

基于多尺度融合的对象级变化检测新方法

霍春雷¹ 程健¹ 卢汉清¹ 周志鑫^{1,2}

摘要 讨论了遥感图像变化检测中的多尺度融合问题. 首先分析了高分辨率遥感图像的城市变化检测的难点和传统的变化检测方法的局限性; 针对这些难点和局限性, 提出了基于多尺度融合的对象级的变化检测框架. 该框架利用对象级的变化检测方法, 提高了变化类和非变化类的可分性. 为了提高变化检测的精度, 该框架引入了两种不同的多尺度融合策略. 在 QuickBird 高分辨率遥感图像上的实验结果验证了该方法的有效性和鲁棒性.

关键词 遥感图像, 对象级变化检测, 多尺度决策融合, 多尺度特征融合
中图分类号 TP751

Object-level Change Detection Based on Multiscale Fusion

HUO Chun-Lei¹ CHENG Jian¹ LU Han-Qing¹ ZHOU Zhi-Xin^{1,2}

Abstract Urban change detection based on multiscale fusion is discussed in this paper. The limitations of traditional change detection methods and the difficulties of urban change detection of very high resolution images are first analyzed. To address the above limitations, a novel object-level framework based on multiscale fusion is presented for urban change detection. Taking advantages of the object-level change detection, the framework can improve the separability of changed class and unchanged class. To further improve the change detection accuracy, two different multiscale fusion strategies are applied in the framework. Experimental results obtained on QuickBird images confirm the effectiveness of the proposed approach.

Key words Remote sensing images, object-level change detection, multiscale decision fusion, multiscale feature fusion

城市变化检测作为变化检测的一个主要的应用领域, 在城市灾害动态监测、城市环境污染监测以及城市规划和管理方面发挥了极其重要的作用. 近年来, 人们提出了许多有效的变化检测方法^[1-5]. 如 Bruzzone^[6] 提出了基于差值图像和 Bayes 理论的两种变化检测方法: 一种方法在差值图像的各像素独立的假设下利用 Bayes 理论求得最优阈值, 使得错误率最小; 另一种方法考虑到了像素的邻域信息, 利用 Markov 场对差值图像进行分析并求得最优的变化检测结果. Bazi^[7] 提出了基于广义高斯模型和改进的 Kittler-Illingworth 阈值选取准则的变化检测方法. 对于中低分辨率的遥感图像, 这些传统的像素级的变化检测方法可以得到满意的结果. 新一代高分辨率遥感卫星的发射成功使得变化检测可以在更小的尺度上进行, 因此基于高分辨率遥感图像的城市变化检测受到了更加广泛的关注. 然而, 传统的

像素级的变化检测方法并不适合高分辨率遥感图像. 目前, 对高分辨率遥感图像变化检测的方法研究得还很不成熟, 远远不能满足实际的需要.

高分辨率遥感图像的城市变化检测的难点主要表现在以下几个方面:

1) 空间分辨率的提高解决了原有传感器的“混合像元”问题, 但同时也引入了新的问题: 同种地物的光谱可分性(类内可分性)增加以及不同种类地物之间的光谱可分性(类间可分性)降低^[8-9], 导致了变化检测中变化类和非变化类的可分性降低. 而变化类和非变化类的可分性降低使得传统的像素级的变化检测方法很难将变化类和非变化类正确地区分开来.

2) 城市场景中复杂的生态环境和各种人造目标的复杂性(材料、形状的多样性等), 使得传统的像素级的变化检测方法很难有效地描述和比较这些复杂的对象.

3) 遮挡和阴影的存在也是造成城市变化检测困难的一个主要原因, 无论遮挡或阴影都会造成相应地物的信息损失甚至完全丢失.

这些困难的存在, 使得传统的基于中低分辨率的遥感图像变化检测方法无法推广到高分辨率遥感图像的变化检测中.

根据高分辨率遥感图像的特点、人类的视觉系

收稿日期 2007-07-04 收修稿日期 2007-09-13
Received July 7, 2007; in revised form September 13, 2007
国家自然科学基金创新群体项目(60121302)资助
Supported by Group Innovative Research Team of National Natural Science Foundation of China (60121302)
1. 中国科学院自动化研究所模式识别国家重点实验室 北京 100080
2. 北京市遥感信息研究所 北京 100854
1. National Laboratory of Pattern Recognition, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080 2. Beijing Institute of Remote Sensing, Beijing 100854
DOI: 10.3724/SP.J.1004.2008.00251

