

文章编号: 1007-4619 (2004)05-0451-07

# 基于典型相关分析的变化检测中变化阈值的确定

盛 辉<sup>1,2</sup>, 廖明生<sup>2</sup>, 张 路<sup>2</sup>

(1. 石油大学(华东) 地球资源与信息学院, 山东 东营 257061; 2 武汉大学 测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北 武汉 430079)

**摘 要:** 以东营市为例,把基于典型相关分析的方法运用于多时相遥感影像的变化检测中。对于变化阈值的确定,采用了一种基于贝叶斯理论的最小错误率的方法。这种方法实质上是一种非监督分类的方法,即不需要地面实况数据或其它先验知识,直接对典型相关处理后的差值图像进行分析计算得到阈值,使变化检测的错误率达到最小。实验结果证明了这种方法的有效性。

**关键词:** 变化检测; 基于贝叶斯理论的最小错误率法; EM 算法; 变化阈值

**中图分类号:** TP79      **文献标识码:** A

## 1 引 言

变化阈值的判定就是从差值图像中界定出变化像元,是变化检测的关键技术之一,现阶段的研究结果普遍认为,差值图像变化阈值的确定是通过人机交互选择最佳经验性数值的过程。该过程一般贯穿室内与野外工作的全过程,以达到不断调整校正变化阈值的目的。值得注意的是,差值图像中不同类型的土地利用变化像元的灰度值统计特征并不相同,有时甚至相差很大<sup>[1-3]</sup>。本文引用了一种基于贝叶斯理论的非监督确定阈值方法,它可以自动选择阈值,理论上使整个变化检测的错误率达到最小。这种方法需要对差值图像中变化和未变化像元进行统计分析,然后对统计进行非监督的估计。我们把一种基于EM(Expectation Maximization)算法的迭代法引用到确定变化阈值的问题中来,这种方法在直接对多元变化检测得到的差值图像分析计算,不用依靠任何外来信息,这种方法实质上是一种非监督分类的方法,实验结果证实了这种方法的可行性和有效性。

## 2 技术方法

本文变化检测的方法是运用了一种多变量统计

分析方法——基于典型相关分析的多元变化检测方法。与传统的单变量变化检测方法不同,这种方法是将两组多元变量(即多波段影像)变换成一组新的多元变量,这组多元变量按原始变量之间的相关性的大小重新分配,从而可以最大限度地检测出所有变量同时引起的变化信息。由于它们能够综合多个通道的变化并集中体现在少数几个通道上。因此,当应用于具有较多波段的影像数据检测时,这种新的途径是非常有效的。典型变换实质上是把影像 $X$ 与 $Y$ 之间的差异总信息分配到互不相关的 $k$ 个变量 $M_i$ 上,以达到在最大限度保持这一差异的总信息量不改变的情况下,检测出影像 $X$ 与 $Y$ 的差异及状态从时间 $t_1$ 经历到 $t_2$ 所发生的变化<sup>[4,5]</sup>。

Nielsen等把基于典型相关分析的多元变化检测方法(Multivariate Alteration Detection, MAD),应用于多时相多光谱的NOAA/AVHRR和Landsat MSS遥感影像的变化检测,取得了令人满意的结果<sup>[5]</sup>。廖明生等将这种方法应用于多时相AVHRR影像的洪水灾害变化监测,得到的洪水淹没分布与真实值很接近<sup>[4]</sup>,说明了这种方法的应用潜力。这种方法的基本出发点可表述为以下公式:

$$Var(X - Y) = Var(X) + Var(Y) - 2Cov(X, Y)$$

式中 $X, Y$ 为随机变量,可以看出,当 $X$ 和 $Y$ 的方差都固定时,二者的相关性越大,即协方差越大,则差值变量的方差越小,反之亦然。这就使得我们可以

收稿日期: 2003-03-17; 修订日期: 2003-12-03

基金项目: 国家“973”项目(编号: 2003CB415205)和测绘科技发展基金项目资助(项目编号: 99088)。

作者简介: 盛 辉(1972—),男,山东定陶人,讲师,硕士,毕业于武汉大学摄影测量与遥感专业,主要从事摄影测量与遥感、GIS方面的教学与研究工作,已发表论文5篇。

