

# 带边缘惩罚和自适应权马尔科夫随机场的 合成孔径雷达图像快速分割

贺飞跃<sup>1,2</sup> 田 铮<sup>1,3</sup> 付辉敬<sup>1</sup> 延伟东<sup>1</sup>

(<sup>1</sup> 西北工业大学理学院, 陕西 西安 710129; <sup>2</sup> 西安工程大学理学院, 陕西 西安 710048)

<sup>3</sup> 中国科学院遥感应用研究所遥感科学国家重点实验室, 北京 100101

**摘要** 针对合成孔径雷达(SAR)图像提出了一种带边缘惩罚和自适应权马尔科夫随机场(MRF)模型的快速分割算法。在 MRF 分割模型的能量函数中引入了边缘惩罚和自适应加权参数。边缘惩罚的引入能够减少边缘模糊从而更加精确地定位边缘。自适应权参数能够根据图像分割时收敛的阶段以及图像的局部场景自适应地调整能量函数中数据模型因子的权重,这有利于在均质区域改进分割区域的一致性,而在非均质区域则可保持图像的边缘和重要细节。针对所提出的能量函数提出了一种快速的非均质点跟踪优化算法。对合成和真实的 SAR 图像的分割结果表明,所提出的分割方法能提高分割的精度并显著减少运行时间。

**关键词** 图像处理;马尔科夫随机场;边缘惩罚;自适应权;合成孔径雷达

**中图分类号** TP391 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS201333.0811004

## Efficient Segmentation of SAR Images Using Markov Random Field Models with Edge Penalties and an Adaptive Weighting Parameter

He Feiyue<sup>1,2</sup> Tian Zheng<sup>1,3</sup> Fu Huijing<sup>1</sup> Yan Weidong<sup>1</sup>

<sup>1</sup> School of Science, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, Shaanxi 710129, China

<sup>2</sup> School of Science, Xi'an Polytechnic University, Xi'an, Shaanxi 710048, China

<sup>3</sup> State Key Laboratory of Remote Sensing Sciences, Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China

**Abstract** An efficient synthetic aperture radar (SAR) image segmentation approach using a Markov random field (MRF) model with edge penalties and an adaptive weighting parameter is proposed. The edge penalty and the adaptive weighting parameter are introduced into the energy function of MRF segmentation model. As a result, the edge fuzzy is reduced with the introduction of edge penalty. The adaptive weighting parameter can adjust adaptively the weights of the data modeling factor in the energy function according to the stages of iteration and the heterogeneity of local scenes, which is in favor to get smoother results for homogeneous regions and preserve edges and important image details for heterogeneous regions. An efficient optimization algorithm called heterogeneous point tracking algorithm is presented in terms of the characteristics of the energy function. Experiments with simulated data and real SAR images show that the proposed algorithm improves the segmentation accuracy and reduces the running time.

**Key words** image processing; Markov random field; edge penalty; adaptive weighting parameter; synthetic aperture radar

**OCIS codes** 010.0280; 100.2000; 110.2960; 120.0280; 280.6730

收稿日期: 2013-02-07; 收到修改稿日期: 2013-03-26

基金项目: 国家自然科学基金(10926197, 61201323)、陕西省教育厅自然科学基金(12JK0744)

作者简介: 贺飞跃(1974—), 男, 博士研究生, 主要从事图像处理及计算机视觉等方面的研究。E-mail: feiyue126@126.com

导师简介: 田 铮(1948—), 女, 教授, 博士生导师, 主要从事非线性时间序列、谱图理论及信息处理等方面的研究。

E-mail: zhtian@nwpu.edu.cn

## 1 引言

合成孔径雷达(SAR)是一类全天时全天候的主动微波地理成像装置,已在农业勘查<sup>[1]</sup>、环境监测<sup>[2]</sup>和地理遥感<sup>[3]</sup>等领域得到了日益广泛的应用。图像分割是 SAR 图像理解和计算机视觉的重要内容。由于 SAR 图像所固有的相干斑噪声以及不同目标像素强度可能出现的高度重叠,快速精确地分割 SAR 图像是一个困难的任务。

