

# 有监督上下文相似度图像变化检测<sup>①</sup>

高雷阜, 李超

(辽宁工程技术大学 理学院, 阜新 123000)

**摘要:** 图像变化检测中存在变化区域过高估计的问题. 为解决此问题, 提出一种基于上下文相似度的有监督图像变化检测方法, 用于二时刻高分辨率多光谱卫星图像的变化检测. 利用上下文相关度和像素点相邻部分的局部斜率和截距来描述变化方向, 然后通过带有局部斜率和截距的支持向量机(SVM)进行图像变化检测. 数值实验得出了用于高分辨率地震(包括建筑损毁)二元多光谱图像的变化检测的结果. 与已有方法相比, 明显抑制了错分类现象, 对于解决变化区域过高估计问题是有效的.

**关键词:** 上下文; 相似度; 有监督; 支持向量机; 变化检测

## Image Change Detection with Supervised Context Similarity

GAO Lei-Fu, LI Chao

(College of Science, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China)

**Abstract:** To deal with the problem that changed areas are overestimated in image change detection, a context-sensitive similarity based supervised image change detection method is proposed and applied in bi-temporal high resolution and multispectral satellite image change detection. It exploits both context-sensitive magnitude and direction of change in the vicinity of each pixel by means of local intercept and slope, and uses support vector machine (SVM) with local intercept and slope for image change detection. The results are from experiments for change detection of high resolution bi-temporal multispectral earthquake images including building damage. It is obvious that the false alarms are mostly reduced, which means it is effective for solving changed area overestimation problems.

**Key words:** context-sensitive; similarity; supervised; SVM; change detection

遥感图像变化检测<sup>[1]</sup>对于地表目标变化分析具有重要的参考价值. 随着图像种类的增加和数据量的大规模增长, 变化检测方法所面临的问题也越来越多. 变化检测方法的精确度也亟需提高. 因此, 设计精确有效的变化检测方法, 尽可能避免错分类和漏分类问题, 成为变化检测研究的重点.

经典变化检测方法大体可分为无监督和有监督. 无监督方法虽然速度较快、精确度较高, 但仅适用于小规模数据. 有监督的方法随着遥感数据的日趋庞大得到了更广泛应用. 按处理次数, 有监督方法又可分为后分类和多日期直接对比. 文献[2]的后分类方法基于对两幅已经分好类的图像的对比获得变化矩阵, 但

单次的分类错误会带入后面的分类, 对最终结果造成影响; 而文献[3]的多日期直接对比方法是将二时刻图像集中后一次性进行分类, 错误不会延续. 但传统的变化检测方法均容易造成变化区域过高估计的问题. 其优势在于不需要大气修正.

针对上述问题, 提出一种改进的多日期直接对比检测方法——有监督上下文相似度图像变化检测. 对上下文<sup>[4]</sup>相似度(即相邻斜率和截距信息)进行测量, 然后利用支持向量机<sup>[5]</sup>进行精确分类. 通过包含建筑损毁的地震图像变化检测数值实验来验证方法效果, 实验结果证明所提方法对于建筑相邻变化的测量有助于改进建筑损毁检测精确度.

<sup>①</sup> 基金项目:国家自然科学基金(11401284);高校博士学科点专项科研联合基金(20132121110009)

收稿时间:2015-12-21;收到修改稿时间:2016-02-02 [doi:10.15888/j.cnki.csa.005322]

## 1 算法背景

### 1.1 上下文相似度测量

卫星图像分类<sup>[6]</sup>的传统方法假设在光谱特征空间中,属于同一类的像素是相邻的.利用这一假设,常用的受可能性导向的方法将相邻像素分到相同类中.对于不同类反映出不同光谱特征<sup>[7]</sup>的情况,这种假设是成立的.然而当不同类反映出的光谱特征近似时,受可能性导向<sup>[8]</sup>的方法就失效了,这种情形在高分辨率<sup>[9]</sup>卫星图像中十分普遍.因此,单纯依靠像素值的变化检测方法会产生大量错分类和漏分类现象.为了使像素能够被准确分离并归类于有变化和无变化类,所提基于有监督分类框架<sup>[10]</sup>的方法以上下文相似度测量作为重要环节.上下文相似度测量的依据是斜率和截距.上下文相关的斜率和截距信息有助于处理噪声和异常值,能够最小化错误率.这一点通过将所提上下文相关且相似的斜率和截距与上下文非相关但相似的指标——角度,以及上下文非相关非相似的指标——距离,对比得出.