将多时相多通道的遥感影像看作多元随机变量,通过分析变量间的相关性来找出它们之间的最大差异信息,即变化信息。

MAD 变化检测方法可表述为:

$$\left. \begin{array}{l} \left[ \begin{array}{c} X \\ Y \end{array} \right] \mapsto M \\ M = \alpha^T X - \beta^T Y \end{array} \right\} \quad (1)$$

式中  $X$  和  $Y$  分别为代表两时相多通道遥感影像的多元随机变量,  $\alpha$  和  $\beta$  为线性变换系数向量。此变换在满足归一化约束条件  $\text{Var}\{\alpha^T X\} = \text{Var}\{\beta^T Y\} = 1$  的前提下使得  $\text{Var}\{M\}$  最大化。 $\alpha^T X$  和  $\alpha^T Y$  分别称为两时相的典型变量(Canonical Variate, CV),把它们之间的相关系数叫做典型相关系数,而  $M$  称为状态变化的 MAD 变元。变换的关键在于找出满足约束条件的使  $\alpha^T X$  与  $\alpha^T Y$  相关性最小的变换系数向量  $\alpha$  和  $\beta$ ,而这可以借助于多元统计中的典型相关分析来实现求解,在此不再赘述。

通过典型变换以后,我们就可以得到差值图像  $X_D$ 。差值图像集中了大部分的变化信息,而对于其中变化像元与未变化像元怎样进行自动分辨,是我们随之要解决的主要问题之一。

$X_1, X_2$  是对同一地区在不同时间  $t_1, t_2$  获得的两幅多光谱遥感影像,  $X$  是表示差值图像  $M$  上任一像素值的自由变量。 $M$  是由  $X_1, X_2$  通过典型变换以后求差值得到的差值影像(Difference Image)。对于  $M$  上任一像素,我们选择两个互相对立的两个类别  $\omega_1$  (如变化像元)和  $\omega_2$  (如未变化像元)。为了在贝叶斯理论上对差值图像进行分析,所要解决的主要问题是求  $p(X/\omega_1)$  和  $p(X/\omega_2)$  两个概率密度函数和  $\omega_1, \omega_2$  各自的先验概率  $p(\omega_1), p(\omega_2)$  进行估计。

在本文中,我们应用非监督法对上面所提到的估计进行分析,一般地,我们假设,通过差值图像上的像元灰度值计算出来的概率密度函数  $p(X)$  能够被视为一个包含两个密度组成部分的混合密度分布,这两个部分分别与  $\omega_1, \omega_2$  有关:

$$p(X) = p(X/\omega_1) \circ p(\omega_1) + p(X/\omega_2) \circ p(\omega_2) \quad (2)$$

在这种假设下,  $p(X/\omega_1), p(X/\omega_2), p(\omega_1), p(\omega_2)$  的非监督估计可以通过下面的方法计算得到。

EM 算法是对不完整数据问题进行最大似然估计的一种常用算法,它不需要任何的外来数据,即不需要地面的实况数据。它包括一个求期望值和求最大值两个阶段,两步重复进行,直到收敛为止。求期

望的步骤根据隐含变量进行计算,应用对参数的现行估计,并且根据观测进行调整;求最大值的过程给出了一个新的估计值<sup>[9]</sup>。

这里我们采用 EM 算法对先验概率  $p(\omega_1), p(\omega_2)$  和标志密度函数的参数  $p(X/\omega_1), p(X/\omega_2)$  进行估计。假设  $p(X/\omega_1), p(X/\omega_2)$  服从高斯分布,在本文中与类别  $\omega_1$  相关的密度函数可以用均值  $\mu_1$  和标准差  $\sigma_1^2$  来进行描述。同样地,与类别  $\omega_2$  相关的密度函数可以用均值  $\mu_2$  和标准差  $\sigma_2^2$  来进行描述。可以证明下列公式:

