

多波段信息融合的遥感影像变化检测

魏立飞^{1,2} 钟燕飞³ 张良培³ 李平湘³

1 武汉大学印刷与包装系,湖北 武汉,430079

2 民政部减灾和应急工程重点实验室,北京,100124

3 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室,湖北 武汉,430079

摘要:传统遥感影像变化检测方法大多基于单波段信息,难以完整检测影像的变化信息。针对该问题,提出了一种基于马尔可夫随机场模型(MRF)的多波段遥感影像变化检测方法,利用MRF模型融合所有波段的变化信息。在求解MRF模型参数的过程中,引入MoLC与EM混合模型进行迭代计算。实验结果表明,本文方法的检测精度优于现有的变化检测方法,并且稳定性良好。

关键词:遥感影像;变化检测;MRF模型;能量函数;信息融合;迭代运算

中图法分类号:P237.3

文献标志码:A

遥感影像变化检测技术通过同一地区不同时相影像的地表变化信息进行监测,可以定性或定量地分析地表的变化特征和过程,已广泛应用于国土、环境、军事等领域^[1-3]。

目前,大多数变化检测方法只利用影像的单一波段^[4-5],较少综合所有波段的信息,忽视了像素间的邻域信息,检测精度存在不足^[6-7]。MRF模型是一种稳态的随机过程,借助条件概率来描述邻域像素或特征之间的关系^[8],已广泛应用于遥感影像处理^[9-10]。针对上述问题,本文提出了一种基于MRF的遥感影像变化检测方法。该方法利用MRF模型综合了差异影像所有波段的信息。在融合过程中,结合EM算法^[11]和MoLC模型^[12]迭代计算,获得了准确的检测结果。

1 改进的 MRF 模型

1.1 MRF 模型

本文方法中,所得的比值影像被看成数组 $\{u_1, u_2, \dots, u_N\}$, N 为每个波段的像元数。通过MRF标记像素的变化,假设第 k 个像素为 $l_k \in \{H_0, H_1\}$ ($k=1, 2, \dots, N$), H_0/H_1 为未变化/变化像元。利用MRF模型模拟该标记场中像元的属性,其表达式为:

$$P\{l_k = H_i \mid l_h, h \neq k\} = P\{l_k = H_i \mid C_k\} \quad (1)$$

式中, C_k 是 k 像元的邻域。本研究采用最大后验概率计算最小能量函数对像素是否变化进行分类。具体如下:

$$\begin{aligned} P\{l_k = H_i \mid u_k, C_k\} = \\ \frac{\exp[-U(H_i \mid u_k, C_k)]}{\sum_{j=0}^n \exp[-U(H_j \mid u_k, C_k)]} \end{aligned} \quad (2)$$

式中, $U(H_i \mid u_k, C_k)$ 是能量函数。本文的MRF由下面的能量函数定义:

$$U(H_i \mid u_k, C_k, \theta) = \sum_{r=1}^n \alpha_r [-\ln p_{ir}(u_{kr} \mid \epsilon_{ik})] - \beta m_{ik} \quad (3)$$

式中, $p_{ir}(\cdot \mid \epsilon_{ik})$ 为 r 阶强度的比值影像 u_{kr} 的概率密度函数的参数模型; ϵ_{ik} 是参数变量; α_r 是 u_{kr} 第 r 波段在能量函数中的权重; m_{ik} 是在第 k 像元的邻域属于 H_i 的像元数目; β 是空间参数; θ 是变量。

由于LN模型能有效避免求解联合概率分布的困难,故本文采用LN模型来描述比值影像各波段的边缘分布,具体表达如下:

$$\begin{aligned} LN: p_{ir}(u_{kr} \mid \epsilon_{ir}) = \frac{1}{\sigma_{ir} u_{kr} \sqrt{2\pi}} \cdot \\ \exp\left[-\frac{(ln u_{kr} - \mu_{ir})^2}{2\sigma_{ir}^2}\right] \end{aligned} \quad (4)$$

式中, $\epsilon_{ir} = (\mu_{ir}, \sigma_{ir})$, $\mu_{ir} \in R$, $\sigma_{ir} > 0$; $u_{kr} \in H_i$; $r = (1, 2, \dots, n)$ 。

