

文章编号: 1007-4619(2007)03-0323-07

一种基于阴影检测的建筑物变化检测方法

季顺平, 袁修孝

(武汉大学 遥感信息工程学院, 湖北 武汉 430079)

摘 要: 提出了一种基于背景模型的针对建筑物的阴影检测及变化检测方法。传统的基于背景模型的目标检测算法认为影像局部区域的自然背景符合高斯正态分布, 而含有人工目标的区域则不符合这种分布, 从而将目标区与自然地物区分开来。然而, 这种背景模型不适用于中等比例尺的航空影像。本文通过对背景模型的改进, 把自然地物和人工地物都视为背景, 而把阴影视为检测目标, 可以很好地实现建筑物的阴影检测, 然后采用阴影补偿法来检测建筑物的变化。试验表明了本方法的有效性。

关键词: 阴影检测; 变化检测; 背景模型; 高斯分布

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A

A Method for Shadow Detection and Change Detection of Manmade Objects

JI Shunping YUAN Xiuxiao

(School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Hubei Wuhan 430079, China)

Abstract: We present a method for detecting shadows and changes of manmade objects based on background model. Original object detection method based on background model assumes that image pixels of nature background can be modeled as a Gaussian distribution, however regions containing manmade objects do not match with this model. So objects can be detected from the nature background. Our tests proved this background model is not applicable to medium scale aerial photos because in that scale manmade objects take up more percentages in the image and cannot be regarded as a tail in Gaussian distribution. This paper improves the background model and treats both nature and manmade objects as background and shadows as detection objects. Using this model we firstly detect object's shadows from anomaly of Gaussian distribution and use some filter operators to eliminate those shadows not from manmade objects. Our tests proved that the detection effect of manmade object's shadows is quite impressive. Then the original images were compensated using the shadow images. After compensating we got images without shadows. At last change detection was made base on those compensating images. For convenience of the experiment images were partitioned into several areas of interest(AOI), and coarse matching of counterpart AOIs of old and new images was made. And then we detected manmade objects' shadows in AOIs and those containing manmade objects are remained and those shadows detected will be considered as manmade objects information and be discarded. Then we compensated the AOIs with shadows detection images and used difference change detection method to compare these AOIs and got the final change detection results. Our tests used aerial images taken at the year 2000 as old images whose scale is 1:8000, and aerial images taken at the year 2002 as new images whose scale is 1:15000. Experiment results prove our method is effective.

Key words: shadow detection; change detection; background model; Gaussian distribution

收稿日期: 2006-06-28; 修订日期: 2006-11-08

基金项目: 全国优秀博士学位论文作者专项资金资助项目 (编号: 200142); 教育部长江学者和创新团队发展计划——创新团队资助项目

(编号: RT0438) 1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. <http://www.cnki.net>

作者简介: 季顺平 (1979—), 男, 武汉大学博士研究生。主要从事影像变化检测与数据更新研究, 已发表论文 2 篇。E-mail: jishunping2000@163.com.

1 引 言

影像变化检测技术在许多领域都是一个感兴趣的研究课题,已经有大量的变化检测方法被提了出来,譬如基于点、线特征匹配的变化检测方法^[1,2],针对多光谱影像的变化矢量分析法^[3]、独立分量分析法^[4],线性和非线性回归方法^[5,6],还有直接面向对象的变化检测方法。然而,由于不同期影像的条件限制,以上方法普遍存在着点、线、向量匹配困难,特征、物体或对象的提取和描述困难。再者,从变化检测的效果看,许多自然变化也被当作人工变化而被误检测,严重影响了检测的效果。为此,文献[7]提出基于高斯分布的背景模型来检测特定形状但未知光谱信息的物体,文献[8]采用该模型来提取影像上的人工目标,并进行人工目标的变化检测,文献[9]使用该模型来检测移动的军事目标,再进行目标变化检测。结果表明,这些基于背景模型的方法从检测人工目标出发,可以减少非人工目标变化引起的伪变化。此外,与基于点、线匹配的变化检测方法相比,其对不同期影像的配准精度要求也比较低,易于实现。

