

DOI:10.13232/j.cnki.jnju.2015.05.015

基于协同分割的高分辨率遥感图像变化检测

袁 敏^{1,2,3}, 肖鹏峰^{1,2,3*}, 冯学智^{1,2,3}, 张学良^{1,2,3}, 胡永月^{1,2,3}

(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: 针对面向对象变化检测存在的多时相对象边界不一致的难题, 基于计算机视觉领域的多视图图像协同分割思想, 提出一种面向多时相高分辨率遥感图像变化检测的协同分割方法. 首先对多时相遥感图像进行协同处理, 利用多时相信息发现变化特征, 以光谱变化为指标, 获得变化强度图, 进而在变化强度图的引导下, 结合各时相的图像自身特征进行分割, 通过能量函数的构建和优化, 直接生成边界准确、空间对应的多时相变化对象. 利用两个时相的高分辨率航空图像进行实验表明, 该方法可以较完整准确地分割出变化对象, 通过建立其空间对应关系, 能清晰地表达对象的变化过程, 为高分辨率遥感图像面向对象变化检测提供了新思路.

关键词: 高分辨率遥感图像, 多时相图像, 变化检测, 协同分割, 最小割/最大流

中图分类号: TP181

文献标识码: A

Change detection from high-resolution remotely sensed images based on cosegmentation

Yuan Min^{1,2,3}, Xiao Pengfeng^{1,2,3*}, Feng Xuezhi^{1,2,3}, Zhang Xueliang^{1,2,3}, Hu Yongyue^{1,2,3}

(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 University, Nanjing, 210023, China; 3. Department of Geographic Information Science, Nanjing University, Nanjing, 210023, China)

Abstract: Due to the inconsistency of multi-temporal objects' boundaries for object-based change detection, this paper proposes a new change detection approach from multi-temporal high-resolution remotely sensed images based on the concept of cosegmentation in the field of computer vision. First, multi-temporal remotely sensed images are co-processed to discover the change feature and a map of change intensity is obtained using the magnitude of spectral change between images. Then cosegmentation is performed under the guidance of the change intensity map, combined with each image features. Multi-temporal change objects with accurate boundaries and spatial correspondence are directly generated by energy function minimization finally. Experimental results obtained on

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

收稿日期: 2015-06-09

* 通讯联系人, E-mail: xiaopf@nju.edu.cn

multi-temporal aerial images show that multi-temporal change objects are preferably segmented and the change process can also be clearly acquired through establishing a correspondence between multi-temporal change objects. This novel method can provide a workable way for object-based change detection from high-resolution remotely sensed images.

Key words: high-resolution remotely sensed images, multi-temporal images, change detection, cosegmentation, min-cut/max-flow

变化检测是通过在不同时间观测同一地物以发现差异的过程^[1]. 遥感图像变化检测对土地利用决策、城市景观设计、区域环境评价以及灾害事件的快速响应等具有重要意义. 随着图像空间分辨率的提高,地物内部光谱差异增大、图像高频成分增多,对于高分辨率遥感图像,采用基于像元的变化检测方法存在着局限性:(1)难以克服的“椒盐现象”^[2];(2)对图像校正和阴影问题尤为敏感^[3].

面向对象的变化检测技术以图像分割技术为基础,基于图像对象对多时相遥感图像进行变化检测,不仅可以利用地物的光谱、纹理等图像信息,还能挖掘地物的形状、大小、位置等空间信息. 对于不同时间获取的多幅遥感图像,目前可通过三种模式进行多时相图像分割^[3]:(1)多时相组合分割模式——叠加两个时相图像的所有波段进行分割,获得变化对象与不变对象^[2,4-5];(2)单时相分割模式——以某一时相的图像为基准,对其进行分割,将产生的对象与另一时相的图像进行叠置,分析对象的变化^[6-7];(3)多时相分别分割模式——对两个时相的图像分别进行分割,分析对应对象之间的变化^[3,8]. 目前,这三种多时相分割模式已有不同程度的研究,然而尚不能完整描述面向对象的土地覆盖变化过程. 前两种模式无法同时兼顾多时相遥感图像各自的光谱和形状特征,分割产生的对象在两个时相中具有相同的边界,因此,这两种方法只能检测出对象的物理属性(土地覆盖类型等)变化,而不能检测出几何属性(形状、大小、位置等)变化;第三种模式的分割是对两个时相图像分别进行的,对象的几何属性和物理属性变化都能检测出来,但由于产

生的对象与各时相的图像特征有关,对象的几何特征往往随着时间的推移而改变,所以两个时相的对象边界会存在不一致,使得难以建立多时相图像对象之间的空间对应关系,在研究中通常进一步利用分类后比较法进行变化检测^[3,9].