1.2 基于 JM-EM+MoLC 迭代的参数求解

本文提出 JM-EM^[13] 和 MoLC 的混合算法来求解 MRF 参数, 解决了单独使用 JM-EM 模型存在的局限^[14]。若把 u_{kr} 的对数均值 $k_{1ir} = E\{\ln u_{kr} | l_k = H_i\}$ 和方差 $k_{2ir} = V_{ar}\{\ln u_{kr} | l_k = H_i\}$ 定义为 H_i , 则式(4)可以改写为:

$$\text{LN: } p_{ir}(u_{kr} | \epsilon_{ir}) = \frac{1}{u_{kr} \sqrt{2\pi k_{2ir}}} \cdot \exp\left[-\frac{(\ln u_{kr} - k_{1ir})^2}{2k_{2ir}}\right] \quad (5)$$

基于 JM-EM+MoLC 模型的迭代过程如下:
① 计算像素属性并对模型进行估计; ② 通过设置 l_k^{t+1} 属性更新影像像素; ③ 更新 β 、 k_{1ir} 和 k_{2ir} 的估计; ④ 通过 MoLC 等式更新 ϵ_{ik} 估计; ⑤ 更新波段中可靠性因子 α_r 的估计。

2 基于 MRF 的多波段遥感影像变化检测方法

本文提出一种基于 MRF 模型的多波段遥感影像变化检测方法, 具体步骤如下:

1) 计算差异影像。对原始影像对进行影像代数法处理, 得到比值影像;

2) 利用自适应阈值模型对比值影像的第一主成分影像进行计算, 得到初步变化信息;

3) 利用 MRF 模型对影像多波段的变化信息进行融合, 具体迭代过程如下: ① 计算第 k 像素, 对 $P\{l_k = H_i | u_k, C_k, \theta^t\}$ 进行估计, t 是迭代次数, $t = (0, 1, 2, \dots)$; ② 通过第 $t+1$ 次迭代, 设置其属性(H_i), 同时更新第 k 像素; ③ 更新空间参数 β 和对数均值 k_{1ir} 和方差 k_{2ir} 的估计, 具体算法如下:

$$\begin{cases} k_{1ir}^{t+1} = \sum_{k=1}^N w_{ik}^t \ln u_{kr} / \sum_{k=1}^N w_{ik}^t \\ k_{2ir}^{t+1} = \sum_{k=1}^N w_{ik}^t (\ln u_{kr} - k_{1ir}^{t+1})^2 / \sum_{k=1}^N w_{ik}^t \\ \beta^{t+1} = \arg \max_{\beta > 0} \sum_{k=1}^N \left[\beta \sum_{i=0}^1 w_{ik}^t m_{ik}^t - \ln \sum_{i=0}^1 \exp(\beta m_{ik}^t) \right] \end{cases} \quad (6)$$

式中, 当 $k \in H_i$ 时, $w_{ik}^t = P\{l_k = H_i | u_k, C_k, \theta^t\}$; 否则 $w_{ik}^t = 0$;

4) 计算比值影像各波段像素的 H_i 值, 并更新模型中的参数向量 ϵ 的估计值 ϵ_{ir}^{t+1} ;

5) 更新比值影像每个波段的权重 α_r :

$$\alpha_r^{t+1} = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \sqrt{\frac{c_r^t}{\| c^t \| q'}} \quad (7)$$

式中, $q' = \frac{q}{q-1}$, $q \geq 2$ 是偶数; $c_r^t = \sum_{k=1}^N \sum_{i=0}^1 w_{ik}^t$ $\ln p_{ir}(u_{kr} | \epsilon_{ir}^{t+1})$; $\| c^t \| q'$ 是向量 $c^t = (c_1^t, c_2^t, \dots, c_n^t)$ 的 q' 范数。

