

文章编号: 0253-2239(2006)08-1177-5

# 基于纹理分割的遥感图像的变化探测\*

刘德连 张建奇

(西安电子科技大学技术物理学院, 西安 710071)

**摘要:** 提出一种基于纹理分割的遥感图像变化探测算法,利用纹理来反应不同地表形态的影响。对于两幅同一地点、不同时刻的图像,先将前一时刻的遥感图像分割成一系列代表不同地表形态的纹理,假设前一时刻图像的灰度分布在这些分割所得的纹理区域上可以用高斯分布描述,则后一时刻的图像在这些纹理区域上远离高斯分布的像素点便是异常的变化点。由于算法是在分割以后的纹理上分析像素值的统计特性,而不是在滑动的窗口中,因此不受变化大小和形状的限制。实验结果进一步验证了算法具有很好的探测性能。

**关键词:** 遥感; 变化探测; 纹理分割; 高斯分布

中图分类号: TP751.1 文献标识码: A

## New Texture Segmentation-Based Approach for Change Detection in Remote Sensing Image

Liu Delian Zhang Jianqi

(School of Technical Physics, Xidian University, Xian 710071)

**Abstract:** A new texture-based change detection approach is presented that involves texture segmentation to describe the influence of different types of the surficial configuration. Two images of the same position but different time are concerned. The former image, the reference image is divided into a series of textures standing for different surficial configurations, and it is assumed that the gray value of the above textures is modeled as Gaussian distributions. Through comparing the latter image, the test image, with the former, the pixel point that deviates significantly from the distribution of the texture is the singular changing point. The algorithm analyzes the statistic property of the pixel value over segmented textures, not sliding windows, so it can detect changes of any size or shape. Experiments are carried out to prove the validity of the new approach.

**Key words:** remote sensing; change detection; texture segmentation; Gaussian distribution

## 1 引 言

遥感图像的变化探测在森林火险监控、病虫害防治、地表可疑变化检测等方面都有着广泛的应用。遥感图像的变化探测并不同于一般监控系统的变化探测,由于受到地表温度、大气衰减<sup>[1,2]</sup>,以及遥感平台<sup>[3,4]</sup>自身等因素的影响,遥感系统所受到的干扰比普通监控系统更强,有时干扰会大大超过所要探测的变化。因此,如何从较强的干扰中探测出地表上的改变,有着重要的军事意义和民用价值。

对于遥感图像的变化探测,国内外的研究者一直致力于寻求高执行效率、低虚警概率、高探测概率的探测方法。Hunt 和 Cannon 两位学者指出,一幅图像的局部灰度统计特性可以用高斯分布进行描述<sup>[5]</sup>。此后 Margalit 便将这一思想应用于变化探

测<sup>[6]</sup>,但该算法需要预先知道变化的形状和大小信息,而通常情况下这些信息可能是无法获得的。为了克服这一限制,文献[7]提出一种基于聚类分割的变化探测算法(CBCD),将图像分割成一个一个的聚类,用高斯分布描述各个聚类上的灰度分布,以此为基础进行变化探测。但该文的算法存在一些不足之处:一是该算法没有很好地考虑不同地表形态的影响,不同的地表形态其辐射特性会有很大的差别;二是该算法仅以灰度值的高低为基准进行亮度聚类,整个聚类的流程类似于对一幅图像进行从多灰度级到少灰度级的量化,很明显,由此得到的各个聚类上的灰度分布并不符合高斯分布。实际上,可以将一幅图像看作由不同纹理组合而成,文献[8]指出纹理的统计特性可以近似用高斯分布来描述。对一

\* 国家自然科学基金(60477038)资助课题。

作者简介: 刘德连(1980~),男,安徽萧县人,博士研究生,主要从事遥感信息处理的研究。E-mail: delianliu@sohu.com

收稿日期: 2005-10-24; 收到修改稿日期: 2005-12-28

幅地面场景来说,不同的地表形态具有不同的纹理分布特性,纹理也被广泛用于地表形态分类,因此,本文提出一种基于纹理分割的遥感图像变化探测算法,利用纹理来描述不同地表形态的影响。算法假设纹理的灰度分布近似符合高斯分布,显然比基于聚类分割的变化探测算法更合理,更能满足探测模型的需要。实验结果进一步验证了本文算法比基于聚类分割的变化探测算法具有更好的探测性能。

