

文章编号: 1672-2892(2010)02-0173-07

## 基于分割窗的无监督多通道遥感图像变化检测

赵磊<sup>1a</sup>, 王斌<sup>1a,1b</sup>, 张立明<sup>1a</sup>

(1.复旦大学 a.电子工程系; b.波散射和遥感信息教育部重点实验室, 上海 200433)

**摘要:** 在遥感图像中, 当变化区域的面积比例相对较大或较小时, 一般的变化检测方法并不能准确地检测出变化信息。针对这一问题, 本文提出一种基于分割窗的无监督多通道遥感图像变化检测方法。该方法将差异图像分割成子图像, 通过求子图像的局部阈值来确定差异图像的整体阈值。实验结果表明, 该方法能较好地解决变化区域相对较大或较小时一般变化检测方法无法进行准确的变化检测的问题, 相对于一般变化检测的方法, 检测精确度明显提高。

**关键词:** 变化检测; 分割窗; 阈值分割; 遥感图像

**中图分类号:** TN911.73; TP751

**文献标识码:** A

## A new split window-based method for unsupervised change detection in multichannel remotely sensed images

ZHAO Lei<sup>1a</sup>, WANG Bin<sup>1a,1b</sup>, ZHANG Li-ming<sup>1a</sup>

(1a.Department of Electronic Engineering; 1b.Key Laboratory of Wave Scattering and Remote Sensing Information(Ministry of Education), Fudan University, Shanghai 200433, China)

**Abstract:** When percentage of changed area in whole scene is relatively too small or too large, general change detection methods can not detect the change information accurately. In order to solve this problem, this paper proposes a split window-based method for unsupervised change detection in multichannel remotely sensed images. This method splits difference image into a set of subimages, and determines segmentation threshold of the whole scene by combining the thresholds of subimages. Experimental results demonstrate that the proposed method can detect change information accurately even if percentage of changed area in whole scene is relatively too small or too large, and improve detection accuracy obviously comparing to general change detection methods.

**Key words:** change detection; split window; threshold segmentation; remote sensing images

遥感图像变化检测是指对同一地区不同时期的遥感图像进行分析, 从中检测出该地区随时间发生变化的信息, 这种变化信息可用于地理系统信息更新、资源环境监测、目标动态监视以及军事打击效果评估等。遥感图像变化检测技术在农业、环境、城市规划以及军事等领域都有广泛的应用, 因此, 成为遥感信息科学研究中的一个重要方面<sup>[1-4]</sup>。经过近几十年的发展, 针对各种不同类型的遥感图像, 学者们提出了许多变化检测的方法<sup>[5-7]</sup>。这些变化检测的方法大体上可分为有监督的变化检测和无监督的变化检测两大类。有监督的变化检测基于有监督的图像分类方法, 先将不同时期的图像进行分类, 然后确定类的变化。这种方法需要事先获得关于地面真实类别的样本, 进行训练。但在大多数情况下, 关于地面的真实情况是无法获取的, 因此这种方法的应用受到很大限制。而无监督的变化检测则是针对不同时期的图像直接进行比较, 从而进行变化检测, 不需要其他信息, 因此得到了广泛应用。如何采用无监督的方法提高变化检测的精确度和适用性, 成为研究的热点。

无监督多通道遥感图像的变化检测的一般步骤是: 对同一地区不同时期的两幅遥感图像, 首先进行预处理(包括几何配准、灰度校正等步骤)。然后对两幅多通道图像进行变化向量分析。多通道遥感图像上的每一个像素点, 在两个不同时间都分别是一个向量, 经过时间的变化, 每个像素点的向量也会发生变化。通过变化向量分析, 将多波段的变化信息压缩到一维图像上, 产生一幅差异图像, 再通过选取合适的阈值来确定变化信息和非变化的信

收稿日期: 2009-09-14; 修回日期: 2009-10-09

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60672116); 863 国家高技术研究计划项目(2009AA12Z115); 上海市重点学科建设项目(B112)

息,从而得到变化图像,经过滤波去噪等后处理得到最终结果。变化向量分析的方法主要是基于不同时间的两幅图像的辐射变化,确定每个像元变化方向和强度,根据像元的变化信息确定出一幅差异图像。

差异图像阈值选取的结果将直接影响变化检测的精确度,是变化检测中最关键的问题,也是研究的焦点问题。针对阈值的选取,很多学者提出了各种不同的方法<sup>[8-14]</sup>。其中模糊熵<sup>[8]</sup>和直方图拟合<sup>[11]</sup>的方法是最常用的两种方法。模糊熵是基于图像的模糊性和最大熵的分割方法,该方法不需要基于直方图分布的假设,而且提高了运算速度,具有较好的鲁棒性,是变化检测中选取阈值的一种最常用的方法。2000年,Lorenzo Bruzzone等人<sup>[11]</sup>提出了把变化检测的差异图像看作是变化信息和非变化信息的两类高斯模型混合而成的图像。李亚平等<sup>[12]</sup>曾由此提出了用混合高斯分布(Gaussian Mixture Model, GMM)来模拟差异图像直方图的方法,并采用期望最大<sup>[13]</sup>(Expectation Maximum, EM)算法来拟合差异图像的直方图,得到混合高斯分布的参数,进一步来确定变化的阈值。这种方法基于差异图像的直方图,可以取得较好的检测结果。

