

# 一种目标级的遥感图像变化检测算法

苏娟<sup>1,2</sup>, 刘代志<sup>1</sup>

(1 第二炮兵工程学院 602 室, 西安 710025)

(2 清华大学 电子工程系, 北京 100084)

**摘要:** 传统的像素级变化检测方法对图像的配准准确度要求较高, 因而在实际运用中受到很多限制。在人造目标检测的基础上, 提出了一种目标级的基于局部配准误差补偿的变化检测方法。根据遥感图像中人造目标与自然目标的纹理差异, 对图像中的人造目标进行检测和分割, 再对分割图像采用提出的算法进行变化检测。实验表明, 与传统的像素级变化检测方法相比, 本算法具有较高的检测准确度, 对配准准确度的要求也有所放宽, 并且可以简化变化检测前的辐射校正工作和变化检测后的像素分类的工作。

**关键词:** 变化检测; 分形误差测度; 配准误差; 人造目标

中图分类号: TP75

文献标识码: A

文章编号: 1004-4213(2007)09-1764-5

## 0 引言

多时相遥感图像变化检测作为遥感技术的重要研究方向, 在农业、环境、城市规划、国防等领域得到广泛的应用。通过对同一地区不同时相的遥感图像的分析, 能够获取该地区地物变化的信息, 这些信息可用于地理信息系统更新、资源环境监测、目标动态监视以及打击效果评估等。

目前常用的变化检测方法可分为三个层次<sup>[1]</sup>: 像素级变化检测、特征级变化检测与目标级变化检测。其中像素级变化检测层次最低, 直接在原始图像上进行处理, 主要有图像差值法、图像比值法、主成分分析法、独立成分分析法以及典型相关方法等。这些方法无一例外对图像的配准准确度有着较高的要求。文献[2]提出, 当配准准确度达到 0.2 个像素时, 变化检测算法能检测到 90% 以上的正确变化, 否则检测结果中将包含由于失配带来的虚假变化和漏掉真正关心的变化。然而, 由于遥感图像自身的复杂性, 不同的成像条件所带来的辐射差异和视觉差异使得遥感图像的精确配准非常困难。因此上述的变化检测方法在实际应用中会受到诸多限制, 并且必须进行变化检测前的辐射校正工作和变化检测后的像素分类工作<sup>[3-5]</sup>。目标级变化检测层次最高, 主要检测具有一定概念意义的对象的变化, 在目标识别和图像理解的基础上进行, 检测结果可直接应用, 代表了变化检测的主要发展方向<sup>[1]</sup>。

人造目标(如建筑物、机场、桥梁等)的变化检测在军事侦察和城市规划等领域有着非常重要的意义。本文根据遥感图像中人造目标与自然场景的纹

理差异, 通过提取图像的分形误差特征, 将人造目标从自然场景中分割出来, 在此基础上对不同时相的分割图像进行变化检测。从原理上讲, 此方法是一种目标级的变化检测方法, 可以简化变化检测前的辐射校正工作和变化检测后的像素分类工作, 并且对配准准确度的要求也有所放宽。

## 1 人造目标检测

一般情况下, 遥感图像上的人造目标与自然场景存在着较大的纹理差异。人造目标以直线或圆等规则形状为主, 纹理较单一, 存在大片颜色单调或变化较小的区域。而自然场景的形状较为复杂, 纹理与颜色不单一, 满足自相似性。因此通常可以通过提取纹理特征对两类目标进行分割。常用的纹理特征有灰度统计特征、小波能量特征、分数维特征、通过 DCT 系数提取的纹理边缘特征以及由 Cooper 提出的分形误差测度<sup>[6-7]</sup>等。由于分形误差测度在刻画人造目标与自然场景的自相似性差异上具有独特且较好的性能, 因此本文采用分形误差测度对人造目标与自然场景进行分割。

