

基于水平集演化和支持向量机分类的高分辨率遥感图像自动变化检测

严 明, 曹 国, 夏 梦

(南京理工大学 计算机科学与技术学院, 江苏 南京 210049)

摘 要: 提出了基于水平集演化和支持向量机(SVM)分类的高分辨率遥感图像变化检测方法,该方法将像素级的和对象级的变化检测方法相结合,运用了像素特征和对象特征以提高变化类和非变化类的准确率。在像素级上,变化检测问题转化为水平集演化的图像分割问题。在对象级上,本文可以从分割结果中为 SVM 分类器自动地选择潜在的训练样本。最终将基于像素级的变化和基于对象级的变化相结合得到最终的变化结果。所提出的方法的主要优势在于可以自动选择合适的样本进行 SVM 分类器训练。此外,提出的方法可以有效的提高精确度和自动化水平。通过 SPOT5 图像和航空图像进行实验,结果表明该方法是有用的。

关键词: 变化检测; 水平集演化; 支持向量机(SVM); 多分辨率分析; 图像分割

DOI: 10.15938/j.jhust.2019.01.013

中图分类号: TP752 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2683(2019)01-0078-07

Automatic Change Detection of High Resolution Remote Sensing Images Based on Level Set Evolution and Support Vector Machine Classification

YAN Ming, CAO Guo, XIA Meng

(School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: We propose a method for change detection in high-resolution remote sensing images by means of level set evolution and Support Vector Machine (SVM) classification, which combined both pixel-level method and object-level method. Both pixel-based change features and object-based ones are extracted to improve the discriminability between the changed class and the unchanged class. At the pixel-level, the change detection problem is formulated as a segmentation issue using level set evolution in the difference image. At the object-level, potential training samples are selected from the segmentation results without manual intervention into SVM classifier. Thereafter, the final changes are obtained by combining the pixel-based changes and the object-based changes. A chief advantage of our approach is being able to select appropriate samples for SVM classifier training. Furthermore, our proposed method helps improving the accuracy and the degree of automation. We systematically evaluated it with a variety of SPOT5 images and aerial images. Experimental results demonstrated the accuracy of our proposed method.

Keywords: change detection; level set evolution; support vector machine (SVM); multi-resolution analysis; image segmentation

收稿日期: 2017-03-15

基金项目: 国家自然科学基金(61371168)。

作者简介: 曹 国(1977—),男,博士,副教授;

夏 梦(1993—),女,硕士研究生。

通信作者: 严 明(1976—),男,硕士研究生, E-mail: Inym0901@163.com.

0 引 言

变化检测(CD) 是许多遥感应用中的一个重要手段,例如城市发展研究,自然灾害损害评估,环境监测。在已有的文献中已经提出了不同的方法来解决自动或半自动化变化检测问题。经典的变化检测技术使用单个像素作为它们的基本分析单位(基于像素的变化检测)。已有不同的基于像素的变化检测技术,包括后分类^[1-3],图像差分,变化向量分析^[4-6],主成分分析^[7]。图像分割^[8-9],机器学习^[10]和基于地理信息系统(GIS)的方法都已被用于变化检测研究当中。其中的很多方法都已经成功的被用在低、中空间分辨率图像的变化检测当中。然而,基于像素的方法在超高分辨率(VHR) 图像上的研究少之又少。在 VHR 图像中由于异物同谱以及同物异谱,会导致椒盐效应。经典的基于像素级方法的变化检测的另一个重要的局限性是难以对上下文信息建模。近年来,高性能计算系统和高效软件算法为多光谱和多尺度遥感图像的分割和特征提取提供了便利。这些发展使得能够实现称为基于对象的变化检测。

基于对象的变化检测方法可以根据光谱属性、形状、纹理、大小以及拓扑结构将图像细分为有意义的均匀区域,然后将它们组织为图像对象,并且进一步将对象分为变化的和未变化的类。许多研究人员针对 VHR 图像一直在研究基于对象的变化检测方法。Huo 等^[11]提出了一种基于 SVM 的方法,主要是通过动态调整训练样本和逐渐调整分类超平面。为了应对 VHR 图像中的高内部差异性,Volpi 等^[12]采用 SVM 非线性分类器进行变化检测。Im 等^[13]引进了基于对象/邻域相关图像分析和图像分割技术的变化检测方法。Su 等^[14]应用纹理分析提高分类的准确性。Hussian^[15]和 Chen 等^[16]通过比较不同技术的优点和缺点,给出了相应的变化检测概述。基于对象的变化检测方法的主要优点是对对象的直接比较,还有助于算法实现。在对象级变化检测中对对象差分和在基于像素级变化检测中的图像差分操作类似。然而,由于对象具有不同的大小和形状,变化检测的结果很大程度上取决于分割的准确性。基于对象的变化检测的另一个挑战是要求选择适当的阈值。由于阈值通常由研究人员直观地定义,可能因