以上的阈值提取方法都是建立在变化区域与非变化区域分布比较均衡的前提下,在此前提下,该类方法可以取得较好的结果。如果变化区域的面积相对于整幅遥感图像的面积比例相对较大或者较小时,因为光谱信息大多数集中在其中某一个灰度域内,此时变化区域和非变化区域的分界并不明显,这时不论模糊熵的方法,还是直方图拟合的方法,都不能准确检测出变化信息,很容易出现较大的误检或虚检的情况。如果变化区域过大,上述的变化检测方法则容易把部分变化区域检测为非变化;反之,如果变化区域过小,则容易把部分非变化的区域检测为变化。在实际情况中,出现比较多的是在尺寸比较大的遥感图像上,地物变化的区域相对比较小,一般变化检测的方法,会产生非常高的虚检率,把非变化的区域检测为变化,不能准确检测出变化区域。

针对上述问题,本文提出了一种基于分割窗的变化检测方法。该方法把一般的变化检测方法和分割窗的思想结合起来,主要过程为:首先对差异图像进行处理,把以较大概率发生变化和未发生变化的信息先筛选出来,降低差异图像的光谱复杂度。然后把差异图像分割成一系列子图像,通过求子图像的局部阈值来确定整体阈值。即使在变化区域比较小的情况下,该变化检测方法也大大提高了变化检测的精确度,取得了比较好的实验结果。

另外,变化图像的后处理方法也有很多,其中概率松弛法<sup>[14]</sup>是一种常用的方法,该方法对噪声不敏感,当相容准则和系数取得合适时可以得到良好的效果。本文采用概率松弛法来归并小图斑,消除伪变化信息,以得到最终的变化图像。图像阈值分割即二值化方法是解决裂缝目标提取的常用方法,然而由于岩心图像噪声污染严重且提取过程中受复杂背景等因素的影响,目前还没有一种有效的二值化方法能对岩心图像裂缝进行有效的提取。鉴于此,本文提出一种算法,首先引入最大类间方差法对目标图像实施阈值分割,初步滤除噪声,再对所得图像进行 Beamlet 变换,进一步滤除噪声和细小孔洞的干扰,提取出目标区域,并且可根据不同程度的裂缝分析要求,选择不同的尺度进行检测。

## 1 方法原理

### 1.1 常用的阈值分割方法

1) 模糊熵方法:在变化检测阈值选取算法中,基于模糊集和信息论的模糊熵<sup>[8]</sup>的方法是应用最广泛的方法之一,它把差异图像看作是由变化的部分(目标)和非变化的部分(背景)混合而成,通过最小化熵函数来确定差异图像的变化区域和非变化区域。我们用模糊熵函数  $H(X)$  来表达差异图像的信息量,  $M \times N$  为差异图像的大小,  $x_{ij}$  表示点  $(i, j)$  处的灰度值,  $\mu$  为每个像素  $x_{ij}$  属于其所在区域的隶属度,由下式定义:

$$\mu(x_{ij}) = \begin{cases} \frac{1}{1 + |x_{ij} - \mu_0|/C}, & x_{ij} < T \\ \frac{1}{1 + |x_{ij} - \mu_1|/C}, & x_{ij} \geq T \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $C$  为归一化因子,使得  $0.5 \leq \mu(x_{ij}) \leq 1$ ;  $\mu_0$  和  $\mu_1$  为目标集和背景集的均值,则差异图像的信息量  $H(X)$  表达式为:

$$H(X) = \frac{1}{MN \ln 2} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N S(\mu(x_{ij})) \quad (2)$$

式中  $S(\mu)$  为 Shannon 函数,其表达式为:

$$S(\mu) = -\mu \ln \mu - (1 - \mu) \ln (1 - \mu) \quad (3)$$

当模糊熵的值最小时,此时的阈值即为最佳阈值  $T^*$ ,即

$$T^* = \arg \min H(T), \quad 0 \leq T \leq 255 \quad (4)$$

2) 基于混合高斯模型的直方图拟合方法: 如图 1 所示, 可以把差异图像的直方图看作是由变化的像元和非变化的像元两类高斯模型混合而成。用  $h(x)$  表示差异图像的直方图信息,  $P(C_i)$  为第  $i$  类的先验概率, 则根据差异图像的灰度值计算出来的概率密度函数为:

$$P(x) = \sum_{i=1}^2 P(C_i)P(x/C_i) \quad (5)$$

$$P(x/C_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp\left[-\frac{(x-\mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right] \quad (6)$$