### 1.1 分形误差测度

分形误差测度<sup>[6]</sup>的基本思想是, 自然场景可以由分数布朗场运动(fBM)模型描述, 而人造目标则不能。当用此模型拟合自然场景时, 将产生非常小的分形误差, 而用于拟合人造目标时, 将产生非常大的分形误差。因此该误差可以用于作为区分自然场景和人造目标的特征。

令  $I(x)$  表示一个二维 8 比特的灰度图像,  $x = (x_r, x_c)$  表示图像中某一像素的行列坐标。若  $I(x)$  满足 fBM 模型, 则下列方程成立

$$E[|I(x_2) - I(x_1)|] = k|x_2 - x_1|^H$$

$$E[|\Delta I_{|\Delta x|}|] = k |\Delta x|^H \quad 0 < H < 1, k > 0 \quad (1)$$

其中  $|\Delta x| = |x_2 - x_1|$  表示像素点  $x_1$  与  $x_2$  之间的距离,  $\Delta I_{|\Delta x|} = I(x_2) - I(x_1)$  表示像素点  $x_1$  与  $x_2$  之间的灰度差. 对式(1)两边取对数, 得

$$\ln E[|\Delta I_{|\Delta x|}|] = \ln k + H \ln(|\Delta x|) \quad (2)$$

通过线性回归的方法可以得到  $H$  与  $k$  的估计  $\bar{H}$  与  $\bar{k}$ . 因此分形误差定义为

$$\text{error}_{|\Delta x|} = E[|\Delta I_{|\Delta x|}|] - \bar{k} |\Delta x|^{\bar{H}} \quad (3)$$

采用一个固定尺寸的窗口在图像上移动, 窗口中心点对应像素的分形误差则可定义为

$$RMS_{\text{error}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{|\Delta x|} (\text{error}_{|\Delta x|})^2} \quad (4)$$

其中  $\Delta x$  表示窗口中心像素点距窗口内其它像素点的距离,  $n$  表示窗口中  $|\Delta x|$  的个数. 该误差给出了该像素是否满足 fBM 模型的测度, 值越大表示该像素偏离 fBM 模型的程度越大.

将窗口遍历整幅图像, 用每个窗口中心像素的  $RMS_{\text{error}}$  值代替原始灰度值, 可以得到一幅分形误差图像  $I_f$ . 采用最大类间方差方法<sup>[9]</sup>选取适当的阈值, 对  $I_f$  进行二值化, 凡是  $RMS_{\text{error}}$  大于该阈值点的灰度被赋值为 255, 形成前景(即人造目标), 小于该阈值的点的灰度被赋值为 0, 形成背景, 由此实现对人造目标的分割, 得到一幅人造目标的二值分割图像(如图1(b)). 窗口的尺寸通常选取为  $7 \times 7$  或  $9 \times 9$ . 若窗口尺寸太小, 则在采用线性回归方法求取  $H$  与  $k$  的估计  $\bar{H}$  与  $\bar{k}$  时, 数据点太少会导致线性拟合不够准确, 从而影响求出的分形误差的准确性; 若窗口尺寸太大, 则计算量增加.

