

doi: 10.6046/gtzyyg.2019.01.03

引用格式: 刘义志,赖华荣,张丁旺,等.多特征混合核 SVM 模型的遥感影像变化检测[J].国土资源遥感,2019,31(1):16-21. (Liu Y Z,Lai H R,Zhang D W,et al. Change detection of high resolution remote sensing image alteration based on multi-feature mixed kernel SVM model[J]. Remote Sensing for Land and Resources,2019,31(1):16-21.)

# 多特征混合核 SVM 模型的遥感影像变化检测

刘义志<sup>1,2</sup>, 赖华荣<sup>3</sup>, 张丁旺<sup>4</sup>, 刘飞鹏<sup>2</sup>, 蒋小蕾<sup>2</sup>, 曹庆安<sup>2</sup>

(1. 中国地质大学(武汉)计算机学院,武汉 430074; 2. 江西核工业测绘院,南昌 330038; 3. 广东联合金地不动产评估勘测设计有限公司,韶关 512100; 4. 东莞滨江产业转移工业园管理委员会,韶关 512100)

**摘要:** 针对传统变化检测方法会存在明显的“椒盐现象”以及不同核函数对同一特征性能表现差别比较大的问题,借鉴面向对象思想,提出多特征混合核支持向量机(support vector machine,SVM)模型的变化检测方法。首先,依据高空间分辨率遥感影像对象不同特征的变化检测优势,提取影像多种特征;然后,利用多种特征的多核函数组合,给出多特征混合核函数的构造方法;最后,构建基于多特征混合核 SVM 的变化检测模型,充分挖掘变化目标的完整性与准确性。实验结果表明,该方法能综合利用多种特征信息,检测精度明显高于单一特征,有利于提取小样本的变化信息,避免了以往检测方法需要确定变化阈值的复杂性和不确定性。

**关键词:** 面向对象;变化检测;多特征;混合核;支持向量机

**中图法分类号:** TP 751 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-070X(2019)01-0016-06

## 0 引言

变化检测是从多时相的遥感数据中分析并确定地表覆盖变化的过程与特征,检测的是某 2 个时期影像像元的地表光谱响应随时间变化所发生的变化<sup>[1]</sup>。遥感影像变化检测已经在资源和环境监测、地理国情监测、自然灾害评估以及地图更新等方面得到广泛应用。传统的单像素、单一特征的变化检测,如光谱特征<sup>[2-4]</sup>、纹理特征<sup>[5]</sup>和空间特征<sup>[6]</sup>等,容易出现漏检或误检,不能满足变化目标检测的准确性和完整性<sup>[7]</sup>,因此目前普遍采用面向对象多特征融合进行变化检测<sup>[8]</sup>。由于不同的核函数具有不同的特性,从而使得不同特征采用相同的核函数的性能差别很大。为了克服单一核函数不能有效表达多特征空间的问题,近年来,出现了大量关于核组合的方法。这方面的研究已经成为遥感图像处理中一个新的研究热点<sup>[9]</sup>。

支持向量机(support vector machine,SVM)是目前被广泛使用的一种监督分类器,建立在统计学习理论和结构风险最小原理基础上,可解决少量样本的缺陷,实现高维度模式识别。在遥感图像分类、变化检测的应用中,与传统的神经网络、最小距离分类

方法相比,该方法具有精度高、效率高的优点<sup>[10]</sup>。田淞等<sup>[11]</sup>运用 SVM 的改进模型 KM-SVM 对比值差异影像进行聚类,依据聚类结果训练 SVM 模型参数,获得了变化检测结果,但该方法的变化结果受聚类结果影响比较大;夏晨阳等<sup>[12]</sup>提出混合核 SVM 算法,根据差值影像的直方图选择置信度高的样本做训练样本,并结合 SVM 混合核确定变化检测结果;魏立飞等<sup>[7]</sup>提出的多特征差分核 SVM 遥感影像变化检测方法,利用 TM 影像数据,有效地提取变化信息,但在高空间分辨率遥感影像上存在明显的“椒盐现象”,实验效果较差。

