

DOI:10.13232/j.cnki.jnju.2015.05.016

## 面向对象变化检测中多时相图像分割模式影响评价

胡永月<sup>1,2,3</sup>, 肖鹏峰<sup>1,2,3\*</sup>, 冯学智<sup>1,2,3</sup>, 张学良<sup>1,2,3</sup>, 袁敏<sup>1,2,3</sup>

(1. 江苏省地理信息技术重点实验室, 南京大学, 南京, 210023; 2. 卫星测绘技术与应用国家测绘地理信息局重点实验室, 南京大学, 南京, 210023; 3. 南京大学地理信息科学系, 南京, 210023)

**摘要:**面向对象变化检测是高分辨率遥感图像分析技术中的研究热点,在国土资源监测、城市扩展、森林植被变化等方面具有广泛的应用前景。多时相图像分割是面向对象变化检测的关键步骤,主要包括三种模式:多时相组合分割、单时相分割与多时相分别分割。本文通过分析三种多时相图像分割模式下变化对象的差异,评价多时相图像分割策略对于面向对象变化检测结果的影响。结果表明,多时相分割模式对变化对象形状以及检测精度的影响均较大,三种模式中的多时相组合图像分割模式对本文研究区的变化检测精度最高。

**关键词:**高分辨率遥感图像,面向对象变化检测,多时相图像分割,变化检测精度评价

中图分类号: TP181

文献标识码: A

## Evaluating the effectiveness of multi-temporal image segmentation on object-based change detection

Hu Yongyue<sup>1,2,3</sup>, Xiao Pengfeng<sup>1,2,3\*</sup>, Feng Xuezhi<sup>1,2,3</sup>, Zhang Xueliang<sup>1,2,3</sup>, Yuan Min<sup>1,2,3</sup>

(1. Jiangsu Provincial Key Laboratory of Geographic Information Science and Technology, Nanjing University, Nanjing, 210023, China; 2. Key Laboratory for Satellite Mapping Technology and Applications of State Administration of Surveying, Mapping and Geoinformation of China, Nanjing, 210023, China; 3. Department of Geographic Information Science, Nanjing University, Nanjing, 210023, China)

**Abstract:** Object-based image analysis (OBIA) has shown improved performances over the classical pixel-based methods, and object-based change detection (OBCD) is an important part of OBIA. From the perspective for object extraction of multi-temporal image data, the image segmentation can be categorized into three different models: two time data stacking as a whole for segmentation, which produce spatially corresponding objects; Extracting objects from one time data and assigning to the other time data without segmentation; segmenting independently for the two time data. The evaluation of three multi-temporal image segmentation models remains a critical significance because objects in different models are of various sizes and shapes. In this paper we use change vector analysis to divide objects into changed and unchanged objects, the changed objects acquired from the three image segmentation models are analyzed using qualitative and quantitative comparison, and the standard evaluation map is acquired by the

基金项目: 浙江省科技计划(2014F50022), 江苏高校“青蓝工程”(201423)

收稿日期: 2015-06-09

\* 通讯联系人, E-mail: xiaopf@nju.edu.cn

artificial visual interpretation. From the comparison of three multi-temporal image segmentation models, it shows that the first image segmentation model has the highest overall accuracy and Kappa coefficient on both of the two study areas. In practical OBCD applications, we can choose the appropriate image segmentation models according to the status of study area and application purposes.

**Key words:** high resolution remote sensing image, object-based change detection, multi-temporal image segmentation, change detection accuracy assessment

随着遥感图像空间分辨率的提高,地物内部光谱差异增大,地物空间结构特征更加明显,面向对象图像分析(OBIA)技术成为国内外研究的热点<sup>[1]</sup>.面向对象的图像分析方法为高分遥感图像信息提取提供了新的途径,而图像分割是实现图像分类、目标识别等面向对象分析任务的重要前提和基础<sup>[2]</sup>.