采用期望最大<sup>[13]</sup>的算法对混合高斯模型进行解混, 如式(7)、式(8)和式(9)所示, 求出两个高斯模型的均值和方差, 从而确定出变化部分和不变化部分。事实上, 在两类高斯模型交叠不严重的情况下, 两类高斯模型之间的最佳阈值就是它们的交点。

$$P'(C_i) = \frac{1}{xh(x)} \sum_L \frac{h(x)P'^{-1}(C_i)P'^{-1}(x/C_i)}{P'^{-1}(x)} \quad (7)$$

$$\mu'_i = \frac{\sum_L h(x)P'(C_i)x}{\sum_L h(x)P'(C_i)} \quad (8)$$

$$\sigma'_i = \frac{\sum_L h(x)P'(C_i)(x-\mu'_i)^2}{\sum_L h(x)P'(C_i)} \quad (9)$$

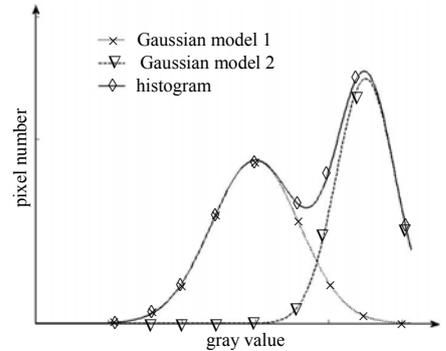


Fig.1 Histogram approximation of change image  
图 1 差异图像的直方图拟合

### 1.2 本文提出的变化检测方法

在实际应用中, 当变化区域所占的面积相对于整幅图像的面积相对较小或较大时, 此时变化区域和非变化区域二者中, 一方占主导地位, 另一方的特征则不够明显, 如果直接对整幅差异图像进行阈值分割, 则不能准确地检测出变化结果。本文在一般变化检测方法基础上, 提出了分割窗的方法, 将差异图像分割成小的子图像。相对于整幅图像, 子图像的光谱复杂度下降。选取能代表整体图像的变化信息与非变化信息差异的子图像, 对子图像进行变化检测, 求出此类子图像的阈值, 最后根据此类子图像的阈值来确定整幅差异图像的阈值。但在变化检测中, 直接采用差异图像子图像的阈值作为整幅差异图像的阈值, 存在以下问题: 1) 部分子图像不能覆盖差异图像的所有灰度值, 因而不能表现出差异图像的整体特征; 2) 有些子图像中没有变化信息, 而有些子图像中全都是变化信息, 这些子图像无法进行变化检测; 3) 少量子图像因为受噪音或光照的影响, 可能出现异常值。为解决这个问题, 本文提出的分割窗方法, 主要分以下 4 个步骤。

首先, 对差异图像进行初步变化信息提取, 用阈值选取的方法确定一个灰度范围, 在该灰度范围内的点是待确定是否发生变化的点, 而该灰度范围外的点则是已经确定是否发生变化的点。虽然在变化区域过大或过小时, 一般的阈值方法不能准确地分割出变化信息和非变化信息, 但采用一般阈值方法确定的阈值  $T$ , 可以作为一个合理的参考点, 来确定部分发生变化和未发生变化的区域。如图 2 所示, 比如差异图像上第  $i$  点的像素值  $x_i$ , 如果  $x_i$  与  $T$  比较接近, 则无法判断是否发生变化; 如果与  $T$  相差很远, 则能够以较大的概率确定该点发生变化或确定该点未发生变化。如果  $x_i$  远大于  $T$ , 则可以认为该点未发生变化; 反之, 如果  $x_i$  远小于  $T$ , 则可以认为该点发生变化。即在阈值  $T$  附近确定一个灰度范围  $(T_1, T_2)$ , 如果第  $i$  点的像素值  $x_i$  大于  $T_2$ , 标记为不变化; 如果  $x_i$  小于  $T_1$ , 则标记为变化。通过这样的处理, 进一步降低了差异图像的光谱复杂度, 方便了子图像阈值的选取。对于  $T_1$  和  $T_2$  的选取, 可以采用  $T_1 = T - \delta_1 = T - (T - 0) \times 30\%$  和  $T_2 = T + \delta_2 = T + (256 - T) \times 30\%$ 。在确定了像素灰度值在  $(T_1, T_2)$  之外的点之后, 把这部分已经标记的点从差异图像中除去。