单一类型特征空间下使用单个核函数来构造决策超平面,在影像分类、故障检测和图像检索等领域可行并有效。但是,不同的核函数具有的特性并不相同,从而使同一特征采用不同的核函数检测结果性能差别较大。当组合多种类型的特征空间进行变化检测,而样本特征含有异构信息且规模很大,或者数据高维特征空间分布不平坦时<sup>[13]</sup>,单一核函数处理方法并不合理,往往存在局限性<sup>[14-15]</sup>。

针对上述问题,为了充分利用遥感影像的光谱特征、空间特征以及纹理特征信息,对多特征差分核 SVM 方法进行改进,本文提出一种利用面向对象思想的混合核 SVM 融合多特征的变化检测方法,将不

同特征对应的最优核函数进行组合,以期获得最优的映射关系。

## 1 原理与方法

### 1.1 混合核 SVM 理论

混合核通过多个核函数描述不同的特征空间,解决单个核函数不能有效描述不同的特征空间的问题,可以充分融合多特征信息,为多特征融合提供新思路。

多特征混合核 SVM 变化检测模型的构建,需要讨论多核 SVM 定义、引理与定理。对于给定的函数  $K: X \times X, x_1, x_2, x_3, \dots, x_n \in X$ , 称第  $i$  行、第  $j$  列的元素  $K_{ij} = K(x_i, x_j)$  为  $l \times l$  矩阵  $K$  关于  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$  的 Gram 矩阵。Mercer 核的等价定义: 假定  $K(x, x')$  是定义在  $X \times X$  上的连续对称函数,  $X$  为  $R^N$  上的一个紧集,并且对于任意的  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n \in X$ ,  $K(x, x')$  都是 Gram 矩阵半正定,那么  $K(x, x')$  是满足 Mercer 条件的核函数。假设  $K_1$  和  $K_2$  都是  $X \times X$  上的核,  $X \in R^N$ , 有常数  $\alpha \geq 0$ , 则式 (1) — (2) 均为核, 即

$$K(x, x') = K_1(x, x') + K_2(x, x') \quad (1)$$

$$K(x, x') = \alpha K_1(x, x') \quad (2)$$

根据上述公式存在有一组常数  $\beta_i$  使得

$$K(x, x') = \sum_{i=1}^m \beta_i K_i(x, x') \quad (3)$$

设向量  $x$  为影像上  $N$  个不同特征数据组成, 每个特征数据表示成向量  $x^n$ ,  $n = 1, 2, \dots, N$ , 则影像的所有特征向量  $x$  可表示为  $x = \bigcup_{n=1}^N x^n$ , 因此由式 (1) — (3) 可知, 基于不同特征的交叉信息核函数表达式为

$$K(x, x') = \sum_{i=1}^m K_{i,i'}(x^i, x'^{(i')}) + \sum_{i,i'=1}^m K_{i,i'}(x^i, x'^{(i')}) \quad (4)$$

交叉信息混合核是能够有效地融合光谱特征、空间特征和纹理特征的核函数信息, 能更好地挖掘影像特征空间信息。

### 1.2 方法步骤

基于多特征混合核 SVM 模型的高空间分辨率遥感影像变化检测方法的步骤如下: 首先, 运用多尺度分割算法分割获得影像对象, 并计算影像光谱特征、纹理特征信息; 然后, 对不同特征信息采用独立的核函数, 组合成多特征空间的多核函数, 构建基于面向对象的多特征混合核 SVM 变化检测模型。变化检测流程见图 1。

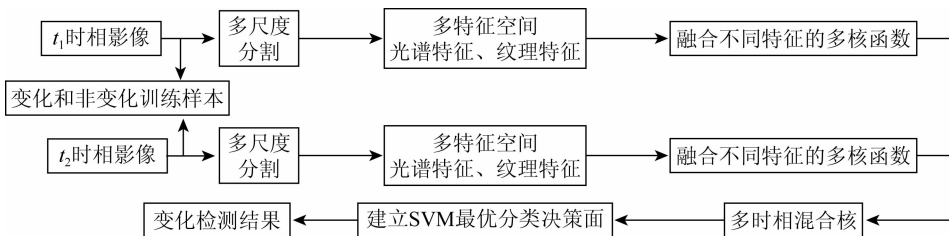


图 1 多特征混合核 SVM 变化检测模型流程

Fig. 1 Flow chart of multi feature hybrid kernel SVM change detection model

#### 1.2.1 影像分割

影像分割是面向对象影像分析的基础, 其结果将对后续分析产生重要的影响。基于多尺度分割算法, 通过计算各波段的形状与光谱异质性的特征值, 根据各个波段信息自适应确定权重, 通过迭代运算, 直到影像对象的形状和光谱的综合加权值大于给定的阈值, 停止迭代, 完成影像的多尺度分割。对于任意波段的影像, 其异质性  $f$  为