面向对象变化检测(OBCD)是 OBIA 的重要组成部分,也是变化检测的发展趋势. OBCD 中的多时相对象通过多时相图像分割获得,现有研究中存在不同的多时相图像分割策略:(1)对多时相图像进行组合分割,然后利用对象变化向量进行统计分析以及阈值估计检测变化对象<sup>[3-4]</sup>,或利用分类法提取变化对象区域<sup>[5-7]</sup>.(2)利用前时相对象边界计算后时相对象边界,并使用基于对象的多元变化检测技术实现多维多变量特征空间的变化检测<sup>[8-9]</sup>.但是上述两类研究中为统一多时相图像对象而采取的多时相图像分割方式,导致只能对多时相对象光谱或纹理特征进行分析,不能够检测多时相对象的形状变化.(3)利用连通性分析分别分割出两时相图像感兴趣对象,再比较对象的差异提取变化对象<sup>[10]</sup>;或分别对各时相图像进行多尺度分割后利用对象形状差异提取变化对象区域<sup>[11]</sup>.此类研究均侧重提取接近真实地理对象的图像对象后进行变化检测,或采取面向对象的分类后比较法进行变化检测<sup>[12-13]</sup>.

这些研究在表现多时相图像分割多样性的同时,也说明了如何生成多时相对象以准确表达现实地物的变化.本文针对面向对象变化检测中常用的三种多时相图像分割模式,评价不

同图像分割模式对变化检测的影响,分析不同分割模式的特点及适用范围,为根据实际情况选择合适的图像分割模式提供参考,以充分发挥面向对象变化检测中的优势.

## 1 研究区与数据

以江苏省南京市两处典型区为研究区(图 1).研究区 A 位于江宁经济技术开发区附近,主要变化为建设用地的增加.其遥感图像均为 IKONOS 图像,包含蓝、绿、红三个波段,空间分辨率为 4 m,获取时间分别为 2000 年 9 月 15 日和 2009 年 6 月 18 日(图 1a),图像大小为 313×227 像元;研究区 B 位于玄武湖东侧的国际展览中心附近,主要变化体现在湖边浅滩的消失.研究区 B 的遥感图像为 2005 年 6 月 27 日的 QuickBird 图像和 2009 年 6 月 18 日的 IKONOS 图像(图 1b),包含蓝、绿、红三个波段,空间分辨率分别为 2.4 m 与 4 m,将 QuickBird 图像重采样至空间分辨率为 4 m,保证两期图像大小均为 314×375 像元.两研究区均以 2009 年图像为基准对另一时相图像进行几何配准处理,配准误差控制在 0.5 像元以内,然后应用伪不变特征法进行相对辐射校正<sup>[14-15]</sup>.

## 2 研究方法

面向对象变化检测流程如图 2 所示.预处理后,对两期遥感图像进行多时相分割产生多时相对象,进而通过分析多时相对象特征的差异产生变化对象.在其他条件相同的情况下,采用不同的多时相分割模式并检测变化对象,反映多时相分割对变化检测的影响.

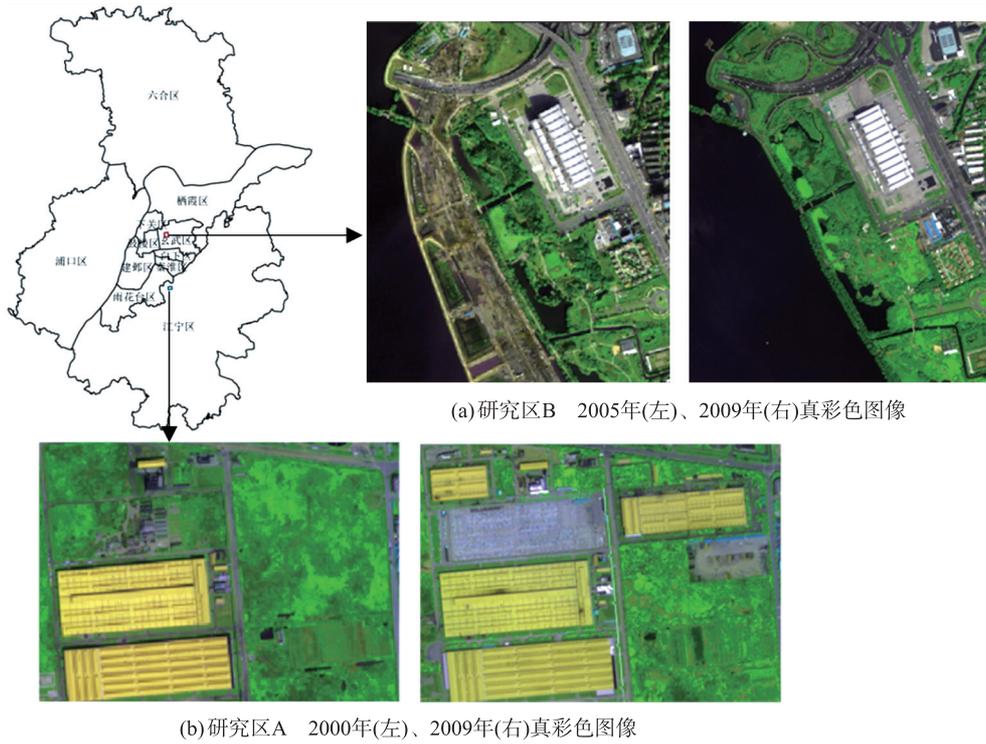


图 1 两研究区位置示意图及其多时相真彩色图像

Fig.1 Location of two study areas and their multi-temporal true color composite images