在计算机视觉领域,为了快速、准确地从视频图像、运动图像、医学图像等多视图像中分割出相同或相似的目标,出现了协同分割(Cosegmentation)的概念^[10]. 由于利用了同一场景多视图像之间的联系,协同分割能挖掘更多的图像信息,与单视图像的目标识别相比,可以取得更高的精度. 协同分割一般通过能量函数的构建和优化,获取相同目标的前景标记. 能量函数包含相同目标的相似性特征(如直方图相似性)和各图像的自身特征^[10-15].

如果把土地覆盖的变化过程看作自然界的运动,则土地覆盖的变化检测问题就可以看作运动图像的协同分割问题. 因此,本文提出了一种基于协同分割思想的变化检测新模式,具体而言,首先对多时相遥感图像进行协同处理,利用多时相信息发现变化特征,获得变化强度图,进而结合各时相图像的自身特征,通过分割直接生成边界准确、空间对应的多时相变化对象. 协同分割方法不同于当前“先分割一再检测”的面向对象变化检测模式,而是一种“分割—检测—一体化”的新模式,能够表达对象的几何属性变化,且得到的多时相变化对象存在对应关系,即变化对象在空间上具有一致性,因此有利于解决对象边界不一致的问题.

1 协同分割方法

1.1 多时相遥感图像协同处理 多时相遥感

图像协同处理的目的是利用多时相信息发现变化特征,以此引导后续的多时相分割过程,使不同时相的分割关注相同的潜在变化区域,从而生成空间对应的变化对象.一般情况下,变化信息与光谱变化密切相关,光谱变化可以直接反映出地物变化^[16],因此,本文以多时相遥感图像间的光谱变化为指标,获取变化强度图,用变化强度图来表达变化特征发现的结果,图中高值区域指示可能的变化区域,低值区域则表征不变区域.变化强度图可由式(1)计算得到:

$$I_p^C = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K |I_p^k(t_1) - I_p^k(t_2)| \quad (1)$$

式中, I_p^C 为像元 p 的变化强度值; $I_p^k(t_1)$ 为 t_1 时相图像第 k 波段像元 p 的光谱响应值; $I_p^k(t_2)$ 为 t_2 时相图像第 k 波段像元 p 的光谱响应值; K 为图像波段总数.

1.2 多时相遥感图像变化对象分割 多时相遥感图像变化对象分割的目标是:在变化强度图的引导下,对不同时相的高分辨率遥感图像分别进行分割,直接生成边界准确、空间对应的变化对象集.要实现对象的空间对应,需要以变化强度图为依据,引导不同时相的图像分割关注相同的潜在变化区域,从而使多时相对象在空间上保持一致;要使对象的边界准确,需要在不同时相的图像分割时充分结合图像自身的特征,获得边界准确的对象.因此,整个分割过程实际上是在共同的变化强度图的引导下,对不同时相遥感图像分别实现“目标—背景”的分割,目标为变化对象,背景为不变区域.

“目标—背景”的分割可通过能量函数优化来实现,当能量函数达到最小值时,分割结果达到最优.本文以图割方法实现变化对象与不变区域的分割,将图像映射为加权图:将图像像元作为图的节点,像元之间的相邻关系作为图的边,相邻像元之间的相似性作为边的权值.根据能量函数对图的边赋予权值,让图的割集的代价等于给定的能量函数值.通过求图的最小割,实现能量函数的最优化,从而达到最优图像分割.

1.2.1 面向协同分割的能量函数构建 能量

函数中包含两类特征,如式(2)所示,一类是变化特征(E_1),另一类是图像特征(E_2), λ 为权重,反映变化特征和图像特征在能量函数中的相对重要性.