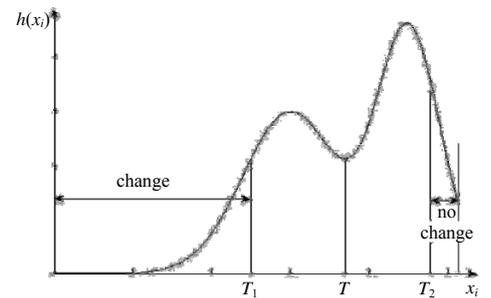


Fig.2 Determination of changed area and unchanged area of change image after thresholding  
图 2 差异图像的直方图与求出阈值后确定变化和不变化的区域

其次, 把差异图像分割成一系列的子图像, 用滑动的窗口来进行分割, 可以最大限度地获得所有类型的子图像。然后对子图像按方差从大到小进行重新排序。方差反映了图像中像素值的分散程度, 方差越大, 则说明图像

像素的灰度值分布得越分散,在差异图像中,也就表示变化信息和非变化信息的分布越均衡,这类子图像的阈值越能代表差异图像整体的阈值;方差小,则说明灰度值分布集中,这种图像的变化信息和非变化信息分布不均匀,不利于进行变化检测。按分割窗的方差大小排序后,方差较大的,即为变化信息和非变化信息分布最为均衡的子图像,也最能代表差异图像整体变化信息和非变化信息的差异。对于窗口大小的选取,应参考变化区域的大小而定,窗选得太大,在子图像中变化区域面积仍然因为过小而无法准确检测;窗选得太小,则子图像的阈值对于整体差异图像会失去代表性。选定了合适的分割窗的大小( $p \times q$ )后,具体的做法为:用  $p \times q$  的滑动窗口,从经过预处理的差异图像中取出所有大小为  $p \times q$  的子图像,可以得到子图像集为  $I_s = \{I_{s1}, I_{s2}, \dots, I_{sL}\}$ ,将子图像按方差从大到小进行排序,得  $\{I_{sM1}, I_{sM2}, \dots, I_{sML}\}$ 。

对子图像按方差大小进行排序后,并不能轻易选用方差最大的子图像的阈值来作为差异图像整体的阈值,因为方差最大的子图像也很有可能是因为噪声、光照或其他情况影响产生的异常子图像,选用方差最大的子图像会有较大的风险。在这里,用统计的方法,选取排在前面的几幅子图像,对这几幅子图像进行阈值分割,采用一般变化检测的阈值选取方法,求出各自的阈值。然后通过一定的方法将最前面的几个子图像的阈值结合起来,确定最终整幅差异图像的阈值。即从  $\{I_{sM1}, I_{sM2}, \dots, I_{sML}\}$  中选取方差最大的  $M$  幅子图像,即变化区域和非变化区域分布最均衡的  $M$  幅子图像,即  $\{I_{sM1}, I_{sM2}, \dots, I_{sML}\}$ 。运用阈值分割的方法对这些子图像求阈值,可得到  $\{T_{M1}, T_{M2}, \dots, T_{MM}\}$ 。最后,根据已经求出来的局部阈值,确定整体阈值  $\hat{T}$ 。确定整体阈值  $\hat{T}$  的方法可以有两种:均值法和中间值法。均值法即计算出  $\{T_{M1}, T_{M2}, \dots, T_{MM}\}$  的平均值,这种方法是最简单的方法,虽然均值法能从统计意义上给出比较可靠的结果,但有一个缺点就是在所选的少数样本中,一旦出现异常样本,就会对最终的结果有较大影响。而中间值法是采用  $\{T_{M1}, T_{M2}, \dots, T_{MM}\}$  的中间值作为整体阈值  $\hat{T}$ 。采用中间值法,则可以使因为异常样本而影响整体阈值的概率大大降低,所以本文采用中间值法来选取最终的整体阈值  $\hat{T}$ 。

### 1.3 算法步骤

假设对于同一地区不同时期得到的两幅  $k$  通道的图像  $x_1, x_2$ , 其大小均为  $m \times n$ 。本文所提出的基于分割窗的变化检测算法可表述如下:

步骤 1 对两幅已经预处理好的多通道图像  $x_1, x_2$ , 对于每个像素点  $i$ , 都有  $\mathbf{X}_i^1 = (x_{i1}^1, x_{i2}^1, \dots, x_{ik}^1)^T$  和  $\mathbf{X}_i^2 = (x_{i1}^2, x_{i2}^2, \dots, x_{ik}^2)^T$ , 根据变化向量式子  $\Delta_i = (\mathbf{X}_i^1)^T \cdot \mathbf{X}_i^2 / (\|\mathbf{X}_i^1\| \|\mathbf{X}_i^2\|)$ , 求出差异图像  $I$ 。

步骤 2 用阈值分割的方法对差异图像求取阈值, 确定一个初始阈值  $T$ 。

步骤 3 根据初始阈值  $T$ , 确定待定像素的范围  $(T_1, T_2)$ , 从差异图像中除去像素点的值在  $(T_1, T_2)$  之外的点。

步骤 4 将剩下的像素点按滑动的  $p \times q$  大小窗口进行分割, 得到子图像集  $I_s = \{I_{s1}, I_{s2}, \dots, I_{sL}\}$ , 按照各个子图像的方差对子图像从大到小排序, 取出窗口中方差最大的  $M$  个子图像  $\{T_{M1}, T_{M2}, \dots, T_{MM}\}$ 。