综上所述, 本文提出的基于 MRF 的遥感影像变化检测方法具体实施方案如图 1 所示。

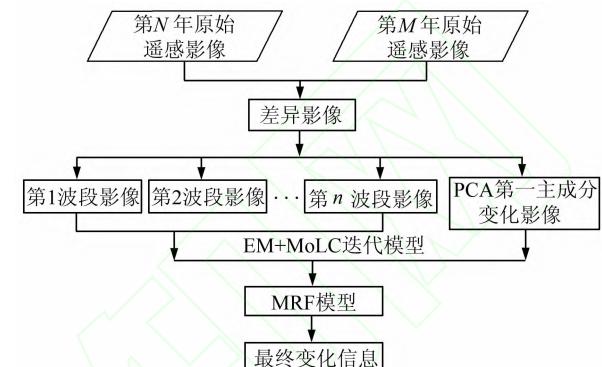


图 1 本文方法流程图

Fig. 1 Flow Chart of This Method

3 实验结果分析

本文实验数据集为武汉地区 Landsat TM 影像, 影像大小为 512 像素 \times 512 像素, 成像时间分别为 1988 年 8 月和 1998 年 10 月, 如图 2(a) 和 2(b) 所示。图 2(c) 为原始影像对的差值影像的 PCA 第一主成分影像。



(a)1988年8月11日 (b)1998年10月26日 (c) PCA第一主成分影像

图 2 多时相 Landsat TM 原始影像和 PCA

第一主成分影像

Fig. 2 Multitemporal Landsat TM Images and the First Principal Component Image of PCA

3.1 变化检测方法比较实验

为验证该算法的优势, 本文对比值影像中检测精度最高波段的变化图、PCA 第一主成分影像的变化图以及本文方法得到的变化图进行分析。图 3(d) 是完整的标准变化图, 白色为变化区域, 黑色为非变化区域。通过对比变化标准图可知, 图 3(c) 的变化效果优于图 3(a) 和图 3(b)。对这三种变化检测效果图进行定量比较, 其结果如表 1 所示。由表 1 可知, 在数值上, 本文方法的整

体精度和 Kappa 系数都得到提高,表明本文方法可以得到更加理想的变化信息。

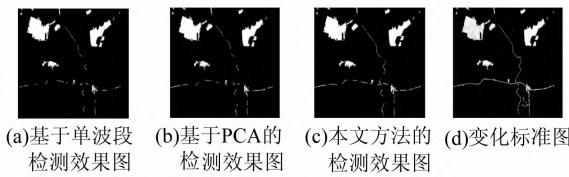


图 3 三种变化检测方法的效果图

Fig. 3 Result Chart of Three Change Detection Methods

表 1 三种变化检测方法的比较

Tab. 1 Comparison of Three Change Detection Methods

方法	变化率	未变化率	OA	Kappa 系数
基于单波段的变化检测	0.77	0.84	0.78	0.69
基于 PCA 变化检测	0.80	0.88	0.83	0.72
本文方法	0.86	0.91	0.87	0.76

3.2 迭代方式比较实验

本文利用 LJ-EM + MoLC 的混合模型对影像的所有变化波段进行迭代,具体如图 4 所示。对图 4 中的两种迭代方式的变化检测法进行定量

比较,其结果如表 2 所示。

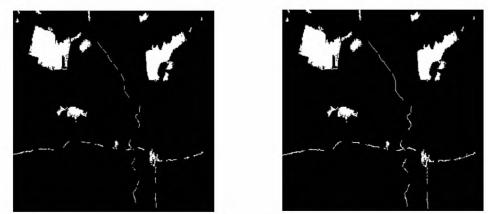


图 4 两种迭代方法的效果图

Fig. 4 Result Chart of Two Iterative Methods

表 2 两种迭代方法的比较

Tab. 2 Comparison of Two Iterative Methods

方法	变化率	未变化率	OA	Kappa 系数	时间/s
LJ-EM 迭代	0.83	0.88	0.84	0.74	17.48
EM+MoLC 迭代	0.86	0.91	0.87	0.76	9.12

通过目视比较图 5 可知,当 $\Delta h=0.30$ 时,能够检测出比其他参数差更完整的变化信息。本文对这些不同参数所得到的变化检测效果图进行了定量比较,其结果如表 3 所示。