$$p^{t+1}(\omega_k) = \frac{\sum_{X(i,j) \in M} \frac{p^t(\omega_k) p^t(X(i,j)/\omega_k)}{p^t(X(i,j))}}{I} \quad (3)$$

$$\mu_k^{t+1} = \frac{\sum_{X(i,j) \in M} \frac{p^t(\omega_k) p^t(X(i,j)/\omega_k)}{p^t(X(i,j))} X(i,j)}{\sum_{X(i,j) \in M} \frac{p^t(\omega_k) p^t(X(i,j)/\omega_k)}{p^t(X(i,j))}} \quad (4)$$

$$(\sigma_k^2)^{t+1} = \frac{\sum_{X(i,j) \in M} \frac{p^t(\omega_k) p^t(X(i,j)/\omega_k)}{p^t(X(i,j))} [X(i,j) - \mu_k^t]^2}{\sum_{X(i,j) \in M} \frac{p^t(\omega_k) p^t(X(i,j)/\omega_k)}{p^t(X(i,j))}} \quad (5)$$

其中  $k=1, 2$ , 上标  $t$  和  $t+1$  分别表示现用的和下一次迭代所用的参数值,  $I, J$  分别代表影像的行、列总数,  $X(i, j)$  表示差值影像上第  $i$  行  $j$  列的像元值。同样我们可以写出与类别  $\omega_c$  相关的条件密度函数的先验概率的均值、方差。

通过对统计项由初始值开始迭代直到收敛为止得到估计量,我们可以证明,每次迭代中待估函数的对数似然函数都有一个增量:

$$L(\theta) = \ln p(X_D | \theta) \quad (6)$$

$$\theta = \{p(\omega_1), p(\omega_2), \mu_1, \mu_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2\}$$

$X_D$  是经过典型变换以后得到的差值图像。

对数似然函数在收敛点达到一个最大值。

估计的初始值可以通过典型变换以后得到的差值图像的内部特征来决定。特别地,属于  $\omega_1$  的集合  $S_1$  和属于  $\omega_2$  的集合  $S_2$  可以通过两个阈值  $T_1$  和  $T_2$ , 差值图像的直方图的最左边和最右边的局部峰值来得到。

$$T_1 = M_D(1 - \alpha)$$

$$T_2 = M_D(1 + \alpha) \quad (7)$$

$$M_D = [\max\{X_D\} - \min\{X_D\}] / 2$$

这里  $M_D$  是  $h(x)$  的中值,  $h(x)$  代表的是差值图像像元灰度分布的统计直方图,  $S_1$  是灰度值小于阈值  $T_1$  的像元集合,  $S_2$  为灰度值大于阈值  $T_2$  的像元集合。  $0 < \alpha < 1$  是定义  $M_D$  范围的一个基本参数, 在这个范围内无论像素是否变化都不容易被发现。而集合  $S_1$  和集合  $S_2$  用来计算与  $\omega_1, \omega_2$  有关的统计参数的初始值。

假设像元间相互独立, 根据最小误差的贝叶斯决策理论, 差值图像  $X_D$  中的每个像素  $X(i, j)$  属于类别  $\omega_k (k = 1, 2)$ , 并使后验概率值达到最大:

$$\begin{aligned} \omega_k &= \arg \max_{\omega_i \in \{\omega_1, \omega_2\}} \{p(\omega_i / X(i, j))\} \\ &= \arg \max_{\omega_i \in \{\omega_1, \omega_2\}} \{p(\omega_i) p(X(i, j) / \omega_i)\} \quad (8) \end{aligned}$$

应用这个标准去解决变化检测问题就等同于求差值图像上在  $\omega_n, \omega_c$  之间的边界阈值  $T_0$  的问题。因此, 最佳的阈值计算方法可以通过解下面的关于  $X$  的方程得到:

$$\frac{p(\omega_2)}{p(\omega_1)} = \frac{p(X / \omega_1)}{p(X / \omega_2)} \quad (9)$$