此引入偏差。

针对 VHR,尽管基于对象的变化检测具有独特的优势,但基于像素的变化检测仍然是遥感应用中的重要研究课题。近年来,Bazi^[8,17]和 Celik 等作者^[9]应用水平集方法来处理变化检测。该方法的主要优点是能够避免阈值选择问题,而在基于像素的变化检测方法中很难选择最佳阈值。在基于对象的变化检测方法中,由于 SVM 在处理高维数据中的强大能力,许多研究者选择 SVM 分类器来分类特定对象的特征变化。尽管 SVM 在分类中具有优势,但它需要预先标记训练样本,这限制了 SVM 用于自动变化检测的应用。

为了解决上述问题,本文通过水平集演化和 SVM 分类将基于像素的方法和基于对象的方法结合在一起,以提高变化检测的准确性。首先,提取出基于像素的和基于对象的变化特征;然后,使用多分辨率方法在不同的图像上进行水平集演化,以将变化的与未变化的像素区分开;接下来,用 SVM 分类器自动选择满足变化率条件的训练样本;最终实现了水平集演化和 SVM 方法相结合的变化检测。

1 变化检测方法

首先介绍两种现有的基于像素和基于对象的变化检测方法,然后分析这两种方法的优缺点,将基于像素的方法和基于对象的方法结合在一起,提出本论文的方法。

1.1 多分辨率水平集(MLS) 算法

水平集方法是解决许多图像和视频分析问题的有效方法。在图像分割应用中最著名的是 Chan-Vese 模型^[18]。Bazi 等^[17]首先将其扩展到变化检测应用当中。他们采用多分辨率水平集演化过程(MLS),通过 2 因子连续向下的对图像采样来分析从低分辨率到高分辨率的差分图像。相关的欧拉-拉格朗日方程在等式(1)中给出:

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = \delta(\Phi) \left((X - c_2)^2 - (X - c_1)^2 + v \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right) \right) \quad (1)$$

首先,使用 Chan-Vese 模型将低分辨率的差分图像分割成变化的和未变化的区域,然后将从低分辨率获得的分割结果放大 2 倍,用作下一阶段更高分辨率下的变化检测的初始分割估计,对下一更高

分辨率级重复上述过程,直到最终分割结果到达原始图像分辨率级。有关算法的详细信息,请参考文[7]。该方法巧妙地避免了通过选择阈值将改变的类与未改变的类分开,这在许多现有方法中通常是十分关键的问题。图1,(a),(b)是在不同时间获取的两个有条纹的图像,(c)是差分图像,(d)显示了由MLS方法检测到的变化区域。