$$E = \lambda E_1 + E_2 \quad (2)$$

(1)变化特征 变化特征以多时相图像的变化强度图为载体,用于引导不同时相的分割共同关注可能的变化区域,以生成空间对应的变化对象,其能量函数可表示为:

$$E_1 = \sum_{p \in P} D_p(l_p) \quad (3)$$

式中, P 为所有像元的集合; $l_p \in \{\text{“obj”}, \text{“bkg”}\}$, “obj”表示目标,即变化对象,“bkg”表示背景,即不变区域; $D_p(l_p)$ 表示将像元 p 分配标签 l_p 的代价,可由式(4)和式(5)计算:

$$D_p(\text{“obj”}) = -\ln \frac{I_p^C}{2t} \quad (4)$$

$$D_p(\text{“bkg”}) = -\ln \left(1 - \frac{I_p^C}{2t} \right) \quad (5)$$

式中, t 为设定的阈值.给定约束条件:当变化强度值 $I_p^C > 2t$ 时, p 属于目标,标记为“obj”.当 $I_p^C \leq 2t$ 时, I_p^C 越大, p 被标记为“obj”的概率越大; I_p^C 越小, p 被标记为“bkg”的概率越大.进一步地,当 p 属于目标的可能性较大时,将其标记为“obj”就会使能量 $D_p(\text{“obj”})$ 较小;当 p 属于背景的可能性较大时,将其标记为“bkg”就会使能量 $D_p(\text{“bkg”})$ 较小.如果所有的像元都被正确分割为目标或者背景,此时能量函数值最小.极端情况下,当能量函数仅包含变化特征(E_1),不包含图像特征(E_2)时,分割结果是以 t 为阈值对变化强度图进行的二值分割,即 $I_p^C > t$ 时,为变化区域; $I_p^C \leq t$ 时,为不变区域.

(2)图像特征 图像特征是基于单时相图像自身的特征,以生成边界准确的对象,能量函数为以下形式^[17]:

$$E_2 = \sum_{\{p,q\} \in N} V_{\{p,q\}} \quad (6)$$

$$V_{\{p,q\}} = \exp \left(-\frac{\|I_p - I_q\|^2}{2\sigma^2} \right) \cdot \frac{1}{d(p,q)} \quad (7)$$

式中, N 为邻域像元集(本文采用 8 邻域); I_p 、 I_q 为像元 p 、 q 的特征,可以是矢量或标量;

$d(p, q)$ 是 p 和 q 之间的欧式距离; $V_{\{p, q\}}$ 为像元 p, q 不连续的代价, 也可理解为 p, q 的相似性. 如果 $V_{\{p, q\}}$ 越大, p, q 越相似, 二者有可能同属于目标或同属于背景; 如果 p, q 不相似, 二者可能处于目标和背景的边缘部分, $V_{\{p, q\}}$ 接近于 0, 将 p, q 分割开所需的能量也就越小. σ^2 为归一化因子, 也相当于尺度参数, 当 $\|I_p - I_q\|^2$ 一定时, σ^2 越大, 两像元间的相似性越高, p, q 被分割开的可能性越小; σ^2 越小, 两像元间的相似性越低, p, q 被分割开的可能性越大, 对应于图像的精细分割, 本文 σ^2 由式(8)计算^[18]:

$$\sigma^2 = \langle \|I_p - I_q\|^2 \rangle \quad (8)$$

$\langle \rangle$ 表示在整幅图像上求均值.

图像的相似性特征利用光谱特征和纹理特征, 选取基于灰度共生矩阵的均值 (Mean)、对比度 (Contrast)、熵 (Entropy)、角二阶矩 (Angular Second Moment) 四种纹理特征^[19], 各特征的能量函数由式(6)计算, 采用加权方式进行组合, 因此, E_2 又可表示为:

$$E_2 = \lambda_1 E_{\text{spectral}} + \lambda_2 E_{\text{texture}} = \lambda_1 E_{\text{spectral}} + \lambda_2 (\lambda_{21} E_{\text{MEAN}} + \lambda_{22} E_{\text{CON}} + \lambda_{23} E_{\text{ENT}} + \lambda_{24} E_{\text{ASM}}) \quad (9)$$

式中, $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_{11}, \lambda_{12}, \lambda_{13}, \lambda_{14}$ 均为权重, $\lambda_1 + \lambda_2 = 1, \lambda_{11} + \lambda_{12} + \lambda_{13} + \lambda_{14} = 1$.

本文基于灰度共生矩阵提取纹理特征图像, 步骤如下:

(1) 由于纹理特征是一种结构特征, 通常只需利用单一波段计算, 因此通过主成分变换选择第一主成分进行纹理分析;

(2) 考虑到灰度共生矩阵的计算量取决于灰度级数, 为提高计算效率, 将图像从 256 个灰度级简化为 32 个灰度级;

(3) 利用灰度共生矩阵计算上述四个纹理特征值, 滑动窗口为 5×5 , 距离 d 为 1, θ 分别取 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$, 计算公式如下:

$$\text{MEAN} = \sum_{i, j} i p(i, j) \quad (10)$$

$$\text{CON} = \sum_{i, j} (i - j)^2 p(i, j) \quad (11)$$

$$\text{ENT} = - \sum_{i, j} p(i, j) \log(p(i, j)) \quad (12)$$

$$\text{ASM} = \sum_{i, j} p(i, j)^2 \quad (13)$$

(4) 分别取四个方向的平均值作为各纹理特征值, 生成纹理特征图像.

