

基于多层马尔科夫随机场模型的变化检测

金永男, 曹 国

(南京理工大学计算机科学与工程学院, 江苏 南京 210094)

[摘要] 提出了一种基于多层马尔科夫随机场模型的变化检测方法. 首先输入的多个特征通过模拟退火方法得到对应每个特征的初步检测结果, 然后利用多层马尔科夫随机场将初步检测结果进行融合. 最后对图像进行目标级分割并与像素级变化检测结果相结合, 根据各个目标的变化率给出了最终的变化检测. 文章提出的方法运用多层马尔科夫随机场融合方法充分考虑了相邻像素间的相关性和各层之间的联系, 并从目标角度进行了变化率的分析, 使得融合结果更细致和精确.

[关键词] 变化检测, 图像分割, 马尔科夫随机场, 特征提取

[中图分类号] TP391 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1672-1292(2014)03-0084-05

Change Detection Based on Multilayer Markov Random Field Model

Jin Yongnan, Cao Guo

(School of Computer Science and Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: This paper proposes a change detection method based on Multilayer Markov random field. First of all, we need get some detection result using features selected. Next, Multilayer Markov random field is applied to fuse detection result from previous steps. Since Markov random field fusion method takes full account of the correlation between the adjacent pixels and the links of different layer, the fusion results are more accurate and practical.

Key words: change detection, image segmentation, Markov random field, feature selection

变化检测是从不同时期同一区域的两张遥感图片中检测出变化的过程. 传统方法的一般流程是先获得两幅相同地点、不同时间的差异图像, 再对其进行处理, 将像素点分成变化和无变化两类. 差异图像的获得有很多方法, 主要有以下几种: 直接相减法、log 法、变化向量分析法(CVA)等. 经典方法中对差异图像的处理主要有基于贝叶斯理论的无监督法, 基于马尔科夫随机场理论的无监督法. 两者都采用自动获取阈值的方法, 不同之处是前者假设像素间相互独立, 后者考虑到像素间上下文信息.

传统变化检测方法一般都要经过3个步骤^[1]: 预处理、变化检测、后处理. 虽然图像预处理方式在不同的变化检测方法中略有不同, 但图像配准是不可缺少的重要步骤, 图像配准的精度对变化检测的影响是显而易见的, 戴小龙就图像配准精度对变化检测的影响作了深入的探讨^[2], 指出小于一个像素的配准精度才能满足变化检测的要求, 然而图像配准精度往往达不到这样的要求, 因而就需要后处理, 通过中值滤波和形态学变换等方法去除配准误差或噪声引起的伪变化, 虽然这是一个人机交互的过程, 效果却也不尽如人意. 为了克服图像配准对变化检测的影响, 已有学者提出不同的方法, 如: (1) 基于对象的方法^[3]; (2) 基于匹配的方法^[4], 即配准与变化检测同时进行的方法. 而基于对象的方法严重依赖于目标检测的精度, 基于匹配的方法比较复杂, 实现比较困难.

Benedek 结合了灰度差与像素相关性两种特征, 提出了基于三层马尔科夫随机场的变化检测方法. 该方法以灰度差和像素相关性特征作为输入, 用模拟退火算法迭代, 最终得到变化检测图像. 但是对于一些变化区域不明显的图像, 利用像素相关性特征得出的变化检测结果效果较差, 导致最后融合结果变差.

为了解决上述情况, 本文对该算法进行了改进. 该方法可以有效地减少上述的漏检和错检等情况, 并

收稿日期: 2014-02-15.

基金项目: 国家自然科学基金(61003108、61371168)、公安部应用创新计划(2013YYCXGASS097)、上海自然科学基金(13ZR1410400).