## 2 纹理分割

关于图像纹理的精确定义迄今还没有一个统一的认识,一般地说,纹理是指图像的局部灰度起伏,在一定空间范围内按某种规律的重复变化。不同的纹理具有不同的空间和灰度分布特征。利用这些特征便可以对纹理进行分割。目前已有多种纹理分割算法在实际应用中取得了很好的效果。被广泛采用的纹理分割算法主要有两大类:一类是基于灰度共生矩阵的纹理分割算法;一类是基于高斯-马尔可夫模型的纹理分割算法。这两类算法各有其特点,基于高斯-马尔可夫模型的纹理分割算法更侧重于从统计特征的角度对纹理进行分割,具有更强的稳健性。本文采取的纹理分割算法是基于高斯-马尔可夫模型的纹理分割算法<sup>[9]</sup>。

一幅纹理图像的单元  $[y(s), s \in \Omega, \Omega = \{s = (i, j) : 0 \leq i \leq M, 0 \leq j \leq M\}]$ , 其中  $y(s)$  表示位置  $s$  处的灰度值,  $\Omega$  表示位置区域,  $M$  表示单元的大小, 可以通过下式对其进行描述:

$$y(s) = \sum_{r \in N_s} \theta_r [y(s+r) + y(s-r)] + e(s), \quad (1)$$

上式中  $e(s)$  为高斯噪声, 其相关系数为  $\nu$ ,  $\theta_r$  表示权重因子,  $r$  表示当前位置与  $s$  的距离,  $N_s$  由马尔可夫模型的阶数确定<sup>[9]</sup>。上式中的未知数  $\theta_r$ , 以及高斯噪声的相关系数  $\nu$  可以通过最小二乘法进行估计, 即

$$\hat{\theta} = \left[ \sum q(s) q^T(s) \right]^{-1} \left[ \sum q(s) y(s) \right], \quad (2)$$

$$\hat{\nu} = \frac{1}{M^2} \sum [y(s) - \hat{\theta}^T q(s)]^2, \quad (3)$$

其中  $q(s) = \text{col}[y(s+r) + y(s-r), r \in N_s]$ , 表示将  $N_s$  范围内的像素值排成一列, 构成一列向量,  $\text{col}$  表示列号, 求和区域为  $\Omega_1, \Omega_1 = \Omega - \Omega_B$ , 其中  $\Omega_B = \{s = (i, j) : s \in \Omega \text{ and } (s+r) \notin \Omega\}$ 。所求得  $\hat{\theta}, \hat{\nu}$  就可以作为纹理的特征, 用来对纹理进行分割, 为了保证算法的稳健性, 特征向量取为

$$\boldsymbol{\eta} = \{\hat{\theta}, \hat{\nu}/\rho^2\}, \quad (4)$$

其中  $\rho$  为纹理图像的采样方差。

以上计算过程需要对矩阵进行求逆操作, 在实际运算中耗时长, 执行效率很低, 为此本文采用如下的方法, 对于  $\mathbf{y}, \hat{\theta}$  和  $\hat{\nu}$  之间的关系可以通过下式表示:

$$p[\mathbf{y} | (\boldsymbol{\theta}, \nu)] = \frac{\{\det[\mathbf{B}(\boldsymbol{\theta})]\}^{1/2}}{(2\pi\nu)^{M^2/2}} \exp\left[-\frac{1}{2\nu} \mathbf{y}^T \mathbf{B}(\boldsymbol{\theta}) \mathbf{y}\right], \quad (5)$$

其中  $\mathbf{y}$  为一列向量,  $\mathbf{B}(\boldsymbol{\theta})$  是  $\{e(s)\}$  到  $\{y(s)\}$  的变换矩阵,  $\{e(s)\}$  和  $\{y(s)\}$  表示  $N_s$  范围内的所有像素值构成的列向量。上式可以通过计算

$$C_d(r) = M^{-2} \sum_{s \in \Omega_1} y(s) y(s+r), \quad (6)$$

来描述, 其中  $C_d(r)$  表示距离为  $r$  的像素点之间的相关系数。因此可以采用

$$\boldsymbol{\xi} = \{C_d(0), C_d(r) | r \in N_s\} \quad (7)$$

作为纹理的特征向量。获得该特征向量的计算量远远小于获得  $\boldsymbol{\eta}$  的计算量。在确定特征向量之后, 通过  $K$  均值聚类或者模糊  $C$  聚类对特征向量分类便可实现纹理分割<sup>[10]</sup>。

