with a hierarchical binary tree structure on the basis of region splitting and adaptive adjustment.

The global iterative weights based on the MRF model are used to complete the initial region merging, and the merging process is described in the form of a binary tree. In the proposed hierarchical clustering algorithm, a positive correlation exists between the scale of the object in a scene and the number of binary tree nodes. The subsequent refinement of region splitting does not generate new regions but only reverts to a previous configuration. The scale weight of the spatial contextual model is adjusted adaptively according to the complexity of the objects in different regions in a scene. The updated weights renew the regional merging.

The segmentation result obtained by the proposed algorithm is compared with that of three other algorithms, namely, C-MRF, V-MRF, and IRGS. The result of the C-MRF algorithm is too smooth and ignores many details. Meanwhile, the V-MRF algorithm cannot accurately identify large-scale regions. As for the IRGS algorithm, it is difficult to use when identifying regions with sea ice of varying complexities. The proposed algorithm considers both edge details and regional consistency. The overall accuracy and kappa coefficient of the proposed algorithm are higher than those of the other three algorithms. Experiment results show that the proposed method effectively improves the accuracy of SAR sea ice image segmentation, particularly for images of complex scenes.

Compared with the existing single MRF method, the proposed method obtains better visual effects. Despite several studies on multi-scale random fields and continuous state modeling methods, the problem of modeling discrete fields with multi-scale structures remains unresolved. To address this gap, we use a single MRF to model a discrete field with spatial dependence and non-stationary structure. Such model can satisfy ice class business specifications by drawing on the natural ways of efficiently representing the spatial structure of different dimensions to avoid the low efficiency of several schemes.

Key words: SAR ice image, regional splitting, two-fork tree, Markov Random Field (MRF), spatial context model