

# 一种面向地理对象的遥感影像变化检测方法

佃袁勇<sup>1</sup> 方圣辉<sup>2</sup> 姚崇怀<sup>1</sup>

1 华中农业大学园艺林学学院, 湖北 武汉, 430070

2 武汉大学遥感信息工程学院, 湖北 武汉, 430079

**摘要:**根据高空间分辨率影像上变化区域呈聚集状分布的特点,提出了一种面向地理对象的遥感影像变化检测算法。在利用 Mean-Shift 分割算法的基础上,获得不同时相地理对象的灰度特征信息,结合变化矢量分析,采用最大数学期望算法自动提取变化区域。以 QuickBird、SPOT、TM 三组不同空间分辨率的影像进行算法验证并比较了该方法与单像素变化检测算法的差异。结果表明,三组影像中面向对象的变化检测算法的检测精度分别为 91.1%、87.3% 和 84.3%,单像素的变化检测算法检测精度分别为 86.41%、82.48% 和 81.02%。试验结果显示面向对象的算法检测精度高于基于单像素的变化检测算法,且对高空间分辨率的影像检测效果要优于对中低空间分辨率的影像的检测效果。该算法减少了变化阈值确定中的人工干预,克服了以像素为单位的变化检测算法中由于缺少空间邻域信息而产生孤立、离散、不连通变化结果的问题,能够满足在不同土地覆盖类型下的变化检测要求,在国土资源监测中具有一定的使用价值。

**关键词:**变化检测;影像分割;地理对象;Mean-Shift; EM

中图法分类号:P237

文献标志码:A

遥感影像的变化检测是遥感应用研究的热点之一,在城市变化、环境监测、土地利用以及基础地理数据库更新等领域中有着广泛的应用<sup>[1-2]</sup>。变化检测的步骤一般包括:① 不同时间段影像配准、辐射校正等预处理;② 差异影像构建;③ 变化区域判断等。传统的变化检测算法大多在像素水平(pixel-based)上利用遥感影像的波谱差异进行地表覆盖的变化检测<sup>[2-6]</sup>。但是基于像素水平的变化检测方法没有考虑变化区域的空间邻域情况,容易受到影像噪声、配准误差的影响,因此,顾及空间邻域特征的变化检测算法被提出来。若基于纹理特征,马尔可夫随机场模型等变化检测算法后续处理在构建差异影像时顾及了周围邻域像素的综合影响<sup>[1,7-8]</sup>;也有一些变化检测算法在判定出变化像素的基础上利用概率松弛迭代等算法,对变化区域进行后续处理,形成更连续、更集中的变化区域。这些顾及空间邻域特征的变化检测算法在一定程度上改善了变化检测的效果,但针对高分辨率遥感影像时仍存在的问题<sup>[9-10]</sup>。

随着面向地理对象(geographic object-based)的影像分析方法的发展,可以将具有相似

特征的像素点组合在一起,形成具有特定几何形状、大小、纹理等特征的地理对象,以地理对象为单位利用其属性特征进行变化检测,更好地体现变化发生的区域性特点,使得检测的结果更加合理客观<sup>[11]</sup>。目前,已经有一些基于地理对象的变化检测方法<sup>[9-19]</sup>,但这些算法在地理对象获取的过程中有的直接利用土地利用矢量图作为地理对象的边界<sup>[9]</sup>;有的将变化前后的影像合成在一起,利用分割算法统一分割,变化前后影像共用同一套地理对象的边界<sup>[10,12-19]</sup>。而实际上,当影像发生变化时,会在变化前后的影像上形成不同的边界范围,以相同的边界确定的地理对象在进行变化检测时可能会导致错误。而且,目前这些面向地理对象的变化检测算法没有考虑空间分辨率的变化对面向对象的变化检测的影响。

本文在以上研究的基础上,提出了以地理对象为单元的变化检测算法,通过对变化前后的影像分别进行分割,提取地理对象,然后利用变化矢量分析法结合地理对象灰度属性特征,采用 EM 算法自动提取变化阈值,进行变化检测。本文选择了 QuickBird、SPOT、TM 三种不同分辨率的影像进行对比试验,验证本文算法的有效性。

收稿日期:2013-04-16

项目来源:国家 863 计划资助项目(2012AA12A304);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2012ZYTS037)。