通讯联系人: 金永男, 硕士, 研究方向: 马尔科夫随机场变化检测. E-mail: kimyeongnam@hotmail.com

且可以更加精确地检测出变化区域。

1 基于三层马尔科夫随机场的变化检测方法

传统的单层马尔科夫随机场变化检测和基于多层马尔科夫随机场的变化检测之间的最大区别在于融合特征。多层马尔科夫随机场的优势在于可以把多个输入特征的检测结果融合到一起,这些多个输入特征可以很好地相互弥补各自的缺点,从而检测出更加精确的结果。

基于三层马尔科夫随机场中的“三层”中的第一层指的是由第一个输入特征迭代出的变化检测结果,第二层指的是由第二个输入特征迭代出的变化检测结果,而第三层指的是由第一层和第二层的结果融合而成的检测结果,也就是我们最终得到的检测结果。

1.1 特征提取

本文中使用的第一个输入特征值是灰度差,变化检测图像已做过辐射校正。

$$o^d(s) = g_2(s) - g_1(s). \quad (1)$$

其中 $g_1(s)$ 和 $g_2(s)$ 分别表示变化前后的两张遥感图像,并且灰度差图像的直方图满足高斯分布。由此得:

$$P(o^d(s) | bg) = N(o^d(s), \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(o^d(s) - \mu)^2}{2\sigma^2}\right). \quad (2)$$

以上是 $o^d(s)$ 为背景的概率。其中 μ, σ 分别表示灰度差图像的平均值和方差。另外 $o^d(s)$ 也有前景的概率,并且此概率满足密度均匀分布如式(3)所示:

$$P(o^d(s) | fg) = \begin{cases} \frac{1}{b_d - a_d}, & o^d(s) \in [a_d, b_d], \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \quad (3)$$

a_d, b_d 在本文中分别取值 -50 和 50。

由于灰度差特征值本身就是简单地将 2 幅图做差值而得来的,所以对灰度差较小的变化检测效果较差,也就是说变化区域的灰度差较小的时候该方法不能正确检测出变化区域。所以需要引入另一个特征来弥补灰度差特征带来的不足。

Benedek 把像素的相关性引入为第二输入特征^[5]。但是该特征对于部分图像效果较差。如图 1 所示, (d) 是像素相关性特征,与 (c) 中像素比值特征相比看出明显较差。因此本文将像素的比值引入为第二特征值。

$$o^r(s) = g_2(s) / g_1(s). \quad (4)$$

通过实验得知 $o^r(s)$ 为背景的概率满足 β 密度函数,公式如下:

$$P(o^r(s) | bg) = B(o^r(s), \beta_1, \beta_2). \quad (5)$$

其中

$$B(c, \beta_1, \beta_2) = \begin{cases} \frac{\Gamma(\beta_1 + \beta_2)}{\Gamma(\beta_1)\Gamma(\beta_2)} c^{\beta_1-1} (1-c)^{\beta_2-1}, & c \in (0, 1), \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \quad (6)$$

