

一种多源遥感图像分割的融合新策略

杨艺, 韩崇昭, 韩德强

(西安交通大学电子与信息工程学院, 710049, 西安)

摘要: 为了充分利用多传感器遥感图像数据的互补信息来完成一致的图像解译工作, 基于区域邻接图构建了马尔可夫场模型(MRF), 并在 MRF 框架内提出了一种面向多源遥感图像分割的融合新策略. 针对由美国陆地卫星探测系统专题制图仪获取的一组多光谱图像和合成孔径雷达图像中的分割问题, 提出了具体的数据融合策略, 即结合多源图像中的局部特征显著性指标和人眼视觉系统中的重要性因子图制定了融合规则, 并在分割过程中充分考虑了传感器的可靠性对融合的影响. 人工和真实数据集上的比对分析表明, 新策略得到的分割图区域匀质性最好, 区域轮廓最清晰, 并且可以有效提高分割精度.

关键词: 马尔可夫场; 图像分割; 数据融合; 遥感图像

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2010)06-0088-05

A Novel Fusion Strategy for Segmentation of Multisensor Remote Sensing Images

YANG Yi, HAN Chongzhao, HAN Deqiang

(School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: A Markov random field (MRF) model is defined on a region adjacency graph, and a data fusion strategy for the segmentation of multisource remote sensing images in MRF framework is proposed to fully utilize the complementary information from multisensor remote sensing images for more consistent interpretation. A specific scheme for the segmentation of a set of landsat thematic mapper images and a synthetic aperture radar image is presented in detail. The joint segmentation scheme combines the local feature saliency measure of multisource images with the importance map of human visual system to develop a fusion rule for appropriately incorporating the source reliability to weigh the source influence. Comparative analysis on synthetic and real datasets shows that the new strategy can produce regions with the best homogeneity and the clearest boundary, and can effectively increase the segmentation accuracy.

Keywords: Markov random field; image segmentation; data fusion; remote sensing image

多源图像数据融合研究, 旨在运用多传感器的互补或冗余信息实现比运用单个传感器信息更好的解译效果^[1-5]. 合成孔径雷达(SAR)图像和多光谱光学图像(例如 Landsat TM 图像)是两类常用的来自属性不同的传感器的遥感数据. 由于这两类数据具备不同的特性^[1], 将它们综合使用, 可获得更好的解

译性能.

基于多源遥感图像的分割问题是遥感图像融合的一个重要研究方向, 它可以确定出具有显著特征的匀质区域, 同时能降低使用单传感器图像数据分割造成的分割误差^[1,5]. 在众多图像分割策略中, 基于马尔可夫场(MRF)模型的策略^[5-7]因其充分考虑

了图像邻域信息而倍受关注.此外,基于区域邻接图(RAG)的MRF模型^[5]在提取结构信息的同时能一定程度上降低传统的单纯MRF分割策略的运算量.随着对生物技术和人眼视觉系统(HVS)研究的发展,以模拟人类识别方式进行图像分割的方法已成为又一研究热点.

尽管基于RAG构建MRF不是一项新技术,但在考虑HVS特性的同时,将该技术与传感器特征显著性指标相结合来衡量传感器的可靠性,进而实现多源分割的研究方法并不多见.本文提出一种数据融合策略,在基于RAG的MRF框架下,对一组专题制图仪(TM)图像和SAR图像进行分割,用多源图像的局部特征显著性指标和HVS中的重要性因子图(IM)来衡量传感器的可靠性,构建融合规则.采用人工数据集和真实数据集的实验与分析表明,新策略比几种传统的分割策略更有效.

1 分割与MRF建模

1.1 Bayesian框架下的多源分割问题描述

假定有一组来自 D 个传感器的图像(量测) $\mathbf{Y} = \{\mathbf{Y}_d | 1 \leq d \leq Q\}$,每幅图像有 Q 个像素, $\mathbf{S} = \{S_i | 1 \leq i \leq Q\}$ 是对应于各像素点位置参数的节点集合.假设分割的类别数是已知的,令 $\mathbf{X} = \{X_i | 1 \leq i \leq Q\}$ 是分割类别标签的一组随机变量,其中每个 X_i 的取值属于集合 $\mathbf{W} = \{w_1, \dots, w_q\}$, $1 \leq i \leq Q$.根据Bayesian准则^[6],多源分割问题可以描述为如下用最大后验概率(MAP)估计的函数优化问题