图 1, 2, 3 展示的二维方案中,点  $x_{t1}$  代表在  $t_1$  时刻的像素值,  $x_{t2a}$ ,  $x_{t2b}$  和  $x_{t2c}$  代表  $t_2$  时刻的三个像素值.假设所有这些点都有相同的类别标签(有变化或无变化).距离上,  $x_{t2a}$  和  $x_{t2b}$  比  $x_{t2c}$  到  $x_{t1}$  的距离更短.

图 1 基于上下文非相关的角度,由于  $x_{t2a}$  与  $x_{t1}$  夹更大的角度,而  $x_{t2b}$  和  $x_{t2c}$  与  $x_{t1}$  夹相同的小角度,  $x_{t2a}$  将标为与  $x_{t2b}$  和  $x_{t2c}$  不同的类别.所以,在这种情况下用上下文非相关的角度作为测量标准会产生对  $x_{t2a}$  的错误分类.

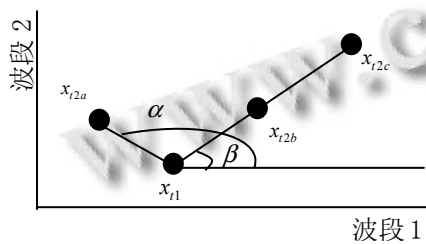


图 1 二维空间基于上下文非相关的角度信息的变化检测

图 2 基于上下文非相关的距离,点  $x_{t2a}$  和  $x_{t2b}$  因为与  $x_{t1}$  的距离较小,点  $x_{t2c}$  与  $x_{t1}$  的距离较大,  $x_{t2c}$  将会标为与  $x_{t2a}$  和  $x_{t2b}$  的不同类.这也会造成对点  $x_{t2c}$  的错误分类.

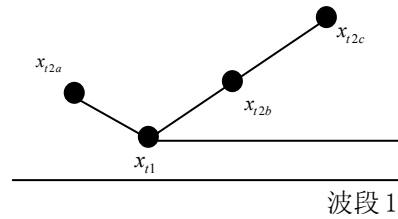


图 2 二维空间基于上下文非相关的距离信息的变化检测

图 3 基于所提上下文相关的斜率和截距,回归线可以模拟这种情况,所有的点由于有与  $x_{t1}$  相同的斜率和截距特征,被正确地分类为相同类.

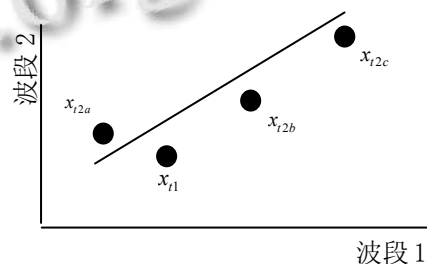


图 3 二维空间基于上下文相关的斜率截距的变化检测

所以,用上下文相关的斜率和截距来改进对图像变化的检测能够降低错分率,一定程度上解决变化区域过高估计的问题.下文给出上下文相关的斜率和截距的数学框架——局部斜率和截距.