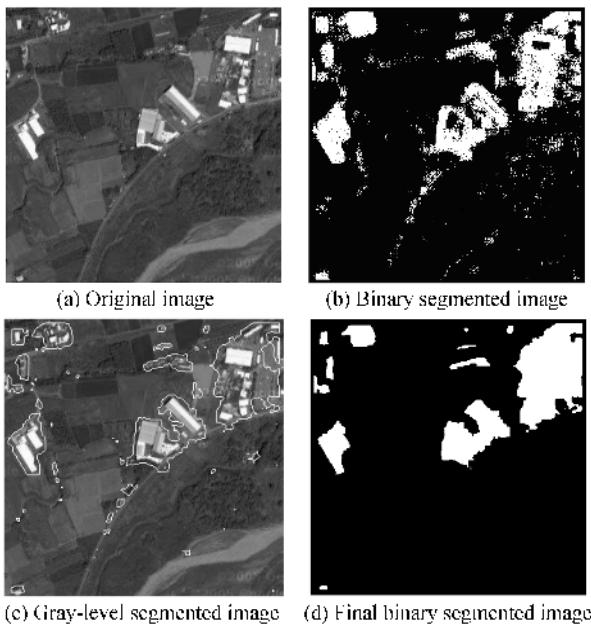


图 1 人造目标的分割

Fig. 1 Segmentation of man-made objects

值得注意的是, 在某些相关文献[8]中, 将较为规则的农田也归类为人造目标. 但在采用分形误差测度对图像中的人造目标进行检测时, 农田因满足 fBM 模型, 未被检测为人造目标, 而部分与相邻农田灰度差异较大的田埂或道路被检测出来了(如图 1(b)). 并且, 使用该测度能检测到人造目标的大部分面积, 同时会出现许多杂乱的被错检为人造目标的小区域, 部分人造目标的内部也会被错检为自然场景. 由于本文考虑的处理对象主要是建筑物、机场、桥梁等具有一定面积的人造目标, 在得到阈值化的分形误差图后, 首先采用滤波方法, 去除杂乱散的部分小区域, 再采用数学形态学的闭运算、开运算等处理方法对图像进行处理, 可以将面目标连接起来, 对目标边缘轮廓进行平滑.

## 1.2 目标边缘精细处理

由于采用分形误差测度对人造目标进行分割时, 分割结果对图像本身质量和分形误差特征提取时的参数选取非常敏感, 两幅不同时相图像中的两个对应的目标会产生两个不同的分割轮廓. 如果对上述分割结果不加任何处理, 直接应用图像差值法进行变化检测, 这种分割轮廓的不同会带来虚假的变化. 因此, 需要对采用分形误差测度分割出的人造目标进行边缘精细处理, 得到与目标的实际边缘尽量吻合的边缘. 方法如下所述:

步骤 1: 在上节所得的二值分割图像上提取每个人造目标的边缘, 并将此边缘复制到原始灰度图像上, 得到如图 1(c) 的灰度分割图像.

步骤 2: 在原始灰度图像上, 分别对提取出的每个人造目标计算相应的前景区域与背景区域的灰度均值.

步骤 3: 对灰度分割图像上每个人造目标的边缘像素进行精细处理. 以某个待处理的边缘像素点为例, 计算以其为中心的某一自定义尺寸的方形窗口的灰度均值, 并与已求出的该像素所在目标的前景区域灰度均值和背景区域灰度均值比较. 如果比较结果说明该点属于背景区域的可能性更大, 则该点被分类为背景点, 相应的目标边缘像素点向内缩进一点.

步骤 4: 迭代进行步骤 3, 直到人造目标的所有边缘像素点都认为是正确的边缘像素点.

经过上述处理后, 最终得到用于变化检测的人造目标的二值分割图像, 如图 1.

## 2 变化检测

对两个不同时相的遥感图像分别按照上节介绍的方法进行处理, 可得两幅人造目标的分割图像, 由

于人们关心的仅是人造目标的变化,因此变化检测可以直接在这两幅二值分割图像上进行。在采用图像差值法对人造目标分割图像进行变化检测的实验中发现,尽管本文的变化检测是在目标级上进行,但配准误差的存在仍然对检测结果有较大的影响,检测结果中增加了失配引入的虚假变化和漏掉了真正关心的变化。为了去除配准误差对变化检测的影响,本文采用了下面的方法。

根据图像配准的原理,如果两幅图像的配准准确度能达到像素级,则在局部范围内,图像的配准误差可以认为是仅由平移误差引起,而旋转误差和缩放误差可以被忽略<sup>[2]</sup>。因此,可在变化检测之前,预先估计出局部的配准误差,用以在变化检测阶段进行相应的补偿。基本步骤如下:

步骤1:对经过配准的原始图像  $I_1$ (表示  $t_1$  时相的图像)和原始图像  $I_2$ (表示  $t_2$  时相的图像)进行分块处理,块的尺寸应保证两幅图像中对应的图像块间仅需考虑局部的平移误差,而局部的旋转误差和缩放误差可以忽略。经多次实验,块的尺寸选取为  $16 \times 16$  或  $32 \times 32$ 。