第一作者:佃袁勇,博士,主要从事遥感技术在资源环境中的应用研究。E-mail:dianyuanrong@126.com

# 1 研究方法

基于地理对象的变化检测算法主要包含地理

对象的分割,以地理对象为单元的差异影像构建,差异影像阈值分割和变化区域确定等步骤。技术流程如图 1 所示。

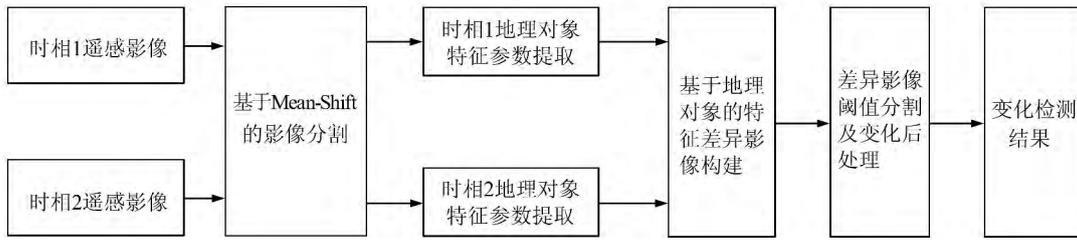


图 1 面向地理对象的变化检测流程

Fig. 1 Flowchart of the Change Detection Method Based on Geographic Object

## 1.1 基于 Mean-Shift 图像分割算法的地理对象提取

现阶段已有多种图像分割的算法可用于提取地理对象,如  $K$  均值,模糊  $C$  均值等分割算法。其中 Mean-Shift(MS)算法是一种高效的非参数统计迭代算法<sup>[20]</sup>。该算法仅依靠特征空间样本

$$m(x) = \frac{\sum_{i=1}^n \exp(-\frac{1}{2} \|\frac{x_s - x_{si}}{h_s}\|^2) \exp(-\frac{1}{2} \|\frac{x_r - x_{ri}}{h_r}\|^2) x_i}{\sum_{i=1}^n \exp(-\frac{1}{2} \|\frac{x_s - x_{si}}{h_s}\|^2) \exp(-\frac{1}{2} \|\frac{x_r - x_{ri}}{h_r}\|^2)} \quad (1)$$

式中,  $x_s$  为二维空间位置特征;  $x_r$  为灰度值;  $x$  为二维空间位置和灰度特征所构成的向量;  $i$  表示像素位置;  $x_i$  为第  $i$  个像素二维空间位置和灰度特征所构成的向量;  $x_{si}$ 、 $x_{ri}$  分别表示图像上第  $i$  个像素的二维空间位置特征和灰度值;  $h_s$  为空间带宽;  $h_r$  为值域带宽;  $n$  表示图像的像素数量;  $m(x)$  表示漂移后的新向量。Mean-Shift 影像分割的计算步骤如下。

- 1) 对每一个图像像素  $i$ , 给定  $h_s, h_r$ ;
- 2) 根据式(1)计算样本点的迭代向量  $m(x)$ ;
- 3) 若  $m(x) - x$  的值小于给定阈值, 迭代停止。否则将  $x$  移动到  $m(x)$  继续执行步骤 2);
- 4) 将结束循环后的  $m(x)$  值赋给  $x$ , 此时  $m(x)$  成为像素点  $i$  的收敛点。
- 5) 对图像的每一个像素重复步骤 1)~4)
- 6) 将收敛到相同收敛点的像素归为同一类, 在归并的过程中遵循以下原则: ① 当相邻两区域距离小于  $h_s$  时, 则两区域合并; ② 当相邻区域灰度距离小于  $h_r$  时, 则两区域合并; ③ 设定区域内最小像素为  $M$ , 当单个区域的像素小于  $M$  时, 则该区域被合并到相邻的其他区域, 得到初始分割结果。

点的统计特征,不需要假定样本的分布模型和初始的类别数,只需要选择核函数和带宽,通过寻找采样点的最佳梯度方向,对每一个像素点进行循环迭代计算其收敛的中心位置,将收敛到相同点的像素归为同一个区域;