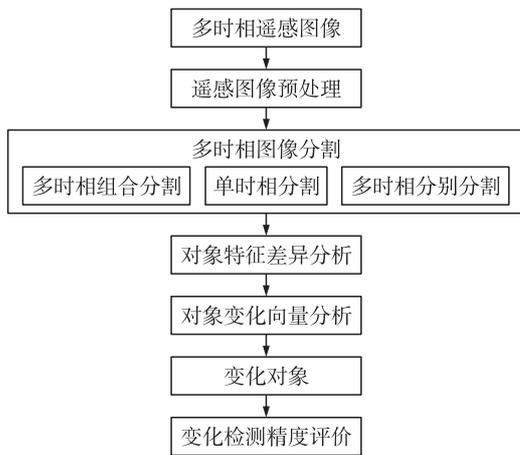


图 2 面向对象变化检测流程图

Fig.2 Flowchart of object-based change detection

**2.1 多时相图像分割** 多时相图像分割主要包括三种模式<sup>[16]</sup>: (1) 叠加两时相图像的所有波段进行分割, 可称为多时相组合分割, 如图 3a; (2) 选取某一时相图像进行分割, 将产生的对象边界作为两时相共同边界来分析对象变化, 可称为单时相分割, 如图 3b; (3) 对两时相

图像分别进行分割, 分析对应对象之间的变化, 称为多时相分别分割, 如图 3c. 前两种模式下多时相对象的几何属性(大小、形状、位置)一致, 因此可直接进行比较, 但只能获得对象的物理属性(土地覆盖类型)变化; 第三种模式下不同时相的对象边界不同, 既能检测对象的物理属性变化, 也能检测对象的几何属性变化, 但对对象边界的不一致使得难以建立多时相对象之间的空间对应关系<sup>[13]</sup>.

本文的图像分割使用 eCognition 软件提供的多分辨率分割方法<sup>[17]</sup>. 为分析比较不同分割模式生成的图像对象差异, 所有分割模式均采用同一分割参数进行分割, 研究区 A 的分割参数为: 尺度参数 35, 形状参数 0.3, 紧凑度 0.1. 研究区 B 的分割参数为: 尺度参数 40, 形状参数 0.4, 紧凑度 0.1. 针对多时相分别分割模式产生的多时相对象边界不一致的问题, 将两期对象进行叠置和相交运算, 叠置后对象边界与前后时相对象关系如图 4. 以叠置后生成的对象作为变化检测的运算单元.

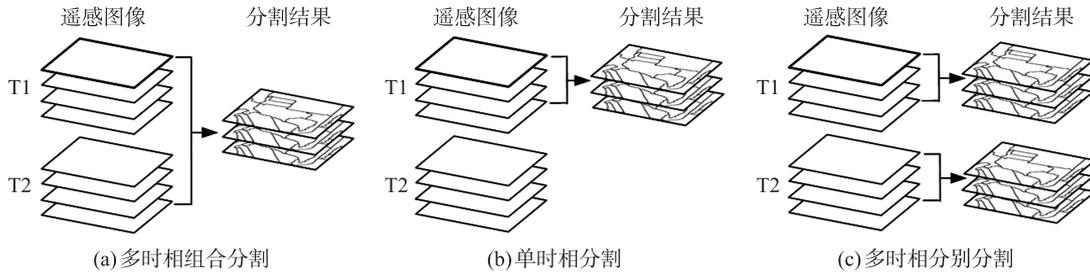


图 3 面向对象变化检测的三种图像分割模式(据[16])

Fig. 3 Three multi-temporal image segmentation strategies

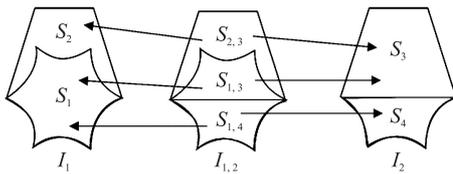


图 4 多时相对象对应关系图(据[9])