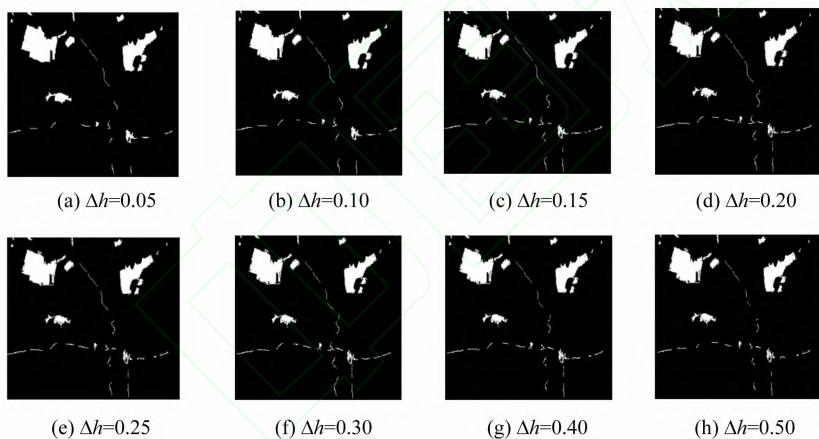


图 5 不同参数差的变化检测效果图

Fig. 5 Result Chart of Different Parameter Differences

通过表 3 和图 6 可知,当 $\Delta h=0.30$ 时,整体精度和 Kappa 系数分别是 0.87 和 0.76,在数值上优于其他参数差所得的检测精度。即 $\Delta h=0.30$ 时,整个迭代过程处于一个最佳的状态,此时能最大程度地综合多波段信息,得到相对最为完整和准确的变化信息。

表 3 不同参数差的效果比较

Tab. 3 Comparison of Different Parameter Difference

指标	Δh							
	0.05	0.10	0.15	0.20	0.25	0.30	0.40	0.50
OA	0.74	0.77	0.80	0.83	0.84	0.87	0.85	0.83
Kappa	0.64	0.67	0.69	0.71	0.73	0.76	0.74	0.72

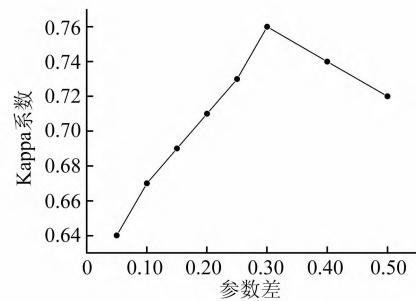


图 6 不同参数差的检测精度

Fig. 6 Detection Accuracy of Different Parameter Differences

4 结语

本文提出了一种基于MRF的多波段遥感影像变化检测方法,利用MRF模型融合差异影像各波段的变化信息。在融合过程中,引入JL-EM算法+MoLC模型方法进行迭代计算,得到最优的MRF模型,获得最完整和准确的检测结果。实验结果表明,本文方法克服了传统变化检测方法的不足,可以获得更优的检测信息,其结果可以为土地利用/覆盖变化检测、环境检测等领域提供决策支持。

参 考 文 献

- [1] Chini M, Pacifici F, Eery W. Comparing Statistical and Neural Network Methods Applied to very High Resolution Satellite Images Showing Changes in Man-made Structures at Rocky Flats[J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2008, 146(6):1 812-1 821
- [2] Francesca B, Bruzzone L. A Detail-preserving Scale-driven Approach to Change Detection in Multitemporal SAR Images[J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2005, 43(12):2 963-2 972
- [3] Moser G, Serpico S B, Vernazza G. Unsupervised Change Detection from Multichannel SAR Image [J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2007, 4(2): 278-282
- [4] Song C, Woodcock C E, Seto K C, et al. Classification and Change Detection Using Landsat TM Data: When and How to Correct Atmospheric Effects [J]. *Remote Sens Environ*, 2001, 75:230-244
- [5] Li Deren. Change Detection from Remote Sensing Images[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2003, 28(3):7-12(李德仁.利用遥感影像进行变化检测[J].武汉大学学报·信息科学版,2003,28(3):7-12)
- [6] Jackson Q, Landgrebe D. Adaptive Bayesian Contextual Classification Based on Markov Random Fields[J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2002, 40(11):2 454-2 463
- [7] Brozzone L, Prieto D F. Automatic Analysis of the Difference Image for Unsupervised Change Detection[J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2000, 38(3):1 171-1 182
- [8] Tison C, Nicolas J M, Tupin F, et al. A New Statistical Model for Markovian Classification of Urban Areas in High-resolution SAR Images[J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2004, 42(10):2 046-2 057
- [9] Gabriele M, Sebastiano B S. Unsupervised Change Detection from Multichannel SAR Data by Markovian Data Fusion[J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2009, 44(10):2 972-2 982
- [10] Kasetkasem T, Varshney P. An Image Change Detection Algorithm Based on Markov Random Field Models [J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2002, 40(4):1 815-1 823
- [11] Iahikawa Y, Nakano R. Landscape of a Likelihood Surface for Gaussian Mixture and Its Use for the EM Algorithm[J]. *International Joint Conference on Neural Networks*, 2006, 3:1 434-1 440
- [12] Gabriele M, Zerubia J, Sebastiano B S. SAR Amplitude Probability Density Function Estimation Based on a Generalized Gaussian Mode[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2006, 15 (6): 1 429-1 442
- [13] Jackson Q, Lanfgebre D. Adaptive Bayesian Contextual Classification Based on Markov Random Fields[J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2002, 40(11):2 454-2 463
- [14] Celeux G, Forbes F, Peyrard N. EM Procedures Using Mean Field-like Approximations for Markov Model-based Image Segmentation[J]. *Pattern Recognition*, 2003, 36(1):131-144