$$f = \omega h_{\text{color}} + (1 - \omega) h_{\text{shape}} \quad (5)$$

$$h_{\text{shape}} = (1 - \omega_{\text{sm}}) h_{\text{cm}} + \omega_{\text{sm}} h_{\text{sm}} \quad (6)$$

式中:  $\omega$  为影像的光谱异质性  $h_{\text{color}}$  的权重; 形状异质性  $h_{\text{shape}}$  通过形状平滑度的权重  $\omega_{\text{sm}}$ 、形状平滑度  $h_{\text{sm}}$  和形状紧凑度  $h_{\text{cm}}$  确定。

#### 1.2.2 特征提取

通过广义的特征提取过程获得特征数据集, 即

依据原始影像的光谱特征提取感兴趣的特征数据, 为下一步的变化信息提取提供依据。本文提取的特征数据集包括: ①光谱均值, 即原始影像对应对象内给定波段的均值; ②纹理特征, 灰度共生矩阵均值、灰度共生矩阵方差、灰度共生矩阵均匀性和灰度共生矩阵对比度等纹理统计量。面向对象的高空间分辨率影像变化检测选用多种特征信息组合, 为确保构建的多源特征影像数据集具有合适的权重, 使不同数据集归一化至  $[0, 1]$ 。这样能有效地避免数据的不一致性和不稳定性。

#### 1.2.3 多特征差分核 SVM 模型构建

多特征差分核变化检测时, 多时相遥感影像是不同的信息数据, 本文借鉴差值影像变化检测方法, 依据上述原理构建了一种新的影像混合核来提取变化信息。

设  $\mathbf{x}_i$  代表每个影像对象的特征向量,  $\mathbf{x}_i^s$  和  $\mathbf{x}_i^w$  分别表示光谱和纹理特征,采用直接累加核函数和

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = K_s(\mathbf{x}_i^s, \mathbf{x}_j^s) + K_w(\mathbf{x}_i^w, \mathbf{x}_j^w) + K_{sw}(\mathbf{x}_i^s, \mathbf{x}_j^w) + K_{ws}(\mathbf{x}_i^w, \mathbf{x}_j^s) \quad (8)$$

为了提取变化信息,还需要构建一种新的影像混合核。设  $t_1$  时相的特征向量为  $\mathbf{x}^{t_1}$ ,  $t_2$  时相的特征向量为  $\mathbf{x}^{t_2}$ , 第  $i$  个样本的 2 个时相特征向量为  $\mathbf{x}^{t_{1i}}$

$$\varphi(\mathbf{x}) = \{\varphi_1(\mathbf{x}), \varphi_2(\mathbf{x}), \dots\} = \{\varphi_1(\mathbf{x}^{(t_1)}) - \varphi_1(\mathbf{x}^{(t_2)}), \varphi_2(\mathbf{x}^{(t_1)}) - \varphi_2(\mathbf{x}^{(t_2)}), \dots\} \quad (9)$$

相应的点积核函数及混合核函数可以分别表示为

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \varphi(\mathbf{x})\varphi(\mathbf{x}') = \varphi(\mathbf{x}^{(t_1)})\varphi(\mathbf{x}'^{(t_1)}) + \varphi(\mathbf{x}^{(t_2)})\varphi(\mathbf{x}'^{(t_2)}) - \varphi(\mathbf{x}^{(t_1)})\varphi(\mathbf{x}'^{(t_2)}) - \varphi(\mathbf{x}^{(t_2)})\varphi(\mathbf{x}'^{(t_1)}) \quad (10)$$

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = K(\mathbf{x}^{(t_1)}, \mathbf{x}'^{(t_1)}) + K(\mathbf{x}^{(t_2)}, \mathbf{x}'^{(t_2)}) - K(\mathbf{x}^{(t_1)}, \mathbf{x}'^{(t_2)}) - K(\mathbf{x}^{(t_2)}, \mathbf{x}'^{(t_1)}) \quad (11)$$