## 1.2 面向地理对象的差异影像构建

通过 Mean-Shift 分割算法,将具有相似的灰度特征的像素点聚集在一起,形成了具有一定几何形状和灰度信息的地理对象。对每一个地理对象,通过提取该对象中所有像素的灰度均值作为特征衡量变化前后的差异。

$$M_k = \frac{1}{N_k} \sum_{(i,j) \in P_k} x(i,j) \quad (2)$$

式中,  $(i, j)$  表示影像上的像素点坐标;  $P_k$  表示第  $k$  个地理对象的所有像素集合;  $N_k$  表示第  $k$  个地理对象的像素个数;  $M_k$  表示第  $k$  个地理对象的灰度均值。  $M_k$  实际上代表了该地理对象平均灰度信息,但是,在不同时相影像上,由于地物的变化,会形成不同的边界范围,不同时相影像上提取的地理对象并不一一对应,不能直接利用  $M_k$  构建差异影像。为此,将  $M_k$  赋给该地理对象的每一个像素即可得到每一个像素的特征向量  $M(i, j)$ , 然后利用变化矢量分析法 (change vector analysis, CVA)<sup>[21-23]</sup> 可以直接计算两个不同时期像素水平上  $M(i, j)$  的差异。这种在像素水平上计算的差异值,实际上反映了该像素空间邻域上的信息差异,实现了面向地理对象的差异影像构建,具体计算如式(3)。

$$M_D(i, j) = |M_{I1}(i, j) - M_{I2}(i, j)| \quad (3)$$

### 1.3 差异影像阈值分割

对形成的差异影像根据变化阈值可判断变化区域。变化阈值可根据人工经验给定或通过图像分割的方法如循环分割、最大类间方差、最佳熵等确定<sup>[1]</sup>。采用最大数学期望算法(expectation-maximization algorithm, EM), 该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, 无需任何外来数据和先验知识, 仅从观测数据本身得到参数的估计值<sup>[24]</sup>。

由变化矢量分析法得到的差异影像  $M_D$  可认为是由未变化的像元类  $\omega_n$  和变化的像元类  $\omega_c$  构成。假设未变化的像元类  $\omega_n$  和变化的像元类  $\omega_c$  的概率密度函数  $p(x/\omega_n)$ 、 $p(x/\omega_c)$  服从高斯密度函数分布:

$$p(x | \omega_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}} \exp\left\{-\frac{(x - m_i)^2}{2\sigma_i^2}\right\} \quad (4)$$

$$i \in \{n, c\}$$

未变化像元类  $\omega_n$  和变化像元类  $\omega_c$  的均值和标准差分别用  $m_n$ 、 $\sigma_n$ 、 $m_c$ 、 $\sigma_c$  来表示, 则差异影像的总密度函数  $p(x)$  可表示为:

$$p(x) = p(x | \omega_n) p(\omega_n) + p(x | \omega_c) p(\omega_c) \quad (5)$$

在上述假设条件下, 求解差异影像的变化阈值的过程可转化为估算  $\omega_n$ 、 $\omega_c$  的均值与标准差<sup>[1]</sup> 的过程。对  $m_n$ 、 $\sigma_n$ 、 $m_c$ 、 $\sigma_c$  的估算可采用 EM 算法实现。EM 算法通过循环迭代实现, 每次迭代由求期望值和期望最大化两个步骤组成。前者根据待估计参数的当前值, 从观测数据中直接估计概率密度的期望值, 后者通过最大化这一期望来更新参数的估计量, 这两步在整个迭代过程中依次交替进行, 直至迭代过程收敛。采用 EM 算法来估计未变化像元类别  $\omega_n$  统计分布参数的计算公式如式(6)~式(8):

$$p^{t+1}(\omega_n) = \frac{\sum_{X(i,j) \in M_D} \frac{p^t(\omega_n) p^t(X(i,j)/\omega_n)}{p^t(X(i,j))}}{I * J} \quad (6)$$

$$m_n^{t+1}(\omega_n) = \frac{\sum_{X(i,j) \in M_D} \frac{p^t(\omega_n) p^t(X(i,j)/\omega_n)}{p^t(X(i,j))} X(i,j)}{\sum_{X(i,j) \in M_D} \frac{p^t(\omega_n) p^t(X(i,j)/\omega_n)}{p^t(X(i,j))}} \quad (7)$$

$$(\sigma_n^2)^{t+1}(\omega_n) = \frac{\sum_{X(i,j) \in M_D} \frac{p^t(\omega_n) p^t(X(i,j)/\omega_n)}{p^t(X(i,j))} [X(i,j) - m_n^t]^2}{\sum_{X(i,j) \in M_D} \frac{p^t(\omega_n) p^t(X(i,j)/\omega_n)}{p^t(X(i,j))}} \quad (8)$$