$$\mathbf{X}^* = \arg \max_{\mathbf{x} \in \{\mathbf{W}\}^Q} \left\{ \frac{P(\mathbf{Y} = \mathbf{y} | \mathbf{X} = \mathbf{x}) P(\mathbf{X} = \mathbf{x})}{P(\mathbf{Y} = \mathbf{y})} \right\} \propto \arg \max_{\mathbf{x} \in \{\mathbf{W}\}^Q} \{P(\mathbf{Y} = \mathbf{y} | \mathbf{X} = \mathbf{x}) P(\mathbf{X} = \mathbf{x})\} \quad (1)$$

式中: $P(\mathbf{X} = \mathbf{x})$ 是类别标签 $\mathbf{x}$ 的先验概率; $P(\mathbf{Y} = \mathbf{y} | \mathbf{X} = \mathbf{x})$ 是给定类别标签条件下 $\mathbf{Y}$ 的类别条件概率(似然函数); $P(\mathbf{Y} = \mathbf{y})$ 是一个未知常数.

1.2 MRF建模

根据MRF理论的马尔可夫属性^[7],像素间的相互关系取决于 $\mathbf{S}$ 上的一个邻域系统 $\boldsymbol{\eta} = \{\boldsymbol{\eta}(S_i) | 1 \leq i \leq Q\}$,其中 $\boldsymbol{\eta}(S_i)$ 是 $\mathbf{S}$ 中与 S_i 相邻的一组像素点的位置.由Hammersley-Clifford定理^[7]可以得到马尔可夫场 $\mathbf{X}$ 的Gibbs分布,即

$$P(\mathbf{X} = \mathbf{x}) = \frac{1}{Z} \exp\left(-\frac{1}{T} U(\mathbf{x})\right) \quad (2)$$

式中: T 是温度参数; Z 是归一化常数; $U(\mathbf{x}) = \sum_{c \in C} V_c(\mathbf{x})$ 是能量, C 是集团的集合, $V_c(\mathbf{x})$ 是对应每

个集团的势能.

根据式(1)和式(2),该MRF的Bayes标记过程可以表示为

$$\mathbf{X}^* \propto \arg \min_{\mathbf{x} \in \{\mathbf{W}\}^Q} \{U(\mathbf{y} | \mathbf{x}) + U(\mathbf{x})\} \quad (3)$$

式中

$$U(\mathbf{y} | \mathbf{x}) = -\ln(P(\mathbf{Y} = \mathbf{y} | \mathbf{x} = \mathbf{x}))$$

$$U(\mathbf{x}) = -\ln(P(\mathbf{X} = \mathbf{x}))$$

2 分割策略

本文提出一种数据融合策略,用于在MRF框架内完成多源图像分割任务.使用的数据来自对应同一地区的一幅SAR强度图像和3幅多光谱TM图像,即传感器个数 $D=2$.令 $d=1$ 和 $d=2$ 分别表示数据来自TM和SAR,则TM和SAR图像的波段数分别为 $M_1=3$ 、 $M_2=1$.图1为该融合策略的流程图.

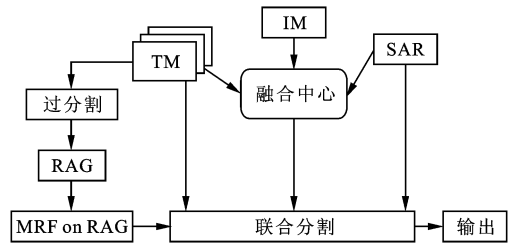


图1 融合流程描述

2.1 基于RAG构建MRF模型

为了能够部分地解决基于MRF的MAP分割方法运算量大的问题,并有效地提取结构信息,本文基于RAG构建了MRF模型^[5].该构建方法需要对分割的图像进行初始化,即使用TM图像进行初始分割^[8].下述的 $\{i | 1 \leq i \leq Q\}$ 表示分割的区域数,第 i 个区域用 A_i 表示.