当不同时相的样本特征都包含光谱、纹理信息时,首先对多特征使用交差信息核函数,然后再构建

交叉信息核函数来融合 2 类特征的表达式分别为  
 $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = K_s(\mathbf{x}_i^s, \mathbf{x}_j^s) + K_w(\mathbf{x}_i^w, \mathbf{x}_j^w) \quad (7)$   
和  $\mathbf{x}^{t_{2i}}$  ( $i = 1, 2, 3, \dots, l$ ,  $l$  为样本个数),将原始特征的数据集映射到高维特征空间,样本差值作为新的输入样本,即

不同时相的混合核,得到基于多特征空间的不同时相混合核函数,即

$$\begin{cases} K(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = K(\mathbf{x}^{(t_1)}, \mathbf{x}'^{(t_1)}) + K(\mathbf{x}^{(t_2)}, \mathbf{x}'^{(t_2)}) - K(\mathbf{x}^{(t_1)}, \mathbf{x}'^{(t_2)}) - K(\mathbf{x}^{(t_2)}, \mathbf{x}'^{(t_1)}) \\ K(\mathbf{x}^{(t_1)}, \mathbf{x}'^{(t_1)}) = K_s(\mathbf{x}^{(t_1)}, \mathbf{x}'^{(t_1)}) + K_w(\mathbf{x}^{(t_1)}, \mathbf{x}'^{(t_1)}) + K_{sw}(\mathbf{x}^{(t_1)}, \mathbf{x}'^{(t_1)}) + K_{ws}(\mathbf{x}^{(t_1)}, \mathbf{x}'^{(t_1)}) \\ K(\mathbf{x}^{(t_2)}, \mathbf{x}'^{(t_2)}) = K_s(\mathbf{x}^{(t_2)}, \mathbf{x}'^{(t_2)}) + K_w(\mathbf{x}^{(t_2)}, \mathbf{x}'^{(t_2)}) + K_{sw}(\mathbf{x}^{(t_2)}, \mathbf{x}'^{(t_2)}) + K_{ws}(\mathbf{x}^{(t_2)}, \mathbf{x}'^{(t_2)}) \\ K(\mathbf{x}^{(t_1)}, \mathbf{x}'^{(t_2)}) = K_s(\mathbf{x}^{(t_1)}, \mathbf{x}'^{(t_2)}) + K_w(\mathbf{x}^{(t_1)}, \mathbf{x}'^{(t_2)}) + K_{sw}(\mathbf{x}^{(t_1)}, \mathbf{x}'^{(t_2)}) + K_{ws}(\mathbf{x}^{(t_1)}, \mathbf{x}'^{(t_2)}) \\ K(\mathbf{x}^{(t_2)}, \mathbf{x}'^{(t_1)}) = K_s(\mathbf{x}^{(t_2)}, \mathbf{x}'^{(t_1)}) + K_w(\mathbf{x}^{(t_2)}, \mathbf{x}'^{(t_1)}) + K_{sw}(\mathbf{x}^{(t_2)}, \mathbf{x}'^{(t_1)}) + K_{ws}(\mathbf{x}^{(t_2)}, \mathbf{x}'^{(t_1)}) \end{cases} \quad (12)$$

至此,SVM 优化问题的对偶形式可以进一步表达为

$$\max: L(a) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j (\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (C \geq \alpha_i \geq 0, i=1, 2, \dots, l, \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0) \quad (13)$$

式中:  $C$  为惩罚系数;  $y$  为所属类别。

合核函数的 SVM 变化检测模型,即

将式(12)带入式(13),可以获得基于多特征混

$$\begin{aligned} \max: L(a) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j [K(\mathbf{x}_i^{(t_1)}, \mathbf{x}_j^{(t_1)}) + K(\mathbf{x}_i^{(t_2)}, \mathbf{x}_j^{(t_2)}) - K(\mathbf{x}_i^{(t_1)}, \mathbf{x}_j^{(t_2)}) - K(\mathbf{x}_i^{(t_2)}, \mathbf{x}_j^{(t_1)})] \\ (C \geq \alpha_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, l, \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0) \end{aligned} \quad (14)$$