统以及专家知识, 基于多尺度分析或融合策略的对象级的变化检测方法更适合高分辨率遥感图像的城市变化检测. 首先, 对象级的变化检测可以利用对象固有的尺寸和形状提取基于对象的特征, 从而提高不同地物之间的类间可分性以及两幅图像之间的变化类和非变化类的可分性. 虽然通过滑动窗的方式, 传统的像素级的变化检测方法可以在一定程度上提高类间可分性, 但是, 像素级的变化检测方法无法为每一个像素寻找一个“最优”的滑动窗. 实际上, 人类视觉系统在观察两幅图像之间的变化时, 也不是逐个像素进行比较, 而是先把整个图像分成一个个对象再加以比较. 因此从生理学的角度来讲, 对象级的方法也更适合变化检测. 其次, 无论单幅图像中的对象还是两幅图像之间的变化都是与尺度相关的, 例如, 我们可以在一些比较精细的尺度上检测到单个房屋或小的楼房的变化, 然而这些细微的变化在一些较大的尺度上有可能“消失”. 利用多尺度技术可以深刻地分析单幅图像中的对象或两幅图像之间的变化. 第三, 在某一尺度上或由某一种方法得到的变化检测结果只利用了某一尺度的信息或某一种方法的优点, 其结果并不一定可靠. 根据专家知识, 把不同尺度或不同方法得到的结果进行融合可以得到更好的结果. 例如 Bovolo^[10] 提出了三种多尺度融合策略用于变化检测, 其中 FFL-ARS (融合所有的可靠尺度的多尺度融合) 策略得到的结果最好, 但是该方法是像素级的变化检测, 不适合高分辨率的遥感图像. Hall^[11] 提出了基于多尺度的对象级的变化检测方法, 但该方法在用多尺度分析提取对象后, 利用差值法求解最后的变化检测结果, 因此该方法不能检测到复杂的结构变化, 并且对视角变化不够鲁棒即不同角度拍摄的建筑物误检为变化.

根据以上分析, 本文提出了基于多尺度融合的对象级的变化检测新方法. 与传统的方法相比, 本文的创新主要体现在: 1) 提出了一个对象级的变化检测方法. 该方法通过对象分析, 提取具有语义信息的对象, 提高了不同地物的类间可分性; 基于对象的特征提取同时考虑了光谱信息和结构信息, 所以该方法能够检测到细微的结构变化; 目前大多数高分辨率遥感图像的变化检测方法对视角变化考虑得不够充分, 导致了不同角度拍摄的建筑物被误检为变化. 而本文的基于对象的比较, 对视角变化具有更好的鲁棒性. 2) 将对象级的变化检测方法和多尺度融合策略相结合并形成统一的框架. 多尺度决策融合可以对噪声有更好的鲁棒性, 而多尺度特征融合通过尺度制约性约束和尺度一致性约束更好地利用了各尺度的信息. 通过该框架中的两种不同的多尺度融

合策略, 可以大大提高变化检测的精度.

本文的具体内容安排如下: 第 1 节对框架中的对象级的变化检测方法进行了详细的介绍, 第 2 节介绍了框架中的两种不同的多尺度融合策略, 第 3 节对实验结果进行了比较和分析, 最后给出了结论.

1 对象级的变化检测

为了有效地提取、描述和比较高分辨率图像中的对象, 本文提出了一个对象级的变化检测方法. 该方法分为三部分: 对象分析、基于对象的特征提取和基于对象的比较.

1.1 对象分析

对象分析的目的是通过分割提取属于同一类地物的区域. 近年来, 各种分割算法被不同领域如医学图像处理的研究者提出, 但遥感图像本身的复杂性使得这些方法不能直接用来分割遥感图像^[12]. 专门用于遥感图像分割的商业软件如 eCognition 也因此直到 2000 年才被推出. 考虑到鲁棒性、自动化程度和透明性, 本文的对象分析没有利用这些商业软件, 而是利用基于图切的分割方法^[13-14] 来提取对象, 其他用于遥感图像的分割方法也可以很容易地嵌入到我们的框架中.

同质性和异质性是对象分析的两个重要因素. 同一对象内的各个像素的光谱都很接近, 所以可以用光谱信息的相似性来描述对象的内同质性. 给定一个图像 X 和其中的两个邻近的像素 i 和 j , 它们的同质性表示为

$$W_I(i, j) = e^{-\|L_i - L_j\|^2 / \sigma_x - \|I_i - I_j\|^2 / \sigma_I} \quad (1)$$

其中 L_i 和 I_i 分别代表像素的位置和光谱信息. 当背景与对象具有相似的光谱时, 只利用光谱信息并不能得到很好的结果. 图像中的边缘是对象的可能的边界, 根据边缘信息得到的两个像素 i 和 j 的异质性为

$$W_C(i, j) = e^{-\max_{x \in \text{line}(i, j)} \|\text{Edge}(x)\|^2 / \sigma_C} \quad (2)$$

其中 $\text{line}(i, j)$ 是连接 i 和 j 的直线段, $\text{Edge}(x)$ 是在 x 处的边缘强度. 根据同质性和异质性得到 i 和 j 属于同一对象的似然性为

$$W(i, j) = \sqrt{W_I(i, j) \times W_C(i, j)} + \alpha W_C(i, j) \quad (3)$$

上式中, α 为权重因子. 这样, 对象分析就可以转化为下面的 K 类的分割问题

$$\hat{Z} = \arg \max_{Z = \{z_1, \dots, z_K\}} \frac{1}{K} \sum_{l=1}^K \frac{z_l^T W z_l}{z_l^T D z_l} \quad (4)$$