本文在分析基于背景模型的人工地物识别和变化检测方法的基础上,研究了一种针对航空影像的变化检测方法。这种方法不再以直接检测人工地物为目标,而是从检测物体的阴影出发,通过分析检测出的物体阴影来确定该地物是否发生了变化。试验证实,本文所提出的影像变化检测方法对建筑物的变化有相当好的检测效果。

2 阴影检测算法

2.1 高斯分布模型

高斯正态分布可以用 μ 和 σ 两个参数描述,分别表示变量的均值和均方差。对于符合高斯分布的变量, μ 和 σ 均为常数。背景模型^[10]认为,影像上自然背景符合高斯分布,人工目标由于不符合这种分布而被当作异常检测出来。以单波段影像为例,对于某个影像窗口,如果其像素符合高斯分布,对其进行标准正态分布归一化:

$$d(i, j) = (x(i, j) - \mu) / \sigma \quad (1)$$

式中, (i, j) 表示像素位置; $x(i, j)$ 表示像素的灰度值; $d(i, j)$ 为像素到标准正态分布的距离。

式(1)表明,像素的灰度与均值愈接近,则距离

愈小,反之愈大。为了保证距离为正值,可把距离写作平方的形式

$$d(i, j) = (x(i, j) - \mu)^2 / \sigma^2 \quad (2)$$

如果该距离大于一定的阈值,就认为该像素不符合正态分布;同样,对于像素组合(模板),也可以用相似的距离形式来描述。文献[8]中使用的距离判别式为

$$d(X) = \frac{(X_s^T)^T (XX^T)^{-1} (X_s^T)}{s s^T} \quad (3)$$

式中, s 表示待检测物体的形状(模板),可用 N 个像素的灰度向量来描述; X 表示以 M 个波段为行, N 个像素为列的矩阵,行向量即某波段影像块所有 N 个像素的灰度排列。

如果 $d(X)$ 大于给定的阈值,那么认为该影像块表示的是物体;如果小于阈值,就认为是背景。如果待检测的物体为单像素, X 表示为 M 个波段的向量 x 文献[11]给出的距离公式为

$$d(x) = (x - m)^T C^{-1} (x - m) \quad (4)$$

式中, m 和 C 分别表示待检测窗口中 M 个波段的均值向量和方差矩阵。当处理单波段的影像时,与式(2)是一致的。

2.2 背景模型的适用范围

使用基于高斯分布背景模型的条件是,认为人工目标在整个背景中只占有很小的比重,从而不破坏整个分布模型,即大背景,小物体。较低分辨率的卫星遥感影像一般都符合这个条件。图 1(a)为待检测的某一卫星遥感影像,其中包含了两个人工地物,图 1(b)示意了通过基于高斯分布背景模型进行检测后的距离图像,检测效果是非常好的。

在较大比例尺或较高分辨率的影像中,比如航空影像或高分辨率卫星遥感影像,如果按照传统的把自然地物作为背景,把人工目标作为检测对象的方法,则很难取得好的检测效果。图 2(a)是一个摄影比例尺为 1:8000 的航空影像局部窗口,图 2(b)是通过背景模型检测到的距离图像,图中并没有将建筑物检测出来。

从图 2(a)可以看出,建筑物占了整个图像较大的份额,导致建筑物不再被认为是高斯分布的附属品,即分布的“尾巴”,而形成了自己独立的分布形式。图 3 给出了图 1(a)和图 2(a)的影像灰度直方图。从中可以看出,图 3(a)中的建筑物作为细长的尾巴出现在前端,而图 3(b)中则出现了多个波峰。

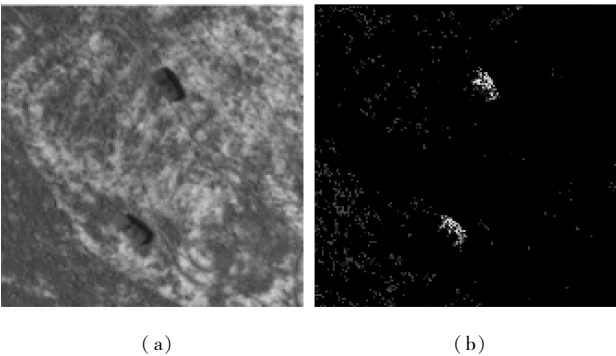


图 1 卫星遥感影像 (a) 基于高斯分布的背景模型进行检测后的距离图像 (b)