2.2 新融合规则的构建

由于SAR强度图像和TM图像来自属性不同的异类传感器,成像机理不同,因此可以假设这种异类特性能够保证传感器间的独立性,则式(1)中的似然函数简化为

$$P(\mathbf{Y} | \mathbf{X}) = P(\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2 | \mathbf{X}) = P(\mathbf{Y}_1 | \mathbf{X}) P(\mathbf{Y}_2 | \mathbf{X}) \quad (4)$$

假设每个区域的观测值(像素值)是条件独立的,与类别标签无关,式(4)可以改写为

$$P(\mathbf{Y} | \mathbf{X}) = \prod_{i=1}^Q f_1(\mathbf{Y}_{1,i} | X_i) \prod_{i=1}^Q f_2(\mathbf{Y}_{2,i} | X_i) \quad (5)$$

式中: $f_1(\mathbf{Y}_{1,i} | X_i)$ 和 $f_2(\mathbf{Y}_{2,i} | X_i)$ 分别表示在 A_i 上的 TM 图像和 SAR 强度图像的概率分布; $\mathbf{Y}_{d,i}$ 是在 A_i 内由来自传感器 d 的 M_d 个特征(波段)组成的向量, $1 \leq i \leq Q, 1 \leq d \leq D$.

同时, 依据意见一致性理论, 可将传感器在不同区域上的可靠性对融合的影响引入区域 A_i 中, 则式(5)改写为

$$P'(\mathbf{Y} | \mathbf{X}) = \prod_{i=1}^Q (f_1(\mathbf{Y}_{1,i} | X_i))^{\alpha_{1,i}} \cdot \prod_{i=1}^Q (f_2(\mathbf{Y}_{2,i} | X_i))^{\alpha_{2,i}} \tag{6}$$

式中: $\alpha_{1,i}$ 和 $\alpha_{2,i}$ 分别代表 TM 图像和 SAR 强度图像在区域 A_i 的可靠性, $0 \leq \alpha_{d,i} \leq 1, d \in \{1, 2\}$.

与文献[4]中单纯凭借地面观测资料(这类资料并非一定可获取)描述传感器可靠性的研究方法不同, 本文策略无需借助地面观测资料. 基于不同传感器数据在不同区域上的可靠性异同的假设, 可以认为对同一个区域具有相对显著局部特性的传感器 d ($d \in \{1, 2\}$) 在该区域上能提供的有用信息可能更多, 因而可信度更高. 本文将人眼视觉系统机理引入融合机制中, 把多源图像的局部特征显著性指标和 HVS 中的重要性因子图(IM)^[9] 相结合, 来衡量传感器的可靠性, 构建融合规则, 从而进行多源分割.

一方面, 利用局部能量特征 $W_{d,i,k}$ ^[3] 可以衡量传感器在不同区域上的特征显著程度, 即

$$W_{d,i,k} = \sum_{m \in A_i} [I_{d,i,k}(m)]^2 \tag{7}$$

式中: $I_{d,i,k}(m)$ 是传感器 d 的第 k 波段数据在区域 A_i 上的像素值; m 是 A_i 内像素的位置.

令 $\alpha_{d,i,k}$ 是基于局部能量构建的传感器 d 的 k 波段数据在区域 A_i 上的特征显著性指标, $\alpha_{d,i,k}$ 可根据表 1 进行具体求解. $\xi_{i,k}$ 为 TM 第 k 波段数据与 SAR 数据在 A_i 区域的能量匹配程度, 即

$$\xi_{i,k} = \frac{2 \sum_{m \in A_i} I_{1,i,k}(m) I_{2,i,1}(m)}{W_{1,i,k} + W_{2,i,1}} \tag{8}$$

表 1 根据局部能量建立的特征显著性指标

局部能量	$\alpha_{1,i,k}$		$\alpha_{2,i,1}$	
	$\xi_{i,k} < t$	$\xi_{i,k} \geq t$	$\xi_{i,k} < t$	$\xi_{i,k} \geq t$
$W_{1,i,k} > W_{2,i,1}$	1	$0.5 + 0.5(\frac{1-\xi_{i,k}}{1-t})$	0	$0.5 - 0.5(\frac{1-\xi_{i,k}}{1-t})$
$W_{1,i,k} \leq W_{2,i,1}$	0	$0.5 - 0.5(\frac{1-\xi_{i,k}}{1-t})$	1	$0.5 + 0.5(\frac{1-\xi_{i,k}}{1-t})$

注: t 为衡量匹配度大小的阈值.