其中 \mathbf{z}_i 是像素的对象指示函数, 即 $\mathbf{z}_i(i) = 1$ 当且仅当像素 i 属于对象 l . D 为对角矩阵, 且 $D(i, i) = \sum_j W(i, j)$. 该优化问题的解为式 (5) 的前 K 个最大特征值所对应的特征向量 \mathbf{V} 张成的子空间

$$WV = \lambda DV \quad (5)$$

求解该优化问题后, 根据 \mathbf{z}_i 可以得到每个像素所属的对象. 对已配准的两幅图像 X_1 和 X_2 , 当对象 R 从图像 X_1 中提取出来后, 另外一幅图像 X_2 与之对应的区域 R' 由与 R 中相同位置的像素组成.

1.2 基于对象的特征提取

从图像中提取出对象后, 可以通过提取基于对象的特征提高不同种类地物的可分性. 光谱信息是简单而重要的特征, 但是只用光谱信息不能描述建筑物的结构信息. 根据经验, 人造建筑物的结构信息可以用边缘或梯度来描述. 所以本文利用基于光谱信息和梯度的描述子来描述对象. 令 \mathbf{f} 是给定图像 X 在 (x, y) 处的特征向量, 即

$$\mathbf{f} = [F_1(x, y), \dots, F_S(x, y), \left| \frac{\partial I(x, y)}{\partial x} \right|, \left| \frac{\partial I(x, y)}{\partial y} \right|, \left| \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial x^2} \right|, \left| \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial y^2} \right|]^T \quad (6)$$

其中 S 是多光谱图像中光谱波段的个数, F_s 是某波段 s ($1 \leq s \leq S$) 的光谱信息, I 是光谱的均值. 对于一给定的区域 R , 令 $\{\mathbf{z}_i\}_{i=1, \dots, n}$ 是区域 R 内的特征向量的集合, 其中的每一个特征向量可以通过式 (6) 进行计算, 为了综合光谱信息和梯度特征, 用 $(S+4) \times (S+4)$ 的协方差矩阵来表示 R , 即

$$C_R = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\mathbf{z}_i - \mathbf{m})(\mathbf{z}_i - \mathbf{m})^T \quad (7)$$

其中 \mathbf{m} 是对应特征向量的均值. 用协方差来描述对象是由于: 1) 协方差可以融合多种可能相关的特征, 不同的特征通过非线性映射的方式融合在一起, 提高了表示复杂对象的能力; 2) 由个别像素带来的噪声 (如道路上的车辆) 在协方差的计算过程中可以被抑制掉; 3) 协方差的维数较低, 因此基于协方差的特征提取的计算量小.

1.3 基于对象的比较

为了有效地度量两个对象的相似性, 采用如下的度量^[15]

$$\rho(C_R, C_{R'}) = \sqrt{\sum_{i=1}^{(S+4)} \ln^2 \lambda_i(C_R, C_{R'})} \quad (8)$$

其中 $\lambda_i(C_R, C_{R'})$ 是 C_R 和 $C_{R'}$ 的广义特征值

$$\lambda_i C_R \mathbf{x}_i - C_{R'} \mathbf{x}_i = \mathbf{0} \quad (9)$$

其中 $\mathbf{x}_i \neq \mathbf{0}$ 为广义特征向量. 另外, 互相关函数也是判断两个区域相似性的重要指标. 对于从 X_1 中提取的对象 R 及 X_2 中与之对应的对象 R' , 判断二者之间是否发生变化的准则为: 如果 $\rho(C_R, C_{R'}) > \tau_1$ 或 $\text{cor}(I_1(R), I_2(R')) < \tau_2$, 则 R 与 R' 之间存在变化, 否则两者之间没有发生变化, τ_1 和 τ_2 为事先给定的阈值, $\text{cor}(I_1(R), I_2(R'))$ 为图像 X_1 和 X_2 在区域 R 与 R' 中基于光谱均值的归一化的互相关函数值.

与已有的方法相比, 本文的对象级的变化检测方法具有以下优点: 1) 对象分析考虑到了对象固有的形状和尺寸, 克服了传统的像素级的变化检测方法中窗口的形状和尺寸的选择问题; 2) 基于对象的特征提取融合了光谱信息和梯度信息, 可以有效地描述复杂的城市场景以及人造建筑物的结构信息; 3) 基于广义特征值的相似性度量对视角变化很鲁棒^[16], 这对于比较不同视角得到的建筑物是十分重要的. 这些优点使得我们很容易将多尺度融合策略应用到上述的对象级的变化检测方法中.

2 基于多尺度融合的对象级的变化检测框架

考虑到对象和变化对尺度的依赖性, 为了提高变化检测的精度, 我们将多尺度融合策略应用到上述的对象级的变化检测方法中, 并形成统一的框架. 不同的融合策略可以对变化检测的精度有不同程度的提高, 为了深入研究多尺度融合策略对变化检测的影响, 我们在框架中引入了两种不同的多尺度融合策略, 由此得到两种基于多尺度融合的对象级的变化检测方法, 并对这两种方法进行了比较.