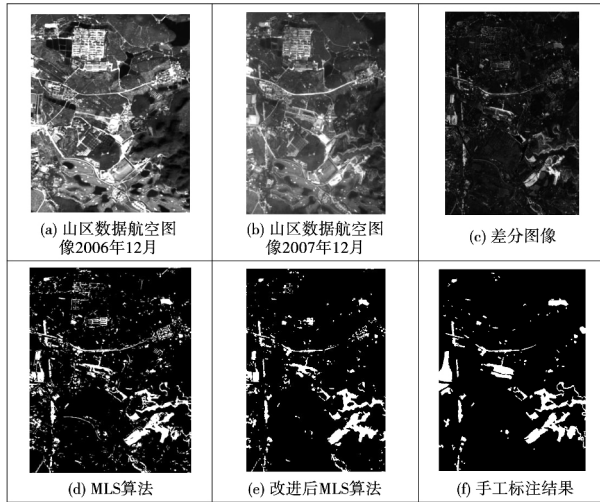


图1 变化检测结果

Fig.1 Results of change detection

1.2 基于SVM的变化检测

SVM分类器已在变化检测应用中得到有效应用,一些研究^[2,13]通过SVM对像素或特征进行分类进行变化检测。Huo等^[1]提出了一种对象级的基于SVM的自动逐级分类方法。这些方法的主要难点是为SVM分类器选择标记训练样本。正如Huo等^[1]所描述的, D_i 越高,变化的概率也就越大。 D_i 是指两幅图像中对象 i 的特征差异。因此,第一个 $\alpha \times N$ 最大部分D(对象特征集)对应的样本被视为正样本。同样的,与第一个 $\alpha \times N$ 最小部分D对应的样本可以被视为负样本, N 是对象的数量。这里本文给出两个(如图2)使用ISVM和变换TSVM^[2]的例子,其中参数 α 设置为0.3。使用ISVM和TSVM分类的结果相似。但它们与地面真实图相比并不相符。后处理或重新优化分类可以改进初始分类结果。值得注意的是,训练样本仅基于相对变化。无论重新优化分类的过程是什么,训练样本的不确定性不会改变。当变化或未变化区域复杂或包含不同类型的变化时,这方法可能失效。

1.3 变化检测方法的提出

上述MLS算法为本文提供了一种新的变化检

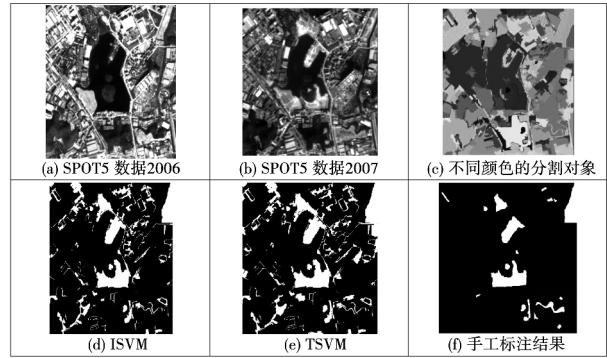


图2 基于支持向量机的分类对象级变化检测图

Fig.2 Change detection images of object-level method based on level set evolution classification

测方法。值得注意的是,MLS方法在处理VHR遥感图像中会产生大量噪声,如图1(d)所示。为了解决该问题,本文提出了一个改进型的添加邻域约束的MLS方法。Chan-Vese模型假设相邻像素的标签是独立的,这在大多数图像分割任务中是不相符的。通过考虑每个像素的邻近标签关系对Chan-Vese^[14]模型改进,添加惩罚项 $P(x|N_x)$:

$$P(x \in w_i | N_x) = \exp \left\{ - \left(\frac{N_L}{(N_1 + N_2) \cdot \sigma} \right)^2 \right\}, \quad (2)$$

$$L = \begin{cases} 1, & i=2 \\ 2, & i=1 \end{cases}$$

其中: N_1 和 N_2 分别是标签不变和标签改变的相邻像素的数量。 N_x 表示像素 x 的邻域。 w_i 表示类标签(包括已变化类和未变化类)。对于分段常数情况,能量函数的推到为:

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = \delta(\Phi) \left((X - c_2)^2 - (X - c_1)^2 + \eta(\beta_2(X) - \beta_1(X)) + v \operatorname{div} \left(g(X, \alpha) \frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right) \right) \quad (3)$$

其中: Φ 为水平集函数; δ 为狄拉克 δ 函数; β 为惩罚项的对数概率; η 为可以控制惩罚项影响的参数; c_1 和 c_2 分别为变化和未变化类的平均值; $v \geq 0$, $g(X, \alpha)$ 在均匀区域为正,在边缘为零; div 表示散度运算符。改进的MLS(MLSNC)的一般过程如下:

步骤1:设置分辨率级 L 的数量,并且通过因子 2^i ($i=0,1,\dots,L$)向下采样差分图像 X 来生成低分辨率图像。

步骤2:设置 $i=L$ 和演化迭代的次数 N_{iter} ,并初始化水平集。

步骤3:在级别 i 上运行Chan-Vese算法以获得

粗略轮廓。

步骤 4: 运行改进的演化模型以获得精细轮廓。

步骤 5: 取样分割结果, 设置 $i = i - 1$ 并重复步骤 3 和 4, 直到 $i = 0$ 。

步骤 6: 在像素级上生成变化检测结果。

图 1 给出了在 VHR 图像上由 MLS 和改进的 MLS 算法检测到的变化。从图 1(d) 可以看出, MLS 方法存在很多噪声, 例如孤立噪声, 变化区域中的孔或锯齿边界, 这是由于在曲线演化阶段不考虑像素之间空间关系的结果。从图 1(e) 可以看出, 通过对差分图像应用邻域约束可以提高 MLS 算法的性能。