1.2.2 面向协同分割的图模型构建 图 1 为基于图割方法的一个 3×3 像元的图像分割示例, 原始图像上的标记为约束条件, 它有两个作用: 一是指示用户需分割的目标信息, 二是减少计算量, 提高运行效率, “O” 表示被标记为 “obj” 的像元, 即变化强度值 $I_p^c > 2t$ 的像元. 构建图 $G = (V, E)$, 由点集和边集组成. 图中有两类节点: 第一类是普通节点, 对应图像中的每个像元; 第二类是两个端点, 分别是源点 s 和汇点 t , 源点对应着背景端点, 汇点对应着目标端点, 因此 $V = P \cup \{s, t\}$. 图中也有两类边: 第一类是相邻节点间的连接, 即 (p, q) , 称为 n -连接 (neighborhood links), 反映的是节点之间的相似性, 对应能量函数中的图像特征项; 第二类是每个普通节点分别和两个端点的连接, 即 (s, p) 和 (p, t) , 也称 t -连接 (terminal links), 指示的是每个节点标记的偏好程度, 对应能量函数中的变化特征项, 因此 $E = N \cup \{(s, p), (p, t) \mid p \in P\}$.

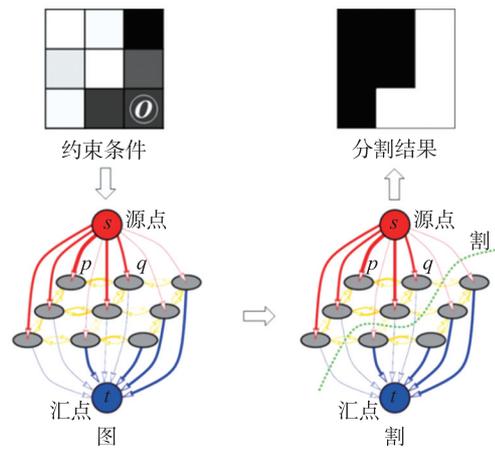


图 1 基于图割的 3×3 像元的图像分割示例
Fig. 1 A segmentation example based on graph cuts for an image with 3×3 pixels

根据各项能量函数对图的各类边赋予权值 (表 1), 对于 n -连接的边, 权值由图像特征决定, 为邻域像元间的相似性 $V_{\{p, q\}}$; 对于 t -连接的边, 权值由变化特征决定, 当割作用于边 (s, p) 时, 则 p 属于目标, 所以边 (s, p) 的权值为将 p 标记为

“obj”的代价 λD_p (“obj”),同理,边 (p,t) 的权值为将 p 标记为“bkg”的代价 λD_p (“bkg”). 根据约束条件,当 $I_p^c > 2t$ 时, p 应属于目标,所以要确保最小割作用于边 (s,p) ,将边 (s,p) 的权值赋为 0,边 (p,t) 的权值赋为 $+\infty$,就可以保证边 (p,t) 不会出现在最小割中. 而实际上,只需边 (p,t) 的权值稍大于任意一点处所有 n -连接值之和^[17],即可保证最小割作用于边 (s,p) ,而不会作用于边 (p,t) .

表 1 图中各类边的权值函数

Table 1 Edge weights in the graph

边 e	权值 w_e	条件
(p,q)	$V_{(p,q)}$	$(p,q) \in N$
(s,p)	λD_p (“obj”)	$p \in P, I_p^c \leq 2t$
	0	$p \in P, I_p^c > 2t$
(p,t)	λD_p (“bkg”)	$p \in P, I_p^c \leq 2t$
	K	$p \in P, I_p^c > 2t$

$$\text{注: } K = 1 + \max_{p \in P} \sum_{q: (p,q) \in N} V_{(p,q)}$$

1.2.3 能量函数优化 能量函数的最优化通过求图的最小割实现,从而达到最优图像分割. 割是一个边的集合,该集合是边集 E 的子集,即 $C \subseteq E$, C 中所有边的断开导致所有的节点分成两部分,目标和背景. 任何割都会将图像分割为目标和背景,割的代价为 C 中所有边的权值之和,如式(14)所示,因此最小割是权值和最小的边的组合.