Fig. 4 Object correspondence via intersection

**2.2 对象变化向量分析** 本文处理单元是多时相图像对象,这里的图像对象可理解为某一时相下光谱相似的相邻像元集合,多时相图像对象即为某区域的对象在该区域不同时相的图像叠加后所得结果,该区域下不同时相的对象具有相同的形状与边界,但其光谱与纹理特征不同.对每种分割模式下获得的多时相对象利用变化向量分析法进行变化检测:假设分割后获得的同一区域相对应的两时相对象分别为  $O_1$  和  $O_2$ ,选取对象在各波段的光谱均值作为其特征向量,可分别表示为  $X_1 = (x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n})$  与  $X_2 = (x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2n})$ ,其中  $n$  为对象的特征数,此处  $n$  等于波段数.对两时相对象的特征向量进行差值运算得到差值向量  $D_c = (x_{11} - x_{21}, x_{12} - x_{22}, \dots, x_{1n} - x_{2n})$ ,该向量即为变化向量<sup>[18]</sup>.将对象的变化向量归一化至  $[0, 1]$ 后,对变化向量进行阈值检测得到变化对象.对于研究区内的图像对象,检测其是否变化的阈值公式<sup>[19]</sup>为:

$$D'_c(i) = \begin{cases} 1 & |D_c(i) - m_i| \geq T_i \times s_i \times (1 + e^{-s_i}) \\ 0 & |D_c(i) - m_i| < T_i \times s_i \times (1 + e^{-s_i}) \end{cases} \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (1)$$

式中,  $D'_c(i)$  表示变化向量的第  $i$  个特征值;  $m_i$  是所有对象第  $i$  个特征的均值;  $s_i$  是所有对象第  $i$  个特征的标准差;  $T_i$  为阈值参数,阈值参数的选择有两种方法:利用一统计值描述对象变化强度并确定最佳阈值以及利用人工交互方式选择最优阈值.为准确获取变化对象,变化阈值的选取通过目视判断判定.上述公式表明每个波段上差值对象集合的标准差越大,对变化检测的影响就越大,  $T_i$  反映需要确定的倍率值则越小.本文将对象光谱特征统一用一个阈值  $T$  进行变化检测,不同分割模式选择其最优检测阈值.其中单时相分割模式先分别将前后时相所得到的分割结果叠加到多时相图像中得到两张变化对象图,再将这两个变化对象进行逻辑合并得到最终结果.研究区 A 多时相组合分割模式、单时相分割模式(分别使用前后时相分割对象做为模板)、多时相分别分割模式的最优  $T$  值分别为 0.475、0.63、0.525 与 0.588,研究区 B 对应模式下的最优  $T$  值分别为 0.269、0.370、0.355、0.275;  $D'_c(i)$  为阈值检测后对象的第  $i$  个特征值,其元素为 0 或 1.对  $D'_c$  中所有特征元素进行逻辑合并,合并规则是  $D'_c$  中只要有一个元素为 1,则将  $D'_c$  所对应的对象标记为变化对象.

**2.3 变化检测精度评价** 变化检测精度能直接反映多时相分割的影响.通过比较变化检测结果和目视解译的参考数据建立混淆矩阵,如表 1 所示.其中矩阵列表示参考数据的变化类型,矩阵行表示检测结果的变化类型.进而根据混淆矩阵计算如下评价指标.

表 1 混淆矩阵

Table 1 Confusion matrix

	真实变化 像元数	真实非变 化像元数	总计
检测的变化像元数	$N_{td}$	$N_{fd}$	$N_0$
检测的非变化像元数	$N_{tr}$	$N_{fr}$	$N_1$
总计	$N_t$	$N_f$	$N$

各精度评价因子计算如下:

$$P = (N_{td} + N_{fr}) / N \times 100\% \quad (2)$$

$$P_0 = N_{tr} / N_t \times 100\% \quad (3)$$

$$P_c = N_{fd} / N_0 \times 100\% \quad (4)$$

$$K = \frac{N \times (N_{td} + N_{fr}) - (N_t \times N_0 + N_f \times N_1)}{N^2 - (N_t \times N_0 + N_f \times N_1)} \quad (5)$$

式中,  $P$  是总体精度, 反映检测结果整体的检测精度;  $P_0$  是漏分误差, 指实际发生变化而检测

结果是非变化的像元总数比;  $P_c$  是错分误差, 指实际没有发生变化而被检测为变化的像元总数比;  $K$  为 Kappa 系数, 用于验证实验结果与参考数据的一致性程度.