目前,图像的分割方法主要有基于数据和基于数据及其上下文信息的方法。基于数据的分割方法主要有  $K$  均值<sup>[4-5]</sup>、分水岭<sup>[6]</sup>、分而治之<sup>[7]</sup>、活动轮廓<sup>[8]</sup>和阈值<sup>[9-10]</sup>等。但这些纯粹基于数据的方法难以很好地应用于 SAR 图像的分割。为了消除 SAR 图像的不确定性和模糊性,大量有效的 SAR 图像分割方法都直接或间接应用了像素的上下文信息。其中,马尔科夫随机场(MRF)模型能够将先验上下文信息和观测图像特征包含在统一的理论框架中,因而在 SAR 图像分割中得到了大量的应用<sup>[11-15]</sup>。由贝叶斯规则,图像分割可以表示为求已知观测图像下标记场的最大后验概率(MAP)或等价的 Gibbs 场的最小能量问题。能量函数可分为两个部分:区域标记因子和数据模型因子。数据模型因子包含了图像分割过程中图像强度等数据特征的约束。区域标记因子则包含了图像分割过程中标记场的光滑性约束。经典的能量函数中的两个因子通过一个常数加权参数进行组合,加权参数反映了数据等特征信息和上下文信息在能量函数中的相互作用。由于 SAR 图像具有丰富的纹理信息以及像素间具有非平稳性,且分割过程中标记场始终处于变化之中,常数加权参数难以正确地对整个系统建模。Deng 等<sup>[11-12]</sup>采用了可变加权参数的能量函数,使模型在分割过程中首先突出数据模型因子以正确地学习全局参数,但模型对同一幅图像中具有不同特征的图像场景采用了相同的加权参数,这导致模型很难处理复杂图像的分割问题。为此,Lei 等<sup>[13]</sup>将图像分为均质区域和非均质区域,然后在能量函数中对这两类区域采用不同的加权参数,但分段加权参数也难以精确地描述图像的复杂场景及边缘等局部图像内容。近几年来边缘惩罚在 SAR 图像的 MRF 分割模型中得到广泛应用<sup>[14-16]</sup>,这些方法往往在目标函数中融入边缘惩罚以消除边缘的不确定性,但这些模型没有考虑图像局部场景的复杂性,对初始分割比较敏感。另外,基于 MRF 的模型普遍存在计算复杂度高的问题。

本文给出了一种具有边缘惩罚和自适应加权参数马尔科夫随机场(EAW-MRF)的 SAR 图像分割模型,该模型能根据图像的收敛阶段和图像局部内容自适应调整能量函数中区域标记因子和数据模型因子的相互作用。然后根据所提出模型的特点给出了一种高效的优化算法。

## 2 基于 MRF 的图像分割模型

设  $S = \{s = (i, j) \mid 1 \leq i \leq H, 1 \leq j \leq W, i, j, H, W \in \mathbb{Z}^+\}$  表示一个点集,每一个点表示图像中的一个网格位置, $H$  和  $W$  分别表示图像的长度和宽度。 $X = (X_s)_{s \in S}$  和  $x = (x_s)_{s \in S}$  分别表示 MRF 及其实现, $Y = (Y_s)_{s \in S}$  和  $y = (y_s)_{s \in S}$  表示观测变量及其实现, $x_s \in \{1, 2, \dots, L\}$  表示位置  $s$  的标记。 $N = \{N_s, s \in S\}$  为 MRF 的邻域系统,其中  $N_s, s \in S$  表示位置  $s$  的邻居, $C = \{c \mid c \subset N_s\}$  为此邻域系统的基团集合。通常假设  $Y = (Y_s)_{s \in S}$  是关于  $X$  条件独立的并且  $Y_s$  仅依赖于  $X_s$ , 即

$$p(Y = y \mid X = x) = \prod_{s \in S} p(Y_s = y_s \mid X = x) = \prod_{s \in S} p(Y_s = y_s \mid X_s = x_s). \quad (1)$$

对 Multi-level logistic (MLL)模型,由贝叶斯准则和 Hamersley-Clifford 定理<sup>[17]</sup>可知图像的分割问题可以表示为如下的 MAP 问题:

$$p(X = x \mid Y = y) = \frac{1}{Z} \exp\left[-U(x) + \sum_{s \in S} \lg f(y_s \mid X_s = x_s)\right],$$

令

$$E_R(x) = \sum_s U_s(x_s, (x_t)_{t \in N_s}) = \sum_s \sum_{t \in N_s} \beta [1 - \delta(x_s, x_t)], \quad (2)$$

$$E_Y = \sum_{s \in S} -\lg f(y_s \mid X_s = x_s) \hat{=} \sum_{s \in S} -\lg [p_{x_s}(y_s)], \quad (3)$$

式中  $\delta(x_s, x_t)$  为示性函数,当  $x_s = x_t$  时,  $\delta(x_s, x_t) = 1$ , 否则  $\delta(x_s, x_t) = 0$ 。上述标记场的 MAP 等价于最小化如下的能量函数<sup>[11]</sup>:

$$E = E_R + \alpha E_Y. \quad (4)$$

由于区域标记因子中  $\beta$  是一个常数,因而令  $\beta = 1$ , 而只保留  $\alpha$  这一个参变量。对于可变的加权参数<sup>[11]</sup>, 对应于位置  $s$  的局部能量函数可表示为

$$E_s = (E_R)_s + \alpha(t)(E_Y)_s, \quad (5)$$

式中  $\alpha(t) > 0$  为加权参数,表示两个因子的相互作用。确定(4)式的最小能量是一个组合优化问题。

常用的优化方法有 ICM 算法<sup>[17]</sup>、模拟退火算法和均值场方法等<sup>[17]</sup>。ICM 算法为一个快速的迭代产生局部 MAP 估计的过程,它通过如下方式对图像中每一个像素的标记逐个进行更新直到收敛:

$$x_s^{t+1} \leftarrow \operatorname{argmin} E[x_s | y_s, x_{N_s \cup \{s\}}^{(t)}]. \quad (6)$$