考虑两幅分别拍摄于  $t_1$  和  $t_2$  时刻 ( $t_1 < t_2$ ) 的标准多光谱图像  $f(x, y, z)$  和  $g(x, y, z)$ , 大小为  $l \times m \times b$ . 设  $s = \{s(i, j), 1 \leq i \leq l, 1 \leq j \leq m\}$  和  $a = \{a(i, j), 1 \leq i \leq l, 1 \leq j \leq m\}$  分别为计算所得的斜率图像和截距图像,如式(1)和(2).

$$s(i, j) = \frac{\sum_{x \in \omega} \sum_{y \in \omega} [f(i+x, j+y) - \bar{f}(i, j)][g(i+x, j+y) - \bar{g}(i, j)]}{\sqrt{\sum_{x \in \omega} \sum_{y \in \omega} \|f(i+x, j+y) - \bar{f}(i, j)\|^2}} \quad (1)$$

$$a(i, j) = \bar{g}(i, j) - s\bar{f}(i, j) \quad (2)$$

式中

$$\bar{f}(i, j) = \frac{1}{b\omega^2} \sum_{x \in \omega} \sum_{y \in \omega} \sum_{k=1}^b f(i+x, j+y, k)$$

$$\bar{g}(i, j) = \frac{1}{b\omega^2} \sum_{x \in \omega} \sum_{y \in \omega} \sum_{k=1}^b g(i+x, j+y, k)$$

$\omega$  是环绕第  $(i, j)$  个像素的窗口大小,  $i$  是窗口中心的  $x$  轴像素值,  $j$  是窗口中心的  $y$  轴像素值,  $x$  是窗口内的  $x$  轴像素值,  $y$  是窗口内的  $y$  轴像素值;  $f(i, j)$  在变化

前  $t_1$  时刻图像中坐标  $(i, j)$  位置,  $g(i, j)$  在变化后  $t_2$  时刻图像中坐标  $(i, j)$  位置,  $\bar{f}(i, j)$  是像素  $(i, j)$  周围给定窗口大小  $\omega \times \omega$  的图像均值,  $\bar{g}(i, j)$  是像素  $(i, j)$  周围给定窗口大小  $\omega \times \omega$  的图像均值. 窗口大小对计算局部特征有显著影响. 小窗口能够提供更多的图像细节信息, 同时便于处理独立像素噪声.

在地震遥感图像变化检测问题中, 当建筑倒塌(完全损毁)时, 由于建筑阴影的移动, 变化不仅发生在建筑位置, 还同时发生在相邻位置. 传统方法容易造成变化区域过高估计的问题. 针对此问题, 需要对上下文相似度, 即建筑位置相邻斜率和截距信息进行测量.

### 1.2 支持向量机

在过去的几十年中, 卫星图像的分类算法层出不穷, 其中支持向量机(SVM)是一种适应范围广、分类能力强的算法. 支持向量机以统计学理论为基础, 基于结构风险最小化原则, 具有坚实的数学基础和先进的优化技术, 对小样本数据、非线性数据均有很高的分类精确度. 由于测试数据更加泛化, 近年来支持向量机在卫星图像应用领域, 包括多光谱和高光谱图像分类, 得到了广泛关注.

相对于传统的用统计学标准进行分类, 支持向量机的优势在于利用了基于几何边缘的标准, 即既不需要任何统计特征的估计, 也不需要类别的统计分布建模. 支持向量机适用于卫星图像变化检测问题的主要特点是: 1)最小结构风险以更好地泛化测试数据的能力; 2)善于处理休斯现象; (3)用核函数为原始空间中的非线性分类数据找到线性分隔函数的能力; (4)目标函数的凸性确保能用线性二次规划找到目标函数的唯一解. 下面给出支持向量机用于图像分类的基本准则.

考虑多光谱图像  $I$ , 大小为  $l \times m \times b$  像素. 设训练集  $D = \{X, Y\}$  容量为  $n$ , 每个样本为  $(x_i, y_i)$ ,  $i = 1, \dots, n$ ,  $x_i$  为二维像素,  $X = \{x_i | x_i \in R^b, i = 1, \dots, n\} \subset I$ ,  $Y = \{y_i | i = 1, \dots, n\}$  为对应类别的标签集. 由于二元变化检测问题只包含有变化和无变化两个类别, 所以  $y_i$  只取两个值. 支持向量机的目的在于通过构建一个超平面  $H: y = \langle \omega \cdot x \rangle + b = 0$  将二维特征空间分成两个子空间, 一个为有变化类, 另一个为无变化类. 待测像素的有无变化标签由  $f(x) = \langle \omega \cdot x \rangle + b$  来确定. 标签  $y = +1$  代表变化类,  $y = -1$  代表无变化类. 像素的有无变化标签由式(3)给出

$$\begin{cases} f(x) > 0 \Rightarrow x \in +1 \\ f(x) \leq 0 \Rightarrow x \in -1 \end{cases} \quad (3)$$