Remote Sensing Image Change Detection Based on Multi-band Information Fusion

WEI Lifei^{1,2} ZHONG Yanfei³ ZHANG Liangpei³ LI Pingxiang³

1 School of Printing and Packaging, Wuhan University, Wuhan 430079, China

2 Key Laboratory of Disaster Reduction and Emergency Response Engineering of the Ministry of Civil Affairs, Beijing 100124, China

3 State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China

Abstract: Traditional remote sensing image change detection methods have difficulty in detecting complete change information based on a single-band. To solve this problem, the paper proposes a multi-

(下转第 16 页)

- 晓琳,刘直芳,代金波,等.基于视觉感知的梯度结构相似度图像质量评价[J].计算机应用研究,2011,28(6):2 348-2 351)
- [13] Gao Xinbo,Lu Wen,Li Xuelong,et al. Image Quality Assessment Based on Multi-scale Geometric Analysis[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, 18(7):1 409-1 423
- [14] Sheikh H R,Bovik A C,De Veciana G. An Information Fidelity Criterion for Image Quality Assessment Using Natural Scene Statistics[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, 14 (12): 2 117-2 128
- [15] Rohaly A M, Corriveau P, Libert J, et al. Video Quality Experts Group: Current Results and Future Directions [J]. *SPIE Visual Comm and Image Processing*, 2000, 4 067:2-14

Image Quality Assessment of IKONOS Images Based on Contourlet-SIIM Model

YAN Li¹ HU Xiaobin^{1*}

1 School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan 430079, China

Abstract: To assess the remote sensing image quality, a novel human vision system model is proposed based on the SSIM of Contourlet transform. Firstly, a subjective image quality assessment database is established with 200 Gaussian-noise images, 200 Salt& Pepper noise images, and 500 compression distortion images, processed in matlab7 and then evaluated by 25 remote sensing experts. Secondly, IKONOS images after Contourlet transform are assessed by C-SSIM model. Lastly, experiments show that the C-SSIM model performs better than others, in contrast to MSE, PSNR, SSIM image quality assessment results, is the contourlet-SIIM Model result are consistent with the subjective database.

Key words: Contourlet transform; SSIM model; IKONOS; image quality assessment

First author: YAN Li, PhD, professor, specializes in remote sensing image process and 3D laser imaging radar. E-mail: lyan@sgg.whu.edu.cn

Corresponding author: HU Xiaobin, PhD. E-mail: hxbwdd@163.com

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China, No. 41271456.

(上接第 11 页)

band remote sensing image change detection method using a Markov Random Field, fusing all band change information. In the process of solving the MRF model parameters, the MoLC (method of Log-Cumulants) and EM (expectation-maximization) hybrid model is introduced for iterative calculation. Experimental results show that the detection accuracy of the proposed method is superior to the current change detection methods, and is stable.

Key words: remote sensing image; change detection; MRF model; energy function; information fusion; iterative calculation

First author: WEI Lifei, PhD, his research interest is remote sensing image processing. E-mail: weilifei2508@whu.edu.cn

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China, No. 61201341; the National Science Foundation for Post-doctoral Scientists of China, No. 2012M511269; the Open Research Fund of Key Laboratory of Disaster Reduction and Emergency Response Engineering of the Ministry of Civil Affairs under Grant, No. LDRERE20120205; the Funded by Changjiang Water Resources Commission Changjiang River Scientific Research Institute Open Research Program, No. CKWV2012325/KY.