考虑到所提出的能量函数快速算法的特点,采用 ICM 算法作为分割的最优化算法。在优化过程中采用了局部退火方法,退火温度为  $t=2 \times 0.9^k$ <sup>[11]</sup>。

## 3 提出的方法

### 3.1 带边缘惩罚和自适应加权参数的 MRF

能量函数(4)式包含两个部分:区域标记因子  $E_R$  和数据模型因子  $E_Y$ 。其中对区域标记因子的约束倾向于使分割图像更加光滑,而对数据模型因子的约束则倾向于使分割图像保持数据特征而使分割结果趋于不规则形状。加权参数  $\alpha(t)$  用于表示这两个因子的相互作用, $\alpha(t)$  越小所得到的分割图像将越光滑,但会导致边缘模糊。因此如何确定  $\alpha(t)$  的值使其和图像的内容保持一致是 MRF 分割模型的关键因素。通常对于图像中的简单场景应使用更小的  $\alpha(t)$  值以便得到更光滑的分割区域,而对于图像

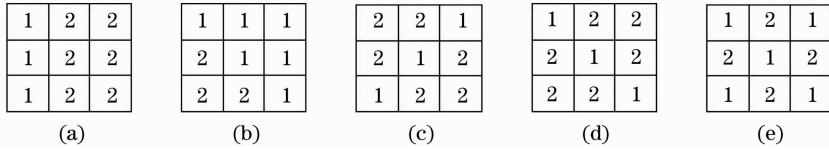


图 1 局部场景的复杂性。(a)  $L(X_{N_s \cup \{s\}}) = 3$ ; (b)  $L(X_{N_s \cup \{s\}}) = 4$ ; (c)  $L(X_{N_s \cup \{s\}}) = 8$ ;  
(d)  $L(X_{N_s \cup \{s\}}) = 8$ ; (e)  $L(X_{N_s \cup \{s\}}) = 12$

Fig. 1 Complexity of local scenes. (a)  $L(X_{N_s \cup \{s\}}) = 3$ ; (b)  $L(X_{N_s \cup \{s\}}) = 4$ ; (c)  $L(X_{N_s \cup \{s\}}) = 8$ ;  
(d)  $L(X_{N_s \cup \{s\}}) = 8$ ; (e)  $L(X_{N_s \cup \{s\}}) = 12$

综合以上考虑,对(5)式中的区域标记因子和加权参数取如下的形式:

$$(E_R)_s = U(x_s, (x_l)_{l \in N_s}) = \sum_{l \in N_s} [1 - \delta(x_s, x_l)] g(\nabla_d), \quad (7)$$

$$\alpha_s(t) = L(X_{N_s \cup \{s\}}) * (2 * c_1^t + 1/c_2) + 1/10, \quad (8)$$

$$c_1 \in [0.3, 0.95],$$

其中  $c_1$  表示下降因子, $c_2$  为一个正数,用于平衡  $L(X_{N_s})$  对加权参数的影响。参数  $c_1$  的取值通常和模拟退火中温度的下降速度保持一致<sup>[11]</sup>。由(8)式可知,加权参数  $\alpha_s(t)$  可以随着局部图像场景的复杂性而自适应改变,对简单场景,加权参数取较小的值以利于保持分割结果的一致性,否则取较大的值以利

于保持边缘和重要的图像细节。随着迭代次数  $t$  的增加, $\alpha_s(t) \rightarrow L(X_{N_s \cup \{s\}})/c_2 + 1/10$ ,图像越复杂, $\alpha_s(t)$  的取值越大,相应的  $c_2$  越小。在实际应用时, $c_2$  可取图像中所有像素边缘长度  $L(X_{N_s \cup \{s\}})$  的平均值或中位点。

综合(5)式、(7)式和(8)式即构造了所提出的模型。由模型的定义可见,文献[11]所提出的可变权参数模型是没有边缘惩罚及  $L(X_{N_s \cup \{s\}})$  取常数时的一个特例,而文献[15]所提出的边缘模型是  $L(X_{N_s \cup \{s\}})$  取常数的特殊情况。

### 3.2 非均质点跟踪

在确定标记场的迭代过程中,标记场中只有一部分点的标记发生了改变,而另一部分点的标记并

没有发生改变。为了减少计算量,在收敛过程中可以只考虑那些标记可能发生改变的位置,而对于那些标记不会发生改变的位置则不用更新其标记。下面将考虑标记场中哪些位置的标记不易发生改变。为了方便表述,先给出均质点的概念。