设  $H^+$  和  $H^-$  是平行于  $H$  的两个超平面

$$\begin{aligned} H^+ : f(x) &= \langle \omega \cdot x \rangle + b = +1 \\ H^- : f(x) &= \langle \omega \cdot x \rangle + b = -1 \end{aligned} \quad (4)$$

在训练阶段,  $\omega$  和  $b$  的值是在  $H^+$  和  $H^-$  之间无样本的情况下计算所得. 用拉格朗日理论来找到式(4)的最优解, 引入拉格朗日乘子  $\alpha_i^n$ , 则拉格朗日对偶为

$$\begin{cases} \max_{\alpha} : \left\{ \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j \langle x_i \cdot x_j \rangle \right\} \\ \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0, \alpha_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (5)$$

库恩塔克条件(KKT)给出了最优化问题的深入解法. 按照库恩塔克条件, 对于每一个  $i = 1, 2, \dots, n$ , 有  $\alpha_i^* = 0$  或  $y_i(\langle \omega^* \cdot x_i \rangle + b^*) - 1 = 0$ . 考虑到当  $\alpha_i^* > 0$  时, 一些点  $(x_i, y_i) \in D$ , 即为满足库恩塔克条件, 有  $y_i(\langle \omega^* \cdot x_i \rangle + b^*) - 1 = 0$ , 或

$$\begin{aligned} \langle \omega^* \cdot x_i \rangle + b^* &= +1 \\ \langle \omega^* \cdot x_i \rangle + b^* &= -1 \end{aligned} \quad (6)$$

式(6)的两个方程等价于超平面  $H^+$  和  $H^-$  的方程(式(4)), 即带有非零拉格朗日乘子  $\alpha_i^* > 0$  的训练点  $(x_i, y_i)$  由其标签  $y_i$  决定落于哪个超平面. 这个约束的存在决定了超平面  $H^+$  和  $H^-$  间的边缘不能超越它. 带有非零拉格朗日乘子的点被称为支持向量. 显然  $b^*$  不在拉格朗日运算式中, 而应该从下列原始约束中计算:

$$b^* = -\frac{\max_{y_i=-1}(\langle \omega \cdot x_i \rangle) + \min_{y_i=+1}(\langle \omega \cdot x_i \rangle)}{2} \quad (7)$$

一旦  $\omega^*$  和  $b^*$  的值通过解决最优化问题计算得出, 决策函数就变为:

$$\hat{f}(x) = \langle \omega^* \cdot x \rangle + b^* = \left( \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i x_i \right) \cdot x + b = \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i \langle x_i \cdot x \rangle + b \quad (8)$$

实际上, 数据集很少有线性可分的. 上述线性支持向量机可以推广到数据集非线性可分的情况. 基本思想是将输入空间中非线性数据集通过某种变换映射到线性可分的高维特征空间  $\Phi(x) \in R^{b'} (b' > b)$  中. 这种变换称为核变换, 支持向量机优点是做核变换没有计算代价. 令映射  $\Phi: R^b \rightarrow R^{b'} (b' > b)$  的核函数为:

$$K(x_i, x_j) = \langle \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j) \rangle, i = 1, 2, \dots, n \quad (9)$$

Mercer 理论未给出成为函数的有效核需要满足的条件. 常用的非线性核函数有:

- ① 齐次多项核:  $k(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j)^d, d \geq 2$

② 非齐次多项核:  $k(x_i, x_j) = ((x_i, x_j) + c)^d, d \geq 2, c > 0$

③ 高斯核:  $k(x_i, x_j) = e^{-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}}, \sigma > 0$