### 3 结果与分析

**3.1 多时相分割结果分析** 多时相图像分割是面向对象变化检测的第一步, 分割对象的大小与形状决定了对象的属性, 进而影响变化检测结果. 因此不同分割模式下产生的多时相图像对象的差异将直接造成多时相图像分割模式间的差异. 图 5 为研究区 A 局部区域的分割效果, 其中红色边框区域表示人工解译的变化区域. 图 5b 表示以 2000 年分割边界作为对象边界, 图 5c 表示以 2009 年分割边界作为对象边界, 多时相分别分割的对象边界为经过相交运算后的对象边界.

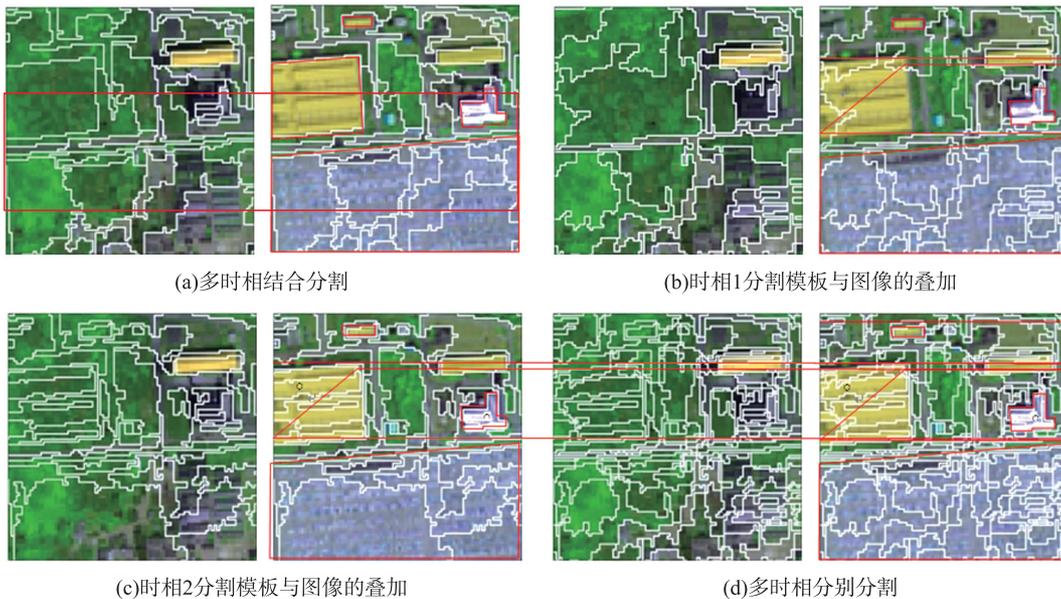


图 5 研究区 B 多时相对象比较

Fig. 5 Comparison of multi-temporal objects for study area B

对于面向对象变化检测, 多时相分割的结果若能以一个或多个对象表示发生变化的地物, 并且既不会太破碎、又能清楚地描述不同地物的边界, 就可以认为是理想的分割结果. 图 5 中, 除单时相分割 1 外, 其他多时相分割模式基本上都能够得到变化地物的轮廓. 图 5a 中, 多

时相组合分割模式下三个黄色建筑均被完整分割. 单时相分割效果受时相选择影响严重, 图 5b 中, 选择 2000 年图像进行分割时无法将新增建筑物边界准确地表达出来; 而图 5c 中, 以 2009 年图像进行分割能够清楚地表达变化地物轮廓. 图 5d 中, 多时相分别分割结果进行相

交运算后,虽然能够表达出变化地物边界,但分割结果较为破碎. 总体而言,多时相组合分割对变化地物的描述能力优于其他两种模式,单时相分割获得的多时相对象受时相选择影响很大,多时相分别分割在经过相交运算后会产生许多小面积碎块.