步骤2:计算两幅图像中对应块的相关系数。如果相关系数低于某一预先设定的阈值,则该块可能存在目标的变化,不对其进行配准误差估计,直接进行变化检测。反之则进行下一步处理。

步骤3:令图像  $I_1$  中的图像块在水平和垂直方向以某一固定步长作平移。假设平移的范围为  $[-x_{\max}, x_{\max}]$  与  $[-y_{\max}, y_{\max}]$ ,则可产生一组该图像块相对于自身的平移图像块。本文为避免引入新的插值误差,取步长为整数,譬如 1。当取  $x_{\max} = y_{\max} = 1$  时,则可产生九幅平移图像块,分别代表配准误差的九个可能的方向与距离。分别求  $I_2$  图像的相应图像块与上面生成的九幅图像块的相关系数,取最大相关系数对应的图像块的平移方向与距离为该对图像块的估计配准误差。此误差被记录下来,用于在后续的变化检测中对其进行补偿。在所有的图像块上重复此操作,直至估计出每对图像块的局部配准误差。

步骤4:根据上步估计出的配准误差方向与距离,在运用传统的图像差值法进行变化检测时,将图像  $I_1$  的每个图像块进行相应的平移,然后再与图像  $I_2$  的相应块进行差分运算。

采用上述的局部配准误差估计模型,可以有效地减少失配对变化检测结果的影响。但使用时有两个前提:一是两幅图像配准时使用的配准算法的准确度在像素级,二是两幅图像之间的变化较小,大部分区域不存在目标的变化。在对人造目标进行变化

检测时,这两个前提是容易满足的。

由于本文的目的是检测人造目标的变化,因此还可以借助于一些先验知识对检测结果进行判断。由于人造目标一般呈线、圆、方形等规则形状,具有一定的面积,因此可以将检测结果中一些单像素的线条和杂乱的点作为噪音去除。

### 3 实验结果与分析

通过实验对本算法的有效性进行进一步的验证,经过对十余对遥感图像进行变化检测,均取得了较好的效果,由于篇幅所限,现给出两个实例,如图 2 与图 3。

图 2 中实验采用的测试图像为真实的两时相遥感图像,采用遥感商用软件 ENVI 4.1 进行配准。选用的图像中的自然景观包括农田、植被以及河流等,人造目标主要是形状较规则的人工建筑物,比较具有代表性。图 2(a)为时相 1 图像,图 2(b)为时相 2 图像,图 2(c)是对图 2(a)与图 2(b)采用图像差值法处理得到的结果。为了获得真实变化情况,还需对此差值图像进行像素分类的处理。图 2(d)是采用本文的基于人造目标检测和局部配准误差补偿的变化检测方法得到的检测结果。通过对图 2(c)与图 2(d)结果的比较可知,本文算法能正确地检测出场景中变化的人造目标,并能对其精确定位。

图 3 中实验采用的测试图像为模拟的两时相遥感图像,测试图像的生成步骤为:选定一幅图像作为  $t_1$  时刻图像;在此图中人为加入变化场景,作为待检测的真正变化;对直方图进行稍微偏移,以模拟不同的辐射情况;加入一些零均值高斯噪音;对  $t_1$  时刻