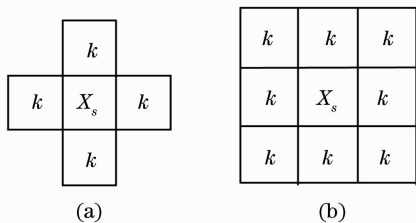


图 2 当  $X_s = k$  时, (a)  $s$  为一阶邻域的均质点;  
(b)  $s$  为二阶邻域系统的均质点

Fig. 2 When  $X_s = k$ ,  $s$  is a homogeneous point. (a) In the first order neighborhood system; (b) in the second order neighborhood system

定义 1. 对于给定的邻域系统  $N = \{N_s, s \in S\}$ , 一个点  $s$  称为此邻域的均质点当且仅当点  $s$  和它所有的邻居具有相同的标记, 否则称点  $s$  为非均质点(图 2)。

非均质点是和邻域相关的一个概念, 在二阶邻域中的非均质点在一阶邻域系统中可能是一个均质点。非均质点和边缘是两个不同的概念, 一个边缘点一定为非均质点, 但一个非均质点不一定为一个边缘点。下面的结论显示对于(5)式给出的局部能量函数, 均质点的标记发生改变是一个小概率事件。

性质 1. 对于定义在二阶邻域系统上具有(5)式能量函数的 MLL 模型, 设  $g(\nabla_d) = \exp\{- (\nabla_d/k)^2\}$ , 其中  $\nabla_d = |y'_i - y'_s|$  表示标准化到  $[0, 1]$  后的图像观测值的边缘强度, 第  $i$  类的条件概率记为  $p_i(y_s) = \hat{p}(y_s | x_s = i)$ ,  $i \in L = \{1, 2, \dots, l\}$ , 其中  $y_s$  为标记为  $i$  的均质点  $s$  的强度, 则  $(E_s)_{x_s=i, x_l=i, l \in N_s} > (E_s)_{x_s=i, x_l=j, j \in L/\{i\}}$  的充要条件是

$$p_i(y_s) < \exp\left\{-10 \sum_{s, t \in N_s} \exp[-(\nabla_d/k)^2]\right\} p_j(y_s). \quad (9)$$

证明。由(5)式可知  $(E_s)_{x_s=i, x_l=i, l \in N_s} > (E_s)_{x_s=i, x_l=j, j \in L/\{i\}}$  等价于如下的不等式:

$$U_s(x_s = j, (x_l = i)_{l \in N_s}) - \alpha(t) \lg[p_j(y_s)] < U_s(x_s = i, (x_l = i)_{l \in N_s}) - \alpha(t) \lg[p_i(y_s)]. \quad (10)$$

由(8)式及  $L(X_{N_s \cup \{s\}})$  的定义可得, 对于一个均质点  $s$  有  $\alpha(t) = 1/10$ 。

将  $g(\nabla_d) = \exp\{- (\nabla_d/k)^2\}$  代入(7)式可得

$$U_s(x_s = j, (x_l = i)_{l \in N_s})_{j \neq i} = \sum_{l \in N_s} \exp[-(\nabla_d/k)^2], \quad (11)$$

$$U_s(x_s = i, (x_l = i)_{l \in N_s}) = 0. \quad (12)$$

再将  $\alpha(t) = 1/10$ 、(11)式和(12)式代入(10)式可得

$$\lg[p_i(y_s)]/10 < - \sum_{l \in N_s} \exp[-(\nabla_d/k)^2] + \lg[p_j(y_s)]/10. \quad (13)$$

将(13)式简化后即可得

$$p_i(y_s) < \exp\left\{-10 \sum_{s, t \in N_s} \exp[-(\nabla_d/k)^2]\right\} p_j(y_s). \quad (14)$$

这个结论给出了在 ICM 算法下一个均质点的标记从  $i$  变为  $j$  的条件。对于均质点  $s$ , 由于其标记不会远离其所在类的聚类中心,  $p_i(y_s)$  通常会比  $p_j(y_s)$  更大, 且对于二阶邻域系统有  $\exp(-80) < \exp\left\{-10 \sum_{s, t \in N_s} \exp[-(\nabla_d/k)^2]\right\} < \exp(-80/\sqrt[2]{e})$ 。

因而  $\exp\left\{-10 \sum_{s, t \in N_s} \exp[-(\nabla_d/k)^2]\right\} p_j(y_s)$  也是一个非常小的值。综上所述可知不等式(9)是一个极端小概率事件, 可以认为该事件在实际应用中不会发生。于是利用给定能量函数(5), (7), (8)及 ICM 优化算法(6)进行图像分割时无需再更新均质