**3.2 多时相分割对变化检测结果的影响** 将不同分割模式下的检测结果与参考数据进行比较,根据人工解译研究区两时相图像得到的参考数据如图 6a、7a 所示. 图 6b~d 为研究区 A 在不

同分割模式下得到的变化结果图,其中图 6c 是将 2000 年图像分割结果叠加到多时相图像中进行变化向量分析,同理将 2009 年图像分割结果叠加到图像中分析,先后得到两幅变化对象图,再进行逻辑合并得到最终结果;图 7b~d 为研究区 B 在不同分割模式下得到的变化结果图,图 7c 是将 2005 年图像分割结果叠加到多时相图像中进行变化向量分析,再将 2009 年图像分割结果叠加到图像中分析,先后得到两幅变化对象图,再进行逻辑合并得到最终结果.

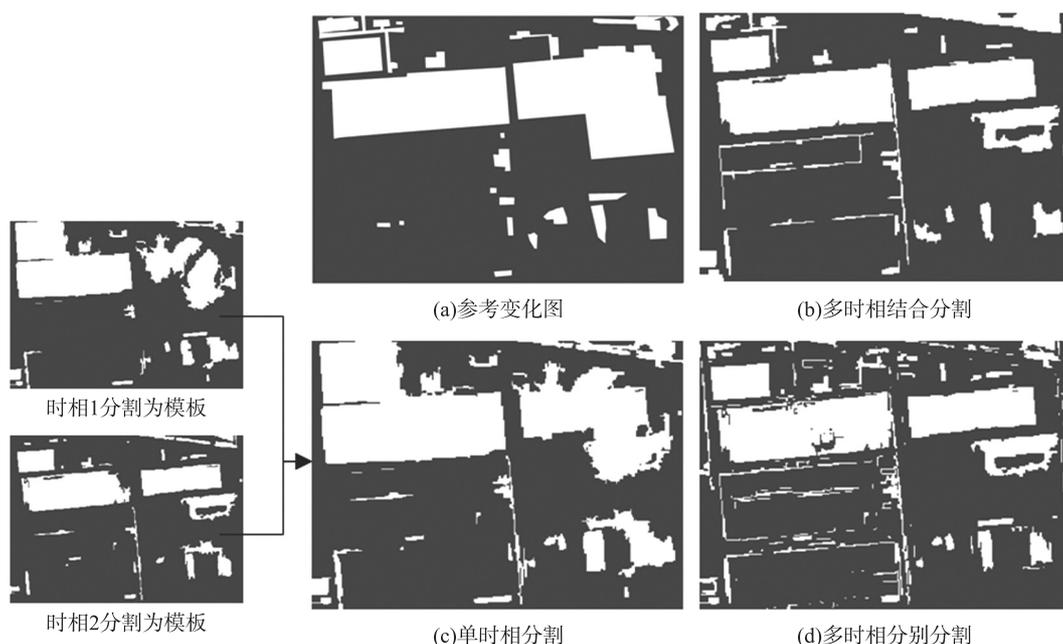


图 6 研究区 A 不同多时相分割模式下变化检测结果

Fig. 6 Change maps of different multi-temporal segmentation strategies in study area A

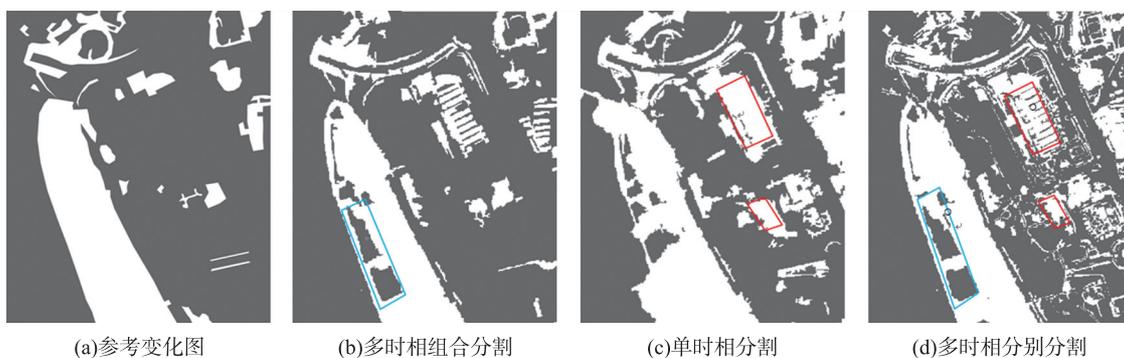


图 7 研究区 B 不同多时相分割模式下变化检测结果

Fig. 7 Change maps of different multi-temporal segmentation strategies in study area B

从图 6 和图 7 中可以看出两个研究区内显著的变化区域均能检测出来,如研究区 A 中建筑物的变化与研究区 B 浅滩变化.同时也存在不同程度的漏检与误检状况,并且由于研究区 B 的地物的复杂性相对较高,其总体漏检与误检情况比研究区 A 严重.图 7c 蓝色标注区域为漏检区域,图 7b~d 中所有分割模式在该标注区域均存在漏检状况,图 7c 和 7d 红色标注区域为误检区域.研究区 A 的误检区域主要为道路及房屋边缘,该现象可能主要因时间变化产生的阴影变化而导致的误差.