虽然改进的 MLS 算法可以获得变化区域并降低对噪声的影响, 但是在 VHR 图像中还是会存在太多的噪声, 如图 1(e) 所示。基于 SVM 的分类方法为高维数据集分类提供了一种途径, 并描述类之间的非线性决策边界。然而, SVM 分类器需要适当的训练样本。为了解决这些问题, 本文将它们组合在一起以改善变化检测性能。本文提出的方法过程如下:

步骤 1: 运行改进的 MLS 算法, 得到像素级的变化信息。

步骤 2: 计算每个对象 CR_i 的变化率, 基于阈值 T_{max} 获得初始变化图 M_L 。其中 $CR_i \geq T_{max}$ 的区域被认为是改变的对象。

步骤 3: 选择训练样本以训练 SVM 分类器。满足 $CR_i \geq T_{max}$ 的对象为正样本, 相反, 满足 $CR_i \leq T_{min}$ 的对象为负样本。

步骤 4: 通过分类整个特征集得到变化图 M_S 。

步骤 5: 通过融合 M_L 和 M_S 的结果获得最终变化图。

与基于像素的变化指标不同, 特征的消失或出现经常发生在对象内, 这意味着对象可以部分地改变(例如, 小的, 中等的或主要的变化)。阈值 T_{max} 和 T_{min} 将对象集分成 3 个类, 如图 3 所示。满足条件 $CR_i \geq T_{max}$ 的对象会发生大的或完全的变化。这样的类被标记为变化类。满足条件 $CR_i \leq T_{min}$ 的对象将没有变化或只有微小的变化。本文假定这些对象是不变的。理论上落入阈值之间的对象所在的区域被认为是不确定区域。如何对不确定区域中的对象进行分类成为一个关键问题。幸运的是, 本文有来自改进的基于像素的 MLS 算法的正和负样本。将 SVM 分类器应用到训练样本, 可以得到整个集合的改变图。

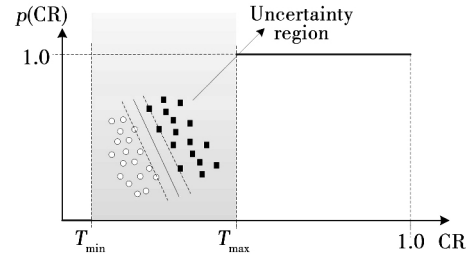


图 3 变换率和不确定区域的定义

Fig. 3 Definition for conversion rate and uncertainty region

2 数据集介绍和实验设计

2.1 遥感数据

在实验中, 本文采用了多种不同时间获得的遥感图像数据集。第 1 个数据集包含 2006 年和 2007 年 12 月获得的高分辨率(6407 × 5521 像素) SPOT5 多光谱图像。运用该影像数据的部分区域进行了第 1 和第 2 个实验。第 2 个数据集是分别在 2000 年和 2005 年获得的大小为 492 × 394 像素的两幅航空图像。

2.2 预处理

遥感图像的图像配准和辐射标准化是非常必要的预处理步骤, 在本文中, 不同时间的图像数据通过配准算法^[9]进行自动配准, 配准误差小于 0.5 像素(RMSE)。通过使用直方图匹配法来实现相对辐射校正。选择具有大相关系数的像素作为用于辐射校正的不变类。最后, 计算每波段的直方图, 并且将累积直方图相对于参考直方图作调整。

2.3 分割和变化特征提取

在基于对象的变化检测任务中, 通常对遥感图像进行分割, 用以产生可以从中生成分割对象的“区域”或超像素, 从而使得遥感图像分析对于配准误差不敏感, 也对噪声更鲁棒。本文选择 Felzenszwalb 和 Huttenlocher^[10]中提出的基于图的分割方法来将双时间图像划分为有意义的对象。在对共同配准图像作分割后, 再根据 Huo 等提出的比较后处理获得最终对象。

像素级变化特征图通常称为“差分图像”, 其可以用于共同配准的多光谱图像 $D(x, y)$ 来表示。

$$D(x, y) = \frac{1}{C} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^C (I_1^{(i)}(x, y) - I_2^{(i)}(x, y))^2} \quad (4)$$