由于原始影像中的各类别像元光谱分布可以用高斯分布来近似描述, 而差值影像是由原始影像经线性变换组合得到的, 根据数理统计中的大数定律, 可以认为差值影像中类别(变化和未变化两类)也可以用高斯分布来描述。

代入一维高斯分布概率密度函数

$$p(X / \omega_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_k} \exp\left\{-\frac{1}{2} \left(\frac{x - \mu_k}{\sigma_k}\right)^2\right\}$$

式中  $k = 1, 2$ 。有:

$$\frac{p(\omega_2) \sigma_1}{p(\omega_1) \sigma_2} = \exp\left\{\frac{1}{2} \left[\left(\frac{x - \mu_2}{\sigma_2}\right)^2 - \left(\frac{x - \mu_1}{\sigma_1}\right)^2\right]\right\}$$

再化简可得到:

$$\begin{aligned} &(\sigma_1^2 - \sigma_2^2) T_0^2 + 2(\mu_1 \sigma_2^2 - \mu_2 \sigma_1^2) T_0 + \mu_2^2 \sigma_1^2 \\ &- \mu_1^2 \sigma_2^2 + 2\sigma_1^2 \sigma_2^2 \ln\left[\frac{\sigma_2 p(\omega_1)}{\sigma_1 p(\omega_2)}\right] = 0 \quad (10) \end{aligned}$$

阈值  $T_0$  一旦选定, 我们根据下面的标准就可以得到变化图像:

$$\text{如果 } X_D \geq T_0 \text{ 则 } X_D \in \omega_2 \quad (11)$$

否则  $X_D \in \omega_1$ 。

### 3 实验结果

实验选取了东营市东城作为实验区, 东城是东

营市政府所在地, 1996 年, 东营市城乡面貌发生巨大变化。基础设施建设、城镇环境和城建管理都有新的发展和提高。1997 年, 改造东城主干道 5700m, 形成发达的城市交通网络。投资 1100 万元, 进行水系工程建设。延伸和拓宽河道; 开挖并衬砌 5 条人工河, 总长度 12000 余米; 连接 5 个人工湖, 形成独特的城市水系景观。随着东营市经济的发展, 在 1996—1999 年间发生了很大的土地利用变化, 因此我们选取东城土地利用变化检测实例来说明这种阈值选取方法的实用性。

实验首先采用多元变化检测的方法得到变换差图像(图 1—图 4), 典型变量差影像  $M_1, M_2, M_3$  合成的假彩色变化影像如图 5。接着对差值图像求一个变化强度图像, 变化强度图像的像元灰度值是由各个差值图像像元的灰度值求平方和然后开平方得到的(图 6); 然后采用我们前面介绍的迭代方法进行迭代计算, 得到的阈值是 46.5, 经过阈值处理以后的图像如图 7。

从图 6 可以看出, 在没有经过阈值处理的图像上变化像元的灰度是连续变化的, 我们很难确定何种颜色(灰度)的像是变化的, 对变化像元的统计也难以进行。经过阈值化处理以后的图像(图 7), 我们对像元进行了二值化处理, 变化像元我们用黄色来表示, 变化像元的位置和范围很容易确定。图 8 是 2000 年 10 月的东营市勘察测绘院编制的 1:50 000 东营市东城区的平面图, 从图 7 与图 8 的比较来看, 本区域的变化主要是人工地物的变化, 如图 8 中用红线标出来的区域, 它是由草地变化为以人工地物为主的城区。由此不难发现东城该时期土地利用/覆盖变化的主要特点是城镇用地的扩展, 这基本上符合东营市的实际情况。

为了定量检验这种方法的检测精度, 我们根据地面调查情况与城区平面图对照分析, 其中变化像元为 1125, 然后与实验结果对比分析进行变化/非变化水平的精度检验验证结果见表 1。结果表明, 在变化阈值为 46.5 时, 共有 1036 个变化像元被检测出来, 变化检测精度为 90.32%, 总的  $\kappa$  系数为 0.835。这说明在确定变化阈值之后, 确实可以有效地提取变化信息。