结合 3.1 节的结论,分析多时相分割对变化检测结果的影响.对于多时相组合分割模式,图 6b、7b 与其他结果相比变化对象结构清晰,目标完整,漏分、错分现象得到较好的抑制,变化轮廓更接近真实变化轮廓.对于单时相分割模式,时相的选择不同会引起分割后多时相对象的差异,并且这种影响会在后续变化检测结果中传播.如研究区 A,在以 2000 年图像作为分割边界进行变化检测时,不能很好地将变化

地物轮廓清晰地表达出来,导致将两时相变化检测结果进行逻辑合并时建筑物变化轮廓与真实变化轮廓存在很大差异(图 6c);研究区 B 也存在相似现象,从图 7c、7d 这两个结果对比可明显看出,由于 2005 年的浅滩在 2009 年已消失,因此以 2009 年图像作为分割边界进行变化检测得到的变化对象,虽然地物变化位置能检出,但地物形状与实际形状存在较大差异.进行逻辑合并得到最终结果时除了与真实变化对象轮廓存在较大差异,也出现多处误检现象.以上分析可以看出,单时相分割中基准时相的选取对变化结果影响较大,集中体现在变化轮廓与实际变化轮廓的差异上.对于多时相分别分割模式,产生的多时相对象破碎程度较高,存在许多小面积的无意义的斑块,因此产生的变化结果整体上较为零碎.

**3.3 多时相分割对变化检测精度的影响** 以图 6a、图 7a 作为参考数据,分别与对应研究区应用不同的多时相分割模式获得的检测结果进行精度评价,结果如表 2 所示.

表 2 变化检测精度及误差

Tabel 2 Change detection accuracy and errors from different multi-temporal segmentation strategies

研究区	指标	多时相组合分割	单时相分割	多时相分别分割
研究区 A	总体精度	88.11%	87.18%	85.84%
	漏分误差	27.25%	14.84%	31.56%
	错分误差	15.64%	25.48%	19.84%
	Kappa 系数	0.700	0.702	0.642
研究区 B	总体精度	86.78%	77.61%	78.74%
	漏分误差	24.59%	19.57%	22.42%
	错分误差	26.74%	46.06%	44.16%
	Kappa 系数	0.654	0.49	0.503

从表 2 中可看出各分割模式的总体精度差异并不明显,主要差异体现在漏分与错分误差两项指标上.从总体精度与 Kappa 系数上看,多时相组合分割模式略高于其他分割模式,从研究区角度看因研究区 B 的地物变化类型较为复杂使得研究区 B 的各项指标均逊于研究区 A.具体来说,多时相组合分割模式在两研究区的各项指标表现均比较稳定,无大起伏;单时

相分割模式各评价指标在不同研究区所表现的差异十分明显:在研究区 A 获得三种模式下的最高精度与最低误差,但在研究区 B 中的精度与 Kappa 系数为三种模式的最低.结合检测结果图的分析,单时相分割虽然可能取得高精度与低误差的精度指标,但其变化对象的分布没有其他两种模式更接近参考数据的变化分布.多时相分别分割模式在检测精度与误差评价中

没有体现出明显的优势,并且在研究区 B 中错分误差高达 44.16%,但其变化对象检测结果比单时相分割模式效果更好,误差产生的原因主要源于前后时相产生的空间对象边界难以一致,这也是多时相分别分割模式需要面对的主要问题.总的来说,多时相组合分割模式不论在目视的检测效果上还是在定量的检测精度上都具有较明显的优势.