点的标记而认为其标记不会发生改变, 只需要跟踪那些非均质点并更新其标记即可。由于非均质点数量通常远小于整幅图像中点的数量, 从而可极大地减少计算量。

### 3.3 快速的 SAR 图像分割算法

所提出的算法首先利用  $K$  均值算法得到初始分割图像, 然后不断地检测和更新非均质点直到收敛。算法的主要步骤如下:

- 1) 利用  $K$  均值方法得到初始分割图像<sup>[5]</sup>;
- 2) 基于当前分割  $x^{(t)}$  来估计图像统计分布的参数向量  $\Theta^{(t)}$ , 其中  $t$  是当前的迭代数;

3) 确定非均质点集  $S_{\text{het}}^{(q)}$ , 利用(5)~(8)式对其标记进行更新, 得到新的分割结果  $x^{(q+1)}$ ;

4) 重复第2), 3)步直到满足收敛条件, 即得到最后的分割图像。

在 SAR 图像分割过程中需要对观测的 SAR 图像进行统计建模。对合成 SAR 图像和多视机载 SAR 图像选择高斯分布进行统计建模<sup>[11]</sup>。对于城市及森林等非均质区域则选择广义 Gamma 分布作为其统计模型, 其参数估计可参考文献[18]。

## 4 实验结果

实验主要比较了四类方法的分割精度和运行时间: 常数权 MRF (CW-MRF), 可变权 MRF (VW-MRF)<sup>[11]</sup>, 应用语义的区域成长 (IRGS)<sup>[15]</sup> 和提出的 EAW-MRF 分割模型, 模型的参数取值为  $k=5$ ,  $c_1=0.9$ ,  $c_2=5$ 。所用编程软件为 Matlab7.0.1, 处理器为 Pentium Dual-Core 2 GHz 以及 512 MB 内存。算法终止条件为连续三次迭代像素的标记没有发生改变或迭代达到 100 次。

图像分割结果的评价分为主观评价和客观评价。对具有真实分类结果的合成图像, 客观评价标

准采用分割的精确度和边缘精确度, 其中边缘精度采用  $F$  度量<sup>[19]</sup>, 误差容忍值为 2 pixel,  $F$  度量越大, 精度越高。对真实 SAR 图像, 客观评价标准采用标准化似然比对数值和比图方差<sup>[20]</sup>, 分别记为  $|D|$  和  $R_{\text{var}}$ , 它们的值越小表示分割的一致性越好。

### 4.1 合成图像

第一幅合成图像为强度均值分别为 90 和 130 的斑点噪声剪切板图像[图 3(a1), 200 pixel×200 pixel,  $\sigma^2=0.03$ ], 用于检验模型保持细节的能力。第二幅合成图像为强度均值分别为 80, 130 和 160 的三视 Gamma 分布合成 SAR 图像[图 3(a2), 332 pixel×245 pixel], 用于检验模型消除区域误差的能力。结果显示基于 CW-MRF 模型和 IRGS 方法部分或全部地抹去了图像中重要的细节结构[图 3(b1), (d1)]。当图像中的两类像素强度出现重叠时(图 3 第 2 行), CW-MRF 和 VW-MRF 模型的分割结果包含大量的区域和边缘误差[图 3(b2), (c2)]。IRGS 方法能消除大部分区域误差, 但存在部分边缘误差。相对于其他模型, EAW-MRF 模型具有更优的分割结果[图 3(e1), (e2)], 量化评价结果见表 1。

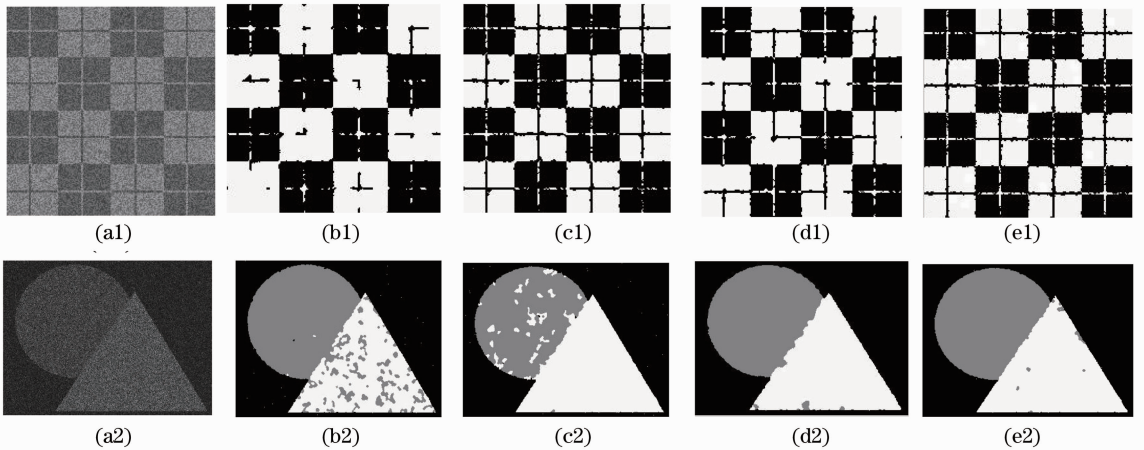


图 3 合成 SAR 图像分割结果。(a1), (a2) 合成图像; (b1), (b2) CW-MRF 分割结果; (c1), (c2) VW-MRF 分割结果; (d1), (d2) IRGS 分割结果; (e1), (e2) EAW-MRF 分割结果