步骤 5 对上一步选出的  $M$  个子图像运用图像阈值分割的方法求出阈值, 作为局部阈值  $\{T_{M1}, T_{M2}, \dots, T_{MM}\}$ 。

步骤 6 将确定的子图像的阈值  $\{T_{M1}, T_{M2}, \dots, T_{MM}\}$  进行排序, 选取中间值, 作为差异图像的整体阈值  $\hat{T}$ 。

步骤 7 用整体阈值  $\hat{T}$  对图像进行分割后, 再用概率松弛法对图像进行后处理, 得到最终的变化检测结果。

## 2 实验结果

### 2.1 实验数据

在第一个实验中, 选取了同一地区 1998 年 5 月和 2000 年 7 月的两幅 Landsat5 TM 数据, 大小是  $200 \times 200$ 。图 3 为这两幅图像各波段的灰度图, 可见主要变化区域为湖水面积扩大的区域。而该变化区域的面积相对于整幅遥感图像是相对较小的, 其变化向量分析后得到的差异图像及其直方图分别如图 4(a)和图 4(b)所示, 由于变化区域在整幅图像中所占的面积非常小, 因此在差异图像的直方图中, 变化部分没有明显的峰值, 光谱信息大多集中在非变化区域。分别用模糊熵的方法和直方图拟合的方法进行直接阈值分割, 所求出的阈值  $T$  分别为 249 和 246, 其经概率松弛法处理后的变化检测结果如图 5 所示, 可见这两种方法均把部分实际没有变化的区域错检为变化区域, 有很高的虚检率。

下面采用本文所提出的方法进行图像的变化检测。根据一般变化检测方法确定的阈值, 确定  $(T_1, T_2)$ , 将像素值在  $(T_1, T_2)$  之外的点标记好后从差异图像中除去。然后讨论分割窗的参数选取。