另一方面, 图像分割可以借助模拟视觉感知活动的机制, 根据 HVS 中影响注意力的初级因素和高级因素描述视觉显著性特征, 确定 RAG 每个区域的 IM^[9]. 本文主要根据 4 种因素计算遥感图像的 IM, 即区域 A_i 的对比度 $I_{\text{con}}(i)$ 、尺寸 $I_{\text{size}}(i)$ 、形状 $I_{\text{shape}}(i)$ 、前景/背景 $I_{\text{fore/back}}(i)$.

为了避免单纯的求和平均算法导致各因素的影响削弱, 这里采用先平方再求和的做法, 相应的 IM 计算式为

$$\Phi_i = \frac{I_{\text{con}}^2(i) + I_{\text{size}}^2(i) + I_{\text{shape}}^2(i) + I_{\text{fore/back}}^2(i)}{4} \tag{9}$$

将局部特征显著性指标 $\alpha_{d,i,k}$ 和 Φ_i 结合, 定义一个综合性指标 $\alpha_{d,i}, d \in \{1, 2\}$, 便可表征传感器在区域 A_i 上的可靠性, 即

$$\alpha_{1,i} = \frac{\sum_{k=1}^{M_1} \alpha_{1,i,k}}{M_1} \Phi_i; \alpha_{2,i} = \alpha_{2,i,1} \Phi_i \tag{10}$$

式中: M_1 是 TM 图像的波段(特征)数.

2.3 SAR 强度图像和 TM 图像的数据建模

相关文献已经论证了对数正态分布比高斯分布更适合描述 TM 图像或 SAR 强度图像的数据似然函数^[1]. 将 TM 图像或 SAR 强度图像经过对数运算, 以区域为单位表示成 M_d 维向量 $\mathbf{y}_{d,i,n}, n=1, \dots, N$, 对属于类别 $w_m (1 \leq m \leq q)$ 包含 N 个像素点的均质区域 A_i , 其概率分布为

$$f_d(\mathbf{y}_{d,i} | x_i = w_m) = (\exp(-\frac{1}{2} \text{tr}(\mathbf{R}_m^{-1} \cdot \sum_{n=1}^N (\mathbf{y}_{d,i,n} - \boldsymbol{\mu}_m)(\mathbf{y}_{d,i,n} - \boldsymbol{\mu}_m)^T))) / ((2\pi)^{M_d N/2} |\mathbf{R}_m|^{N/2}) \tag{11}$$

式中: $\mathbf{R}_m$ 和 $\boldsymbol{\mu}_m$ 分别表示类别 w_m 的协方差阵和均值向量; M_d 表示 TM 图像或 SAR 强度图像的波段数.

根据式(11),就可以对 TM 图像或 SAR 强度图像的数据似然进行求解,即

$$p(\mathbf{Y}_d \mid \mathbf{X}) = \prod_{i=1}^Q f_d(\mathbf{Y}_{d,i} \mid X_i), \quad d \in \{1,2\}$$

(12)

将上述各部分组合在一起,按图 1 的流程就可以完成图像分割. 为避免全局优化带来的大运算量问题,使用条件迭代模式(ICM) [7],并且将 $P(\mathbf{X}=\mathbf{x})$ 用面向分割的多级逻辑模型(MLL)建模[6].

3 实验与讨论

实验由基于人工数据集和真实数据集 2 部分组成. 实验环境:CPU 为 Intel(R) Pentium(R) M processor, 1.86 GHz;内存为 1GB DDR II;操作系统为 Windows XP-SP2;软件平台为 Matlab 7.0.4.

将传统的 MRF 法、以分类精度作为传感器可靠性度量的 MRF 法(r-MRF)与本文提出的策略进行了比较. 为了显示多源融合效果,分别单独采用 TM 数据和 SAR 数据对基于 RAG 构建 MRF 的分割策略进行了实验(分别用 TM-MRF 和 SAR-MRF 表示). 鉴于遥感图像的特殊性,评价分割性能需兼顾处理数据量与运算复杂度,所以采用参考文献 [10]的错分率和算法运行时间作为评价指标.