对象 R_j 基于对象的变化幅度由 D_j 描述^[11]:

$$D_j = \frac{1}{\|R_j\| \times C} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^C \sum_{(x,y) \in R_j} (I_1^{(i)}(x,y) - I_2^{(i)}(x,y))^2} \quad (5)$$

其中: C 为光谱带的数量; $I_1^{(i)}(x,y)$ 为在第 i 个带的位置 (x,y) 处的光谱值, $\|R_j\|$ 为区域 R_j 内的像素数。一般来说, 只有对象级差异 D_j 不能足以提取 VHR 图像中包含的变化, 因此将原始光谱值相加以形成变化特征向量。

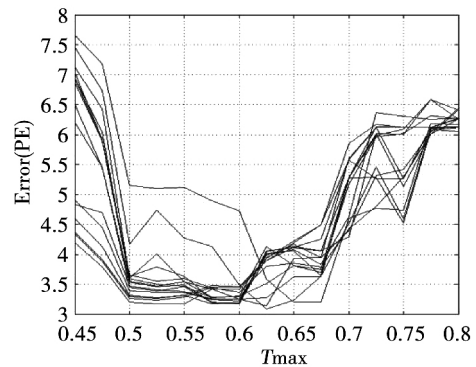
$$F_i = [I_1^{(1)}(R_i), \dots, I_1^{(c)}(R_i), I_2^{(1)}(R_i), \dots, I_2^{(c)}(R_i), D_i] \quad (6)$$

3 实验结果与讨论

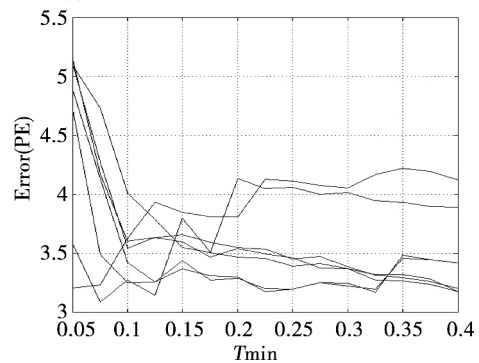
为了验证本文提出方法的有效性, 本文使用不同时间得到的 VHR 图像进行实验。对于水平集演化, 参数值的设置为与 MLS 算法相同^[17]。本方法设置水平集模型的正则化参数 $\mu = 0.1$, 时间和步长分别为 $\Delta t = 0.1$ 和 $\eta = (c_1 - c_2)^2$ 。分辨率的数量固定为 3 个级别(即低、中和高)。低、中和高分辨率的迭代次数分别固定为 400, 200 和 100。在改进的 MLS 分割程序中, 3 个分辨率级别中加权系数都为 0.5。阈值 $T_{\max}$ 和 $T_{\min}$ 的确定对于在 SVM 分类之前选择训练样本是非常重要的。如图 4 所示, 使用图 2 中的图像, 对所提出的方法当 $T_{\max}$ 在 0.5 ~ 0.6 之间且 $T_{\min}$ 在 0.1 ~ 0.3 之间时可以获得良好的性能。在以下实验中, 设置 $T_{\max} = 0.5$ 和 $T_{\min} = 0.1$, 采用高斯径向基函数内核 $K(a, b) = e^{-\|a-b\|^2}$ 为 SVM 内核模型, 通过实验参数 $\gamma = 10$ 。本文采用 SVMlight 软件, SVM 分类器包括 TSVM 和 ISVM。为了简化不同方法的描述, 本文将 MLS(MLSNC) 与 ISVM 组合的方法命名为 MLS_ISVM(MLSNC_ISVM)。ISVM_CD(TSVM_CD) 表示使用具有 $0.3 \times N$ 最大和最小对象特征集的样本分别用于训练 ISVM(TSVM) 的方法, 并且所有对象被分类为变化和未变化类。

第 1 个数据集是 2006 年和 2007 年 12 月获取的高分辨率(6407×5521 像素) SPOT5 多光谱图像。在拍摄时间内一些草地变为裸露土地, 一些新建筑物出现。选择 750×1000 像素的小区域进行实验。通过 MLS 和 MLSNC 算法获得的变化检测结果如图 5 所示, 其验证了基于像素的方法检测 VHR 图像变化的局限性。图 5(a) 显示不同颜色的分割对象。图 5(b) 和 5(c) 分别是 ISVM_CD 和 TSVM_CD 的结果。由图可见, 许多道路区域和建筑物被错误地归