## 3 变化探测

同一地点、不同时刻获得的两幅遥感图像  $\mathbf{X}$  和  $\mathbf{Y}$ , 如果不考虑任何外界因素的影响, 则后一时刻的图像  $\mathbf{Y}$  可以表示为前一时刻的图像  $\mathbf{X}$  和单纯变化  $\mathbf{C}$  的叠加:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X} + \mathbf{C}. \quad (8)$$

实际上, 图像中存在的不仅仅是变化本身, 由于地表温度、大气扰动、成像系统自身的噪声等因素的影响, 观测得到的地表辐射在不同时刻也会有很大的改变。文献[11]中指出, 不同时刻观测同一幅场景得到的两个结果是线性相关的, 即

$$\mathbf{Y} = f(\mathbf{X}) = \mathbf{A}\mathbf{X} + \mathbf{C}, \quad (9)$$

式中  $\mathbf{A}$  为变换矩阵。这一描述虽然表征了观测得到的地表辐射在不同时刻是不同的, 但由于地表形态的复杂多样性, 不同的地表形态具有迥异的辐射特性, 所以, 必须要区别对待不同的地表形态才可以很好地实现变化探测。因此, 本文引入纹理分割的思想来表示不同地表形态的影响, 则(9)式变为

$$\mathbf{Y} = f_r(\mathbf{X}_r) = \mathbf{A}[r(i, j)]\mathbf{X} + \mathbf{C}[r(i, j)], \quad (10)$$

式中  $r$  表示不同地表形态的索引值, 即

$$r(i, j) = r | x(i, j) \in X_r, \quad (11)$$

其中

$$\mathbf{X} = \bigcup_{r=1}^R X_r, \quad (r = 1, 2, \dots, R) \quad (12)$$

$\mathbf{X}$  为图像  $\mathbf{X}$  中所有像素点组成的集合,  $X_r$  便是前一部分中所述纹理分割得到的区域中的像素点组成的

集合。

后一时刻获得的图像中异常变化的大小可表示为

$$D(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \mathbf{A}[r(i, j)]\mathbf{X} - \mathbf{Y}. \quad (13)$$

由(10)式可以看出,后一时刻的图像可以表示为前一时刻图像的线性变换,而高斯分布的线性变换仍然符合高斯分布,根据本文算法的假设,前一时刻的图像在各个不同的纹理上的灰度分布可以用高斯分布描述,因此,当后一时刻的图像中没有异常变化发生时,后一时刻图像的灰度值在分割所得的纹理区域上仍然符合高斯分布,当有变化发生时,便会远离高斯分布。综上所述,(13)式中异常变化的大小,便可以由当前像素点偏离高斯分布的远近表示。当前像素点偏离高斯分布的远近可由 Mahalanobis 距离给出,即

$$d_{y,r}(i, j) = \frac{1}{C_{y,r}[r(i, j)]} \{y(i, j) - m_{y,r}[r(i, j)]\}^2, \quad (14)$$

其中 
$$m_{y,r} = \frac{1}{N_r} \sum_{(i,j) \in X_r} y(i, j), \quad (15)$$

$$C_{y,r} = \frac{1}{N_r - 1} \sum_{(i,j) \in X_r} [y(i, j) - m_{y,r}]^2, \quad (16)$$

其中  $m_{y,r}$  和  $C_{y,r}$  表示纹理  $r$  的均值和方差,  $N_r$  为纹理  $r$  所占像素的个数。

从以上论述可以看出,本文给出的算法是在每个纹理区域中计算某点像素值和该纹理统计特性的区别,而纹理分割是在算法运行时完成,与变化的形状和大小无关,因此,该算法不受变化模式的限制,使得算法在事先并不知道变化大小和形状的情况下仍然能够进行探测。而实际遇到的探测问题,由于环境的不确定性、干扰的存在,同一变化信息在不同条件下获得的图像中,其形状和大小也可能是不同的,因此不受大小和形状限制的探测算法更具有实际意义。