Fig. 3 Segmentation of synthetic SAR images. (a1), (a2) Synthetic images; (b1), (b2) with CW-MRF; (c1), (c2) with VW-MRF; (d1), (d2) with IRGS; (e1), (e2) with EAW-MRF

表 1 合成图像分割精度

Table 1 Segmentation accuracy of synthetic images

Model	Accuracy / %		Edge accuracy ( $F$ -measure)	
	Fig. 3(a1)	Fig. 3(a2)	Fig. 3(a1)	Fig. 3(a2)
CW-MRF	95.30	91.36	0.7319	0.6090
VW-MRF	97.32	92.24	0.9625	0.5284
IRGS	95.96	96.51	0.8780	0.7182
EAW-MRF	97.35	97.74	0.9289	0.7723



## 4.2 真实的 SAR 图像

检验四类方法对包含复杂场景的星载 SAR 图像[图 4(a1),(a2), 256 pixel×256 pixel]及包含简单场景的高分辨率机载 SAR 图像[图 5(a), 256 pixel×256 pixel]的分割效果。图 4 是四类方法对四川省江油市市区一角及森林和水体的分离实验。分割结果显示 CW-MRF 模型不能正确地分割水体和森林及水体和市区。虽然 VW-MRF 模型和 IRGS 方法能基本正确地分割这些图像,但分割结果包含大量的斑点噪声。可见以上三种方法都不能

很好地分割具有复杂场景的 SAR 图像。而所提出的方法能较好地将水体从城市和森林中分离出来。图 5 是四类方法对农田区域的分割实验。分割结果显示四种方法都能比较好地分割农田区域。CW-MRF 和 IRGS 方法的分割结果比较光滑,但左下角都包含了较大的区域误差,导致分割精度降低。而 VW-MRF 分割结果包含较多的斑点噪声。相对上面三种方法,EAW-MRF 分割结果能够达到比较好的平衡。分割的量化评价结果如表 2 所示。

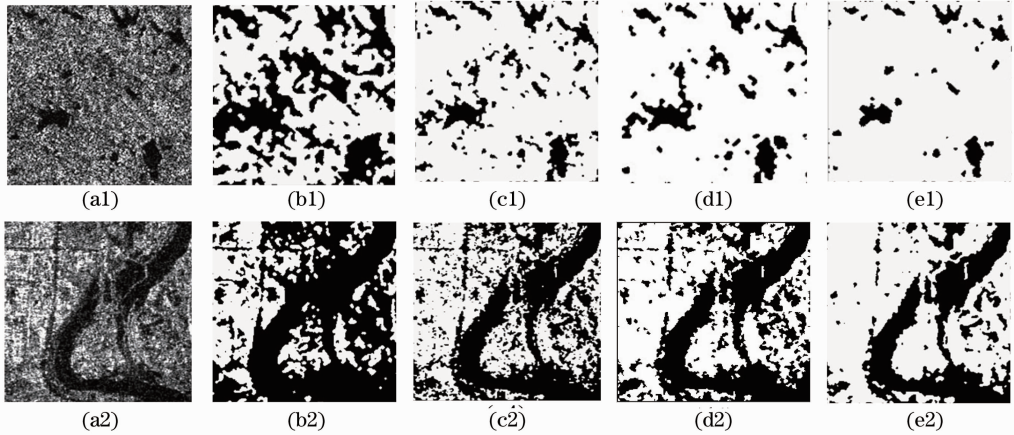


图 4 星载 SAR 图像分割结果。(a1),(a2)真实的 SAR 图像;(b1),(b2) CW-MRF 分割结果;(c1),(c2) VW-MRF 分割结果;(d1),(d2) IRGS 分割结果;(e1),(e2) EAW-MRF 分割结果

Fig. 4 Segmentation of satellite-borne SAR images. (a1),(a2) Real SAR images; (b1),(b2) with CW-MRF; (c1),(c2) with VW-MRF; (d1),(d2) with IRGS; (e1),(e2) with EAW-MRF