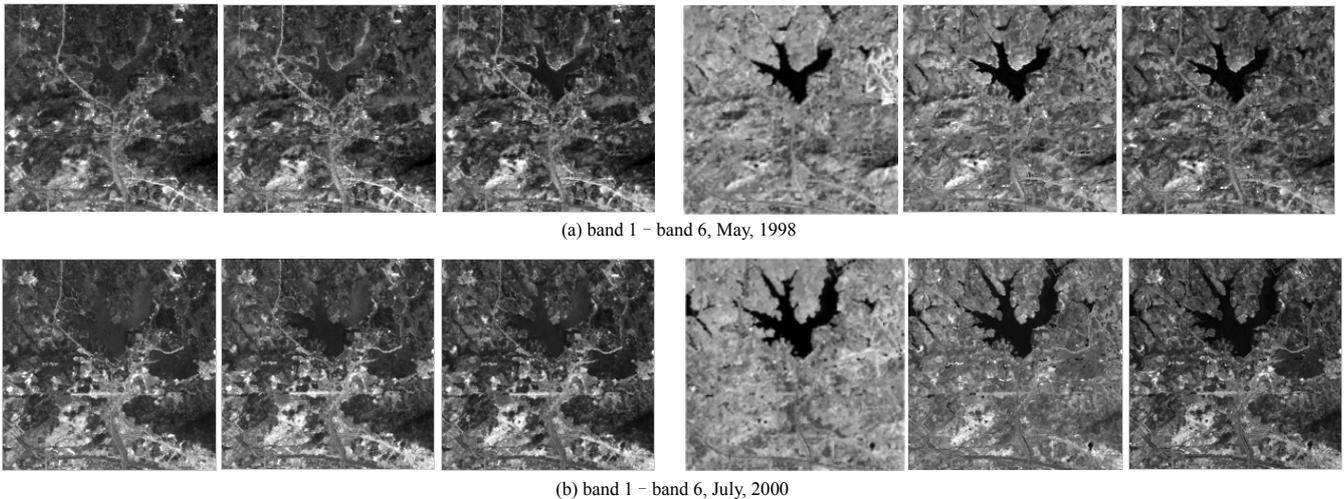


Fig.3 Remote sensing images(Landsat-5 TM)  
图 3 Landsat-5 TM 遥感图像

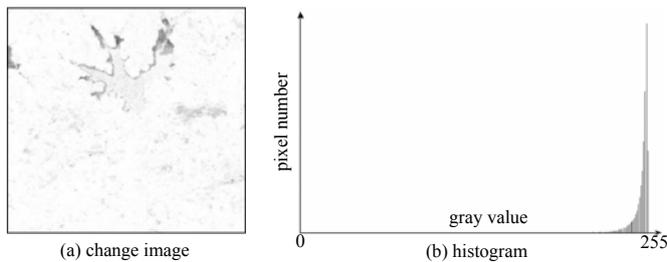


Fig.4 Change image and its histogram  
图 4 差异图像及其直方图

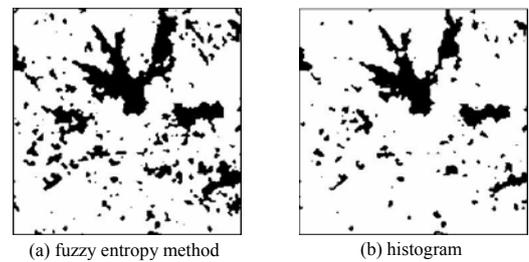


Fig.5 Change detection result by general threshold method  
图 5 直接对差异图像进行阈值分割的结果

2.1.1 参数的选取

对于  $M$  值的选取, 要兼顾运算速度和检测性能两方面, 若  $M$  值选得太大, 一方面运算速度减慢, 另一方面加入过多方差不够大的子图像, 还会影响到检测准确性。直接选取方差最大的子图像, 则容易受到异常子图像的影响。通常遥感数据中, 在没有先验知识的前提下, 并不能确定是否存在因为噪声、光照或其他情况影响产生的异常子图像, 为了不失一般性, 不能选取方差最大的子图像。一般来讲,  $M$  值选 5~9 之间, 可以大大消除异常子图像的影响。

而分割窗尺寸的选取, 应参考变化区域的大小而定。窗选得太大, 在子图像中变化区域面积仍然因为过小而无法准确检测; 窗选得太小, 则子图像的阈值对于整体差异图像会失去代表性。窗口的大小应该能尽可能地包含变化的元素和非变化的元素。对上述数据, 在  $M$  值取 5 的情况下, 分别选取大小从  $5 \times 5$  到  $50 \times 50$  的窗口, 得到的变化检测精确度如图 6 所示。可见分割窗的大小从  $10 \times 10$  到  $45 \times 45$  之间均可以取得较好的实验结果, 变化检测精确度对窗口大小的选择在一定范围内并不敏感。而选择从  $20 \times 20$  到  $35 \times 35$  之间的窗口, 可以得到满意的结果。

当然对于不同的实验数据, 窗口大小的选择对结果的影响并不相同, 为了取得更好的结果, 分割窗的大小还应该根据实际发生变化的区域来确定。若变化区域分布比较分散, 分割窗的尺寸应该选相对大一些, 可以更完全地包含变化信息。如果变化区域分布集中, 分割窗的尺寸应该选相对小一些, 可以更加集中地突出变化信息的主要特征。

2.1.2 实验结果

在实验中, 采用大小为  $30 \times 30$  的分割窗,  $M$  取 5。对于差异图像, 用  $30 \times 30$  的滑动窗口取出一个个子图像, 然后将子图像按方差从大到小排列, 取出方差最大的前 5 个子图像, 如图 7 和图 8 所示, 其中黑色的区域为已经除去的点。对得到的子图像, 分别用相应的阈值提取方法求取每个子图像的阈值, 并最终确定整体阈值  $\hat{T}$  (见表 1)。用最终确定的整体阈值  $\hat{T}$  对图像进行分割, 然后经过概率松弛处理后得到最后的结果(见图 9)。

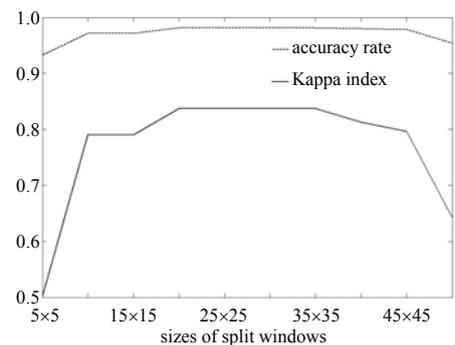


Fig.6 Accuracy of different sizes of split windows  
图 6 窗口不同大小对应的检测精确度

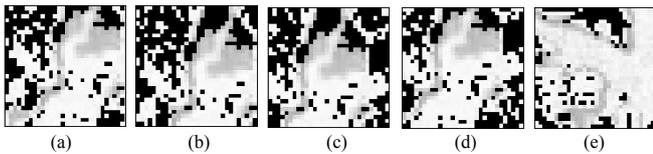


Fig.7 Sub-images by fuzzy entropy method  
图7 模糊熵方法得到的子图像

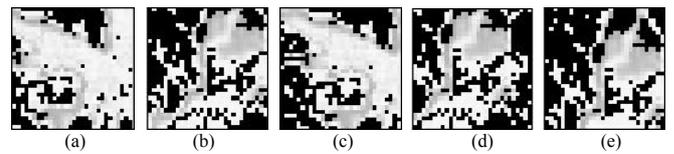


Fig.8 Sub-images by histogram approximation method  
图8 直方图拟合方法得到的子图像

表1 分割窗算法过程中的阈值

method	sub 1	sub 2	sub 3	sub 4	sub 5	final $\bar{r}$
fuzzy entropy-split window	227	226	231	232	224	227
histogram approximation-split window	230	242	230	229	242	230