3.1 基于人工数据集的实验

基于一组真实遥感数据(ERS-2 SAR 图像和 Landsat TM 图像),使用感兴趣区域(ROI)技术,按不同类别划出多个数据块组成合成后的图像数据(1 幅 SAR 图像和 3 幅 TM 图像),每幅图像尺寸为 130×130 像素,分割类别分 4 类(类别 1:水体;类别 2:田地;类别 3:裸地;类别 4:城区). TM 的假彩色合成图像和 SAR 图像分别如图 2a 和图 2b 所示,根据这些数据构建的参照分割图如图 2h 所示. 由图 2d 可以看出,单纯使用 SAR 数据进行分割时,性能不好. 相比之下,由于 TM 数据本身噪声水平低,所以分割效果比 SAR 好,如图 2c 所示. 但是,具有不同类别标号的相邻区域有一定的相似性,这将导致相邻区域出现相互合并的情况. 由此可以看出,单纯使用 TM 数据或者 SAR 数据进行分割的效果并不理想,但分别基于这 2 种数据的分割有一定互补性. 图 2e~图 2g 为同时采用 TM 和 SAR 数据的多源分割策略的效果图. 表 2 列出了几种分割策略的定量分割效果比较. 总的来看,多源分割的效果优于单源分割的效果,错分率低,单源分割中出现的区域混淆情况在多源分割的策略中都有所改善,区域轮廓

更清晰,从而体现了多源融合的意义. 进一步比较各种多源分割策略,可以看到,新策略得到的分割图区域匀质性最好,区域轮廓最清晰最平滑,同时错分率最低,但是运行时间最长.

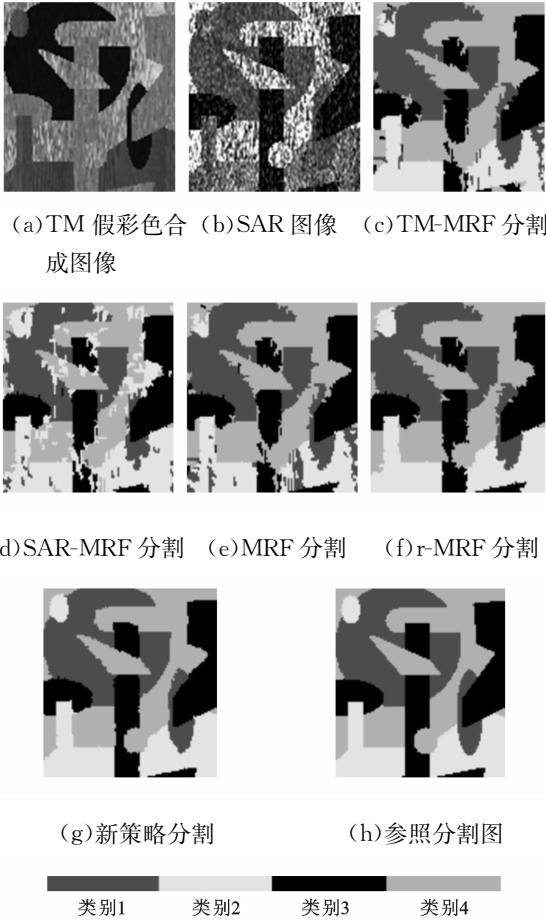


图 2 不同策略的分割效果

表 2 人工数据集下不同分割策略的性能比较

分割策略	TM-MRF	SAR-MRF	MRF	r-MRF	新策略
错分率/%	7.70	12.83	9.42	3.88	2.33
运行时间/s	620.30	603.82	650.40	691.38	792.12

3.2 基于真实数据集的实验

实验中使用了一组真实遥感数据,由 1 幅 ERS-2 SAR(C 波段,VV 极化)图像和 3 幅 Landsat TM 图像组成. 每幅图像尺寸为 100×130 像素,分割类别为 4 类(类别 1:高粱、玉米地;类别 2:稻田;类别 3:裸地;类别 4:菜地). TM 的假彩色合成图像和 SAR 图像分别如图 3a 和图 3b 所示. 由于没有地面观测资料,无法构建参照分割图,故采用定性的目视方式评价各策略的分割效果,分割效果如图 3c~图 3g 所示. 可以看出:仅采用 TM 数据进行分割,整体

效果是比较理想的,但局部区域有些混淆;仅采用 SAR 数据进行分割,效果很不理想,分割出的区域匀质性很差,边界模糊.同时使用 2 种数据的分割效果如图 3e~图 3g 所示,它们的目视效果总体上是令人满意的,新策略的分割效果则更好.表 3 给出了不同算法的运行时间比较,可以看出新策略在运行时间上不占优势.综合来看,本文新策略相比其他策略更为有效.