2.1 多尺度决策融合

同一场景的不同时间拍摄的两幅图像, 在不同的尺度上可以提取不同的变化检测结果, 因此可以利用决策级融合综合考虑不同尺度的变化以减少变化对尺度的依赖性. 为了进行多尺度融合, 本文首先采用小波^[17] 对原始图像 X_k ($k = 1, 2$) 进行多尺度分解而生成两个多尺度序列 $X_{MS}^k = \{X_{MS}^{(k,0)}, \dots, X_{MS}^{(k,n)}, \dots, X_{MS}^{(k,N-1)}\}$ ($k = 1, 2$), 其中 N 为分解的层数, $X_{MS}^{(k,0)} = X_k$. 每一尺度的 $X_{MS}^{(k,n)}$ 由 4 部分组成, 即 $X_{MS}^{(k,n)} = \{LL^{(k,n)}, LH^{(k,n)}, HL^{(k,n)}, HH^{(k,n)}\}$, 其中 $LL^{(k,n)}$ 表示图像的低频信息, 而 $LH^{(k,n)}$ 、 $HL^{(k,n)}$ 和 $HH^{(k,n)}$ 分别表示水平、竖直及对角方向的高频信息. 对不同的尺度 n , $X_{MS}^{(k,n)}$ 反映了图像在不同尺度上的低频和高频信息. 为了进

行决策级融合, 需要将每一个 $X_{MS}^{(k,n)}$ 变换到与原始图像相同的尺寸, 这可以通过对每一个 $X_{MS}^{(k,n)}$ 进行 n 次独立重构实现. 然而由此重构得到的图像序列的不同尺度之间仍可能存在信息相关或冗余: 即使某一尺度 $X_{MS}^{(k,n_1)}$ 的高频信息被舍掉了, 这部分信息仍可能保留在 $X_{MS}^{(k,n_2)}$ ($n_1 > n_2$) 中^[10]. 因此, 我们只利用其低频信息进行重构 (如图 1 所示), 重构的多尺度序列具有与原始图像同样大小的尺寸. 为了方便, 我们将重构得到的多尺度图像序列仍记为 $X_{MS}^k = \{X_{MS}^{(k,0)}, \dots, X_{MS}^{(k,n)}, \dots, X_{MS}^{(k,N-1)}\}$ ($k = 1, 2$).

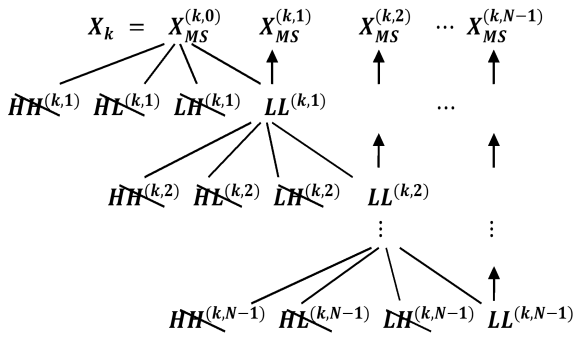


图 1 多尺度图像生成示意图

Fig. 1 Generation of multiscale image set

为了使决策对噪声更鲁棒, 我们在基于多尺度融合的对象级的变化检测框架中引入多尺度决策融合, 即先利用对象级的变化检测方法分别提取图像在各个尺度上的变化, 然后将不同尺度上的变化信息实施决策级的融合. 令 $M_{MS}^{(n)} = \{M(R_1^{(n)}), \dots, M(R_{r_n}^{(n)})\}$ 是在尺度 n 上得到的变化检测结果的集合, 其中 r_n 是在尺度 n 上的对象的个数. $M(R_m^{(n)})$ ($1 \leq m \leq r_n$) 是对 $X_{MS}^{(1,n)}$ 和 $X_{MS}^{(2,n)}$ 实施对象级的变化检测得到的, 于是 $M_{MS} = \{M_{MS}^{(0)}, \dots, M_{MS}^{(N-1)}\}$ 可以看作是由不同专家得到的决策集合. 我们的多尺度决策融合规则为: 对某一对象 R 及其多尺度决策结果 $M_{MS}(R) = \{M(R^{(0)}), \dots, M(R^{(N-1)})\}$, 得到投票多的决策作为最终的决策.