$$|C| = \sum_{e \in C} w_e \quad (14)$$



Ford-Fulkerson 定理表明,在任何网络中,最大流的值等于最小割的容量^[20]. 因此最小割的求解问题可以通过计算最大流来解决,即当网络达到最大流时,会有一个割集,该割集中的所有边都达到饱和状态. 最小割/最大流方法主要有两类:Augmenting paths 方法和 Push relabel 方法^[21]. Augmenting paths 方法从已知的可行流 f 开始,寻求 f 可增长路径 L ,若存在,则产生基于 L 的修改流,若不存在,则当前流为最大流^[20]. Push relabel 方法沿着非饱和边给一个到汇点的距离的低界估计,面向到汇点最小估计距离的顶点来推进剩余的流^[22].

本文采用的能量优化方法是基于增广路径的最小割/最大流方法^[23],其核心是建立两棵搜索树 S 和 T , S 以源点 s 为根, T 以汇点 t 为根,树 S 中所有结点到子结点的边是不饱和的,树 S 中的结点分为主动结点和被动结点,主动结点可以通过从树 T 获得新的后代使得搜索树生长,被动结点不能生长.

2 数据及预处理

以江苏省金坛市经济技术开发区 2008 年、2012 年航空图像为数据,如图 2 所示,经重采样后空间分辨率均为 1 m,包括红、绿、蓝三个波段,图像大小为 800 像元 \times 1000 像元. 近年来,随着该区域经济发展的转型升级,土地利用结构发生了较大变化,因此选择该区域作为高分辨率遥感图像变化检测的研究区.



图 2 研究区 2008 年(左)、2012 年(右)真彩色航空图像

Fig. 2 The true-color composited aerial image pair of 2008(left) and 2012(right) over the study area

数据预处理包括两步:

(1) 图像几何配准, 在前后时相图像中各选取 25 个控制点进行配准, 并使配准误差小于 0.5 个像元.

(2) 相对辐射校正, 采用伪不变特征法^[24]对前后时相图像进行辐射归一化.

3 结果与分析

3.1 变化强度图 由式(1)计算前后时相图像间的变化强度图(图 3), 值越高表示发生变化的可能性越高, 值越低表明发生变化的可能性越低. 然而“同物异谱”和“异物同谱”的现象不可避免地会影响变化强度图在分割过程中的引导作用, 导致伪变化信息的误检或变化信息的漏检.



图 3 多时相遥感图像变化强度图

Fig. 3 The change intensity map computed from multi-temporal remotely sensed images

3.2 协同分割结果 经多次试验, 本文 t 取值为 36, 下面分析不同特征权重下的协同分割结果.

当能量函数仅包含变化特征(E_1), 不考虑图像特征(E_2)时, 多时相遥感图像变化对象分割是以 t 为阈值对变化强度图进行的二值分割(图 4). 因未考虑各时相图像的自身特征, 变化对象的分割结果较为破碎, 且存在较多误检像元.

当能量函数包含变化特征和图像特征, 且图像特征仅考虑光谱特征($\lambda_1 = 1.0$)时, 多时相图像变化对象分割结果如图 5、图 6 所示. 可以看出, 大部分变化信息在两个时相的分割结果



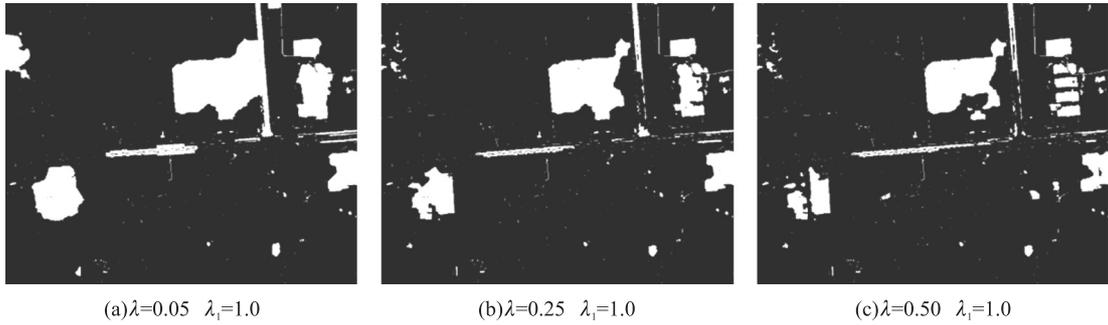
图 4 不考虑图像特征的分割结果

Fig. 4 The segmentation result of energy function not containing image features

中均有所体现, 这是由于分割是在共同的变化强度图的引导下完成的. 其次, λ 越大, 变化特征重要性越大, 变化强度值越高的像元越容易分割为目标, 分割越精细; λ 越小, 图像特征重要性越大, 相邻的对象越容易合并为一个对象, 即生成的对象尺度越大. 此外, 2008 年图像对 λ 的敏感性较高, 而 2012 年图像对 λ 的敏感性较低, 这可能因为 2012 年图像中新增建筑物有明显的轮廓边界, 与周围地物光谱差异较大, 因此 λ 的取值或大或小, 生成的对象均比较稳定.