为找到高维空间中的支持向量, 在最优化问题中引入核变换如下

$$\begin{cases} \max_{\alpha} : \left\{ \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j k(x_i, x_j) \right\} \\ \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0, \alpha_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (10)$$

早期的支持向量机分类模型采用硬间隔分类器, 早期的支持向量机分类模型采用硬间隔分类器, 要求两类数据点严格分布于分离区域两边. 若两类数据存在混迭或噪声, 用硬间隔分类支持向量机就较难进行分类, 除非采用很强的核函数. 但过强的核函数容易导致过拟合(over-fitting), 泛化性能大大降低. 在通常的卫星图像变化检测问题中, 实际数据并不完备, 包含噪声和奇异值. 为了克服硬间隔支持向量机的不足, 采用软间隔分类算法, 引入松弛变量, 允许数据点进入分离区域甚至越过分类超平面而出现可以接受的一定数量的错分类. 软间隔分类算法以分类间隔与错分类样本数的加权和作为优化的目标函数, 通过忽略含噪训练点来生成较简单的决策面, 通过正则化参数  $C(C > 0)$  来控制模型复杂性和分类误差之间的平衡, 能够实现较高的泛化性能, 效果较好. 这种目前应用最广泛、最具代表性的支持向量机分类算法通过定义以下松弛变量来完成

$$\xi_i(x_i, x_j, (\omega, b)) = \xi_i = \max[0, 1 - y_i((\omega \cdot x_i) + b)] \quad (11)$$

松弛变量决定着用以评价分类方法好坏的罚函数. 这样支持向量机就能够处理奇异值和噪声. 包含松弛变量的最优化问题重新整理为

$$\begin{cases} \min_{\omega, b} : \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ y_i \cdot [(\omega \cdot x_i) + b] \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0, \forall i = 1, \dots, n \end{cases} \quad (12)$$

式中, 常数  $C(C > 0)$  用于控制目标函数中“寻找边缘最大的超平面”和“保证数据点偏差最小”之间的平衡.  $C$  取太大的值能强制优化过程找到带有少量非零松弛变量的解, 最终导致小边缘. 但这样可能会造成数据插值过量和低泛化能力. 如果  $C$  取值太小, 分类方法忽略过多错误分类, 使生成的超平面边缘过大.

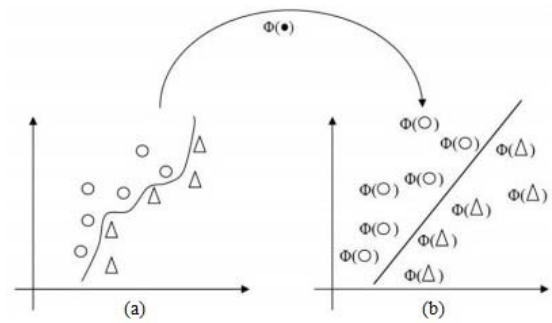


图 4 通过核函数从输入空间向高维特征空间的数据变换(a)输入空间(b)核函数方法高维特征空间

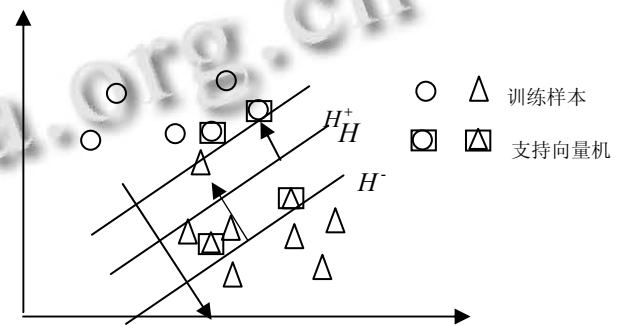


图 5 非线性可分离情况的软边缘分类器

## 2 基于上下文相似度的有监督图像变化检测方法

所提基于上下文相似度的有监督图像变化检测方法基本原理为: 如果在相邻的时刻  $t_1$  和  $t_2$  之间引入像素光谱特征变化率, 支持向量机就能生成更好的分类结果. 相邻结构对于截距和斜率形式的上下文特征传递起到关键作用. 从相邻像素得出的上下文信息提供了变化的方向和程度. 理论上, 如果时刻  $t_1$  和  $t_2$  之间发生变化, 二维空间中像素的光谱特征会远离  $y = x$ , 反之亦然.