2.2 多尺度特征融合

同样的一幅图像, 在不同的尺度上可以提取不同的对象, 因此可以通过特征级融合策略提取并融合不同尺度得到的对象区域以减少对象对尺度的依赖性. 为了得到非平凡的分割, 我们在进行多尺度对象分析时对对象施加约束: 尺度制约性约束和尺度一致性约束. 通过尺度制约性约束, 分割的代价函数被迫从一个尺度传播到另一个尺度; 通过尺度一

致性约束, 不同尺度的对象最终达到统一. 为叙述方便, 我们定义多尺度分割矩阵 Z_{MS} 和多尺度似然矩阵 W_{MS} 为

$$Z_{MS} = [Z_{MS}^{(0)}, \dots, Z_{MS}^{(N-1)}]^T \quad (10)$$

$$W_{MS} = \text{diag}[W_{MS}^{(0)}, \dots, W_{MS}^{(N-1)}] \quad (11)$$

其中 $Z_{MS}^{(n)}$ 是尺度 n ($0 \leq n \leq N-1$) 上的像素的对象示性矩阵, 即 $Z_{MS}^{(n)}(i, l) = 1$ 当且仅当尺度 n 上的节点 i 属于分割 l . $W_{MS}^{(n)}$ 是尺度 n 上的似然矩阵, $Z_{MS}^{(n)}$ 的维数为 $T_n \times K$, 而 Z_{MS} 的维数为 $T^* \times K$, 其中 $T^* = \sum_{n=0}^{(N-1)} T_n$, T_n 表示尺度 n 上的图像的像素的个数, 于是 Z_{MS} 又可以表示为

$$Z_{MS} = [\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_K] \quad (12)$$

其中 \mathbf{y}_k ($1 \leq k \leq K$) 的维数为 $T^* \times 1$. 为了提高计算效率, 在实际的计算中, 我们并没有根据 X_{MS}^k 逐尺度计算 $W_{MS}^{(n)}$, 而是在原始图像上计算 $W_{MS}^{(0)}$, 然后对 $W_{MS}^{(0)}$ 直接逐次降采样并计算 $W_{MS}^{(n)}$. 如文献 [14] 所述, 这种直接降采样的方式并没有降低分割的性能. 尺度制约性约束和尺度一致性约束可以由尺度制约矩阵 C 、尺度间插值矩阵 $C_{n,n+1}$ 和多尺度分割约束方程 (15) 来表示

$$C = \begin{pmatrix} C_{0,1} & -I_1 & 0 & 0 \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & C_{N-2,N-1} & -I_{N-1} \end{pmatrix} \quad (13)$$

$$C_{n,n+1}(i, j) = \begin{cases} \frac{1}{|\mathcal{N}_i|} & : j \in \mathcal{N}_i \\ 0 & : \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

$$CZ_{MS} = 0 \quad (15)$$

其中 \mathcal{N}_i 是尺度间降采样时的邻域. 于是多尺度对象分析可以表示为下面的有约束的优化问题

$$\hat{Z}_{MS} = \arg \max_{Z_{MS} = [\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_K]} \frac{1}{K} \sum_{l=1}^K \frac{\mathbf{y}_l^T W_{MS} \mathbf{y}_l}{\mathbf{y}_l^T D_{MS} \mathbf{y}_l} \quad (16)$$

约束条件为式 (15), 其中 $D_{MS}(i, i) = \sum_j W_{MS}(i, j)$. 该优化问题的解为由 $QD_{MS}^{-\frac{1}{2}}W_{MS}D_{MS}^{-\frac{1}{2}}Q$ 对应的前 K 个特征向量 $\bar{\mathbf{V}}$ 张成的子空间, 其中 $Q = I - D_{MS}^{-\frac{1}{2}}C^T(CD_{MS}^{-1}C^T)^{-1}CD_{MS}^{-\frac{1}{2}}$. 利用与第 1.1 节类似的方法可以从图像中提取对象, 提取对象后, 在原始图像上实施基于对象的特征提取和基于对象的比较就可以得到最后的变化检测结果.

3 实验

为了验证本文方法的有效性,我们在多个数据集上进行了实验.因篇幅所限,本文只给出了其中的一个数据集上的结果,其他数据集上的结果与此类似.图2是QuickBird卫星拍摄的黎巴嫩首都贝鲁特市的部分场景,拍摄的时间分别为2003年12月和2005年2月,图像的分辨率是0.6米/像素,图像的大小为 386×453 像素.如图2中的矩形框所示,该数据集的复杂性在于:1)场景中存在具有复杂屋顶的建筑物;2)两幅图像之间存在典型的变化(如复杂的和微小的人造建筑物的变化);3)两幅图像之间存在视角和光照变化.

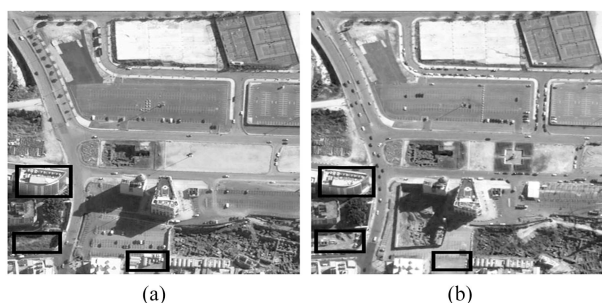


图2 实验所用数据

((a) 2003年12月拍摄的图像; (b) 2005年2月拍摄的图像)

Fig. 2 Datasets used in this paper ((a) Image taken in December 2003; (b) Image taken in February 2005)