式(6)~式(8)估计的分别是先验概率、均值和标准偏差。式中,  $t$  和  $t+1$  分别代表了当前和下一次迭代所用的估计值;  $i, j$  分别代表了差异影像的行数和列数;  $X(i, j)$  表示差异影像中第  $i$  行  $j$  列的像元值; 条件概率  $p(X(i, j)/\omega_n)$  的计算见式(4); 全概率  $p(X(i, j))$  的值由式(5)给出。变化类  $\omega_c$  的先验概率  $p(\omega_c)$ 、均值  $m_c$ 、和标准差  $\sigma_c$  的估计方法同上。当相邻两次迭代计算的  $p(\omega_i)$ 、 $m_i$  和  $\sigma_i$  的值小于给定的阈值  $\epsilon$  ( $\epsilon = 10^{-8}$ ) 时, 迭代终止。

在利用 EM 算法估算了  $m_n$ 、 $\sigma_n$ 、 $m_c$ 、 $\sigma_c$  后, 根据贝叶斯最小错误率理论, 最佳变化阈值应当是满足式(9)时的  $T$  值。

$$p(\omega_n) p(T | \omega_n) = p(\omega_c) p(T | \omega_c) \quad (9)$$

根据  $\omega_n$ 、 $\omega_c$  的整体分布特性, 结合式(4), 将  $m_n$ 、 $\sigma_n$ 、 $m_c$ 、 $\sigma_c$  代入到式(9)中, 则可得到变化阈值  $T$  的求解式:

$$(\sigma_n^2 - \sigma_c^2) T^2 + 2(m_n \sigma_c^2 - m_c \sigma_n^2) T + m_c^2 \sigma_n^2 - m_n^2 \sigma_c^2 - 2\sigma_c^2 \sigma_n^2 \ln \left[ \frac{\sigma_n p(\omega_n)}{\sigma_c p(\omega_c)} \right] = 0 \quad (10)$$

## 2 试验结果与分析

### 2.1 试验数据

选取 QuickBird, SPOT, TM 三组不同分辨率的影像数据验证算法。所有影像数据均已提前配准, 影像灰度级均为 256 级。由于本算法主要是从地物的辐射差异分析地表的变化, 且所选区域的主要地物类型是建筑、房屋, 这些地物类型在近红外波段反射率大, 受大气影响小, 因此, 在选择影像波段时主要考虑的是全色波段和近红外波段。试验数据 1 是 2002 年与 2005 年的武汉房屋建筑区域的 QuickBird 全色波段影像(光谱范围 0.45~0.90  $\mu\text{m}$ ), 空间分辨率为 0.6 m, 影像大小 400 像素  $\times$  400 像素(图 2(a)、2(b)); 试验数据 2 是 1999 年与 2002 年武汉城镇区域的 SPOT 第三波段数据(光谱范围 0.78~0.89  $\mu\text{m}$ ),



(a) 2002年

(b) 2005年

图2 不同时相的 QuickBird 影像

Fig. 2 QuickBird Pan Images in Different Time Phase

空间分辨率为 10 m,影像大小为 256 像素×256 像素(图 3(a)、3(b));试验数据 3 是 1998 年与 2000 年武汉地区的 TM 第 4 波段数据(光谱范围 0.77~0.90 μm),影像大小为 300 像素×300 像素,空间分辨率为 30 m(图 4(a)、4(b))。

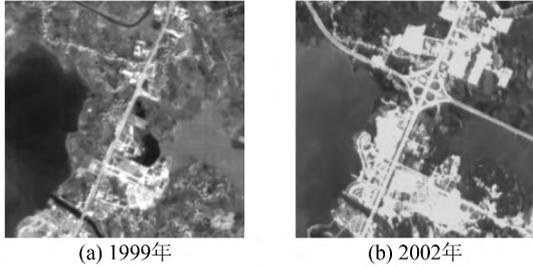


图 3 不同时相的 SPOT 影像第三波段影像  
Fig. 3 Third Band of SPOT Images in Different Time Phase

