

# 顾及空间邻域关系的多时相 SAR 影像变化检测

江利明<sup>1</sup> 廖明生<sup>1</sup> 张路<sup>2</sup> 林琿<sup>2</sup>

(1 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 武汉市珞喻路 129 号, 430079)

(2 香港中文大学太空与地球信息科学研究所, 香港新界沙田)

**摘要:**提出了一种顾及空间邻域关系的多时相 SAR 影像非监督变化检测方法, 采用马尔可夫随机场 (Markov random field, MRF) 模型描述 SAR 比值差异图像的空间上下文信息, 提出了基于该模型的 EM-MPM 非监督变化检测算法。实例研究表明, 与未顾及空间上下文信息的 EM 双阈值算法相比, 该方法能够有效地提高变化区域提取的可靠性和准确性。

**关键词:**多时相 SAR 影像; 变化检测; MRF; EM 算法

**中图分类号:**TP751; P237.4

遥感变化检测技术已在环境监测、土地利用与覆盖、战场打击评估和 GIS 数据更新等方面得到广泛的应用<sup>[1, 2]</sup>。目前, 多时相遥感影像变化检测方法总体可分为两大类<sup>[2]</sup>: 分类后比较法和直接比较法。直接比较法相对简单、直观, 特别适用于具有重复、稳定的轨道且定标性能良好的 SAR 影像的变化检测分析<sup>[3]</sup>, 具体可见文献 [3-6]。但它们并没有考虑像元的空间上下文信息, 且受 Speckle 噪声的影响, 误检和漏检现象比较严重, 检测效果并不理想。文献 [7] 的研究表明, 在 SAR 影像处理与分析中, 如果充分利用空间上下文信息, 将有助于抑制斑点噪声的影响, 提高变化检测精度。本文提出一种顾及空间邻域关系的多时相 SAR 影像非监督变化检测方法。

## 1 基于 MRF 的变化检测图像模型

目前, 比值法和差值法是获取多时相 SAR 差异图像的两种常用方法。与差值法相比, 比值差异图像与原始 SAR 图像的平均强度值无关, 而且减少了辐射定标误差的影响。Rignot 等人根据多视 SAR 强度影像服从 Gamma 分布的假设, 从理论上证明了比值法更适合多时相 SAR 影像的变化检测<sup>[3]</sup>。另外, 由于对数变换能压缩比值图像的变化范围, 并将乘性噪声转换成加性噪声, 因

此, 本文采用经对数拉升处理后的 SAR 比值图像作为差异影像。

设有限像素点集  $S = \{s = (i, j); 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N\}$  ( $M, N$  分别为图像的高度和宽度) 上存在一个标号随机场  $X = \{x_s, x_s \in W, s \in S\}$  和观测随机场  $Y = \{y_s, s \in S\}$ ,  $x_s$  和  $y_s$  分别表示点  $s$  处随机场  $X$  和  $Y$  中的一个元素, 标号集  $W = \{\omega_h, \omega_1, \omega_2\}$ ,  $\omega_h, \omega_1, \omega_2$  分别表示两时相间地物后向散射强度不变、减弱、增强三种类别标记。设  $y$  为实际观测图像 (SAR 差异影像),  $x$  为标号图像, 分别表示随机场  $Y$  和  $X$  的一个实现。

### 1.1 标号随机场模型

MRF 模型被认为是精确描述图像空间上下文相关约束性最具代表性的统计模型, 在图像分析领域得到了广泛应用<sup>[8]</sup>。假设标号随机场  $X$  是一个离散的 MRF, 根据 Hammersley-Clifford 定理, MRF 可以等效为 Gibbs 分布, 则  $X$  的类别联合概率分布可以表示为<sup>[8]</sup>:

$$P_X(x) = \frac{1}{Z} \exp[-U(x)] \quad (1)$$

式中,  $Z$  是归一化因子;  $U(x)$  是 Gibbs 能量函数:

$$U(x) = \sum_{c \in C} V_c(x_s, x_r) \quad (2)$$

式中,  $V_c(x_s, x_r)$  是基团势能函数;  $x_s, x_r$  为相邻点的类别标号值。考虑计算效率, 本文采用各向同性的多层逻辑马尔可夫随机场 (MLL MRF) 描述

标号场<sup>[9]</sup>, 并且采用同构且各向同性的二阶邻域系统和双像素类型的二元基团。  $V_c(x_s, x_r)$  定义如下:

$$V_c(x_s, x_r) = \begin{cases} -\beta, & x_s = x_r \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $\beta > 0$  是二元基团的模型参数, 一般在 0.5~1.5 之间, 可以由无监督估计算法(如 EM 算法)估计得到, 但计算费时、复杂, 本文取  $\beta = 1.0$ 。