### 4 实验结果和讨论

用 VC++6.0 编程实现了上述算法。所采用的实验图像中,图 2 来源于文献[7],图 3 来源于美国卡特里娜飓风袭击前后的 IKONOS 图像。为了方便地看出本文算法的优点,将基于聚类分割的变化探测算法放在一起进行比较,结果如图 1~图 3 所示。图 1 是纹理分割结果和像素值在纹理上的分布特性。

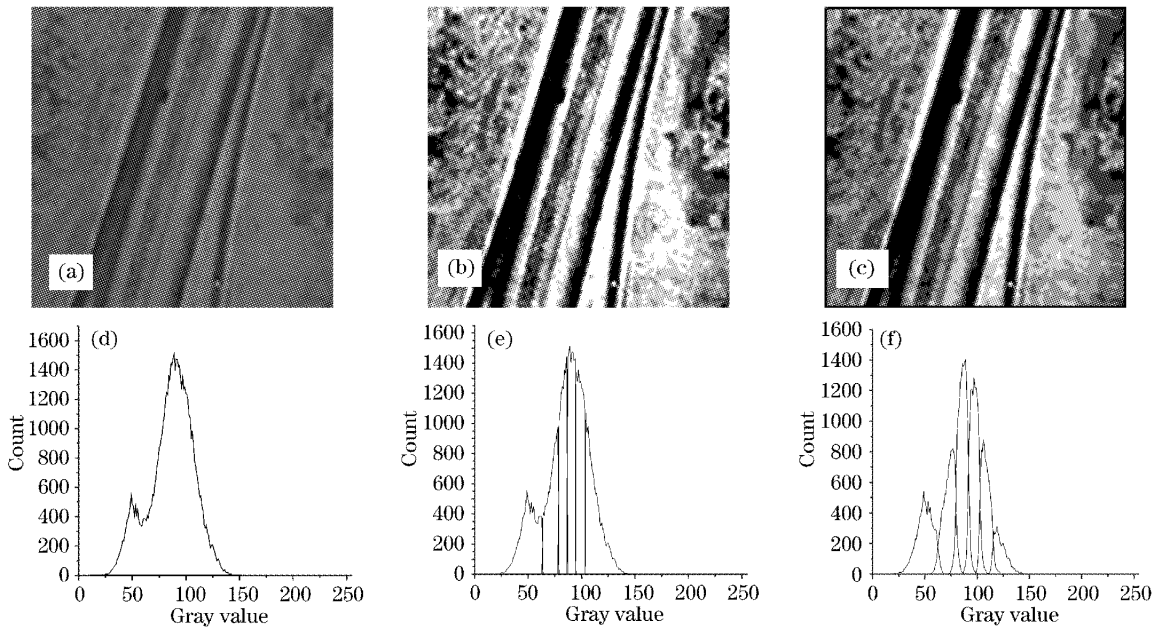


图 1 分割结果与直方图。(a) 原图, (b)基于聚类分割的变化探测算法分割结果, (c)本文纹理分割结果, (d) 原图的直方图 (e) 基于聚类分割的变化探测算法分割区域上直方图 (f) 本文分割区域上直方图

Fig.1 Segmentation results and histograms. (a) Original image, (b) segmentation result of the cluster-based change detector (CBCD), (c) texture segmentation result of this paper, (d) histogram of original image, (e) histogram of CBCD, (f) histogram of texture segmentation result

图 1 一共分割成 6 级纹理,基于聚类分割的变化探测算法相应地进行 6 级的聚类分割。由分割结

果可以看出,基于聚类分割的变化探测算法分割仅仅是机械地按灰度值的高低直接分割,各个聚类上

灰度分布也不符合高斯分布。本文给出的算法从地表形态的角度对图像进行纹理分割,各个分割区域上的直方图比基于聚类分割的变化探测算法更接近高斯分布,更能满足探测模型的需要,因此,纹理分割比亮度聚类更加合理。