其中 $\Gamma()$ 为 Gamma 函数, β_1 和 β_2 分别取值 4.5 和 1。

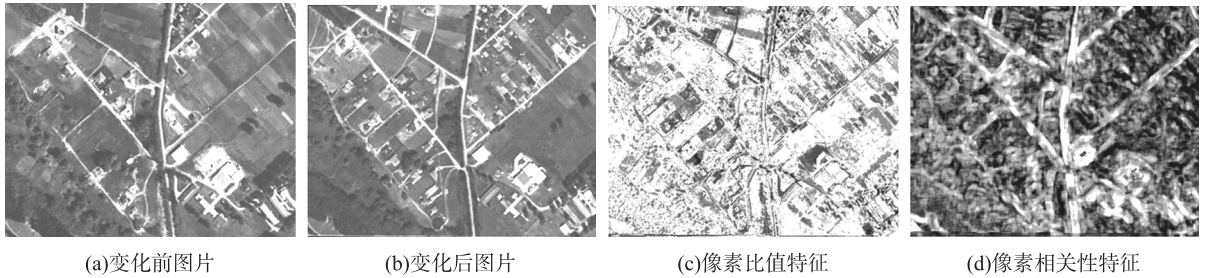


图 1 比值特征和相关性特征对比图

Fig. 1 Comparison of ratio and correlation characteristics

1.2 三层马尔科夫随机场模型

我们在三层的图 g 上建立了马尔科夫随机场. 在前一节中我们提出了 2 种特征提取方法, 通过这 2 种独立的方法我们会得到 2 个分割结果, 并且融合这 2 个分割结果得到最终的变化检测结果. 为此我们分别将 S^d 、 S^* 、 S^r 安排到图像 g 上, 并且在每个层为每个节点安排一个独立的节点. 例如 s^d 是在 S^d 这一层中对应像素 s 的节点. 同样地, $s^r \in S^r$, $s^* \in S^*$. 文章中为 g 中每一个节点安排了一个标签 $\omega(\cdot)$, 来自标签集 $\Phi = \{fg, bg\}$. 图像 g 的全部标签表示如下:

$$\underline{\omega} = \{\omega(s^i) | s \in S, i \in \{d, r, *\}\}. \quad (7)$$

为了融合图像 g 的三层我们还引入了层间基团 (clique) 和层内基团. 由此得基团集为 $C = C_1 + C_2 + C_3$.

$$O = \{o(s^i) | s \in S, i \in \{d, r\}\}. \quad (8)$$

其中 $o(s^d) = o^d(s)$, $o(s^r) = o^r(s)$, $O = S^d \cup S^r$.

该方法的最终目的是得到最优标签 $\underline{\omega}$, 即得到 $P(\underline{\omega} | O)$ 的最大后验概率.

$$\underline{\hat{\omega}} = \operatorname{argmax}_{\underline{\omega} \in \Omega} P(\underline{\omega} | O). \quad (9)$$

其中 Ω 是所有标签集的可能集.

根据 Hammersley-Clifford 理论^[6-8] 最大后验概率服从吉布斯分布:

$$P(\underline{\omega} | O) = \frac{1}{Z} \exp\left(-\sum_{c \in C} V_c(\underline{\omega}_c)\right). \quad (10)$$

其中 Z 是归一化常数或配分函数, V_c 表示势函数, C 表示邻域系统 δ 所包含基团的集合. 我们在 S 中使用了一阶邻域, 即每个像素有 4 个邻域.

o^d, o^r 的值分别直接影响着 S^d 和 S^r 层的标签值, $\forall s \in S$:

$$V_{\{s^d\}}(\omega(s^d)) = -\log P(o^d(s) | \omega(s^d)). \quad (11)$$

$$V_{\{s^r\}}(\omega(s^r)) = -\log P(o^r(s) | \omega(s^r)). \quad (12)$$

$$V_{\{s^*\}}(\omega(s^*)) = 0. \quad (13)$$

为了提高检测结果的平滑度, 引入的层间的双点势函数如下:

$$V_{c_2}(\omega(s^i), \omega(r^i)) = \begin{cases} -\delta^i, & \omega(s^i) = \omega(r^i), \\ +\delta^i, & \omega(s^i) \neq \omega(r^i). \end{cases} \quad (14)$$

其中 $\delta^i > 0$, 本文中取值为 0.75.

最后层内三点基团 $C_3 = \{s^d, s^r, s^*\}$ 的势函数^[9,10] 如下:

$$V_{c_3}(\underline{\omega}_{c_3}) = \zeta(\omega(s^d), \omega(s^r), \omega(s^*)) = \begin{cases} -\rho, & I_{bg}(s^*) = \max(I_{bg}(s^d), I_{bg}(s^r)), \\ +\rho, & \text{其他}. \end{cases} \quad (15)$$

其中 $I_{bg}(q) = \begin{cases} 1 & \omega(q) = bg \\ 0 & \omega(q) \neq bg \end{cases}$, $\rho > 0$, 本文取值为 1.