Fig 1 Detected distance image(b) in satellite remote sensing image (a) using background model

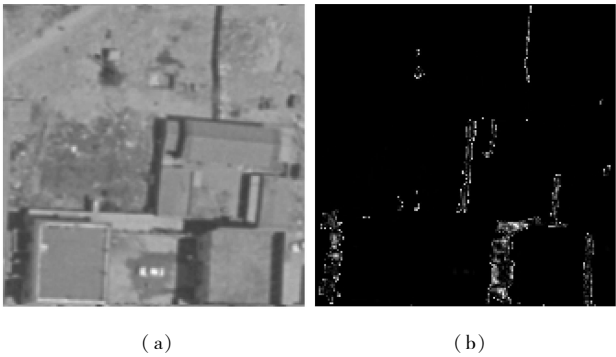


图 2 航空遥感影像 (a) 基于高斯分布的背景模型进行检测后的距离图像 (b)

Fig 2 Detected distance image(b) in aerial remote sensing image (a) using background model

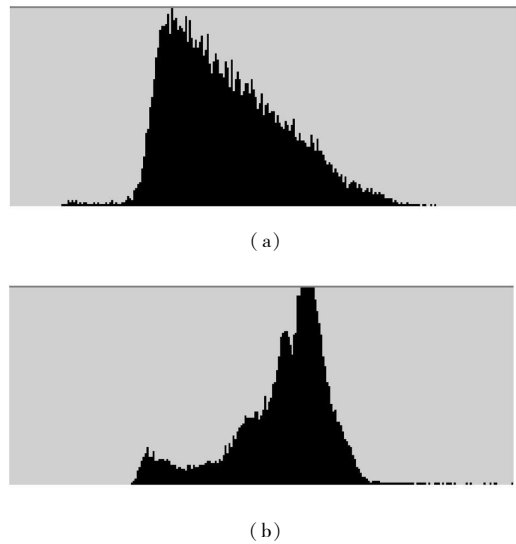


图 3 卫星遥感影像 (a) 和航空影像 (b) 灰度分布直方图

Fig 3 Gray distribution histogram of satellite remote sensing image (a) and aerial remote sensing image (b)

2.3 基于背景的阴影检测算法

文献 [7]认为,在背景像素符合高斯分布的检测窗口中,当检测单元为移动窗口时,其均值 μ 由于窗口的移动会不断的变化,而 σ 的变化较缓慢。文献 [8]则对整个影像同时进行检测,首先按照向量量化法 (VQ) 将影像分割成具有一定灰度区间的像素组合 (Cluster),在 Cluster 内部,认为背景像素符合高斯分布。

本文基于传统的目标检测思想,但不再把人工目标作为检测的对象,而是把阴影作为检测对象。这是因为,在航空影像中,阴影相对于自然地物及人工地物来讲,仍然可被视为很小的部分。此时的背景概念不再是纯粹的自然地物,而是自然地物与人工建筑的总和。虽然人工建筑破坏了传统的高斯分布模型,但通过类似文献 [8] 的图像分类方法,可以使得分类的结果仍然符合高斯分布模型,并将阴影作为这种分布的不符值检测出来。

2.3.1 影像的分类

首先对影像进行分割,为了提高计算效率,采用规则网格分块方法,把影像划分为独立的感兴趣区域 (AOI)。在 AOI 内部,采用 VQ 分类方法,按照像素的灰度差异对影像进行分割。若把图像分成 n 类 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 那么分类依据是使得量化误差平方和为最小,即

$$\sum_{i=0}^{n-1} \left[\int_{x_i}^{x_{i+1}} (x - x_i)^2 p(x) dx \right] = \min_{\substack{\exists x \in (x_i, x_{i+1}), x \in x_i}} \quad (5)$$

式中, $p(x)$ 表示影像灰度的概率密度函数。

在 $p(x)$ 未知的情况下,可以先做直方图均衡,得到统一的 $p(x)$, $p(x)$ 等于 AOI 内部像素个数的倒数,并进行逐像素的分类。然后再做直方图均衡的逆运算,得到原始图像的分类间隔。