最终结果如下所示。

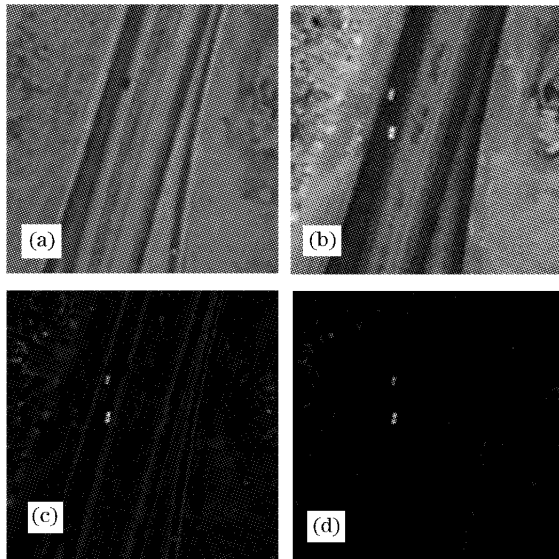


图2 变化探测结果。(a)前一时刻的图像,(b)后一时刻的图像,(c)基于聚类分割的变化探测算法探测结果,(d)本文探测结果,(e)两种算法的探测概率随虚警概率变化(ROC)曲线比较

Fig.2 Results of change detection. (a) The former image, (b) the latter image, (c) result of CBCD, (d) result of this paper, (e) the receiver-operator characteristics curves of the two algorithms

下面是刚刚发生不久的卡特里娜飓风袭击前后的 IKONOS 图像的变化探测,对于像素值的灰度统计特性在上一个实例中已经做了详细的分析和比较,这里就不再重复了。最终的探测结果如下所示。

其中图 2 为一路面的变化探测,变化来自于路面的车辆。图 3 是美国卡特里娜飓风过后的墨西哥湾附近一处图像变化探测,变化来自于港口的集装箱和船只。图 2(e)是两种算法的探测概率随虚警概

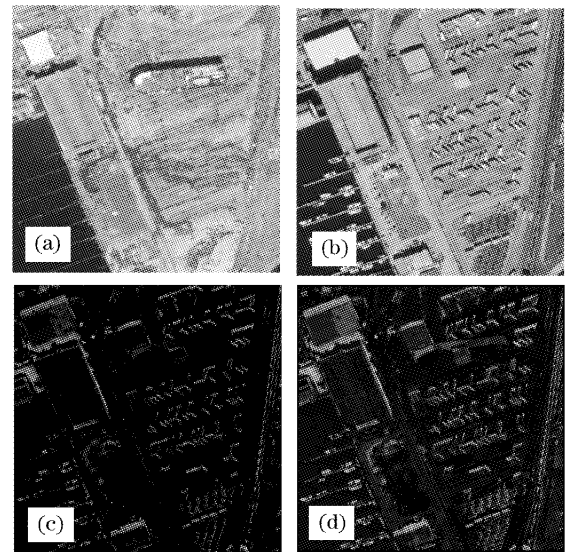


图3 变化探测结果。(a)飓风过后的图像,(b)飓风之前的图像,(c)基于聚类分割的变化探测算法探测结果,(d)本文探测结果

Fig.3 Results of change detection, (a) image after hurricane, (b) image before hurricane, (c) result of CBCD, (d) result of this paper

率的变化(ROC)曲线,计算方法来自于文献[12]。从图 2(c)、图 2(d)中可以看出,本文算法处理后的图像的背景亮度远低于基于聚类分割的变化探测算法处理后的图像的背景亮度。道路的影响基本被完全消除了,左上角较亮部分的影响也被大幅度衰减了。本文算法的 ROC 曲线[图 2(e)]也明显处在基于聚类分割的变化探测算法的上部,不论是低虚警段还是高虚警段都表现出很好的探测性能。图 3(c)和图 3(d)中的结果是在相同的量化条件下得到的,本文算法的探测结果[图 3(d)]比基于聚类分割的变化探测算法的探测结果显示出更多的变化细节,这便有利于后续的变化分割提取。从整个结果来看,本文算法的探测性能明显优于基于聚类分割的变化探测算法。但本文的变化探测算法在进行纹理分割时采用了 K 均值聚类算法,该算法在执行过程中需要进行迭代操作,运算量高于基于聚类分割的变化探测算法。另外,本文给出的基于纹理分割的变化探测算法,利用纹理来描述不同地表的影响,这就要求变化不能和分割所得的区域具有相当的纹理统计特征,也就是说,当图中的变化在分割得到的纹理区域上完全形成了自己的纹理,这时,本文的算法就不再适用了。对于纹理应分割的级数,主要由场景中背景的复杂情况确定的,只要能满足所分割得到的区域具有单一的统计特性就可以了。一般来说地表