用支持向量机通过合并最初的二时刻图像(截距和斜率图)以产生变化检测映射, 最终生成一个关于特征的独立集合. 由于支持向量机是有监督的学习算法, 需要给定带有变化结果的训练集和测试集. 支持向量机在建立分类准则时需要有足够的训练样本进行学习, 为此, 在整幅图像中随机抽取样本来生成训练集, 即在两幅图像中用分层抽样法来确保像素中有变化与无变化类比例的合理性. 用随机数法分层抽取训练样本克服了在类别分布不均匀的情况下选择性偏差的问题. 训练集包含 1668 个像素, 其中 706 个属于有变化类, 962 个属于无变化类. 生成一幅相关映射图像来评估所提方法的效果.

算法步骤如表 1. 考虑两幅分别在时刻  $t_1$  和  $t_2$  拍摄同一地理区域的多光谱图像  $f(x, y, z)$  和  $g(x, y, z)$ , 大小

为  $l \times m \times b$ . 假设包含建筑损毁的地震发生在时刻  $t_1$  和  $t_2$  之间.

表 1 基于上下文相似度的有监督图像变化检测方法算法步骤

算法 基于上下文相似度的有监督图像变化检测方法
Step 1. 用式(1)计算图像 $f(x, y, z)$ 中每一个像素和 $g(x, y, z)$ 中对应像素之间的局部斜率.
Step 2. 用式(2)计算图像 $f(x, y, z)$ 中每一个像素和 $g(x, y, z)$ 中对应像素之间的局部截距.
Step 3. 将 Step1 和 Step2 所得斜率和截距输入支持向量机.
Step 4. 用分层抽样法在整幅图像相关映射中随机抽取样本生成统计训练集, 同样输入支持向量机.
Step 5. 将二分类支持向量机应用于 Step3 所得斜率和截距的联合特征集, 生成变化映射图像.
Step 6. 通过将变化映射图像与相关映射做对比, 评估 Step5 所得变化映射精确度.

### 3 数值实验

为验证所提方法的效果, 数值实验采用地震卫星遥感图像进行. 所提方法中支持向量机利用了上下文截距和斜率信息, 将检测结果与未引入上下文信息标准支持向量机方法比较. 利用式(1)计算变化前后图像中像素的局部斜率, 式(2)计算局部截距. 若窗口大小取  $3 \times 3$  ( $\omega=3$ ), 则具有一定的计算偶然性; 若取  $7 \times 7$  ( $\omega=7$ ), 则会加大计算的复杂度. 因此综合考虑, 取窗口大小为  $5 \times 5$  ( $\omega=5$ ). 支持向量机的学习过程, 取高斯核  $\sigma=0.25$ , 罚参数  $C=100$ .

发生于 2008 年 5 月 12 日的中国“五·一二”汶川大地震波及了四川省都江堰市城区, 造成了严重损害. 城区大量房屋受损甚至倒塌. 实验所用数据集来源于拍摄于地震前(2005 年 8 月)和地震后(2008 年 9 月)的二时刻图像. 图像用地球资源 5 号卫星遥感传感器拍摄, 最大分辨率可达 2.4 m. 所选区域为  $900 \times 750$  像素, 涵盖明显的城区损毁建筑. 图 6(a)和(b)分别为地震前后的二时刻图像. 图像经过光学校准和辐射修正, 以达到更好的区分度. 图 6 中用圆形标出了四个被识别为地震前后建筑损毁或倒塌的区域.