当图像特征仅考虑纹理特征($\lambda_1 = 0$)时, 分割结果如图 7 所示, 此时 λ 取为 0.25, 纹理特征的各个权重均相等($\lambda_{11} = \lambda_{12} = \lambda_{13} = \lambda_{14} = 0.25$). 可以看出, 图像纹理特征同光谱特征一样能够有效区分变化与非变化信息, 但与仅考虑光谱特征的情况相比, 伪变化信息(如道路)减少, 变化对象内部较完整, 这是因为纹理特征考虑的是邻域像元之间的关系, 是一种结构特征, 稳定性高于光谱特征, 受成像角度、辐射差异影响较小.

当图像特征综合考虑光谱特征和纹理特征时, 分割结果如图 8、图 9 所示. 可以看出, 结合图像光谱与纹理特征能够充分利用光谱敏感性与纹理结构性, 变化对象的分割结果相对更加规则、完整. 对于 2008 年图像, $\lambda_1 = 0.2$ 时效果较好; 对于 2012 年图像, $\lambda_1 = 0.8$ 时效果最佳. 因此, 对于不具有明显地物边界的时相, 其图像特征更依赖于纹理特征; 而对于具有明显地物边界的时相, 其图像特征更依赖于光谱特征.



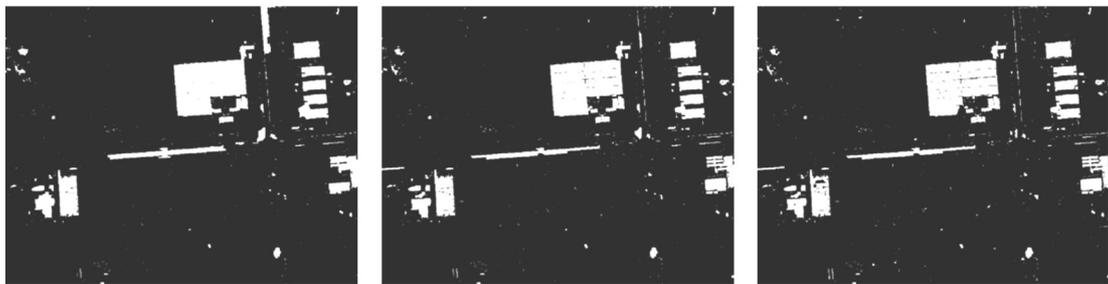
(a) $\lambda=0.05$ $\lambda_t=1.0$

(b) $\lambda=0.25$ $\lambda_t=1.0$

(c) $\lambda=0.50$ $\lambda_t=1.0$

图 5 图像特征仅考虑光谱的分割结果(2008 年)

Fig. 5 Segmentation results of considering only spectral features of the image in 2008



(a) $\lambda=0.05$ $\lambda_t=1.0$

(b) $\lambda=0.25$ $\lambda_t=1.0$

(c) $\lambda=0.50$ $\lambda_t=1.0$

图 6 图像特征仅考虑光谱的分割结果(2012 年)

Fig. 6 Segmentation results of considering only spectral features of the image in 2012



(a) $\lambda=0.25$ $\lambda_t=0$ (2008年)

(b) $\lambda=0.25$ $\lambda_t=0$ (2012年)

图 7 图像特征仅考虑纹理的分割结果

Fig. 7 Segmentation results of considering only texture features of images in 2008 and 2012



图 8 图像特征考虑光谱和纹理的分割结果(2008 年)

Fig. 8 Segmentation results of considering spectral and texture features of the image in 2008



图 9 图像特征考虑光谱和纹理的分割结果(2012 年)

Fig. 9 Segmentation results of considering spectral and texture features of the image in 2012