类为变化区域。MLSNC_ISVM 方法给出的结果与手工标注的较为接近。实验表明, 本文所提出的方法比 MLS 算法和基于 SVM 的分类方法效果要好。



(a) 每行的错误率随着 $T_{\max}$ 值的不同而变化



(b) 错误率随着不同的 $T_{\min}$

图 4 不同错误率的 $T_{\max}$ 和 $T_{\min}$

Fig. 4 $T_{\max}$ and $T_{\min}$ at different error rate

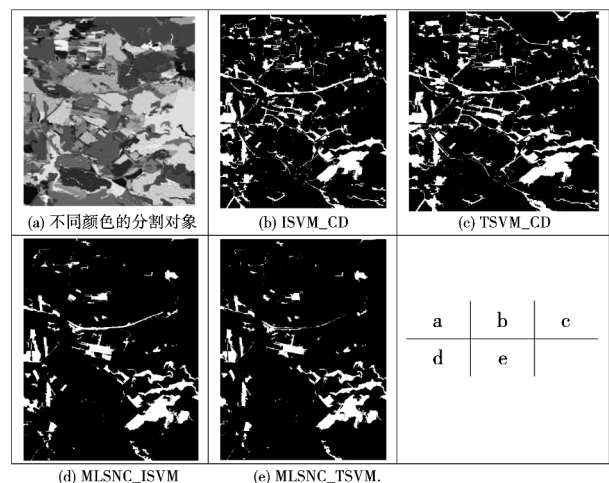


图 5 变化检测结果

Fig. 5 Results of change detection

实验二中, 本文选择了 512×512 像素大小的区域, 如图 6 所示。在两个不同的拍摄日期, 水域和草地部分成为裸露土地。图 6(a) 和 (b) 分别示出了 MLS 和改进的 MLS 方法的变化检测结果。从结果

中可知,两种算法都可以检测变化的区域。此外,通过对差分图像应用邻域约束,提高了 MLS 抗噪声的性能。显然,这两种方法会产生许多小的噪声区域。MLS_ISVM 和 MLS_TSVM 方法生成类似的结果,由于输入数据是基于对象的,所以消除了许多噪声区域。与上述方法相比,MLSNC_TSVM 方法具有最佳的变化检测性能。实验证明,MLSNC 和 SVM 的结合比 MLS 和 SVM 的结合产生更好的变化检测结果。

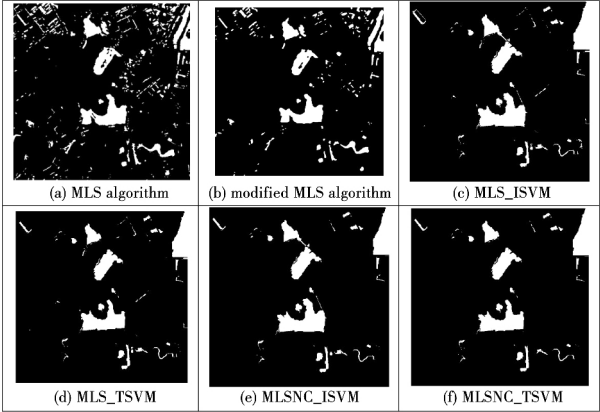


图 6 变化检测结果

Fig. 6 Results of change detection

在实验三中本文采用了分别在 2000 年和 2005 年拍摄的航空影像,如图 7 所示截取 492×394 区域。在拍摄图像期间增加了几片新建筑物。从图 7 可以看出本文提出的算法结果更接近真实的变化结果。基于 SVM 的分类方法(ISVM_CD, TSVM_CD) 产生更多的变化对象。与其他方法相比,MLS 和 MLSNC 方法有更多的噪声。在实验中,比率等于或大于 $T_{\max}$ 的白色物体被认为是变化的物体(M_L),如图 7(j) 所示用作正样本。本文使用训练的 SVM 模型来分类所有对象,图 7(k) 显示最终的分类结果 M_S 。实验表明,本文的大多数实验表明这样的分类结果 M_S 是可行的。并提出使用 M_L 和 M_S 的结合来改进分类结果作为最终变化的图。图 7(i) 是依据本文提出的方法所获得的最终结果。值得注意的是,本文所提出的方法通过对所有图像对应用相同的水平集初始化和 SVM 训练参数可以产生良好的变化检测性能,这证明了本文的检测算法是有效的。