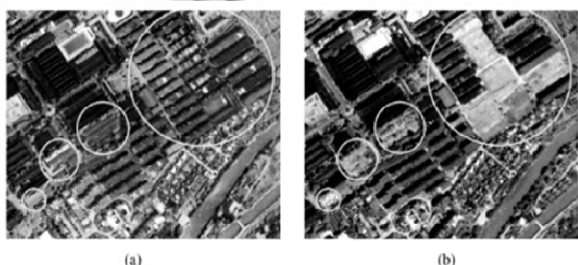


图 6 研究区域定位(a)地震前图像, 2005 年 8 月(b)地震后图像, 2008 年 9 月

首先对初始二时刻图像进行手动目测分析, 生成映射图像如图 7, 包含 78823 个有变化(损毁)像素和 596177 个无变化(未损毁)像素. 由所提方法以及相对比的方法生成的变化检测映射图像都需要与图 7 进行比较来计算精确度.

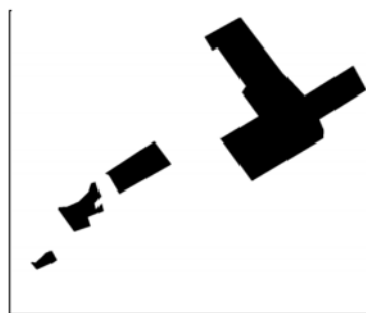


图 7 包含建筑损毁区域定位的相关映射图像

图 8 和图 9 分别为用标准支持向量机方法和所提带有局部截距和斜率的支持向量机方法生成的变化检测映射图像. 通过与图 7 的简单目测可见, 标准支持向量机方法生成的变化映射图像(图 8)中, 很多有变化像素没有被检测到, 即产生了很多漏分现象. 除此之外, 标准支持向量机方法还产生了大量的错分现象, 特别是在图像右下方实际为河流的两块平行区域被错误地识别为损毁区域. 而通过所提带有截距和斜率的支持向量机方法生成的映射图像(图 9)与相关映射图像(图 7)更相似, 更好地避免了错分和漏分. 在这里用大圆, 小圆和椭圆标出了两幅映射图像中的明显不同, 放大后如图 10. 图 10(a)(大圆)中的大部分像素被标准支持向量机方法错误标识为有变化区域(图 10(b)), 而通过所提方法, 这些像素被正确地分类为无变化类(图 10(c)), 一定程度上解决了错分导致的变化区域过高

估计的问题. 图 10(d)(小圆)中像素大部分为有变化类, 用标准支持向量机方法生成的变化映射图像(图 10(e))产生了大量的漏分现象, 但所提带有局部截距和斜率的支持向量机方法则不会产生这个错误. (图 4.10(f)). 同样, 对于图 4.10(g)(椭圆)部分, 通过所提方法得到的变化映射图像(图 10(i))仍然能显著降低漏分, 效果好于标准支持向量机方法(图 10(h)). 通过所提带有局部截距和斜率的支持向量机方法得到的结果给出了相对平滑的地震变化检测区域, 更好地控制了错分和漏分现象.



图 8 标准支持向量机方法生成的包含建筑损毁的地震区域变化检测映射图像



图 9 用带有局部截距和斜率的支持向量机方法生成的包含建筑损毁的地震区域变化检测映射图像

表 2 给出了标准支持向量机方法和带有局部截距和斜率的支持向量机方法的整体精确度、K 系数、漏分率和错分率比较结果. 所提方法将整体精确度提高了 2.6%, K 系数提高了 7.4%, 同时漏分率和错分率较

低, 分别降低了 2.8%和 1.2%.