通过这种分类方法可以将 AOI 中的建筑物分成一类 (或几类), 自然背景亦被分成一类 (或几类), 并认为其符合高斯分布。此时,建筑物与自然背景可能在一定的程度上被划归为同一类,通过影像的复杂度适当调整分类间隔,大致使每一类只包含一种地物的特征。一般来说,场景越复杂,分类数越多。与自然背景相比,建筑物的灰度较为一致,且具有更陡的高斯分布形式。阴影所占比例很小,不会形成自己的类别,而是被分类到背景中。因此,这些阴影像素与正态分布背景就具有最远的距离。这

些距离就成为判别阴影像素的依据。

2.3.2 距离判别函数

对于分类后的每一类中的像素按式 (2) 进行距离判别, 此时 μ 和 σ 分别表示每个类中的均值和均方差。对于第 x_k 类有

$$\mu_k = \frac{1}{N_k} \sum x(i, j)$$
$$\sigma_k^2 = \frac{1}{N_k - 1} \sum (x(i, j) - \mu_k)^2$$
 (6)

由式 (2) 可知, $d(i, j)$ 的值在 $[0, 1]$ 之间, 把它扩充到 $[0, 255]$ 的范围形成距离图像。在每一类中, 距离高斯分布中心越近的像素拥有越小的灰度值, 越远的像素灰度值则越大。

2.3.3 阈值的选取

若某随机变量符合标准正态分布, 那么它的平方符合自由度为 1 的卡方分布。由式 (2) 可知, 距离函数 $d(i, j)$ 符合卡方分布 χ^2_0 。设给定检验水平为 α , 则可以进行假设检验。设零假设 H_0 为: $d(i, j)$ 符合卡方分布, 若 $d(i, j)$ 小于阈值 η , 则接受零假设; 否则接受备选假设 H_1 : $d(i, j)$ 不符合卡方分布。

$$\text{ad}(i, j) = (x(i, j) - \mu)^2 / \sigma^2 < \eta$$
 (7)
 $H_0: d(i, j) \sim \chi^2_0(\alpha)$

若 $d(i, j) > \eta$, 认为像素 (i, j) 不符合背景分布而作为目标检测出来。试验表明, 本方法对阈值的要求并不严格, 在不设置阈值的情况下, 依然能够较清晰的分辨出建筑物的阴影。

3 基于阴影信息的建筑物变化检测

对于不同时期拍摄的两幅影像, 如果影像中没有目标的变化, 虽然背景像素的改变会导致均值和方差发生改变, 但其仍然符合高斯分布, 即距离函数未发生明显变化。如果发生了检测目标的变化, 那么这时所改变的不仅仅是均值和方差, 其分布形式也将发生改变, 如新出现的阴影目标将使得这些像素与背景的距离变得更大。

本文采用阴影补偿法来检测建筑物的变化, 变化检测过程如图 4 所示。

阴影是影响变化检测效果的一个重要因素, 尤其是在建筑物较为密集的地区, 阴影本身、不同时刻阴影的差异, 都可能导致错检。如果能够在变化检测之前去掉阴影, 就会极大地提高检测的准确性。这种先消除阴影然后再进行变化检测的方法称之为阴影补偿法^[12]。阴影补偿法的基本思想是首先将



图 4 基于阴影的变化检测流程图
Fig 4 Change detection flow based on shadow detection

检测到的阴影用附近的背景像素值来补偿, 得到不含阴影的只有建筑物和自然背景的图像, 再用其他变化检测方法来检测是否发生了变化。

首先通过对两期影像的 AOI 分别作阴影检测, 获取阴影检测图像, 然后采用数学形态学腐蚀算子来滤除细小的非建筑物阴影, 使保留连续建筑物的阴影。为了突出检测效果并方便察看, 对保留的阴影进行统一赋值, 得到建筑物阴影图像。一般说来, 如果检测图像上没有建筑物阴影, 则认为影像无变化; 如果一期影像上有建筑物阴影而另一期影像上没有, 则可判定影像发生了变化, 即有建筑物建成或消失了。接下来对建筑物阴影图像进行赋值, 形成阴影补偿掩模图像。这里对于含有阴影的影像类, 将大于阈值的阴影像素取值为此类的平均值, 即

$$x(i, j) = \mu_k \text{ 当 } \text{ad}(i, j) > d_0 \text{ 且 } x(i, j) \in x_k$$
 (8)