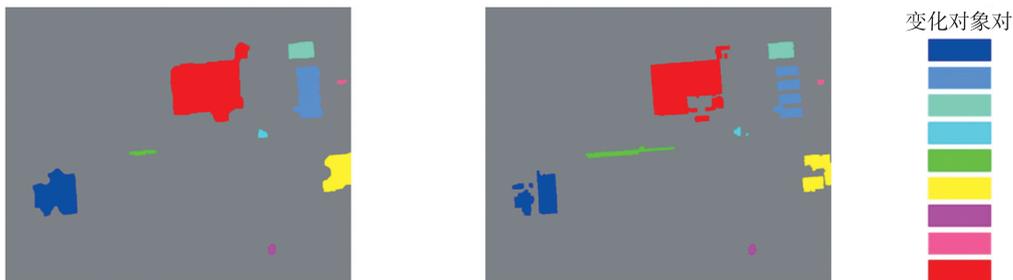
(a) $\lambda=0.25$ $\lambda_1=0.20$ (2008年)



(b) $\lambda=0.25$ $\lambda_1=0.80$ (2012年)

图 10 多时相变化对象后处理结果

Fig. 10 Post-processing results of multi-temporal change objects



(a) 2008年变化对象

(b) 2012年变化对象

图 11 多时相变化检测图中变化对象的空间对应关系

Fig. 11 Spatial correspondence of change objects in the map of multi-temporal change detection

3.3 变化对象的后处理 随着时间的推移,地物细部发生变化,大面积变化区域内部像元光谱差异较大,导致分割得到的变化对象内部出现小孔洞;受配准误差、图像噪声等因素影响,分割结果会产生大量微小伪变化图斑.分割结果的破碎不利于多时相变化对象之间空间对应关系的建立,因此利用形态学闭运算、开运算对多时相变化对象的分割结果进行后处理,以得到完整、有意义的变化对象,结果如图 10 所示.可看出,经过处理后,大量的微小图斑和对对象边

缘处的细小突出部分被消除,变化对象更规则,分割结果图更加整洁,同时,变化对象内部的少量小孔洞也已被填充,变化对象的整体形状得到完整体现.

3.4 多时相遥感图像变化检测结果 多时相遥感图像变化检测的关键是建立多时相对象之间的空间对应关系,即明确对象的变化过程,确定前时相中的某(些)对象变化为后时相中的某(些)对象.首先,通过搜索多时相对象,删除在另一时相中不存在任何对象与之空间对应的对

象,然后将具有空间对应关系的多时相变化对象叠置,进行逻辑或运算,并以运算后结果图中的对象为基准,逐个搜索各时相图像中与之对应的对象,对前后时相中在空间上具有一致性的变化对象赋予相同的标记,得到“一变一”、“一变多”和“多变一”三类对象变化过程。

本文提出的基于协同分割的变化检测方法不同于以往的方法,各时相均会产生相应的变化检测图,多时相变化对象之间的空间对应关系如图11所示。该方法可以清晰表达对象的变化过程,如,2008年图像上红色标记的对象在2012年图像上变化为四个对象,而真实发生变化的是后时相上的四个对象,由于分割过程中考虑了各图像的上下文信息,所以前时相上四块邻近的均质变化区域合并为一个对象被分割出来。多时相变化检测图中蓝色标记的变化区域,前时相的检测结果为一个完整的变化对象,而后时相的检测结果由多个对象组成,且内部有一小块区域没有被分割出来,这是因为“异物同谱”现象导致其变化强度值较低(图3),分割过程中的引导作用较小,但分割过程中又充分结合了各图像的自身特征,变化前相对较均质,变化后区域内部光谱差异较大,因此2008年图像上整个变化区域作为一个对象被分割出来,而2012年图像上变化区域内部存在漏检现象。此外,由于图像成像角度的影响,变化检测结果图中仍存在伪变化图斑,如道路及拐角处。

4 结 论

针对高分辨率遥感图像面向对象变化检测过程中多时相对象边界不一致的难题,本文提出了一种基于协同分割的变化检测新方法,其优势在于对不同时相图像进行分割时,能有效顾及多时相图像之间的联系,直接生成空间对应的多时相变化对象,实现“分割—检测一体化”。以两个时相航空图像为数据,取得了较理想的结果,当分割过程中充分利用各时相图像的光谱与纹理特征时,可以较完整地分割出前后时相中的变化对象,并且通过建立其空间对应关系可以清晰得到对象的变化过程。