## 2 实验与分析

### 2.1 研究区数据

本文采用的实验数据为 2013 年 3 月和 2015 年 10 月高分二号卫星遥感影像,空间分辨率为 1 m,由

蓝光、绿光、红光和近红外 4 个波段组成,影像首先进行影像配准和直方图匹配等预处理。实验数据为某城区,影像大小为 1 800 像素  $\times$  1 500 像素,如图 2(a)和(b)所示;图 2(c)为通过人工目视解译综合获得的标准变化检测结果。

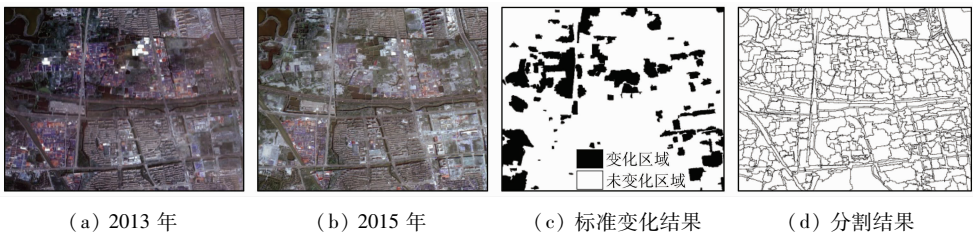


图 2 某城区影像  
Fig. 2 City images

### 2.2 实验分析

实验采用多尺度分割算法对预处理后的多时相

遥感影像进行分割,获得具备光谱和形状同质性的对象,然后将前后 2 个时相的分割结果进行叠加生

成最终的矢量文件,如图 2(d)所示。

采用半自动人机交互方式选取变化地物、未变化地物的部分样本数据占验证区总量的 8.28%,选取样本的原则为:样本在整幅影像上均匀分布且变化类别与未变化类别训练样本的比例符合影像本身变化像元较少而未变化像元较多的特点,充分考虑变化地物与未变化地物的光谱结构与纹理特征,从而使选择的样本具有代表性,并且样本尽可能包括

建筑区、道路、耕地、水域和裸地等多种地物覆盖类型。随机选择 70% 样本作为训练样本,其余作为检验样本。

为了验证多特征融合的有效性,将单一光谱特征、纹理特征和本文方法进行了比较。不同特征组合的变化检测结果如图 3 所示,图中椭圆为漏检区域,矩形为虚检区域。表 1 为不同变化检测结果的精度评定。

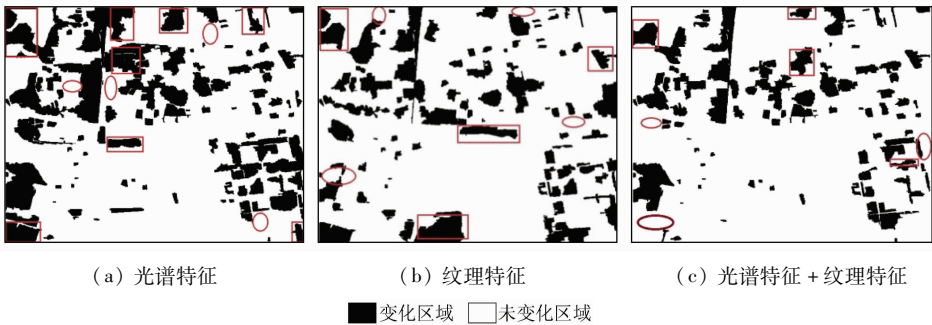


图 3 不同特征组合的 SVM 检测结果

Fig. 3 Detection results of SVM with different feature combinations

表 1 不同特征组合的 SVM 检测结果精度评价

Tab. 1 Accuracy assessment of detection results of SVM with different feature combinations							
特征	变化类别	实际变化/km <sup>2</sup>	实际未变化/km <sup>2</sup>	合计/km <sup>2</sup>	虚检率/%	漏检率/%	正确率/%
光谱特征	变化	0.41	0.67	1.08	61.83	12.45	84.01
	未变化	1.75	12.28	14.03			
纹理特征	变化	1.21	0.93	2.14	43.27	7.29	87.61
	未变化	0.95	12.03	12.98			
融合光谱和纹理特征	变化	1.44	0.51	1.95	25.97	5.95	91.47
	未变化	0.08	12.39	12.47			