因此最优的最大后验概率 (MAP) $\underline{\omega}$ 可以通过如下公式计算:

$$\underline{\hat{\omega}} = \operatorname{argmin} \left\{ -\sum_{s \in S} \log P(o^d(s) | \omega(s^d)) - \sum_{s \in S} \log P(o^r(s) | \omega(s^r)) + \sum_{c_2 \in C_2} V_{c_2}(\underline{\omega}_{c_2}) + \sum_{c_3 \in C_3} V_{c_3}(\underline{\omega}_{c_3}) \right\}. \quad (16)$$

上述能量最小值通过模拟退火方法执行, 得到的最终结果作为 S^* 层标签, 即最终的融合结果. 在变化检测的后处理中我们引入了目标级的变化分析将变化前后的图像分割为如图 4(a) 和图 7(a) 所示的图, 然后计算每个目标中像素的变化率, 分割出来的结果相同块赋予一个相同的像素 $i = 1, 2, 3, \dots$. 最终的变化检测结果如下:

$$K(i) = \begin{cases} 1, & \frac{\beta}{\alpha} > \eta, \\ 0, & \frac{\beta}{\alpha} < \eta. \end{cases} \quad (17)$$

其中 α 表示对应 i 块的像素个数, β 表示 S^* 中对应 i 块的位置像素变化的个数, 通过多次试验得知 $\eta = 0.5$ 时效果最佳.

2 实验结果与分析

为了证实所提出算法的有效性,我们对两组不同图像进行了实验. 第一组实验我们采用了如图 2 所示的 513×512 的彩色遥感图像. 该变化图像主要以建筑、湖泊和地面为主. 需要检测的变化区域主要以湖泊和地面为主并且带有少量建筑物的变化.

比较实验结果图 3(a)和图 4(b)得知本文提出的改进的变化检测方法可以有效地检测变化区域. 比较图 3(b)和图 4(b)得知改进的变化检测方法能够有效地消除噪声. 通过表 1 我们可以证实改进的三层马尔科夫随机场检测方法与改进前相比有明显的提升.



(a)变化前图像 (b)变化后图像

图 2 变化前后图像

Fig. 2 The original image and changed image



(a)地面实况图像 (b)Benedek提出的三层MRF检测结果

图 3 地面实况图和基于三层马尔科夫随机场的变化检测结果

Fig. 3 Ground truth and change detection result

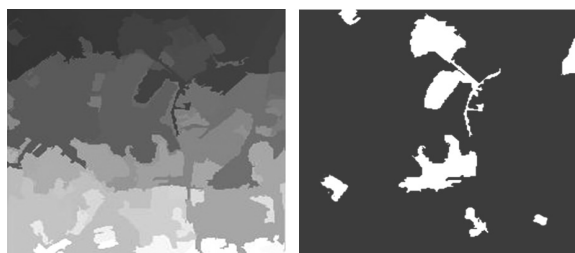
based on three-layer MRF

表 1 通过实验 1 对改进前后 2 种方法的客观评估

Table 1 Evaluation of two methods based on test 1

方法	漏检		错检		总误差	
	像素数	%	像素数	%	像素数	%
三层 MRF 方法	681	2.087 9	1 827	0.807 1	2 508	0.952 0
改进三层 MRF	50	0.153 3	378	0.167 0	428	0.163 0

第二组实验采用了如图 5 所示的 328×263 的彩色遥感图像. 该变化图像主要以农田、植被和建筑为主. 需要检测的变化区域主要以建筑为主.



(a)分割结果 (b)改进后变化检测结果

图 4 改进的方法中使用的图像分割结果和改进的方法的检测

Fig. 4 Image segmentation result used in modified method and result based on modified method



(a)变化前图像 (b)变化后图像

图 5 变化前后图像

Fig. 5 The original image and changed image

比较实验结果图 6(a)、7(b)得知本文提出的改进的变化检测方法可以有效地检测变化区域. 比较图 6(b)、7(b)得知改进的变化检测方法相比于改进前的变化检测方法能够有效地检测出边界信息,并且从表格 2 中得知改进后的变化检测结果在精度上有明显的提升.