为了对本文的方法进行全面验证,我们设计了两组实验:第一组实验用来比较像素级和对象级变化检测的性能;第二组实验比较不同尺度以及不同的融合策略对变化检测的影响.图3(a)给出了手工标定的参考变化结果,图3(b)和图3(c)是像素级的方法得到的变化结果,其中图3(b)为用文献[6]的最优阈值方法得到的结果.对中低分辨率图像,最优阈值方法可以得到很好的变化检测结果,但对于给定的高分辨率遥感图像,该方法并没有得到满意的结果.从图3(b)可以看出,一些显著的变化没有被检测出来,而另外一些没有变化的地方却被误检为有变化,这表明传统的像素级的变化检测不再适合高分辨率遥感图像的变化检测.图3(c)为用文献[10]的FFL-ARS(基于多尺度融合的像素级)方法得到的结果,该方法在文献[10]的三种不同的融合策略中性能最优.与图3(b)相比,多尺度的像素级的方法得到的结果在性能方面的确有所提高.一些用最优阈值方法无法检测到的变化被多尺度的像素级的方法检测出来.但是一些结构变化仍然无法被多尺度的像素级的方法检测出来,并且不同视角得到的同一建筑物被误认为是变化.图3(d)~(e)

是本文的方法得到的变化检测结果,其中图3(d)是基于多尺度特征融合的方法的结果,而图3(e)是基于多尺度决策融合的方法的结果.本文中采用的是db-4小波, $N = 3$.比较参考变化检测结果和本文方法的结果可以看到,变化的对象基本上都可以被本文的两种多尺度的对象级的方法正确地检测出来.通过比较像素级的变化检测结果和对象级的变化检测结果,可以看出像素级的变化检测方法对于高分辨率遥感图像的局限性.首先,由于高分辨率遥感图像本身的特点,即较高的类内可分性和较低的类间可分性,只利用像素本身的信息很难将变化类和非变化类正确地区分开来.其次,利用像素的邻域信息可以在一定程度上提高不同种类地物的类间可分性以及变化类和非变化类的类间可分性,传统的像素级的方法依靠滑动窗(圆形窗或矩形窗)的方式来提高类间可分性,但是由此带来的类间可分性的提高是有限的.如图3(f)所示,每一个像素的邻域信息不仅与滑动窗的形状有关,而且与滑动窗的大小也有密切的关系.即使采用多个滑动窗,在变化区域和非变化区域的边界,仍会产生“边界效应”,滑动窗内既包含变化的像素又包含非变化的像素,使得变化类和非变化类不能正确地地区分,像素级的变化检测方法因此产生较高的误检率(如图3(c)所示).而对象级的变化检测方法正好可以克服“边界效应”,通过对象分析,可以为每一个像素找到一个“最优”的滑动窗,即每一个像素只利用它所在区域的像素的信息,这样对象级的变化检测方法就可以利用对象固有的形状和尺寸来提取基于对象的特征,从而提高不同地物的类间可分性.另外,基于对象的比较考虑到了噪声和视角变化等因素的影响,从而使两幅图像的变化类和非变化类之间的类间可分性也得到了提高.这组实验表明:一方面,多尺度融合策略有助于提高变化检测的精度;另一方面,传统的像素级的变化检测方法不适合高分辨率的遥感图像的变化检测,即使基于多尺度融合策略的像素级的变化检测方法也仍然无法取得较好的结果.

为了深刻认识变化对尺度的依赖性和比较不同的融合策略对变化检测的不同影响,我们比较了对象级的变化检测方法在不同尺度上以及通过不同的融合策略的性能.衡量变化检测性能的指标为正确率(检测到的正确的变化的像素数除以真正变化的像素数)和检测率(检测到的正确的变化的像素数除以检测到的变化的像素数).图4显示了不同尺度上的变化检测结果,表1列出了在不同尺度上以及基于不同的融合策略得到的检测率和正确率.通过比较不同尺度上的变化检测结果,可以得到以下结论:

1) 比较图 4(a)~(c) 和图 3(b)、3(c) 可以看出, 变化的对象基本上都可以被本文的对象级的变化检测方法正确地检测出来, 由此可见对象级的变化检测方法比传统的像素级的变化检测方法在高分辨率遥感图像变化检测中具有更大的优越性.

2) 比较图 4(a)~(c) 和表 1 相应的数据可以看出, 在不同尺度上得到的检测率和正确率都不相同, 这是因为通过小波分解和重构, 每个尺度的图像具有不同的信息, 在对象分析阶段提取到不同的对象区域, 由此导致不一样的变化检测结果, 这表明变化对尺度具有依赖性.