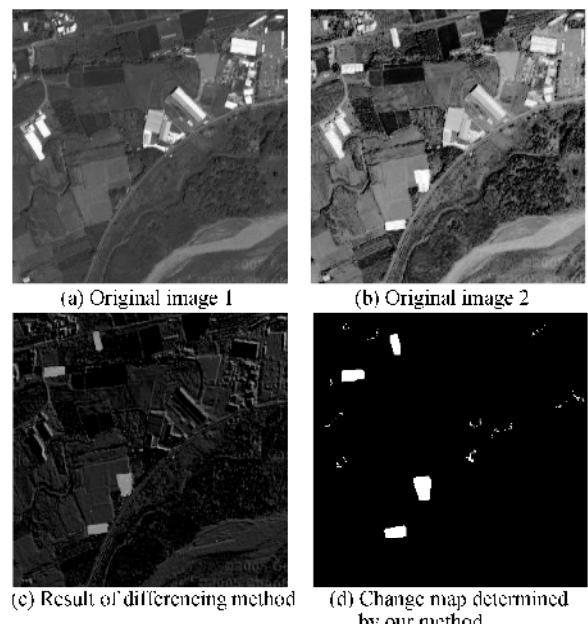


图 2 人造目标变化检测结果(测试的两时相图像)

Fig. 2 Actual bi-temporal images serving as test images

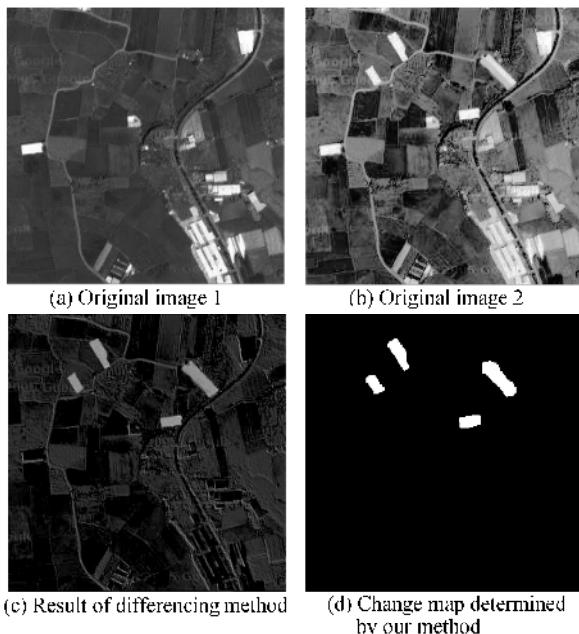


图3 人造目标变化检测结果(测试图像为模拟的两时相图像)  
Fig. 3 Simulated bi-temporal images serving as test images

图像和经过上述步骤生成的图像进行配准,在选取控制点时,故意使控制点具有一定的偏差,以此模拟两幅图像的配准误差。经过上述处理的图像可作为 $t_2$ 时刻的图像,在模拟生成的两时相图像中,截取子图作为实验用的测试图像。图3(a)为时相1图像,图3(b)为模拟的时相2图像,平均配准误差为1个像素。图3(c)是对图3(a)与图3(b)采用图像差值法处理得到的结果,图3(d)是采用本文的基于人造目标检测和局部配准误差补偿的变化检测方法得到的检测结果。通过对图3(c)与图3(d)的实验结果的比较可知,本文算法对两时相图像的配准误差较鲁棒,可以避免因配准误差带来的虚假变化及漏掉的真正变化。

由于该变化检测算法不需要对原始图像进行辐射校正等预处理和对结果图像进行像素分类等后处理,因此可使检测工作得到简化。并且,本变化检测算法直接在目标级实施,并增加了配准误差补偿模块,因此能够降低图像配准误差对变化检测结果的影响,提高检测的准确性,且检测结果接近用户需求,可以直接用于目标数据库的更新或为决策提供支持服务。

## 4 结论

针对目前变化检测方法存在的问题,提出了一种基于目标检测并对配准误差鲁棒的变化检测方法。与传统方法相比,该算法在很大程度上降低了变化检测对图像配准准确度的要求,而且也降低了不同时相辐射差异和噪音的影响,得到了良好的检测结果。但是,由于本变化检测算法在人造目标的二值分割图像上进行,变化检测准确度严重依赖于目标检测的准确度。因此,本方法主要适用于具有一定面积的人造目标分散

在自然场景中(如军事目标,郊区建筑物,桥梁等)的图像,因为采用的目标检测方法对此类图像中的人造目标能取得很好的检测结果。当图像分辨率较高时,采用分形误差测度不能准确地检测出图像中的人造目标。并且,当人造目标连成一片时,本文算法检测成片人造目标内部某一目标变化的能力将降低。这些缺点都是由分形误差测度检测人造目标的局限性所决定的,这将是作者以后致力解决的问题。