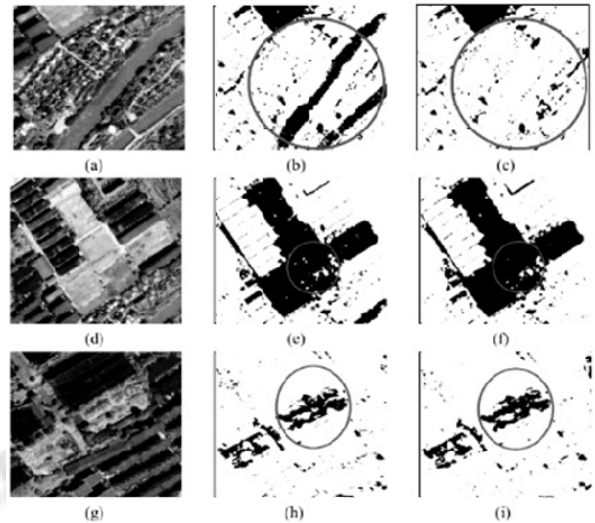


图 10 部分研究区域(a, d 和 g)通过标准支持向量机(b, e 和 h)以及带有局部截距和斜率的支持向量机(c, f 和 i)生成的相关变化检测结果比较

表 2 标准支持向量机和带有局部截距和斜率的支持向量机精确度评估

方法	标准支持向量机	带有局部截距和斜率的支持向量机
整体精确度(%)	88.64	91.28
K 系数	0.5775	0.6519
漏分(%)	11.04	8.21
错分(%)	13.74	12.58

综上所述, 所提方法比其它方法具有更高的变化检测精确度. 进行地震建筑损毁检测的图像中, 由于高层建筑和植物的存在, 阴影很普遍. 城区图像中的建筑和阴影很接近, 一旦由于地震或其他灾害造成建筑损毁(或完全倒塌), 阴影区域也就消失了. 这意味着变化不仅发生在图像中建筑的位置, 同时也发生在相邻的阴影区域. 所提方法的逻辑性在于通过计算局部上下文截距和斜率引入这些相邻二时刻变化的大小和方向, 正确处理真正的有变化像素(建筑损毁区域)和无变化像素(阴影区域), 解决变化区域过高估计的问题. 数值实验结果充分证明测量局部上下文相似度有助于提高变化检测精确度.

#### 4 结论

提出了一种用于检测二时刻多光谱图像有无变化的基于上下文相似度测量的有监督检测方法. 利用每

个像素相邻部分变化的截距和斜率(大小和方向),即上下文信息来抑制错分类现象,有效解决了变化区域过高估计的问题.通过测试一幅带有建筑损毁的真实地震卫星图像变化检测数值实验检验了所提方法的效果.与经典方法如标准支持向量机方法相比,所提方法在降低错分类方面效果更好,对于解决变化区域过高估计问题是有效的,同时获得了更高的整体精确度和 K 系数,以及更小的漏分率.方法对于二时刻高分辨率多光谱卫星图像变化检测问题有很好的适用性.

#### 参考文献

- 1 牛鹏辉,李卫华,李小春.基于贪心 EM 算法的 HMRF 遥感影像变化检测.光电工程,2011,38(11):50-56.
- 2 Singh A. Review article digital change detection techniques using remotely-sensed data. International Journal of Remote Sensing, 1989, 10(6): 989-1003.
- 3 段赛仙.基于多时相遥感影像的土地利用变化检测研究[硕士学位论文].昆明:昆明理工大学,2013.
- 4 韩敏,郑丹晨.基于模糊形状上下文特征的形状识别算法.自动化学报,2012,38(1):68-75.
- 5 丁世飞,齐丙娟,谭红艳.支持向量机理论与算法研究综述.电子科技大学学报,2011,40(1):2-10.
- 6 陈锦伟.敏捷卫星遥感图像配准和拼接技术研究[博士学位论文].杭州:浙江大学,2014.
- 7 孟嘉译,付秀华,王迪.太阳模拟器中光谱修正滤光片的研制.光电工程,2010,37(2):50-53.
- 8 Lizarazo I. SVM-based segmentation and classification of remotely sensed data. International Journal of Remote Sensing, 2008, 29(24): 7277-7283.
- 9 Melgani F, Bruzzone L. Classification of hyperspectral remote sensing images with support vector machines. Geoscience and Remote Sensing IEEE Transactions, 2004, 42(8): 1778-1790.
- 10 Hughes G. On the mean accuracy of statistical pattern recognizers. Information Theory IEEE Transactions, 1968, 14(1): 55-63.