为了定量地评价本文所提出的方法的变化检测性能,将一般变化检测方法得到的结果,以及一般变化检测方法与分割窗方法结合后得到的变化检测结果进行比较,分别将它们与地面真实情况进行比较,从检测的正确率、误码率、虚检率以及 Kappa 指数几方面进行了评估,得到的数据评估结果如表 2 所示,可见将一般变化检测方法与分割窗相结合后,除了误码率稍微高了一点,其他的检测准确率都有了非常显著的提高。

表2 一般变化检测方法和分割窗方法的实验结果评价

method	accuracy rate/(%)	false rate/(%)	missed rate/(%)	Kappa index
fuzzy entropy	82.46	17.45	0.09	0.216 0
histogram approximation	90.08	9.73	0.19	0.350 4
fuzzy entropy-split window	98.32	0.83	0.85	0.869 8
histogram approximation-split window	98.09	1.15	0.76	0.829 5

在下一个实验中,采用了另一幅图像,是某地区 1998 年 5 月和 2000 年 7 月的两幅 Landsat5 TM 数据,大小是 230×230,图 10 为两幅图像各个波段的灰度图,可以看出,变化区域为海边部分地区,根据变化区域的大小,采用 30×30 的滑动窗来取子图像,取方差最大的前 5 个,实验的结果如图 11 所示,分别给出了直接用模糊熵的方法以及用模糊熵-分割窗的方法得到的结果、直接用直方图拟合的方法以及直方图拟合-分割窗的方法得到的结果,图 11(e)给出了地面真实情况。表 3 给出了分别用模糊熵的方法、直方图拟合的方法以及它们和分割窗方法结合后的结果与地面真实情况相比的检测精确度评价,可以看出用分割窗方法后,变化检测的准确性也有明显提高。

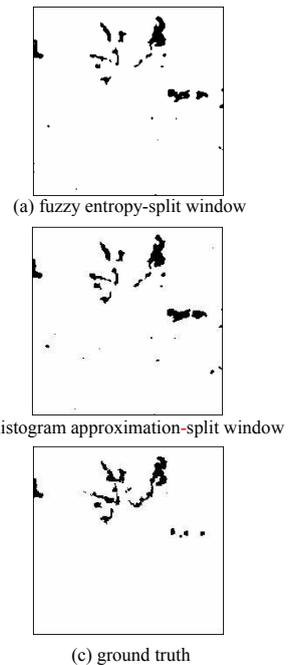
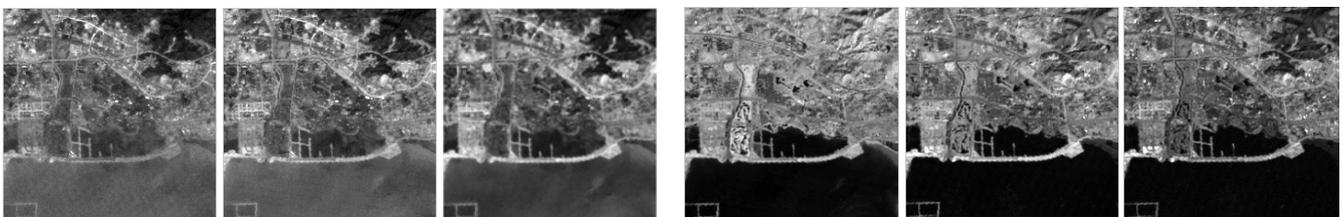


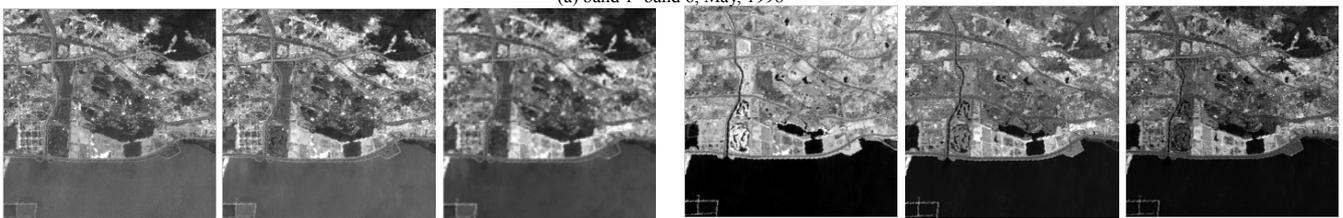
Fig.9 Change detection results by split window method  
图9 分割窗结合阈值分割检测的结果