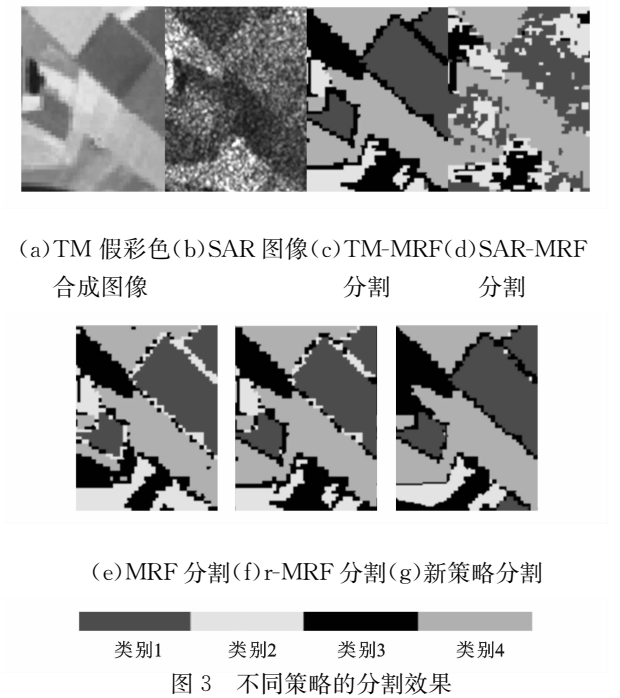


表 3 真实数据集下不同分割策略的运行时间比较

分割策略	TM-MRF	SAR-MRF	MRF	r-MRF	新策略
运行时间/s	600.03	593.17	610.11	652.35	690.94

4 结论与展望

本文提出一种在 MRF 框架内利用数据融合技术对 SAR 图像和多光谱光学图像进行多源分割的新策略.该策略引入源自人眼视觉系统的 IM 参数,根据多源图像特征制定融合规则,在衡量特征显著性的同时考虑了各传感器的可靠性对融合的影响.人工数据集和真实数据集上的实验结果表明,新策略比几种传统分割方法的分割效果都更理想,能在提高分割精度的同时提升总体分割效果,为进一步对图像的分析 and 理解打下了基础.由于基于区域合并的分割方法通常将大量的运算时间消耗在搜索、移除和更新上,运行效率可通过改进优化方法和程序来提高.下一步的研究将致力于在大规模数据集上进一步验证该策略的合理有效性,并将 HVS 对

融合性能的影响做具体分析.此外,将本文的研究思想拓展到多时相遥感图像信息解译领域也将是一个新的研究目标.

参考文献:

[1] LOMBARDO P, OLIVER C J, PELLIZZERI T M, et al. A new maximum likelihood joint segmentation technique for multitemporal SAR and multiband optical images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41(11): 2500-2518.

[2] POHL C, VAN GENDEREN J L. Multisensor image fusion in remote sensing concepts, methods and applications [J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(5): 823-854.

[3] BURT P J, KOLCZYNSKI R J. Enhanced image capture through fusion [C] // Proceedings of IEEE 4th International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1993: 173-182.

[4] BENEDIKTSSON J A, SWAIN P H. Consensus theoretic classification methods [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1992, 22(4): 688-704.

[5] SARKAR A, BISWAS M K, KARTIKEYAN B, et al. A MRF model-based segmentation approach to classification for multispectral imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 4(5): 1102-1113.

[6] GEMAN S, GEMAN D. Stochastic relaxation, Gibbs distribution and the Bayesian restoration of images [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1984, 6(6): 721-741.

[7] LI S Z. Markov random field modeling in computer vision [M]. New York, USA: Springer-Verlag, 2001.

[8] SUK M, CHUNG S. A new segmentation technique based on partition mode test [J]. Pattern Recognition, 1983, 16(5): 469-480.

[9] OSBERGER W, MAEDER A J. Automatic identification of perceptually important regions in an image[C] // Proceedings of IEEE 14th International Conference on Pattern Recognition. Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer Society, 1998: 701-704.

[10] 田小林,焦李成,缙水平. 具有细节保护的自适应邻域 SAR 图像分割[J]. 模式识别与人工智能, 2008, 21(4): 527-534.

TIAN Xiaolin, JIAO Licheng, GOU Shuiping. SAR image segmentation with detail preserving based on adaptive neighborhoods[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2008, 21(4): 527-534.

(编辑 刘杨 苗凌)