分析图 3 和表 1 可知,采用单一特征的变化检测方法,漏检、虚检现象比较明显,单一特征对某一特征变化检测效果较好,但是漏检较多。采用单一光谱特征变化检测的虚检率为 61.83%、漏检率为 12.45%;采用单一纹理特征变化检测的虚检率为 43.27%、漏检率为 7.29%,虚检率和漏检率都有所下降;融合光谱特征与纹理特征的变化检测虚检率和漏检率都最低而且正确率最高。这是由于不同时相遥感影像存在受太阳高度角、光照条件和季节等

因素不同程度的影响,使得部分不同地物在影像上具有不同的灰度值,而仅依靠纹理特征反映地物结构信息比较单一。而融合 2 种特征更能利用单一特征的优势,有利于挖掘更多的影像信息。

为检验提出的混合核函数方法在遥感影像变化检测中的效果,将混合核的变化检测结果与单独使用多项式核、线性核以及 RBF 核函数的单一核函数方法加以定性比较和定量分析。得到的数据结果分别如图 4 和表 2 所示。

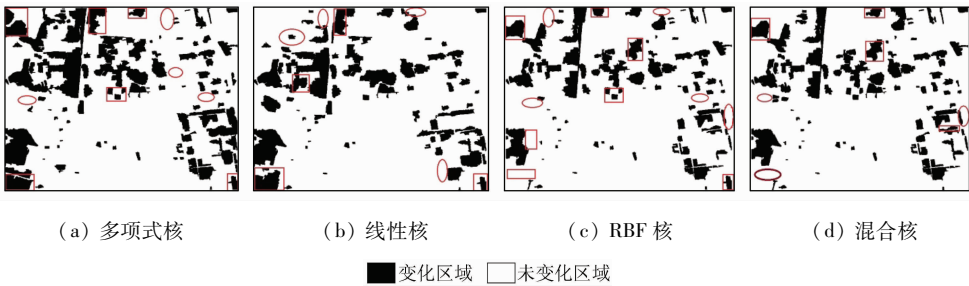


图 4 不同核函数变化检测结果比较

Fig. 4 Comparison of detection results of different kernel functions

表 2 不同核函数变化检测结果精度比较

Tab.2 Comparison of detection results accuracy of different kernel functions

核函数	变化类别	实际变化/km <sup>2</sup>	实际未变化/km <sup>2</sup>	合计/km <sup>2</sup>	虚检率/%	漏检率/%	正确率/%
多项式核	变化	0.80	0.70	1.50	46.57	9.98	86.39
	未变化	1.36	12.26	13.62			
线性核	变化	0.79	0.45	1.24	36.29	12.75	85.31
	未变化	1.77	12.11	13.88			
RBF 核	变化	1.16	0.65	1.81	35.98	7.55	89.05
	未变化	1.01	12.31	13.32			
混合核	变化	1.44	0.51	1.95	25.97	5.95	91.47
	未变化	0.08	12.39	12.47			

分析图 4 和表 2 可以得出,采用单一核的 SVM 模型变化检测方法,正确率等指标都比较低,单一核 SVM 模型只是将不同的特征进行简单的累加,无法准确、完整地表现变化结果;而采用多特征混合核 SVM 模型的变化检测的正确率最高,虚检率和漏检率都比较低;多特征混合核 SVM 模型运用组合核,将不同的特征分别输入不同的核函数进行映射,能有效融合不同的特征信息,最大限度地挖掘影像信息,从而正确率、虚检率以及漏检率等指标达到了最好水平;本文方法对于郊区光谱特征与纹理特征明显的道路、建筑物的检测效果较好,但也将许多未变化的植被覆盖区域错误判别为变化区域。这是因为 2 期影像拍摄季节差别较大,导致地表植被覆盖差异较大,相对辐射校正法未能有效减小其差异,从而容易导致虚检。

为了验证多特征混合核 SVM 变化检测模型的有效性,同具有代表性的变化检测方法<sup>[8,11]</sup>进行比较分析,2 种变化检测结果见表 3。由于文献[8]采用基于像素的方法进行实验,检测结果的虚检率和漏检率都比较高;文献[11]采用 K 均值与 SVM 结合的方法,利用 K 均值方法提取训练样本,由于 K 均值提取训练样本的不稳定性造成变化信息提取结果较差;实验结果表明本文方法的变化检测精度最高。