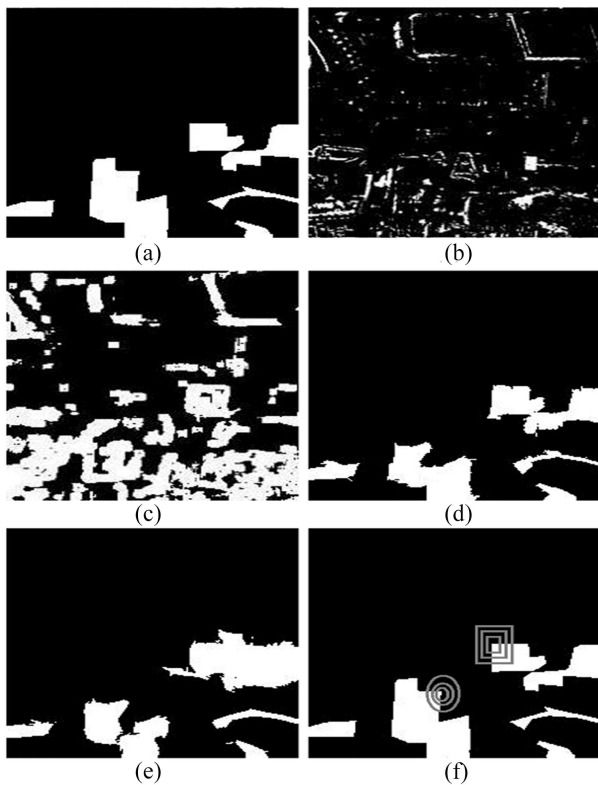


图 3 不同方法的变化检测结果比较

((a) 参考变化结果; (b) 基于阈值的像素级方法得到的变化结果; (c) 基于多尺度融合的像素级方法得到的变化结果; (d) 基于多尺度特征融合的对象级方法得到的变化结果; (e) 基于多尺度决策融合的对象级方法得到的变化结果; (f) 像素级的变化检测方法的局限性分析)

Fig. 3 Comparison of results by different approaches ((a) Reference change map; (b) Change map by pixel-based method; (c) Change map by multiscale pixel-based method; (d) Change map by the proposed method based on multiscale feature fusion; (e) Change map by the proposed method based on multiscale decision fusion; (f) Limitations of pixel-based change detection methods)

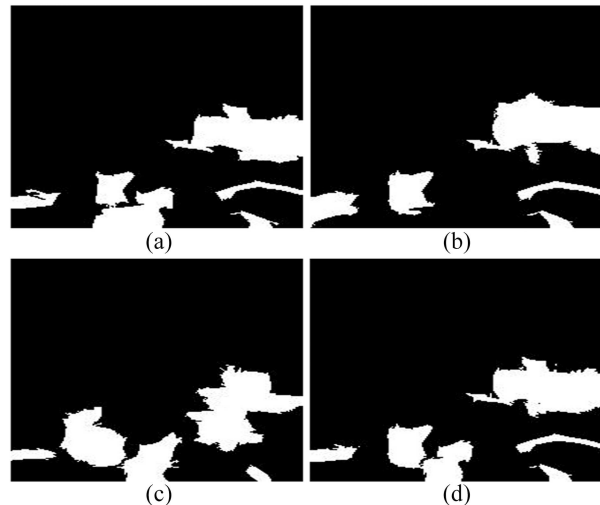


图 4 不同的尺度上得到的变化检测结果比较

((a) 在尺度 0 上得到的变化检测结果; (b) 在尺度 1 上得到的变化检测结果; (c) 在尺度 2 上得到的变化检测结果; (d) 多尺度决策融合得到的变化结果)

Fig. 4 Comparison of results at different scales ((a) Change detection result at scale 0; (b) Change detection result at scale 1; (c) Change detection result at scale 2; (d) Change detection result by multiscale decision fusion)

表 1 不同尺度及不同的多尺度融合策略的性能比较

Table 1 Accuracy comparison against different scales and different fusion strategies

	尺度 0	尺度 1	尺度 2	决策融合	特征融合
检测率 (%)	75.37	58.42	59.97	78.40	81.70
正确率 (%)	68.53	55.51	49.47	72.29	89.90

3) 与参考的变化检测结果相比, 每一个尺度上的变化检测结果仍存在较大的误差, 这表明单一尺度的结果并不完全可靠. 但是比较图 4(d) 和图 4(a)~(c) 可以看出, 多尺度融合策略可以大大提高变化检测精度.

4) 一般来讲, 很难评定决策级融合和特征级融合哪一种策略更优, 但是对于本文的两种基于多尺度融合的对象级的变化检测方法, 通过比较图 3(d) 和图 3(e) 及其对应的检测率和正确率可以看出, 基于多尺度特征融合的对象级的方法性能更好. 一方面, 基于多尺度特征融合的方法在多尺度对象分析阶段通过尺度制约性约束和尺度一致性约束提取到了与真实对象更接近的对象区域; 另一方面, 基于多尺度决策融合的方法只融合了各尺度的变化结果, 而没有考虑到对象的尺度制约性约束和尺度一致性约束, 从而导致每个尺度的结果都存在较大的误差. 另外基于多尺度决策融合的方法需要为每个尺度都