表3 实验二的结果评价

method	accuracy rate/(%)	false rate/(%)	missed rate/(%)	Kappa index
fuzzy entropy	80.93%	19.05%	0.02%	0.208 5
histogram approximation	85.90%	14.06%	0.04%	0.274 7
fuzzy entropy-split window	99.03%	0.18%	0.79%	0.967 7
histogram approximation - split window	98.82%	0.70%	0.48%	0.896 0



(a) band 1-band 6, May, 1998



(b) band 1-band 6, July, 2000

Fig.10 Remote sensing images(Landsat-5 TM)  
图10 Landsat-5 TM 遥感图像

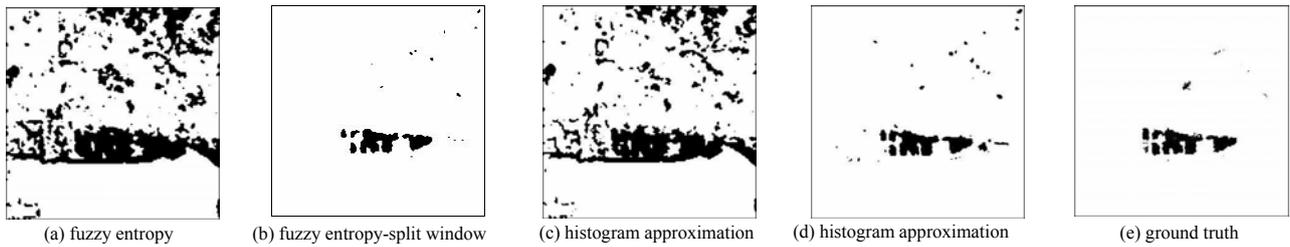


Fig.11 Experiment 2 results by every method

图 11 实验二的变化检测结果

### 3 结论

本文针对多通道遥感图像变化检测中,变化区域的面积相对较大或较小时一般变化检测方法无法准确检测的问题,提出了一种基于分割窗的无监督遥感图像变化检测方法,并结合常用的模糊熵方法和直方图拟合方法,通过对子图像进行变化检测来确定差异图像的整体阈值,最终完成遥感图像的变化检测。实际的多通道遥感图像实验结果表明,所提出的方法相对于一般变化检测的方法,检测精确度有了非常明显的提高,这对于解决实际应用中的遥感图像变化检测问题有较大的实际意义。

#### 参考文献:

- [ 1 ] Singh A. Digital change detection techniques using remotely-sensed data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1989, 10(6):989-1003.
- [ 2 ] Bruzzone L, Serpico S B. An iterative technique for the detection of land-cover transitions in multitemporal remote-sensing images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1997,35(4):858-867.
- [ 3 ] Bruzzone L,Serpico S B. Detection of changes in remotely sensed images by the selective use of multi-spectral information[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1997,18(18):3883-3888.
- [ 4 ] Tao Xuetao, Wang Bin, Zhang Liming. New Scheme for Decomposition of Mixed Pixels of Remote Sensing Images Based on Nonnegative Matrix Factorization[J]. *Information and Electronic Engineering*, 2008,6(1):34-39.
- [ 5 ] Pajares G. A Hopfield Neural Network for Image Change Detection [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2006,17(5): 1250-1264.
- [ 6 ] Gamba Paolo, Dell'Acqua Fabio, Lisini Gianni. Change Detection of Multitemporal SAR Data in Urban Areas Combining Feature-Based and Pixel-Based Techniques[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006,44(10): 2820-2827.
- [ 7 ] Inglada Jordi,Mercier Gregoire. A New Statistical Similarity Measure for Change Detection in Multitemporal SAR Images and Its Extension to Multiscale Change Analysis[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2007,45(5): 1432-1445.
- [ 8 ] Fan Jiulun,Xie Winxin. Minimum error thresholding:A note[J]. *Pattern Recognition Letters*, 1997,18(8):705-709.
- [ 9 ] Huang Liang-Kai,Wang Mao-Jiun J. Image Thresholding by Minimizing the Measures of Fuzziness[J]. *Pattern Recognition*, 1995,28(1):41-51.
- [10] Nobuyuki Otsu. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1979,9(1):62-66.
- [11] Bruzzone L. Diego Fernandez Prieto, Automatic Analysis of the Difference Image for Unsupervised Change Detection[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2000,38:1171-1181.
- [12] Li Yaping,Yang Hua,Chen Xia. Determination of Threshold in Change Detection on Histogram Approximation Using Expectation Maximization Algorithm and Bayes Information Criterion[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2008,12,(1):85-90.
- [13] Moon T K. The Expectation-Maximization Algorithm[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 1996,13:47-60.
- [14] Weian Deng,Iyengar S S. A new probabilistic relaxation scheme and its application to edge detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996,18(4):432-437.