式中, d_0 为阈值。

将掩模图像叠置在原始影像上, 就可得到不含阴影的掩模叠置图像。由于两期图像具有较大的灰度差异, 对掩模叠置图像可采用线性回归的方法来消除整体灰度差。即令

$$y'(i, j) = a + bx(i, j)$$
 (9)

并使

$$\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (y(i, j) - y'(i, j)) = m \cdot n$$
 (10)

式中, $x(i, j)$ 为后期影像灰度; $y(i, j)$ 为前期影像灰度; a, b 为回归系数; $y'(i, j)$ 为回归图像灰度; m, n 为 AOI 窗口大小。

求出参数 a, b 后, 计算后期影像的回归图像, 得到与前期影像灰度较为一致的图像。

最后对两期处理过的 AOI 进行差值法变化检

测,给定阈值就可得到变化检测图像。

4 试验及其结果分析

4.1 阴影检测

图 5(a)是航空影像的一个局部窗口。通过式 (2), (5)和 (6),将图像分割为 16 类,计算每一类的均值和方差,再计算每个像素的距离值,并规一化到 $[0, 255]$ 的范围。图 5(b)为阴影检测结果。

从图 5 可以看出,两幅影像的阴影检测结果是 比较好的,尤其是第一幅,由于阴影所占的整体面积 很少,更为符合高斯背景分布模型,所以检测效果 很好。

4.2 变化检测

图 6(a)是相应的两期航空影像的某个 AOI 大小为 256×256 像素。采用背景模型得到两期 影像的阴影检测图像 6(b),再对两幅阴影图像分 别进行形态学腐蚀操作,本文采用了 1×3 水平腐 蚀算子。对于腐蚀后留下的连续阴影统一赋值为 255,得到图 6(c)所示的建筑物阴影。图 6(c)明 显的增强了连续的阴影,且较真实地反映了建筑 物的阴影。

采用式 (8)对建筑物阴影图像进行赋值,形成

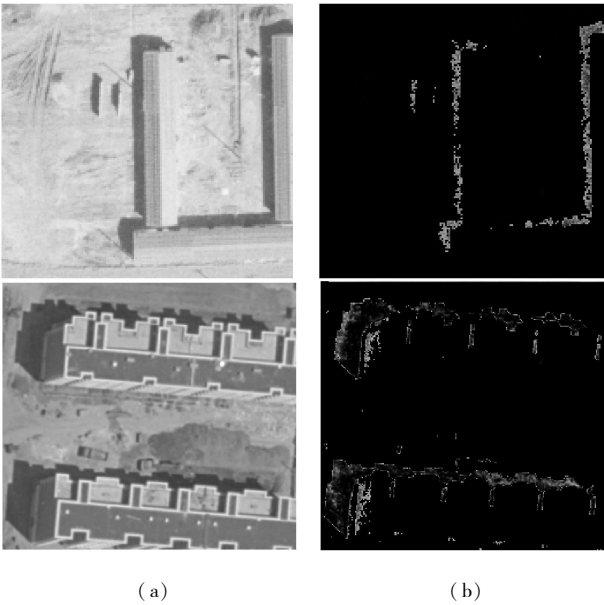
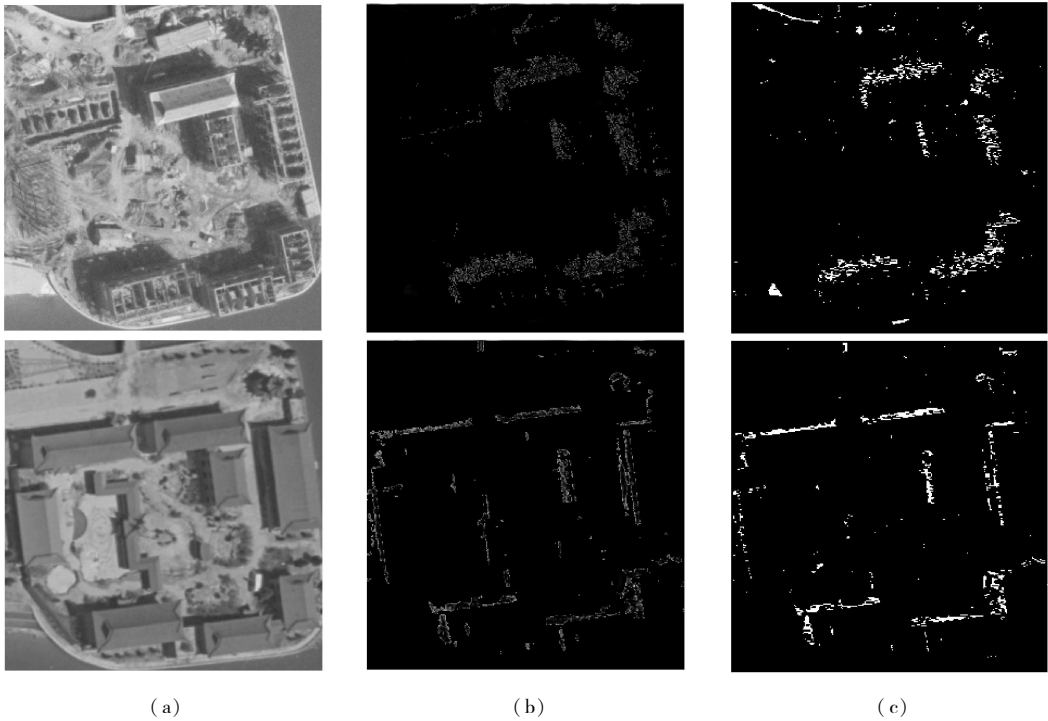