### 2.2 变化检测结果与分析

试验中选择了 QuickBird、SPOT、TM 三种不同分辨率影像,检验文中提出的变化检测算法。在利用 Mean-Shift 算法进行分割时,根据文献[25]的建议,QuickBird 影像的  $h_r$  设置为 9;SPOT 影像分割的  $h_r$  设置为 7, TM 影像分割的  $h_r$  设置为 5。QuickBird 变化前后影像划分的地理对象个数分别为 423 和 538;SPOT 变化前后影像划分的地理对象个数分别为 153 和 177;TM 变化前后影像划分的地理对象个数分别为 611 和

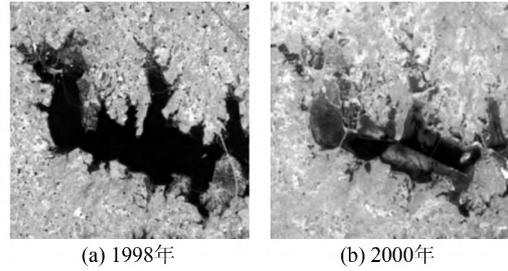


图 4 不同时相的 TM 影像第 4 波段影像  
Fig. 4 Fourth Band of TM Images in Different Time Phase

444;Mean-Shift 分割的结果分别见图 5(a)、5(b),图 6(a)、6(b)及图 7(a)、7(b)。差异影像中阈值利用 EM 算法自动提取。面向对象的变化检测结果与基于单像素的变化检测结果分别见图 5(c)、5(d),图 6(c)、6(d)及图 7(c)、7(d)。

从目视解译的变化检测结果来看,相对于单像素的变化检测算法来说,面向对象的变化检测算法检测的变化区域成块状分布,没有离散的单个像素或孤立的点和离散不连通的区域。这是由于该方法先对变化检测的图像进行了分割,以分割后图像区域的灰度特征代替了单个像素的灰度特征,能更好地检测出块状区域的变化情况。

为定量分析本文方法的性能和效果,在每一组试验中随机选择 20% 的像素作为样本,通过

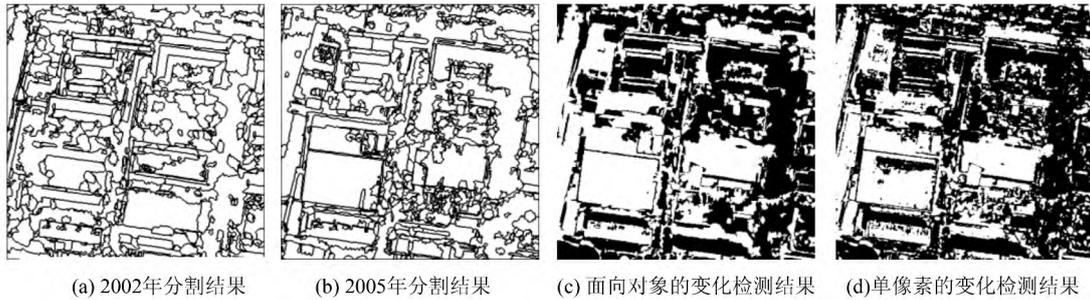


图 5 QuickBird 影像分割结果及最后的变化检测结果  
Fig. 5 Results of Segment and Change Detection of QuickBird Images

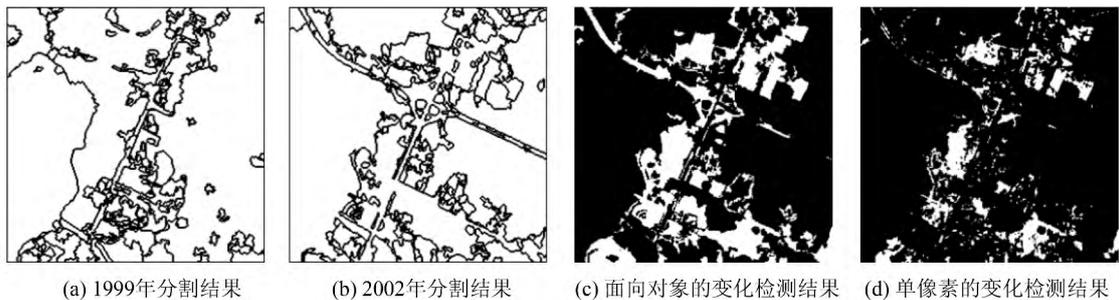


图 6 SPOT 影像分割结果及最后的变化检测结果  
Fig. 6 Results of Segment and Change Detection of SPOT Images