有多少种形态就应该分割为多少级纹理。

## 5 结 论

本文提出的基于纹理分割的遥感图像变化探测算法,利用纹理分割来描述不同地表形态的影响。相比于基于聚类分割的变化探测算法,本文算法的分割结果更符合高斯分布,理论上更符合探测模型的要求。由于算法是在每个纹理区域中计算某点像素值和该纹理像素值统计特性的区别,而纹理分割是由算法运行时完成的,与纹理的大小无关,因此彻底摆脱了变化大小和形状的限制,使得算法在事先并不知道变化大小和形状的情况下仍然能够进行探测,更具有实际意义。实验结果进一步验证了本文算法比基于聚类分割的变化探测算法具有更好的探测性能。

## 参 考 文 献

- 1 Huang Yinbo, Wang Yingjian. The effect of tracking jitter on the beam spreading induced by atmospheric turbulence [J]. *Acta Optica Sinica*, 2005, **25**(2): 152~156 (in Chinese)  
黄印博,王英俭. 跟踪抖动对激光湍流大气传输光束扩展的影响[J]. *光学学报*, 2005, **25**(2): 152~156
- 2 Sun Gang, Weng Ningquan, Xiao Liming *et al.*. Profile and character of atmospheric temperature[J]. *Acta Optica Sinica*, 2004, **24**(5): 592~596 (in Chinese)  
孙刚,翁宁泉,肖黎明等. 大气温度分布特性及对折射率结构常数的影响[J]. *光学学报*, 2004, **24**(5): 592~596
- 3 Jiaqi Wang, Ping Yu, Changxiang Yan *et al.*. Space optical remote sensor image motion velocity vector computational modeling, error budget and synthesis [J]. *Chin. Opt. Lett.*, 2005, **3**(7): 414~417
- 4 Zhou Qingcai, Wang Zhijian, Wang Chunyan. The application of the theory about image stabilization in calculating image motion on space remote sensor [J]. *Acta Optica Sinica*, 2004, **24**(3): 413~417 (in Chinese)  
周庆才,王志坚,王春艳. 基于稳像理论的空间光学遥感像移补偿的分析与计算[J]. *光学学报*, 2004, **24**(3): 413~417
- 5 B. R. Hunt, T. M. Cannon. Nonstationary assumptions for Gaussian models of images [J]. *IEEE Trans. Syst. Man Cybernet.*, 1976, **SMC-6**(6): 876~882
- 6 A. Margalit, I. S. Reed, R. M. Gagliardi. Adaptive optical target detection using correlated images [J]. *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, 1985, **AES-21**(5): 394~405
- 7 Mark J. Carlotto. A cluster-based approach for detecting man-made objects and changes in imagery [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, 2005, **43**(2): 374~387
- 8 William K. Pratt. *Digital Image Processing* [M]. New York: Wiley, 1991. 519~537
- 9 R. Chellappa, S. Chatterjee. Classification of texture using Gaussian Markov random fields [J]. *IEEE Trans. Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1985, **ASSP-33**(4): 959~963
- 10 Bian Zhaoqi, Zhang Xuegong. *Pattern Recognition* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1999. 280~281 (in Chinese)  
边肇祺,张学工. 模式识别 [M]. 北京:清华大学出版社, 1999. 280~281
- 11 D. W. J. Stein, S. J. Beaven, L. E. Hoff *et al.*. Anomaly detection from hyperspectral imagery [J]. *IEEE Signal Process. Mag.*, 2002, **19**(1): 58~69
- 12 Heesung Kwon, Nasser M. Nasrabadi. Kernel RX-algorithm: a nonlinear anomaly detector for hyperspectral imagery [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, 2005, **43**(2): 388~397