图 1 典型变量差影像  $M_1$

Fig 1 Image of MAD variate component  $M_1$



图 2 典型变量差影像  $M_2$

Fig 2 Image of MAD variate component  $M_2$



图 3 典型变量差影像  $M_3$

Fig 3 Image of MAD variate component  $M_3$



图 4 典型变量差影像  $M_4$

Fig 4 Image of MAD variate component  $M_4$



图 5 典型变量差影像  $M_1, M_2, M_3$  合成的假彩色变化影像

Fig 5 RGB composition image with MAD components 1, 2 and 3

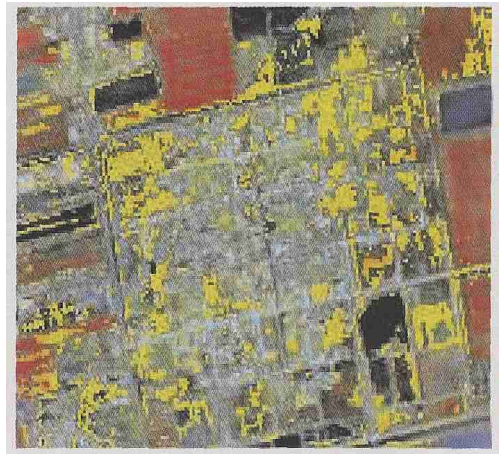


图 7 经过阈值化处理以后的图像

Fig 7 Image after processing of threshold

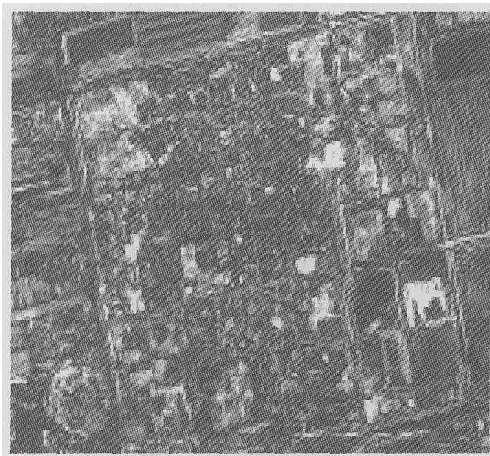


图 6 经过阈值化处理以前的图像

Fig 6 Image before processing of threshold

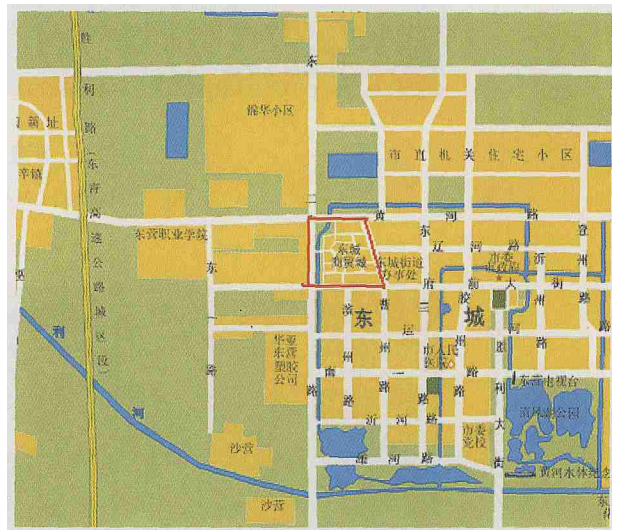


图 8 东营市东城城区平面图

Fig 8 Ichnography of Dongying city

表 1 验证结果

Table 1 The result of validation

遥感数据	验证数据				
	变化像元	非变化像元	总和	使用者准确度/ %	错判误差/ %
变化像元	1016	109	1125	90.3	9.7
非变化像元	128	1195	1323	90.3	9.7
总和	1144	1304	2448		
生产者准确度/ %	88.8	91.6			
漏判误差/ %	11.2	8.4			
总精度 = 90.32%			$\kappa = 0.835$		