### 1.2 观测随机场模型

由于混合高斯分布能够较好地描述 SAR 对数比值差异图像的条件概率分布<sup>[10]</sup>, 因此, 在已知标号随机场  $X$  的情况下, 假设观测随机场  $Y$  的各随机变量相互独立, 则 SAR 差异图像模型的条件概率密度函数可定义为:

$$p_{Y|X}(y/x) = \prod_{s \in S} p(y_s/x_s) = \prod_{s \in S} \frac{1}{\sqrt{2\pi\alpha_c^2}} \exp\left\{-\frac{(y_s - \mu_c)^2}{2\alpha_c^2}\right\} \quad (4)$$

式中, 类别统计参数  $\alpha_c \in \{\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2\}$ ;  $\mu_c \in \{\mu_0, \mu_1, \mu_2\}$ , 分别表示变化检测分析中后向散射强度不变、增强、减弱区域的方差和均值。

根据贝叶斯定理和式(1)、式(4), 在给定观测数据  $Y$  时, 标号随机场  $X$  的后验概率分布可表示为:

$$p_{X|Y}(x/y) = \frac{1}{Z_p} \exp[-U(x/y)] = \frac{1}{Z_p} \exp[-U(x) - U(y/x)] \quad (5)$$

式中,  $Z_p$  为公共常数项;  $U(x/y)$  是整个双层马尔可夫随机场模型的系统能量函数;  $U(y/x)$  是条件概率模型能量:

$$U(y/x) = \sum_{s \in S} \left[ \frac{1}{2} \ln |2\pi\alpha_c^2| + \frac{(y_s - \mu_c)^2}{2\alpha_c^2} \right] \quad (6)$$

因此, 标号场 MAP 的最优估计转化为求解系统能量函数最小值问题, 即

$$\hat{x} = \arg \max_{x \in X} p_{X|Y}(x/y) \propto \arg \min_{x \in X} [U(x/y)] \quad (7)$$

## 2 EM-MPM 变化检测算法

求解系统能量函数最小值时的标号场涉及到类别统计参数  $\alpha_c$  和  $\mu_c$  的估计以及系统能量函数的极小值求解。这些类别统计参数估计与未知的类别标号有很强相关性, 因此属于从不完整数据中估计参数问题。本文采用非监督的 EM 算法解决这个问题, 其核心思想就是根据已有数据来递归估计似然函数, 算法具体描述可参见文献<sup>[11]</sup>。

另一方面, 系统能量函数的极小值求解属于

组合优化 (combinatorial optimization) 问题, 直接求解困难很大, 考虑到分类结果精度和运行时间复杂度两者之间的平衡, 本文采用 MPM 优化算法。

MPM 算法最早由 Marroquin 等人提出, 主要应用于图像分割领域, 其出发点是最小化错误分割损失函数, 可以证明该最小化过程等效于最大化每个像元上类别标记的后验边缘概率<sup>[8]</sup>, 即对于每个像元, 其最优的类别标记由下式决策规则给出:

$$\hat{x}_s = \arg \max_{x_s \in X} p(x_s/y), \quad \forall s \in S \quad (8)$$

MPM 算法的关键是估计各类别标记的后验边缘概率, 假设对于一条包含  $R = 3^{M \times N}$  个可能状态的马尔可夫链, 如果经过  $k$  次迭代后, 该马尔可夫链趋于稳定, 那么后验边缘概率可通过统计其状态序列中每个像元上每一类别标记出现的次数估计得到, 估计公式如下<sup>[8]</sup>:

$$P(x_s = \omega/y) \approx \frac{1}{k} \sum_{t=1}^k u_{\omega,s}(t), \quad \forall s \in S, \omega \in W \quad (9)$$

其中,  $t$  表示马尔可夫链中的第  $t$  时刻; 代价函数

$$u_{\omega,s}(t) = \begin{cases} 1, & x_s = \omega \\ 0, & x_s \neq \omega. \end{cases}$$