## 参考文献

- [1] GEOFFREY G H. Object-level change detection in spectral imagery [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, **39**(3):553-561.
- [2] DAI Xiao-long, SIAMAK K. The effects of image misregistration on the accuracy of remotely sensed change detection [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1998, **36**(5):1566-1577.
- [3] RICHARD J R, SRINIVAS A, et al. Image change detection algorithms: a systematic survey[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, **14**(3):294-307.
- [4] LORENZO B, ROBERTO C. An adaptive approach to reducing registration noise effects in unsupervised change detection[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, **41**(11):2455-2465.
- [5] LORENZO B, DIEGO F P. Automatic analysis of the difference image for unsupervised change detection [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2000, **38**(3):1171-1182.
- [6] COOPER B E, CHENOWETH D L, et al. Fractal error for detecting man-made features in aerial images[J]. *Electronics Letters*, 1994, **30**(7):554-555.
- [7] TRYGVE R, JOHN H H. Filtering for texture classification: a comparative study[J]. *IEEE Transactions on PAMI*, 1999, **21**(4):291-310.
- [8] MARINA M, KARL S, HERMANN K. Edge- and region-based segmentation technique for the extraction of large, man-made objects in high-resolution satellite imagery[J]. *Pattern recognition*, 2004, **37**(8):1619-1628.
- [9] OSTU N. A threshold selection method from gray-level histogram [J]. *IEEE Transactions on SMC*, 1979, **9**(2):62-66.
- [10] WANG Ping, SU Xiu-qin, LIU Ya-xuan. Dynamic thresholding based region combination[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2004, **33**(3):378-381.  
王萍,苏秀琴,刘雅轩. 基于区域合并的动态阈值分割算法[J]. 光子学报,2004,33(3):378-381.
- [11] HU Yan-feng, LIU Bo, LI Feng, et al. An image change detection method using statistical analysis[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2005, **34**(1):146-149.  
胡岩峰,刘波,李峰,等. 一种基于统计分析的图像变化检测方法[J]. 光子学报,2005,34(1):146-149.
- [12] ZHOU Jun-ni, CAO Jian-zhong, LIU Bo, et al. New image segmentation methods based on regionally minimal cost watershed transform[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2005, **34**(1):142-145.  
周军妮,曹剑中,刘波,等. 一种基于局部最小代价分水岭变换的图像分割新方法[J]. 光子学报,2005,34(1):142-145.

## An Object-level Change Detection Algorithm for Remote Sensing Images

SU Juan<sup>1,2</sup>, LIU Dai-zhi<sup>1</sup>

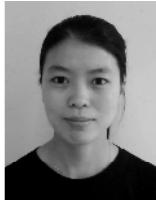
(1 602 section, The Second Artillery Institute of Engineering, Xi'an, 710025, China)

(2 Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Received date: 2006-05-28

**Abstract:** A general drawback to traditional pixel-level change detection algorithms lies in their high requirements for image registration accuracy, which leads to many limitations in their practical applications. To overcome such a drawback, an object-level change detection algorithm based on local registration error compensation is proposed. The algorithm is composed of two stages. The first stage aims at detecting and segmenting man-made objects according to the texture difference between man-made objects and natural ones. The second stage detects changes in the segmented images. Experiments show that, compared with traditional pixel-level change detection algorithms, the proposed algorithm has higher detection accuracy, and lower requirements for registration accuracy. Moreover, radiation adjustment before change detection and pixel classification after change detection can be simplified.

**Key words:** Change detection; Fractal error metric; Registration error; Man-made object



**SU Juan** was born in 1973. She received her B. S degree in 1995 and M. S degree in 1998 both in electronic engineering from the second artillery institute of engineering. She is currently an associate professor at the second artillery institute of engineering. Her research interests include remote sensing image processing and pattern recognition.