表 3 不同变化检测方法精度比较

Tab.3 Comparison of the accuracy of change detection algorithms (%)

类别	文献[8]方法	文献[11]方法	本文方法
虚检率	37.85	35.85	25.97
漏检率	10.60	9.67	5.95
正确率	87.45	88.11	91.47

3 结论

通过运用多核函数融合光谱、纹理等不同特征,构建多时相混合函数,为多核 SVM 变化检测提供了一种思路。研究结果表明该方法依据对象的光谱、纹理信息,充分、有效地挖掘不同核函数对不同特征的检测优势,降低了虚检率和漏检率,提高了变化检

测的正确率。但本文研究还缺少对地物类别信息进行变化判断及变化趋势的预测,这些内容有待于今后进一步研究。

参考文献 (References):

[1] 夏朝旭,何政伟,于欢,等.面向对象的土地覆被变化检测研究[J].遥感技术与应用,2014,29(1):106-113.  
Xia C X,He Z W,Yu H,et al. Study on land cover change detection based on object-oriented[J]. Remote Sensing Technology and Application,2014,29(1):106-113.

[2] Zhang G,Li Y,Li Z J. A new approach toward object-based change detection[J]. Science China Technological Sciences,2010,53(s1):105-110.

[3] Li F,Fang F M,Zhang G X. Unsupervised change detection in SAR images using curvelet and L1-norm based soft segmentation[J]. International Journal of Remote Sensing,2016,37(14):3232-3254.

[4] Bovolo F,Bruzzone L,Marconcini M. A novel approach to unsupervised change detection based on a semisupervised SVM and a similarity measure[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2008,46(7):2070-2082.

[5] 庄会富,邓略中,范洪冬.纹理特征向量与最大化熵法相结合的 SAR 影像非监督变化检测[J].测绘学报,2016,45(3):339-346.  
Zhuang H F,Deng K Z,Fan H D. SAR images unsupervised change detection based on combination of texture feature vector with maximum entropy principle[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica,2016,45(3):339-346.

[6] 钟家强,王润生.基于自适应参数估计的多时相遥感图像变化检测[J].测绘学报,2005,34(4):331-336.  
Zhong J Q,Wang R S. Multitemporal remote sensing image change detection based on adaptive parameter estimation[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica,2005,34(4):331-336.

[7] 魏立飞,钟燕飞,张良培,等.遥感影像融合的自适应变化检测[J].遥感学报,2010,14(6):1196-1211.  
Wei L F,Zhong Y F,Zhang L P,et al. Adaptive change method of remote sensing image fusion[J]. Journal of Remote Sensing,2010,14(6):1196-1211.

[8] 林怡,刘冰,陈映鹰,等.多特征差分核支持向量机遥感影像变化检测方法[J].武汉大学学报(信息科学版),2013,38(8):978-982.  
Lin Y,Liu B,Chen Y Y,et al. Change detection method based on multi-feature differencing kernel SVM for remote sensing imagery[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University,2013,38(8):978-982.

[9] Zien A, Ong C S. Multiclass multiple kernel learning [C]//Proceedings of the Twenty – Fourth International Conference Machine Learning (ICML). Corvallis: ACM, 2007.

[10] 谭 琨, 杜培军. 基于支持向量机的高光谱遥感图像分类[J]. 红外与毫米波学报, 2008, 27(2): 123 – 128.

Tang K, Du P J. Hyperspectral remote sensing image classification based on support vector machine [J]. Journal of Information and Millimeter Waves, 2008, 27(2): 123 – 128.

[11] 田 淞, 宋建社, 张雄美, 等. KM – SVM 法的 SAR 图像无监督变化检测[J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(5): 1042 – 1046.

Tian S, Song J S, Zhang X M, et al. KM – SVM approach to unsupervised change detection in SAR images [J]. Systems Engineering and Electronics, 2015, 37(5): 1042 – 1046.

[12] 夏晨阳, 石爱业, 吴国宝. 基于 SVM 混合核的遥感图像变化检测[J]. 信息技术, 2014(8): 38 – 41.