图 5 原始影像 (a)经过阴影检测后的结果图像 (b)
Fig 5 Results images (b) after shadow detection
of original images (a)

掩模,并叠置在原始图像上,形成图 7(a)和 7(b)所 示的阴影补偿图像。图 7(c)是新图像通过式 (9) 对前期图像回归后的回归图像。

从图 7(a)和 7(c)中可以看出,通过线性回归, 两期图像的灰度基本一致,尤其是背景像素,差异很



(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. <http://www.cnki.net>

图 6 原始图像 (a)、阴影距离图像 (b)和建筑物阴影图像 (c)
Fig 6 Original images (a), shadow distance images (b) and building shadow images (c)

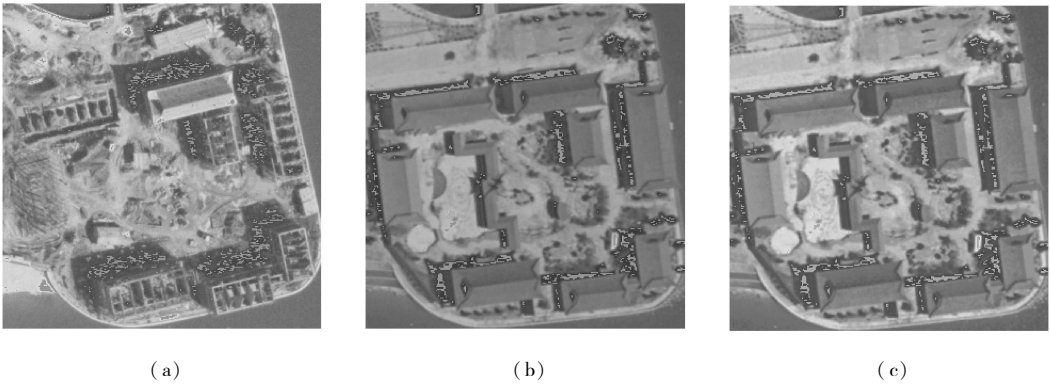


图 7 前期阴影补偿图像 (a)、后期阴影补偿图像 (b)和后期线性回归图像 (c)

Fig 7 Shadow compensated old image (a) and new image (b), and new image after linear regression (c)

小。图 8(a)为阈值取为 60 时的差值法变化检测图像,从中可以看出,新建造的 3 栋房屋都被检测出来了,而以前未完工的建筑物由于位置相同且灰度相近没有检测出来。图 8(b)为对原始图像进行差值法检测的结果。由于没有去除阴影,检测出的部分变化实际上是阴影的变化。相比之下,采用阴影补偿法进行变化检测可以大大减少误检率。