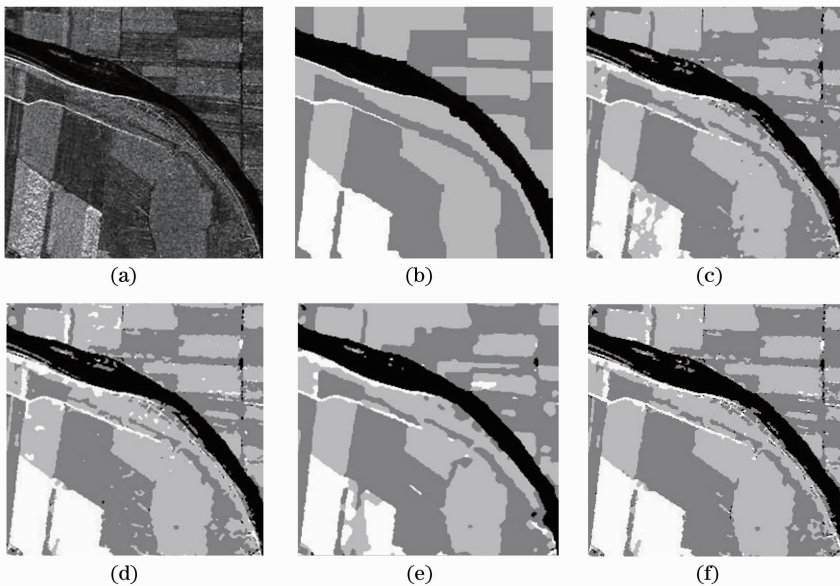


图 5 机载 SAR 图像分割结果。(a)真实的 SAR 图像;(b)手动分割结果;(c) CW-MRF 分割结果;(d) VW-MRF 分割结果;(e) IRGS 分割结果;(f) EAW-MRF 分割结果

Fig. 5 Segmentation of air-borne SAR image. (a) Original image; (b) manual segmentation results; (c) with CW-MRF; (d) with VW-MRF; (e) with IRGS; (f) with EAW-MRF

表 2 四类方法对真实 SAR 图像的分割表现

Table 2 Segmentation performance among four methods

Model	Fig. 4(a1)		Fig. 4(a2)		Fig. 5(a)	
	$ D $	$R_{var}$	$ D $	$R_{var}$	$ D $	$R_{var}$
CW-MRF	0.4516	0.2974	0.4678	0.2831	0.3037	0.1317
VW-MRF	0.3487	0.1963	0.3664	0.1819	0.2989	0.1213
IRGS	0.2543	0.1547	0.3150	0.1807	0.3051	0.1405
EAW-MRF	0.2127	0.1342	0.2624	0.1785	0.2550	0.0884

#### 4.3 计算时间

基于 EAW-MRF 的 SAR 图像快速分割算法的计算复杂度为  $O(nmk)$ ，其中  $n$  表示图像像素数， $m$  表示迭代次数， $k$  表示分割类数。由于算法在每次迭代过程中只检测和更新非均质点的标记，而非均

质点的数目通常远少于整幅图像像素数目，且在迭代过程中由于分割图像越来越光滑，非均质点的数量也会随着迭代次数的增加而迅速减少。因此 EAW-MRF 分割方法的实际运行时间远少于其他三种分割方法，具体运行时间可见表 3。

表 3 SAR 图像分割时间(单位: s)

Table 3 Running time for SAR images (unit: s)

Model	Fig. 3(a1)	Fig. 3(a2)	Fig. 4(a1)	Fig. 4(a2)	Fig. 5(a)
CW-MRF	35.3	130.6	24.1	35.0	94.69
VW-MRF	20.9	110.6	29.2	65.1	86.24
IRCS	39.8	132.5	34.1	53.8	102.10
EAW-MRF	4.1	18.3	12.7	19.8	16.90

## 5 结 论

提出了一种针对 SAR 图像分割的包含边缘惩罚及自适应权的 MRF 分割模型及其快速优化算法。模型中区域因子和数据因子的相互作用能根据图像边缘及局部场景的复杂性和分割的阶段而自适应地调整到更优的状态，因而模型能够适应那些包含各种复杂场景的 SAR 图像的分割。针对提出的分割模型在迭代过程中大部分像素的标记没有发生改变的特点提出了非均质点跟踪算法，该算法只跟踪和更新非均质点的标记，从而极大地降低了计算复杂度。对合成 SAR 图像和真实的 SAR 图像的分割实验显示所提出的算法能提高分割的精度并显著减少运行时间。

### 参 考 文 献

- 1 L Arantzazu, A Jesus, A Lourdes, *et al.*. Backscattering behavior of rain-fed crops along the growing season [J]. *IEEE Geo Remote Sens Lett*, 2013, 10(2): 386–390.
- 2 B Nicolas, D F Pascale, D Xavier, *et al.*. Sensitivity of main polarimetric parameters of multifrequency polarimetric SAR data to soil moisture and surface roughness over bare agricultural soils [J]. *IEEE Geo Remote Sens Lett*, 2013, 10(4): 731–735.
- 3 P. Gamba, M. Aldrighi. SAR data classification of urban areas by means of segmentation techniques and ancillary optical data [J]. *IEEE J Sel Top Appl Earth Observation Remote Sens*, 2012, 5(4): 1140–1148.
- 4 A. Likas, N. Vlassis, J. J. Verbeek. The global  $k$ -means clustering algorithm [J]. *Pattern Recognit*, 2003, 36(2):

451–461.