选择一个“最优”的阈值, 这种阈值对尺度的依赖性也是造成不同性能的原因。

4 结论

传统的像素级的变化检测方法不适合高分辨率的遥感图像的变化检测, 本文讨论了遥感图像变化检测方法中的多尺度融合问题, 提出了基于多尺度融合的对象级的变化检测框架。与像素级的变化检测方法相比, 对象级的变化检测可以提高变化类和非变化类的可分性。考虑到对象和变化对尺度的依赖性, 为了进一步提高变化检测的性能, 我们在对象级变化检测的基础上引入了两种不同的多尺度融合策略并形成统一的框架。与单尺度的对象级变化检测方法相比, 这两种基于多尺度融合的对象级的变化检测方法都可以得到更好的变化检测精度; 更进一步, 基于多尺度特征融合的对象级的变化检测方法又优于基于多尺度决策融合的对象级的变化检测方法。实验验证了本文方法的有效性。下一步的工作主要是进一步提高变化检测精度以及更加深入研究多尺度融合策略在对象级的变化检测中的应用。

References

- 1 Singh A. Digital change detection techniques using remotely-sensed data. *International Journal of Remote Sensing*, 1989, **10**(6): 989–1003
- 2 Coppin P, Jonckheere I, Nackaerts K, Muys B, Lambin E. Digital change detection methods in ecosystem monitoring: a review. *International Journal on Remote Sensing*, 2004, **25**(9): 1565–1596
- 3 Lu D, Mausel P, Brondizio E, Moran E. Change detection techniques. *International Journal on Remote Sensing*, 2004, **25**(12): 2365–2401
- 4 Ridd M K, Liu J. A comparison of four algorithms for change detection in an urban environment. *Remote Sensing Environment*, 1998, **63**(2): 95–100
- 5 Radke R J, Andra S, Al-Kofahi O, Roysam B. Image change detection algorithms: a systematic survey. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, **14**(3): 294–307
- 6 Bruzzone L, Prieto D F. Automatic analysis of the difference image for unsupervised change detection. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2000, **38**(3): 1171–1182
- 7 Bazi Y, Bruzzone L, Melgani F. An unsupervised approach based on the generalized Gaussian model to automatic change detection in multitemporal SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, **43**(4): 874–887
- 8 Bruzzone L, Carlin L. A multilevel context-based system for classification of very high spatial resolution images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, **44**(9): 2587–2600
- 9 Carleer A, Debeir O, Wolff E. Comparison of very high spatial resolution satellite image segmentations. In: Proceedings of SPIE Conference on Image and Signal Processing Remote Sensing IX. Barcelona, Spain: SPIE, 2004. 532–542

- 10 Bovolo F, Bruzzone L. A detail-preserving scale-driven approach to change detection in multitemporal SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, **43**(12): 2963–2972
- 11 Hall O, Hay J. A multiscale object-specific approach to digital change detection. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2003, **4**(4): 311–327
- 12 Schiewe J, Tufte L, Ehlers M. Potential and problems of multi-scale segmentation methods in remote sensing. *GIS: Geo – Information – Systems*, 2001, **6**(1): 34–39
- 13 Shi J B, Malik J. Normalized cuts and image segmentation. *IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, **22**(8): 888–905
- 14 Cour T, Benezit F, Shi J. Spectral segmentation with multiscale graph decomposition. In: Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York, USA: IEEE, 2005. 1124–1131
- 15 Forstner W, Moonen B. A Metric for Covariance Matrices, Technical Report, Department of Geodesy and Geoinformatics, Stuttgart University, 1999
- 16 Tuzel O, Porikli F, Meer P. Region covariance: a fast descriptor for detection and classification. In: Proceedings of the 9th European Conference on Computer Vision. Graz, Austria: Springer-Verlag, 2006. 589–600
- 17 Daubechies I. *Ten Lectures on Wavelets*. Philadelphia: SIAM, 1992



霍春雷 中国科学院自动化研究所博士研究生。主要研究方向为图像处理与模式识别。本文通信作者。

E-mail: chuo@nlpr.ia.ac.cn

(HUO Chun-Lei Ph.D. candidate at Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His research interest covers image processing and pattern recognition. Corresponding author of this paper.)



程健 中国科学院自动化研究所助理研究员。主要研究方向为图像处理与机器学习。E-mail: jcheng@nlpr.ia.ac.cn

(CHENG Jian Assistant professor at Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His research interest covers image processing and machine learning.)



卢汉清 中国科学院自动化研究所研究员。主要研究方向为图像与视频处理、多媒体信息检索。

E-mail: luhq@nlpr.ia.ac.cn

(LU Han-Qing Professor at Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His research interest covers image and video processing, and multi-media technique.)

周志鑫 北京市遥感信息研究所和中国科学院自动化研究所研究员。主要研究方向为遥感图像处理与模式识别。

E-mail: zhixin.zhou@ia.ac.cn

(ZHOU Zhi-Xin Professor at Beijing Institute of Remote Sensing and Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His research interest covers remote sensing image processing and pattern recognition.)