图 9 是另一较大区域的两期 AOI 窗口大小为 873×746 像素。图 9(a)为原始图像,图 9(b)为形态学算子处理后的建筑物阴影图像,图 9(c)是经过阴影补偿和回归处理的图像,对于后期影像,相对于前期图像作了线性回归。可以看到图 9(c)中两期影像的灰度几乎是一致的。

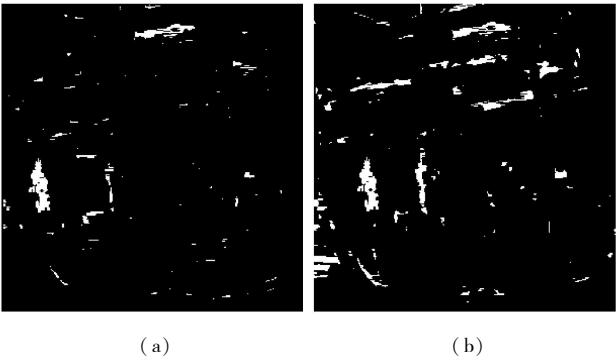
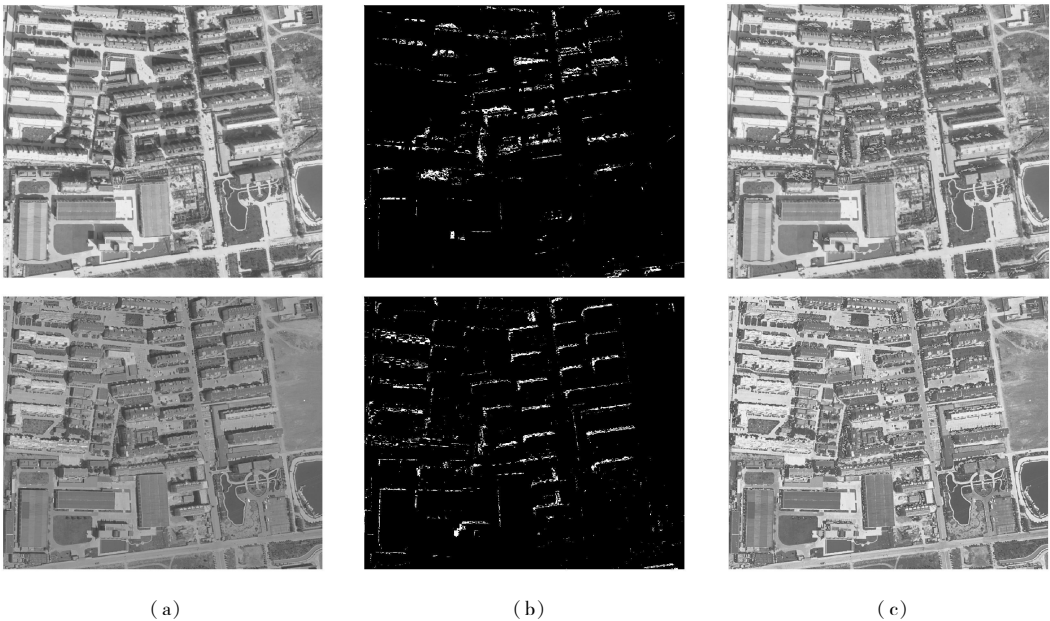


图 8 本方法变化检测结果 (a)和传统差分法变化检测结果 (b)

Fig 8 Change detection images of our method (a) and original difference change detection method (b)



(a) (b) (c)

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. <http://www.cnki.net>

图 9 原始图像 (a)、建筑物阴影图像 (b)和阴影补偿及回归图像 (c)

Fig 9 Original images (a), building shadow images (b) and images after shadow compensating and linear regression (c)

图 10(a)是基于图 9(c)的差分变化检测图像,图中共有 3 个区域发生了变化。A 区是新建的三栋楼房, B 区为小操场上新建的一栋直角形房屋, C 区为新建的房子。左边的细边缘是配准误差及未完全消除的阴影引起的;图 10(b)是不消除阴影直接进行变化检测的图像。可见很多的阴影变化干扰了实际变化检测的结果。