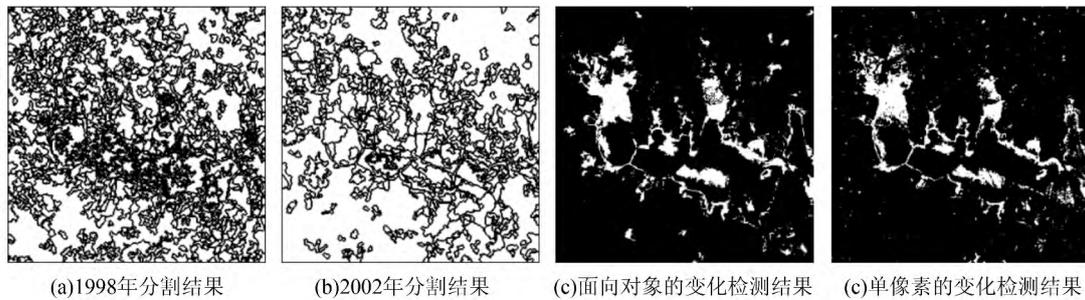


图7 TM影像分割结果及最后的变化检测结果

Fig. 7 Results of Segment and Change Detection of TM Images

目视解译判断变化状态作为真实值,与变化检测其结果进行比较分析,用于评价本文算法的精度。变化检测的精度见表1。从本次试验的结果来看,在三组试验中采用面向对象的变化检测精度高于单像素的变化检测精度,但是面向对象与单像素的变化检测精度的差距与影像的分辨率有关。在 QuickBird 与 SPOT 影像中,面向对象的变化检测精度明显高于单像素的变化检测精度,其检测精度差异分别是 4.62% 和 4.91%;而在 TM 影像上,面向对象的变化检测算法与单像素的变化检测算法精度差异缩小到 3.29%。从面向对象的变化检测算法对三种不同分辨率的影像检测效果来看,QuickBird 影像变化检测效果最好,SPOT 影像次之,TM 影像检测精度最低,出现这种现象的原因与分割结果有关。如图 5(a)、5(b)和图 6(a)、6(b)所示,QuickBird、SPOT 两个不同时期的影像中,变化前后的影像分割区域较明显;而 TM 两个不同时期的影像分割区域不是很理想(见图 7(a)、7(b)),虽然调整了 TM 图像分割的  $h_r$  值,但分割效果仍然不是很理想,从而影响了最后变化检测算法的精度。

从三组数据中检测的地物对象来看,试验 1 和试验 2 中主要是城镇、房屋建筑、道路及其他人工建筑区域。由于这些地物灰度值较高,发生变化时辐射特性变化很明显,检测算法能很好地检测呈面状分布的变化区域,但对线状的道路变化检测效果较差(图 3(a)、3(b)上中及右中区域),这是由于线状地物分割出的像元素较少,且辐射特性差异相对于建筑区域而言变化较小,影响了最终的检测结果;试验 3 中主要是水域及其周边的植被区域,从检测效果来看,能很好地反映出对水体的变化。

从以上分析来看,以地理对象作为整体进行变化检测,可以在一定程度上避免以单像素为单位的变化检测算法结果中出现孤立的点和离散不连通的区域,能更好地检测出块状区域的变化情

表1 单像素与面向对象的变化检测精度/%

Tab. 1 Accuracy of Change Detection with Pixel-based and Object Based Methods

试验	面向对象的变化检测结果			单像素变化检测结果		
	漏检率	误检率	检测精度	漏检率	误检率	检测精度
1	12.27	9.22	91.03	19.04	14.52	86.41
2	15.32	12.84	87.25	21.66	19.67	82.48
3	24.07	14.03	84.31	27.42	18.53	81.02