基于手工标注的变化检测结果,本文采用下面 3 个指标来评价算法性能: ①错误率(PE); ②误报率(PF); ③漏报率(PM)。第一个指标通常是最重要的。表 1 列出了对比结果,对于 TSVM_CD 方法,每个评价结果都比较差。对于第一数据集,确实存

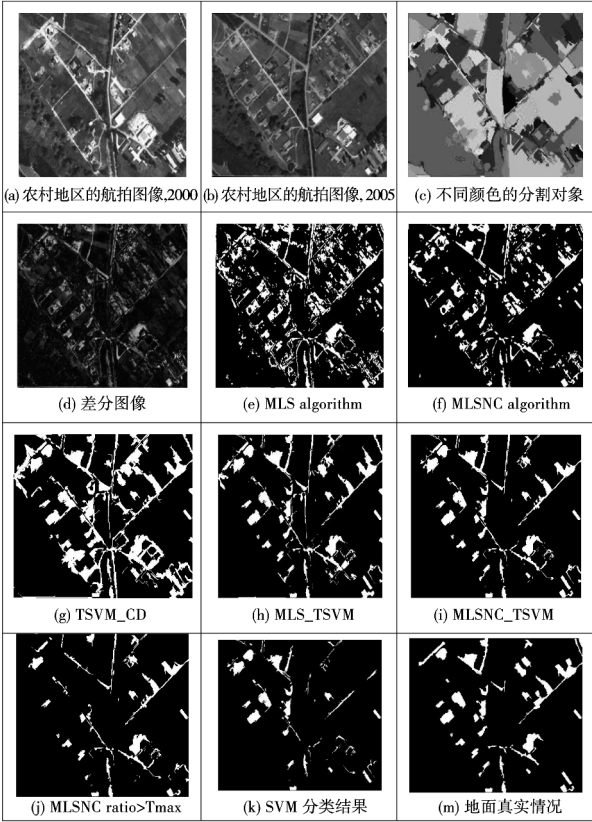


图 7 变化检测结果

Fig. 7 Results of change detection

在许多小的变化区域,因此基于像素(MLSNC) 的方法具有好的检测性能。由于对象分割问题,地面真实图中的小变化区域不被分割为对象,从而导致无法检测出这些区域。3 个实验的结果表明,本文所提出的算法的精度明显优于其他两种算法。

表 1 不同方法的错误率

Tab. 1 Error rate for different methods

	方法	不同方法的错误率				
		MLS	MLSNC	TSVM_CD	MLS_TSVM	MLSNC_TSVM
山区(图 5)	PE	5. 94	3. 42	13. 1	6. 31	5. 82
	PF	4. 42	2. 09	11. 77	4. 06	3. 62
	PM	23. 15	18. 5	28. 11	31. 78	32. 68
城区(图 6)	PE	6. 78	4. 26	11. 05	1. 17	0. 97
	PF	5. 59	2. 68	11. 3	0. 54	0. 32
	PM	21. 59	23. 88	7. 86	8. 93	9. 04
乡村(图 7)	PE	14	10. 02	11. 38	4. 4	2. 71
	PF	12. 46	7. 83	11. 94	4. 15	1. 88
	PM	29. 6	32. 65	5. 69	6. 98	11. 3

在实验中,当参数 η 设置为 0 时与 Bazi 的方法效果相同。为了引入邻域约束本文根据变化和未变

化的类的平均值自适应地设置参数 η 。通过实验表明这样的参数设置更合理。对于 ISVM_CD 和 TS-VM_CD 方法,本方法根据实验和 Huo 等工作^[1]将参数设置为: $\alpha = 0.3$ 。尽管本文提出的方法与其他方法相比获得了更好的结果,但是当差异图像包含不同类型的变化时,因为水平集对初始化较为敏感,它仍可能会失效。

4 结 语

本文提出了一种通过结合多分辨率水平集演化和 SVM 分类的自动变化检测方法。通过改进水平集模型并将其应用在像素级变化检测中,进而选择样本训练 SVM 分类器。分类后,将像素级的变化检测结果与对象级的结果相结合完成最终的变化检测。针对 VHR 图像,基于像素的水平集演化由于对象内的差异性存在过多噪声,而基于 SVM 的方法需要预先标记训练样本。本文将这两种方法结合在一起,实验表面可以有效提高变化检测精度。然而,与大多数现有的基于对象的变化检测方法一样,本文所提出的方法仍然依赖于图像分割的精度。将图像分割成合适的有意义的对象或超像素将是本课题组未来工作的一个方向。