## 4 结论和讨论

本文内容为解决遥感图像的变化检测阈值难以确定的问题, 以基于典型相关分析的变化检测为例, 提出了基于贝叶斯理论的最小错误率法来确定变化阈值的解决方案, 其实质是一种非监督的方法, 不需要地面的实况数据和其它先验知识, 便于实际应用中的操作实施。初步实验结果表明该方法是有有效和可行的, 显示出本方法的优势和进一步应用的潜力。今后还有待于采用不同的方法确定变化阈值, 不同方法对变化检测的精度有何影响, 需要更为详尽的定量分析和实例验证。

### 参考文献 (References)

[ 1 ] Fan H S, Ma A N, Li J. Case Study on Image Differencing Method for Land Use Change Detection Using Thematic Data in Renhe District of Panzhihua [ J ]. *Journal of Remote Sensing*, 2001, 5( 1 ): 75—80. [ 范海生, 马蔼乃, 李京. 采用图像差值法提取土地利用变化信息方法——以攀枝花仁和区为例 [ J ]. 遥感学报, 2001, 5

( 1 ): 75—80.]

- [ 2 ] Chen J, He C Y, Shi P J, *et al.* Land Use/ Cover Change Detection with Change Vector Analysis (VCA)-Change Magnitude Threshold Determining [ J ]. *Journal of Remote Sensing*, 2001, 5( 4 ): 259—266. [ 陈晋, 何春阳, 史培军等. 基于变化向量分析的土地利用/覆盖变化动态监测( I )——变化阈值的确定方法[ J ]. 遥感学报. 2001, 5( 4 ): 259—266.]
- [ 3 ] Lorenzo Bruzzone, Fernandez Prieto. Automatic Analysis of the Difference Image for Unsupervised Change Detection [ J ]. *IEEE Transaction On Geoscience And Remote Sensing*, 2000. 38 ( 3 ): 1171—1182.
- [ 4 ] Liao M S, Zhu P, Gong J Y. Multivariate Change Detection Based on Canonical Transformation [ J ]. *Journal of Remote Sensing*, 2000, 4( 3 ): 197—201. [ 廖明生, 朱攀, 龚健雅. 基于典型相关分析的多元变化检测[ J ]. 遥感学报, 2000, 4( 3 ): 197—201.]
- [ 5 ] Nielsen A A, Cochrane K, Simpson J J. Multivariate Alteration Detection (MAD) and MAF Postprocessing in Multispectral, Bitemporal Image Data: New Approaches to Change Detection Studies [ J ]. *Remote Sens. Environ.*, 1998, 64: 1—19.
- [ 6 ] Jensen J R. Introductory Digital Image Processing, A Remote Sensing Perspective [ M ]. Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey, 2nd ed. 1996.

## Determination of Threshold in Change Detection Based on Canonical Correlation Analysis

SHENG Hui<sup>1,2</sup>, LIAO Ming-sheng<sup>2</sup>, ZHANG Lu<sup>2</sup>

(1. College of Geo-resources and Information, University of Petroleum (East China), Shandong, Dongying 257061, China;

2. LIESMARS, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430079, China)

**Abstract:** In the past few years, there has been a growing interest in the development of automatic change detection techniques for the analysis of multi-temporal remote sensing images. This paper introduces a method for multivariate change detection, which is based on the canonical correlation analysis and the orthogonal transformation. Differing from traditional multivariate change detection schemes such as the principal component analysis (PCA), this method takes two co-registered multivariate or multispectral satellite images covering the same geographic area typically acquired at different times as a whole random sample, and transforms two sets of random variables into a new set of random variates by using canonical transformation. To overcome the problem of lacking automatic techniques for discriminating the changed and unchanged pixels in the difference image, we propose an automatic technique based on the Bayes theory for the analysis of difference image. It assumes that the difference magnitudes comply with normal distributions. An automatic method for selection of the decision threshold that minimizes the overall change detection error probability is investigated. To perform an unsupervised estimation of the statistical terms that characterize these distributions, an iterative method based on the Expectation-Maximization (EM) algorithm is also presented. The experimental results show the fact that the presented method is exactly creditable and effective in multivariate change detection of remote sensing satellite data.

**Key words:** change detection; bayes rule of minimum error; expectation maximization algorithm; decision threshold