EM-MPM 算法的具体实施步骤如下: 选取参数值。包括温度  $T$  和迭代次数  $K$ , 前者的取值要求能够保证马尔可夫链逐渐趋于稳态 ( $T$  一般小于 2), 后者的取值既要保证后验边缘概率估计的精度, 又要考虑计算开销 ( $K$  一般小于 100)。初始化组态。通过 EM 阈值算法得到整个 SAR 比值差异图像的初始标号场。迭代更新组态。对所有点  $s \in S$ , 保持邻域中其他像素的标号值不变, 从标号集  $W$  中随机选择另一个标号赋予当前像素, 计算前后两种类别标号间的系统能量差:

$$\Delta U = U(x'_s/y) - U(x_s/y)$$

如果  $\Delta U < 0$ , 则用新标号  $x'_s$  替换当前的  $x_s$ ; 否则, 计算接受新标号的概率  $\exp(-\Delta U/T)$ , 通过与  $(0, 1)$  区间均匀分布器产生的一随机数比较, 判断是否需要标号替换。迭代更新指定的次数。将步骤 迭代  $K$  次达到收敛, 并记录  $K$  次所有的标号集。估计后验边缘概率和结果输出。对所有点  $s \in S$ , 根据式(9) 计算每个点的后验边缘概率, 并按照式(8) 进行 MPM 估计, 获得该点的最佳标号。经以上步骤, 得到系统能量函数最小值时的标号场, 最终生成分类结果图。

## 3 实验结果与分析

实验区位于深圳/香港的地区, 用于变化检测

的两时相 SAR 影像均为 ERS-2 SAR 数据,获取时间分别为 1996 年 3 月 19 日和 1999 年 11 月 19 日。在进行变化检测分析之前,对两幅 SAR 影像进行精确自动配准,精度优于 0.1 个像元,采用 3 × 3 均值滤波以抑制噪声影响。分别裁剪出 1 110 像素 × 700 像素,面积约 308 km<sup>2</sup> 的研究区

域,包括深圳的罗湖、福田和南山区部分及香港的新界北部,地表覆盖类型深圳部分以城区用地为主,香港部分主要是山地类型,图 1、图 2 给出了研究区域两时相的 ERS-2 SAR 图像,图 3 是两幅 SAR 影像通过比值运算并经对数拉升后的差异图像。

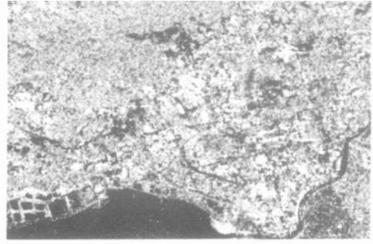
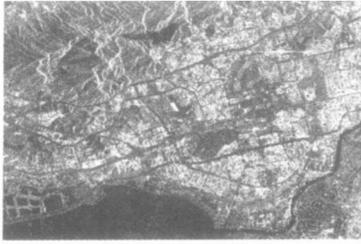


图 1 1996-3-19 获取的 ERS-2 SAR 实验区影像

图 2 1999-11-19 获取的 ERS-2 SAR 实验区影像

图 3 比值差异图像(经对数拉升处理)

Fig. 1 ERS-2 Image on Mar. 19, 1996

Fig. 2 ERS-2 Image on Nov. 19, 1996

Fig. 3 Logarithmic-Ratio Image

采用本文提出的 EM-MPM ( $T = 1.5, K = 68$ ) 算法提取的变化区域检测结果如图 4 所示,检测结果包括后向散射增强和减弱区域,背景图为 1999 年的 SAR 影像(下图同)。顾及空间邻域关系的变化检测结果(图 4)与单纯采用 EM 双阈值算法的结果相比(图 5),同一类别的孤立像元减少了很多,变化区域的连通性和平滑性得到了明显的改善。根据光学图像目视解译和实地验证,检测的变化信息符合深圳市 1996 年到 1999 年的城市发展情况,说明采用多时相 ERS-1/2 SAR 图像比值法并经 EM-MRF 自动变化检测处理后,能够检测和识别出由于城市用地变更以及自然季节引起的土地覆盖变化信息。

较 EM-MPM 算法与 EM 双阈值算法提取的地表变化分类结果,可以看出,后向散射减弱像元的漏检误差大大降低(像元数从 9 150 减少到 5 850),同时后向散射不变像元类别的使用者精度得到了较大提高,从 69.91% 到 79.02%。综合起来,EM-MPM 算法提取结果的总体精度为 83.70%,较 EM 双阈值算法提高了 10%,并且 Kappa 系数也有了显著提高,这说明利用上下文信息可以有效地提高地表变化区域自动提取的精度和可靠性。