Xia C Y, Shi A Y, Wu G B. Remote sensing image change detection based on mixed kernel of SVM [J]. Information Technology, 2014(8): 38 – 41.

[13] 祁增营, 王 京, 左正立. 湿地变化监测研究现状与展望[J]. 遥感信息, 2012, 27(6): 124 – 132.

Qi Z Y, Wang J, Zuo Z L. Current status and prospect of researches on wetland change monitoring [J]. Remote Sensing Information, 2012, 27(6): 124 – 132.

[14] 慕彩红, 霍利利, 刘 逸, 等. 基于小波融合和 PCA – 核模糊聚类的遥感图像变化检测[J]. 电子学报, 2015, 43(7): 1375 – 1381.

Mu C H, Huo L L, Liu Y, et al. Change detection for remote sensing images based on wavelet fusion and PCA – kernel fuzzy clustering [J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(7): 1375 – 1381.

[15] Wang X G, Jia Z H, Yang J, et al. Change detection in SAR images based on the logarithmic transformation and total variation denoising method [J]. Remote Sensing Letters, 2017, 8(3): 214 – 223.

[16] 王光辉, 李建磊, 王华斌, 等. 基于多特征融合的遥感影像变化检测算法[J]. 国土资源遥感, 2018, 30(2): 93 – 99. doi: 10.6046/gtzyyg. 2018. 02. 13.

Wang G H, Li J L, Wang H B, et al. Change detection based on adaptive fusion of multiple features [J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2018, 30(2): 93 – 99. doi: 10.6046/gtzyyg. 2018. 02. 13.

[17] 尹凌宇, 覃先林, 孙桂芬, 等. 利用 KPCA 法检测高分一号影像中的森林覆盖变化[J]. 国土资源遥感, 2018, 30(1): 95 – 101. doi: 10.6046/gtzyyg. 2018. 01. 13.

Yin L Y, Qin X L, Sun G F, et al. The method for detecting forest cover change in GF – 1 images by using KPCA [J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2018, 30(1): 95 – 101. doi: 10.6046/gtzyyg. 2018. 01. 13.

[18] 邓 曾, 李 丹, 柯樱海, 等. 基于改进 SVM 算法的高分辨率遥感影像分类[J]. 国土资源遥感, 2016, 28(3): 12 – 18. doi: 10.6046/gtzyyg. 2016. 03. 03.

Deng Z, Li D, Ke Y H, et al. An improved SVM algorithm for high spatial resolution remote sensing image classification [J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2016, 28(3): 12 – 18. doi: 10.6046/gtzyyg. 2016. 03. 03.

## Change detection of high resolution remote sensing image alteration based on multi – feature mixed kernel SVM model

LIU Yizhi<sup>1,2</sup>, LAI Huarong<sup>3</sup>, ZHANG Dingwang<sup>4</sup>, LIU Feipeng<sup>2</sup>, JIANG Xiaolei<sup>2</sup>, CAO Qing'an<sup>2</sup>

(1. School of Computer Science, China University of Geosciences(Wuhan), Wuhan 430074, China; 2. Jiangxi Nuclear Industry Institute of Surveying and Mapping, Nanchang 330038, China; 3. Guangdong United to the Real Estate Assessment Survey and Design Co. Ltd., Shaoguan 512100, China; 4. Dongguan Zhenjiang Industrial Transfer Industrial Park Management Committee, Shaoguan 512100, China)

**Abstract:** In view of the fact that different kernel functions have greatly different performance on the same feature, the authors propose a new method of change detection of multi – feature hybrid kernel support vector machine (SVM) model. According to the different characteristics of the change detection, the authors extract image features, make use of the multi – kernel function of several features, give the methods of constructing multi – feature and mixed – kernel function, construct change detection model of multi – feature mixed – nuclear support vector machine, and fully tap the integrity and accuracy of the varying target. The experimental results show that this method makes use of the information of various features. The detection precision is obviously higher than that of the single feature. The method not only takes advantage of extracting change information of small samples, but also avoids the complexity and uncertainty of the old detection method for determining the change threshold.

**Keywords:** object oriented; change detection; multi – feature; mixed kernel; support vector machines (SVM)  
(责任编辑: 陈 理)