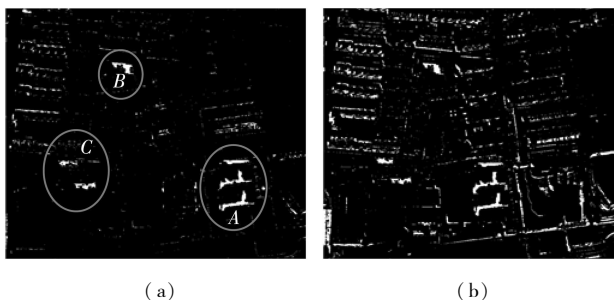


图 10 阴影差分变化检测图像 (a)和传统差分检测图像 (b)

Fig 10 Change detection images of our method (a) and original difference change detection method (b)

5 结论与建议

本文基于高斯背景分布模型提出了一种人工建筑物阴影检测及变化检测方法。文中将人工建筑物视为背景,建立了新的背景模型,用来检测占影像一小部分的建筑物阴影。试验表明,阴影的检测效果非常好,对于较小窗口 (256×256 像素)或较大窗口 (873×746 像素)的 AOI 本文方法都可以较为准确地提取出阴影。文章最后通过阴影补偿法消除不同时期阴影的变化所带来的干扰,在不含有阴影的图像上进行变化检测,显著提高了变化检测的准确性。不过,对某个 AOI 应该分成多少类本文没有给出明确的指标,而是根据地物复杂度和经验确定分类数;如何划分 AOI 的大小,使得 AOI 窗口可以满足背景模型“阴影只占一小部分”的要求。这些问题还有待进一步试验研究。

参考文献 (References)

- [1] Gonzalez J, Ambrosio G, Arevalo V. Automatic Urban Change Detection from the RS-1D PAN [A]. IEEE/ISPRS Joint Workshop on Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas [C]. Rome, Italy, 2001.
- [2] Neil C R, Lynne L G. Change Detection for Linear Features in Aerial Photographs Using Edge Finding [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2001, 39(7): 1608–1602.
- [3] Yoon G W, Yun Y B, Park J H. Change Vector Analysis: Detecting of Areas Associated with Flood Using Landsat TM [A]. IGARSS '03 [C]. Toulouse, France, July 2003.
- [4] Ceccarelli M, Petrosino A. Unsupervised Change Detection in Multispectral Images Based on Independent Component Analysis [A]. International Workshop on Imaging System and Techniques [C]. Minori, Italy, 2006.
- [5] Gu W J, Zhao Z M, Wang L J. The Detection of the Changed Building in City Based on Change Detection Technology [J]. Computer Engineering and Application, 2004, 17(1): 198–203. [顾文俊, 赵忠明, 王苓涓. 基于变化检测技术的城区建筑变化目标提取 [J]. 计算机工程与应用, 2004, 17(1): 198–203.]
- [6] Sakamoto M, Uchida O, Doiham T, et al. Detection of Collapsed Buildings due to Earthquake in Urban Areas [A]. ISPRS 2004 [C]. Istanbul, Turkey, 2004.
- [7] Irving S R, Yu X L. Adaptive Multi-band CFAR Detection of an Optical Pattern with Unknown Spectral [J]. IEEE Transactions on Acoust. Speech, Signal Process, 1990, 38(10): 1760–1770.
- [8] Mark J, Carlotto A. Cluster-Based Approach for Detecting Man-Made Objects and Changes in Imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(2): 374–387.
- [9] Perera A A G, Hoogs A. Bayesian Object-level Change Detection in Grayscale Imagery [A]. ICPR '04, Cambridge [C]. UK, 2004.
- [10] Hunt B R, Cannon T M. Nonstationary Assumptions of Gaussian Models of Images [J]. IEEE Transactions on Systems Man Cybernet, 1976, 6(6): 876–882.
- [11] Stein D, Beaven S, Hoff L, et al. Stocher A. Anomaly Detection from Hyperspectral Imagery [J]. IEEE Signal Process, 2002, 19(1): 58–69.
- [12] Watanabe S, Miyajima K, Mukawa N. Detecting Changes of Buildings from Aerial Images Using Shadow and Shading Model [A]. Proc ICPR '98 [C]. Brisbane, Australia, 1998.