为了定量地评价变化区域的检测精度,通过 SAR 影像和光学影像的综合目视判读并与地面调查情况对照分析,从实验区中选出变化区域的典型样本区、后向散射增强、不变和减弱样本区的样本个数分别为 11 461、35 536 和 19 150,上述实验结果定量精度评估的误差矩阵如表 1 所示。比

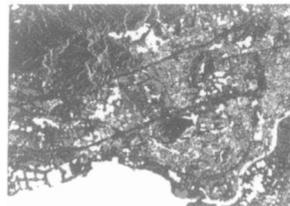


图 4 EM-MPM 算法变化检测结果

图 5 EM 双阈值算法变化检测结果

Fig. 4 Change Detection Result of EM-MPM Algorithm

Fig. 5 Change Detection Result of EM Algorithm

表 1 变化检测结果误差矩阵

Tab. 1 Confusion Matrix for the Change-Detection Result

样本数	样本数(双阈值 EM 算法)					样本数(EM-MPM 算法)				
	减弱	未变化	增强	总和	使用者精度/%	减弱	未变化	增强	总和	使用者精度/%
检测	9 824	780	193	10 797	90.99	12 968	700	218	13 886	93.39
结果	9 150	34 393	5 654	49 497	69.91	5 850	34 450	3 298	43 598	79.02
生产者精度/%	176	353	5 614	6 143	91.39	332	386	7 945	8 663	91.71
总体精度	19 150	35 536	11 461			19 150	35 536	11 461		
Kappa	51.30	96.81	48.96			67.72	96.94	69.32		
		73.35%					83.70%			
		0.540 9					0.710 1			

## 参 考 文 献

- [1] 廖明生, 朱攀, 龚健雅. 基于典型相关分析的多元变化检测[J]. 遥感学报, 2000, 4(3): 197-201
- [2] Lu D, Mausel P, Brondi Z E. Change Detection Techniques[J]. International Journal of Remote Sensing, 2004, 25(12): 2365-2407
- [3] Rignot E J M, Van Zyl J J. Change Detection Techniques for ERS-1 SAR Data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1993, 31(4): 896-906
- [4] Dan J W. Change Detection in SAR Images[C]. IGARSS, Espoo, Finland, 1991
- [5] Villasenor J D, Fatland D R, Hinzman L D. Change Detection on Alaska's North Slope Using Repeat-pass ERS-1 SAR Images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1993, 31(1): 227-236
- [6] Bazi Y, Bruzzone L. An Approach to Unsupervised Change Detection in Multitemporal SAR Image Based on the Generalized Gaussian Distribution[C]. IGARSS, Anchorage, Alaska, USA, 2004
- [7] Roberto V, Paul C S, Silvana G D. Exploiting Spatial Correlation Features for SAR Image Analysis[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2000, 38(3): 1112-1223
- [8] Brandt T S O, Paul M M. Classification Methods for Remotely Sensed Data[M]. London: Taylor and Francis Ltd, 2001
- [9] Melas D E, Wilson S P. Double Markov Random Fields and Bayesian Image Segmentation[J]. IEEE Trans. Signal Process., 2002, 50(2): 357-365
- [10] Dekker R J. Speckle Filtering in Satellite SAR Change Detection Imagery[J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(6): 1133-1146
- [11] 盛辉, 廖明生, 张路. 基于典型相关分析的变化检测中变化阈值的确定[J]. 遥感学报, 2004, 8(5): 451-457

第一作者简介: 江利明, 博士生. 研究方向为多时相、多传感器遥感图像处理与分析。  
E-mail: jim@lmars.whu.edu.cn

## Change Detection in Multitemporal SAR Images Using MRF Models

JIANG Liming<sup>1</sup> LIAO Mingsheng<sup>1</sup> ZHANG Lu<sup>2</sup> LIN Hui<sup>2</sup>

(1 State Key Laboratory for Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing,

Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

(2 Institute of Space and Earth Information Science, Chinese University of Hong Kong, Shatin, N. T., Hong Kong)

**Abstract:** This paper proposes an unsupervised change-detection method considering the spatial-contextual information in the SAR log-ratio image. The expectation maximization (EM) algorithm is employed to automatically estimate the statistical parameters associated with changed and unchanged pixels, and the Markov random fields (MRF's) model is applied to characterize the contexture-dependent information. The experiment results show that the proposed method can improve accuracy and reliability of change-detection process.

**Key words:** multitemporal SAR image; change detection; Markov random field; EM algorithm

**About the first author:** JIANG Liming, Ph.D candidate. His main research interest is multitemporal SAR image processing applied to classification and change detection.

E-mail: jim@lmars.whu.edu.cn