由于是初步探索,一些问题仍需进一步研究:(1)本文以多时相光谱变化强度为衡量指标获取变化强度图,“同物异谱”和“异物同谱”的现象会导致伪变化信息的误检和变化信息的漏检,因此需研究鲁棒性强的方法发现变化特征,准确获取变化强度图,使其在分割过程中起正确的引导作用;(2)多时相变化对象的分割结果需进一步优化,如去除小面积图斑、变化对象的筛选与评价等;(3)本文不同于以往的变化检测方法,各时相均会产生相应的结果图,所以针对该方法特点对变化检测结果的精度进行定量评价的问题有待进一步研究。

参考文献

- [1] Singh A. Review article digital change detection techniques using remotely-sensed data. *International Journal of Remote Sensing*, 1989, 10(6): 989—1003.
- [2] Desclée B, Bogaert P, Defourny P. Forest change detection by statistical object-based method. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 102(1): 1—11.
- [3] Niemeyer I, Marpu P R, Nussbaum S. Change detection using object features. In: Blaschke T, Lang S, Hay G J. *Object-Based Image Analysis: Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*. Berlin Heidelberg: Springer, 2008, 185—201.
- [4] Im J, Jensen J R, Tullis J A. Object-based change detection using correlation image analysis and image segmentation. *International Journal of Remote Sensing*, 2008, 29(2): 399—423.
- [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] Lefebvre A, Corpetti T, Hubert-Moy L. Object-oriented approach and texture analysis for change detection in very high resolution images. In: 2008 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2008, 4: 663—666.
- [7] Listner C, Niemeyer I. Recent advances in object-

- based change detection. In: 2011 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2011, 110–113.
- [8] 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.
- [9] Hussain M, Chen D, Cheng A, *et al.* Change detection from remotely sensed images: From pixel-based to object-based approaches. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2013, 80: 91–106.
- [10] Rother C, Kolmogorov V, Minka T, *et al.* Cosegmentation of image pairs by histogram matching—incorporating a global constraint into MRFs. In: 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2006, 1: 993–1000.
- [11] Mukherjee L, Singh V, Dyer C R. Half-integrality based algorithms for cosegmentation of images. In: 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2009, 2028–2035.
- [12] Hochbaum D S, Singh V. An efficient algorithm for co-segmentation. In: The 12th IEEE International Conference on Computer Vision, 2009, 269–276.
- [13] Vicente S, Kolmogorov V, Rother C. Cosegmentation revisited: Models and optimization. In: Daniilidis K, Maragos P, Paragios N. *Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision, Part II*. Berlin Heidelberg: Springer, 2010, 465–479.
- [14] Mukherjee L, Singh V, Peng J. Scale invariant cosegmentation for image groups. In: 2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2011, 1881–1888.
- [15] Mu Y, Zhou B. Co-segmentation of image pairs with quadratic global constraint in MRFs. In: Yagi Y, Kang S B, Kweon I S, *et al.* *Proceedings of the 8th Asian Conference on Computer Vision, Part II*. Berlin Heidelberg: Springer, 2007, 837–846.
- [16] Huang X, Zhang L, Zhu T. Building change detection from multitemporal high-resolution remotely sensed images based on a morphological building index. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2014, 7(1): 105–115.
- [17] Boykov Y, Jolly M P. Interactive graph cuts for optimal boundary & region segmentation of objects in N-D images. In: *Proceedings of the 8th IEEE International Conference on Computer Vision*, 2001, 1: 105–112.
- [18] Chu W S, Chen C P, Chen C S. MOMI-cosegmentation: Simultaneous segmentation of multiple objects among multiple images. In: Kimmel R, Klette R, Sugimoto A. *The 11th Asian Conference on Computer Vision, Part I*. Berlin Heidelberg: Springer, 2011, 355–368.
- [19] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I H. Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1973, 3(6): 610–621.
- [20] Ford L, Fulkerson D. *Flows in networks*. Princeton: Princeton University Press, 1962, 208.
- [21] Boykov Y, Veksler O. Graph cuts in vision and graphics: Theories and applications. In: Paragios N, Chen Y, Faugeras O. *Handbook of mathematical models in computer vision*. New York: Springer, 2006, 79–96.
- [22] Goldberg A V, Tarjan R E. A new approach to the maximum-flow problem. *Journal of the Association for Computing Machinery*, 1988, 35(4): 921–940.
- [23] Boykov Y, Kolmogorov V. An experimental comparison of min-cut/max-flow algorithms for energy minimization in vision. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(9): 1124–1137.
- [24] Schott J R, Salvaggio C, Volchok W J. Radiometric scene normalization using pseudoinvariant features. *Remote Sensing of Environment*, 1988, 26(1): 1–16.