表 2 通过实验 2 对改进前后 2 种方法的客观评估

Table 2 Evaluation of two methods based on test 2

方法	漏检		错检		总误差	
	像素数	%	像素数	%	像素数	%
三层 MRF 方法	97	0.884 6	420	0.530 1	517	0.599 3
改进三层 MRF	10	0.091 2	63	0.079 6	73	0.084 6

通过以上两组实验我们得知改进的三层马尔科夫随机场变化检测方法能够较好地消除噪声,在不影

响检测率的情况下能够精确地检测出变化区域的边界,与改进前的马尔科夫随机场变化检测方法比较有更好的检测精度。

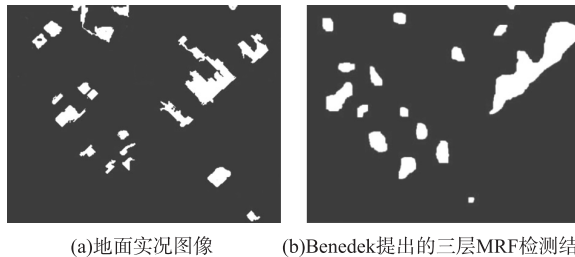


图6 地面实况图和基于三层马尔科夫随机场的变化检测结果

Fig.6 Ground truth and change detection result based on three-layer MRF

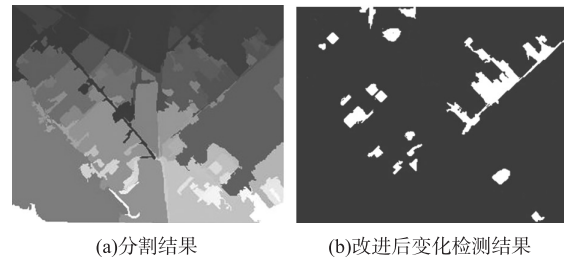


图7 改进的方法中使用的图像分割结果和改进的方法的检测结果

Fig.7 Image segmentation result used in modified method and result based on modified method

3 结束语

本文在 Benedek 提出的基于三层马尔科夫随机场变化检测方法的基础上做了改进. 通过将像素相关性特征值换成像素比值特征来改善之前对部分图像检测较差的情况. 最后在后处理阶段加入了目标变化率分析使得最终检测结果的边界更加精确. 通过实验可证明改进后的检测方法明显优于改进前的变化检测方法. 但是该方法仍然还需要继续提高检测精度, 怎样尽可能地减少错检和漏检是接下来要做的主要工作.

[参考文献](References)

- [1] Radke R J, Andra S, A-iKo F, et al. Image change detection algorithms: a system atic survey[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2005, 14(3): 294-307.
- [2] Dai X L, Khorram S. The effects of image misregistration on the accuracy of remotely sensed change detection[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 1998, 36(5): 1 566-1 577.
- [3] Huo C L, Cheng J, Lu H Q, et al. Object-level change detection based on multiscale fusion[J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(3): 251-257.
- [4] Su J, Lin X G, Liu D Z. Change detection algorithm for remote sensing images based on object matching[J]. Journal of Tsinghua University: Natural Science Edition, 2007, 47(10): 1 610-1 613.
- [5] Benedek C S, Szir'anyi T, Kato Z, et al. A multi-layer MRF model for object-motion detection in unregistered airborne image-pairs[C]//IEEE International Conference on Image Processing(ICIP). San Antonio, Texas, USA, 2007: 141-144.
- [6] Li X C, Zhu S A. A survey of the Markov random field method for image segmentation[J]. Journal of Image and Graphics, 2007, 12(5): 789-798.
- [7] Chen Y, Cao Z. An improved MRF-based change detection approach for multitemporal remote sensing imagery[J]. Signal Processing, 2013, 93(1): 163-175.
- [8] Guo W, Zhu M M, Yang H B. A study on RCS recognition method of radar targets based on hidden Markov[J]. Modern Radar, 2013, 35(3): 37-40.
- [9] Celik T. Change detection in satellite images using a genetic algorithm approach[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2010, 7(2): 386-390.
- [10] Mao G G, Yu C, Qiao D W. A neighborhood based ratio approach for change detection in SAR images[J]. IEEE Geosci Remote Sens Lett, 2012, 2(9): 308-311.

[责任编辑:黄 敏]