况。但该算法的效果与图像分割的效果有关系,如果分割的效果好,变化检测的精度就高,而一般情况下分割算法对空间分辨率较高的影像分割效果较好,因此,本文提出的变化检测算法对高空间分辨率的影像效果要优于对中低空间分辨率的影像效果。

### 3 结 语

本文提出了一种面向地理对象的变化监测算法,利用 Mean-Shift 这种高效的非参数统计迭代算法,依靠特征空间样本点的统计特征,分割变化前后影像,将具有相似灰度特征的像素归并到一起形成地理对象,用地理对象替代单个像素进行变化检测,采用 EM 算法自动提取变化阈值,很好地解决了变化结果离散、破碎化的问题。以 QuickBird、SPOT、TM 三组影像进行试验,比较了面向对象的变化检测算法与基于像素的变化检测算法。结果表明,本文所提出的面向对象的算法检测精度高于基于单像素的变化检测算法,且对高空间分辨率的影像检测效果要优于对中低空间分辨率的影像效果。另外,该算法具有自动、准确等特点,能够满足在不同土地覆盖类型下的变化检测要求,在国土资源的监测中具有一定的使用价值。分割尺度如何影响变化检测结果,以及如何针对不同空间分辨率影像,如何确定分割尺度,是需要一步研究的工作。

## 参 考 文 献

- [1] Dian Yuanyong. Research on Change Detection in Remote Sensing Imagery[D]. Wuhan: Wuhan University, 2005 (佃袁勇. 基于遥感影像的变化检测研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2005)
- [2] Sun Xiaoxia, Zhang Jixian, Yan Qin, et al. A Summary on Current Techniques and Prospects of Remote Sensing Change Detection[J]. *Remote Sensing Information*, 2011, 1: 119-123 (孙晓霞, 张继贤, 燕琴, 等. 遥感影像变化检测方法综述及展望[J]. 遥感信息, 2011, 1: 119-123)
- [3] Li Deren. Change Detection from Remote Sensing Images[J]. *Geomatics and Information Sciences of Wuhan University*, 2003, 28 (Special Issue): 7-12 (李德仁. 利用遥感影像进行变化检测[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2003, 28(特刊): 7-12)
- [4] Bruzzone L, Prieto D F. Automatic Analysis of the Difference Image for Unsupervised Change Detection [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing*, 2000, 38(3): 1 171-1 182
- [5] Wan Youchuan, Shen Shaohong, Zhang Jingxiong. Change Detection of Multi-time Remote Sensing Images Based on Statistics Models[J]. *Geomatics and Information Sciences of Wuhan University*, 2008, 33(7): 669-672 (万幼川, 申邵洪, 张景雄. 基于概率统计模型的遥感影像变化检测[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2008, 33(7): 669-672)
- [6] Ma Guorui, Li Pingxiang, Qin Qianqing. Based on Fusion and GCM Change Detection Approach of Remote Sensing Images[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2006, 10(6): 847-853 (马国瑞, 李平湘, 秦前清. 基于融合和广义高斯模型的遥感影像变化检测[J]. 遥感学报, 2006, 10(6): 847-853)
- [7] Bruzzone L, Prieto D F. An Adaptive Semiparametric an Context-Based Approach to Unsupervised Change Detection in Multi-temporal Remote Sensing Images[J]. *IEEE Image Process*, 2002, 11(4): 452-466
- [8] Daniel C Z, Victor H. Gradual Land Cover Change Detection Based on Multi-temporal Fraction Images [J]. *Pattern Recognition*, 2012, 45(8): 2 927-2 937
- [9] Wang Yan, Shu Ning, Gong Yan. A Study of Land Use Change Detection Based on High Resolution Remote Sensing Images [J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2012, 92(1): 43-47 (王琰, 舒宁, 龚龔. 高分辨率遥感影像土地利用变化检测方法研究[J]. 国土资源遥感, 2012, 92(1): 43-47)
- [10] Chen Jianyu, Mao Zhihua, Philpot B, et al. Detecting Changes in High-resolution Satellite Coastal Imagery Using an Image Object Detection Approach [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2013, 34(7): 2 432-2 453
- [11] Shu Ning. Aspects of the Theories and Methodologies for Remote Sensed Image Processing and Analysis [J]. *Geomatics and Information Sciences of Wuhan University*, 2007, 32(11): 1 007-1 010 (舒宁. 关于遥感影像处理分析的理论与方法之若干问题[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2007, 32(11): 1 007-1 010)
- [12] Ping L, Andre S, Norman K, et al. Object-oriented Change Detection for Landslide Rapid Mapping [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letter*, 2011, 8(4): 701-705
- [13] Lizarazo I. Quantitative Land Cover Change Analysis Using Fuzzy Segmentation [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2012, 15(0): 16-27
- [14] Hazel G G. Object-level Change Detection in Spectral Imagery [J]. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, 39(3): 553-561
- [15] Chen G, Hay G J, Carvalho L M T, et al. Object-based Change Detection [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2012, 33(14): 4 434-4 457
- [16] Dronova I, Gong P, Wang L. Object-based Analysis and Change Detection of Major Wetland Cover Types and Their Classification Uncertainty During the Low Water Period at Poyang Lake, China [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(12): 3 220-3 236
- [17] Hichri H, Bazi Y, Alajlan N, et al. Interactive Segmentation for Change Detection in Multispectral Remote-sensing Images [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2013, 10(2): 298-302
- [18] Bazi Y, Melgani F, Alsharari H. Unsupervised Change Detection in Multispectral Remotely Sensed Imagery with Level Set Methods [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing*, 2010, 48(8): 3 178-3 187
- [19] Blaschke T. Object Based Image Analysis for Remote Sensing [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2010, 65(1): 2-16
- [20] Comaniciu D, Meer P. Mean-Shift: A Robust Approach Toward Feature Space Analysis [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(5): 603-619
- [21] Johnson R D, Kasischke E S. Change Vector Analysis: a Technique for the Multispectral Monitoring of Land Cover and Condition [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1998, 19(3): 411-426