参 考 文 献:

- [1] CHANG Ni-Bin, HAN Min. Change Detection of Land Use and Land Cover in an Urban Region with SPOT-5 Images and Partial Lanczos Extreme Learning Machine [J]. Journal of Applied Remote Sensing, 4, 043551, 2010(4): 1-15.
- [2] GHOSH A, MISHRA N S, GHOSH S. Fuzzy Clustering Algorithms for Unsupervised Change Detection in Remote Sensing Images [J]. Information Sciences, 2011(181): 699.
- [3] JI W, MA J, TWIBELL R W, et al. Characterizing Urban Sprawl Using Multi-stage Remote Sensing Images and Landscape Metrics [J]. Computers, Environment and Urban Systems, 2006(30): 861.
- [4] BRUZZONE L, PRIETO D F. Automatic Analysis of the Difference Image for Unsupervised Change Detection [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2000(38): 1171.
- [5] IM J, JENSEN J R, MICHAEL E. Optimizing the Binary Discriminant Function in Change Detection Applications [J]. Remote Sensing of Environment, 2008(112): 2761.
- [6] ROUHOLLAH Dianat, SHOHREH Kasaei. Change Detection in Remote Sensing Images Using Modified Polynomial Regression and Spatial Multivariate Alteration Detection [J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2009(3): 033561.
- [7] BAO Nisha, LECHNER Alex M. Comparison of Relative Radiometric Normalization Methods Using Pseudo-invariant Features for Change Detection Studies in Rural and Urban Landscapes [J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2012(6): 063578.
- [8] BAZI Y, MELGANI F. A Variational Level-set Method for Unsupervised Change Detection in Remote Sensing Images [J]. In Proc. IEEE Int. Conf. Geosci. Remote Sens. Symp., 2009(2): 984.
- [9] CELIK Turgay, MA Kai-Kuang. Multitemporal Image Change Detection Using Undecimated Discrete Wavelet Transform and Active Contours [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2011, 49(2): 706.
- [10] PIJANOWSKI B C, PITHADIA S, SHELLITO B A, et al. Calibrating a Neural Network-based Urban Change Model for Two Metropolitan Areas of the Upper Midwest of the United States [J]. International Journal of Geographical Information Science, 2005(19): 197.
- [11] HUO Chunlei, ZHOU Zhixin, LU Hanqing, et al. Fast Object-level Change Detection for VHR Images [J]. IEEE GeoScience and Remote Sensing Letters, 2010, 7(1): 118.
- [12] VOLPI Michele, TUIA Devis, BOVOLO Francesca, et al. Supervised Change Detection in VHR Images Using Contextual Information and Support Vector Machines [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2011(20): 77.
- [13] IM J, JENSEN J R, TULLIS J A. Object-based Change Detection Using Correlation Image Analysis and Image Segmentation [J]. International Journal of Remote Sensing, 2008, 29(2): 399.
- [14] SU W, LI J, CHEN Y, et al. Textural and Local Spatial Statistics for the Object-oriented Classification of Urban Areas Using High Resolution Imagery [J]. International Journal of Remote Sensing, 2008(29): 3105.
- [15] HUSSAIN Masroor, CHEN Dongmei, CHENG Angela, et al. Change Detection from Remotely Sensed Images: From Pixel-based to Object-based Approaches [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2013(80): 91.
- [16] CHEN Gang, GEOFFREY J Hay, LUIS M T, et al. Object-based Change Detection [J]. International Journal of Remote Sensing, 2012, 33(14): 4434.
- [17] BAZI Y, BRUZZONE L, MELGANI F. Unsupervised Change Detection in Multispectral Using Level Set Methods [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 48(8): 3178.
- [18] BOVOLO F, BRUZZONE L, MARCHESE Silvia. Analysis and Adaptive Estimation of the Registration Noise Distribution in Multitemporal VHR Images [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2009, 47(8): 2658.
- [19] ZHANG Jieyu, QIANG Chen. A Highly Repeatable Feature Detector: Improved Harris-Laplace [J]. Multimedia Tools and Applications, 2011(52): 175.
- [20] FELZENSZWALB P F, HUTTENLOCHER D. Efficient Graph-based Image Segmentation [J]. International Journal of Computer Vision, 2010, 59(2): 167.

(编辑: 温泽宇)