## 4 结 论

本文使用高空间分辨率遥感图像在不同多时相分割模式下进行面向对象变化检测实验,分析比较不同分割模式下的实验结果,并结合目视解译的参考图进行精度评价.3 种多时相分割模式的比较分析与精度评价综合结果显示,多时相组合分割较其他两种分割模式不论在目视的检测结果还是在定量的检测精度上均表现最优,单时相分割模式中分割时相的选择对变化对象轮廓影响较大.总结如下:

(1)多时相组合分割模式因其获取简单,无需对象匹配,不受时相选择影响等优势而成为一种检测效果较好的多时相图像分割方式.研究中发现,此模式下取得的变化对象轮廓清晰,结构完整,伪变化信息较少,精度最高.

(2)当研究区地物变化类型较单一时(如新增地物或消失地物),选择单时相分割模式既可取得较好目视效果又能获得较高精度.在实际的地学应用中,地物变化类型较复杂——如地物内部结构的变化,或同时出现某种地物的消失与另外某种地物的新增这两种变化类型时——这些情况均不满足单时相分割模式的要求,因此该模式的应用存在较多局限性.

(3)多时相分别分割模式既能检测对象光谱和纹理的变化,也能检测对象形状的变化,在未来面向对象变化检测发展中具有很大潜力,现在已有开展多时相对象直接比较的研究.但多时相对象直接比较存在因对象边界不一致而难以建立多时相对象间的空间对应关系的难题,因此如何克服这个难题是以后研究的重点.

## 参考文献

- [1] Blaschke T, Lang S, Hay G. Object-based image analysis: Spatial concepts for knowledge-driven remote sensing applications. *Object-based Image Analysis: Spatial Concepts for Knowledge-driven Remote Sensing Applications*. Springer, 2008, 4-801.
- [2] 陈 杰,邓 敏,肖鹏峰等.利用小波变换的高分辨率多光谱遥感图像多尺度分水岭分割. *遥感学报*,2011(5):908-926.
- [3] Desclée B, Bogaert P, Defourny P. Forest change detection by statistical object-based method. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 102(1): 1-11.
- [4] Bontemps S, Bogaert P, Titeux N, *et al.* An object-based change detection method accounting for temporal dependences in time series with medium to coarse spatial resolution. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(6): 3181-3191.
- [5] Conchedda G, Durieux L, Mayaux P. An object-based method for mapping and change analysis in mangrove ecosystems. *Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2008, 63(5):578-589.
- [6] Stow D, Hamada Y, Coulter L, *et al.* Monitoring shrubland habitat changes through object-based change identification with airborne multispectral imagery. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(3):1051-1061.
- [7] Im J, Jensen J R, Tullis J A. Object-based change detection using correlation image analysis and image segmentation. *International Journal of Remote Sensing*, 2007, 29(2):399-423.
- [8] Listner C, Niemeyer I. Recent advances in object-based change detection. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. New Jersey: IEEE Press, 2011, 110-113.
- [9] Listner C, Niemeyer I. Object-based change detection. *Photogrammetrie Fernerkundung Geoinformation*, 2011, 2011(4):233-245.
- [10] Miller O, Pikaz A, Averbuch A. Objects based change detection in a pair of gray-level images.

- Pattern Recognition, 2005, 38(11):1976—1992.
- [11] Chen J, Mao Z, Philpot B, *et al.* Detecting changes in high-resolution satellite coastal imagery using an image object detection approach. *International Journal of Remote Sensing*, 2013, 34(7):2454—2469.
- [12] Walter V. Object-based classification of remote sensing data for change detection. *Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2004, 58(3):225—238.
- [13] 龙玄耀, 李培军. 基于图像分割的城市变化检测. *地球信息科学*, 2008(1):121—127.
- [14] Schott J R, Salvaggio C, Volchok W J. Radiometric scene normalization using pseudo-invariant features. *Remote Sensing of Environment*, 1988, 26(1):1—16.
- [15] 郭丽峰, 高小红, 亢 健等. 伪不变特征法在遥感图像归一化处理中的应用. *遥感技术与应用*, 2009, (5):588—595.
- [16] Niemeyer I, Marpu P R, Nussbaum S. Change detection using object features. *Object-based Image Analysis*. Springer, 2008, 185—201.
- [17] Baatz M, Schäpe A. Multiresolution segmentation: An optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. *Angewandte Geographische Informationsverarbeitung Xii*, 2000, 12—23.
- [18] 孙开敏, 陈 艳. 对象级变化检测中的变化向量分析法. 2010 The 3rd International Conference on Computational Intelligence and Industrial Application(PACIIA2010), 2010, 396—402.
- [19] 王东广. 基于低空遥感影像的建设用地变化检测研究. 硕士学位论文. 南京: 南京大学, 2013.