- 5 Li Yuchuan, Tian Zheng. Multiscale image segmentation based on graph weighted kernel  $K$ -means [J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, 29(10): 2762–2767.
- 李昱川, 田 铮. 基于图的加权  $K$  均值的图像多尺度分割[J]. *光学学报*, 2009, 29(10): 2762–2767.
- 6 Guo Yajing, Tang Shunxing, Ji Lailin, *et al.*. Experimental study of multiple wavelength laser-induced damage in  $\text{SiO}_2$  based on near field and image segmentation [J]. *Acta Optica Sinica*, 2013, 33(1): 0114001.
- 郭亚晶, 唐顺兴, 季来林, 等. 基于激光近场和图像分割技术的复合波长诱导熔石英损伤实验研究[J]. *光学学报*, 2013, 33(1): 0114001.
- 7 Wang Huaying, Zhang Zhihui, Liu Feifei, *et al.*. Improved phase unwrapping algorithm based on image segmentation and mergers [J]. *Chinese J Lasers*, 2012, 39(10): 1009002.
- 王华英, 张志会, 刘飞飞, 等. 对基于图像分割与合并的相位展开算法的改进[J]. *中国激光*, 2012, 39(10): 1009002.
- 8 Gao Xiaoliang, Wang Zhiliang, Liu Jiwei, *et al.*. Variable domain algorithm for image segmentation using statistical models based on intensity features [J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, 31(1): 0115003.
- 高晓亮, 王志良, 刘冀伟 等. 基于灰度特征统计的可变区域图像分割算法[J]. *光学学报*, 2011, 31(1): 0115003.
- 9 Zuo Zhiqian, Zhang Zuxun, Zhang Jianqing. Classification of lidar point clouds for urban area based on multi-echo region ratio and recognition topology model [J]. *Chinese J Lasers*, 2012, 39(4): 0414001.
- 左志权, 张祖勋, 张剑清. 区域回波比率与拓扑识别模型结合的城区激光雷达电晕分类方法[J]. *中国激光*, 2012, 39(4): 0414001.
- 10 Li Zhijun, Wang Weihua, Niu Zhaodong, *et al.*. Cloud recognition from infrared remote sensing images under city background [J]. *Chinese J Lasers*, 2012, 39(11): 1108006.
- 李志军, 王卫华, 牛照东, 等. 城区红外遥感云层检测技术[J]. *中国激光*, 2012, 39(11): 1108006.

- 11 H W Deng, D A Clausi. Unsupervised image segmentation using a simple MRF model with a new implementation scheme [J]. *Pattern Recognit*, 2004, 37(12): 2323–2335.
- 12 H W Deng, D A Clausi. Unsupervised segmentation of synthetic aperture radar sea ice imagery using a novel Markov random field model [J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2005, 43(3): 528–538.
- 13 Xiaogang Lei, Ying Li, Na Zhao. Fast segmentation approach for SAR image based on simple Markov random field [J]. *J Systems Engineering and Electronics*, 2010, 21(1): 31–36.
- 14 Yan Wu, Ming Li, Peng Zhang, *et al.*. Unsupervised multi-class segmentation of SAR image using triplet Markov fields models based on edge penalty [J]. *Pattern Recognit Lett*, 2011, 32(11): 1532–1540.
- 15 Q Y Yu, D A Clausi. IRGS: image segmentation using edge penalties and region growing [J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2008, 30(12): 2126–2139.
- 16 P Yu, A K Qin, D A Clausi. Unsupervised polarimetric SAR image segmentation and classification using region growing with edge penalty [J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2012, 50(4): 1302–1317.
- 17 S Z Li. *Markov Random Field Modeling in Image Analysis* (3rd edition) [M]. New York: Springer-Verlag, 2009.
- 18 H C Li, W Hong, Y R Wu, *et al.*. On the empirical-statistical modeling of SAR images with generalized Gamma distribution [J]. *IEEE J Sel Top Signal Process*, 2011, 5(3): 386–397.
- 19 D Martin, C Fowlkes, J Malik. Learning to detect natural image boundaries using local brightness, color and texture cues [J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2004, 26(1): 1–20.
- 20 R Caves, S Quegan, R White. Quantitative comparison of the performance of SAR segmentation algorithms [J]. *IEEE Trans Image Process*, 1998, 7(11): 1534–1546.

栏目编辑: 李文喆