- [22] Bovolo F, Bruzzone L. A Theoretical Framework for Unsupervised Change Detection Based on Change Vector Analysis in the Polar Domain[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing*, 2007, 45(1):218-236
- [23] Osmar A C J, Renato F G, Alan R G, et al. A New Approach to Change Vector Analysis Using Distance and Similarity Measures[J]. *Remote Sensing*, 2011, 3(11):2 473-2 493
- [24] Moon T K. The Expectation-maximization Algorithm[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 1996, 13(6):47-60
- [25] Ming Dongping, Ci Tianyu, Cai Hongyue, et al. Semivariogram-based Spatial Bandwidth Selection for Remote Sensing Image Segmentation with Mean-Shift Algorithm[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2012, 9(5):813-817

## The Geographic Object-based Method for Change Detection with Remote Sensing Imagery

DIAN Yuanyong<sup>1</sup> FANG Shenghui<sup>2</sup> YAO Chonghui<sup>1</sup>

<sup>1</sup> College of Horticulture and Forestry, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China

<sup>2</sup> School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China

**Abstract:** This paper proposes a geographical object-based method for change detection with high resolution images based on the changing areas distributed as a clustered type. This algorithm utilizes the Mean-Shift segmentation algorithm to extract a geographic object, and then uses the gray information of the geographic object with the EM algorithm to automatically extract changed and unchanged areas. This method considers spatial neighborhood information which can avoid the isolation and discrete disconnected areas in change results when using a pixel-based method. This method also reduces intervention when determining the change threshold value. Groups of three different spatial resolution images ( QuickBird, SPOT, TM images) are used to verify this proposed geographic object-based change detection algorithm and compared the accuracy and precision with a pixel-base method. Our results show that the accuracy with object-based change detection method on QuickBird, SPOT and TM images was 91.1%, 87.3% and 84.3%, while for the pixel-based method are 86.41%, 82.48% and 81.02% respectively. These results illustrate that the object-based change detection method has higher change detection accuracy than the pixel based approach. Moreover, the object-based method has better accuracy for high spatial resolution than in middle or low resolution images.

**Key words:** change detection; image segment; geographic object-based; Mean-Shift; expectation Maximization(EM)

**First author:** DIAN Yuanyong, PhD, specializes in remote sensing technology in agriculture. E-mail: dianyuanyong@126.com

**Foundation support:** The National High Technology Research and Development Program of China (863 Program), No. 2012AA12A304; the Fundamental Research Funds for the Central Universities, No. 2012ZYTS037.